



UFBA

UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA INDUSTRIAL - PEI

MESTRADO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL

MILTON EXPEDITO DE OLIVEIRA NETO

ABORDAGEM QUANTITATIVA USANDO ESTATÍSTICA
PARA AVALIAR A CONFIABILIDADE DE INCINERADORES
DE RESÍDUOS SÓLIDOS INDUSTRIAIS PARA APLICAÇÃO
DA MCC



SALVADOR
2017



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA - UFBA
ESCOLA POLITÉCNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL

MILTON EXPEDITO DE OLIVEIRA NETO

**ABORDAGEM QUANTITATIVA USANDO ESTATÍSTICA PARA
AVALIAR A CONFIABILIDADE DE INCINERADORES DE RESÍDUOS
SÓLIDOS INDUSTRIAIS PARA APLICAÇÃO DA MCC**

Salvador
2017

MILTON EXPEDITO DE OLIVEIRA NETO

**ABORDAGEM QUANTITATIVA USANDO ESTATÍSTICA PARA
AVALIAR A CONFIABILIDADE DE INCINERADORES DE RESÍDUOS
SÓLIDOS INDUSTRIAIS PARA APLICAÇÃO DA MCC**

Dissertação apresentada ao Programa de Pesquisa e Pós-graduação em Engenharia Industrial, da Universidade Federal da Bahia, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Industrial.

Orientadora: Profa. Dra. Karla Patrícia Oliveira Esquerre.

Coorientador: Prof. Dr. Édler Lins de Albuquerque

Salvador
2017

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema Universitário de Bibliotecas (SIBI/UFBA),
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

OLIVEIRA NETO, MILTON EXPEDITO DE
ABORDAGEM QUANTITATIVA USANDO ESTATÍSTICA PARA
AVALIAR A CONFIABILIDADE DE INCINERADORES DE RESÍDUOS
SÓLIDOS INDUSTRIAIS PARA APLICAÇÃO DA MCC / MILTON
EXPEDITO DE OLIVEIRA NETO. -- Salvador, 2017
82 f. : il

Orientador: Karla Patrícia Oliveira Esquerre.
Coorientador: Édler Lins de Albuquerque Salvador.
Tese (Doutorado - Engenharia Eletrica) --
Universidade Federal da Bahia, UFBA, 2017.

1. Resíduos. 2. Incineração. 3. Confiabilidade. 4.
Manutenção. 5. Manutenção. I. Esquerre, Karla Patrícia
Oliveira. II. Salvador, Édler Lins de Albuquerque .
III. Título.

**MODELAGEM DA CONFIABILIDADE DE INCINERADORES DE
RESÍDUOS SÓLIDOS: UMA PROPOSTA DE APOIO À MANUTENÇÃO
CENTRADA EM CONFIABILIDADE**

Milton Expedito de Oliveira Neto

Dissertação submetida ao corpo docente do Programa de Pós Graduação em Engenharia Industrial da Escola Politécnica da Universidade Federal da Bahia – UFBA, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de mestre em Engenharia Industrial.

Examinada por:

Prof. Dr. Márcio André Fernandes Martins *Márcio André Fernandes Martins*
Doutor em Engenharia Química pela Universidade de São Paulo, Brasil (2014)

Prof. Dr. Adonias Magdiel Silva Ferreira *Adonias Magdiel Silva Ferreira*
Doutor em Engenharia Industrial pela Universidade Federal da Bahia, Brasil (2015)

Prof. Dr. José Jailton Marques *José Jailton Marques*
Doutor em Engenharia Química pela Universidade Estadual de Campinas, Brasil (2003)

Salvador
2017

À

Minha filha, Maria Gabriela, por trazer o espírito de renovação e por deixar mais alegre a vida de seus pais.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus por tudo que tem me permitido realizar ao longo da vida. Ele que sempre colocou boas pessoas para me ajudar na minha trajetória até aqui.

Expresso meus agradecimentos também ao professor Edler Lins, o qual me apresentou à minha orientadora, devido ao meu interesse em realizar a pesquisa na área de confiabilidade.

Sou imensamente grato à minha orientadora, Profa. Dra. Karla Patrícia Oliveira, pela paciência, dedicação, apoio e pelo conhecimento transmitido. Em especial, por sempre estar acreditando na minha capacidade de entrega. Sua confiança e ajuda foram fatores fundamentais para a realização desta dissertação.

Aos membros da banca, Prof. Adonias Magdiel, Prof. Márcio Martins e Prof. Jailton Marques, meu muito obrigado por participarem desta defesa e colaborarem para a discussão e conclusão deste trabalho.

Não poderia esquecer de agradecer aos professores do PEI e aos funcionários da secretaria. À Tatiane, Robson e a todos os colegas do mestrado.

Por fim, agradeço à minha família por todo o apoio e incentivo. Aos meus pais (Edenilza e Ubirajara), à minha sogra (Helena), a meus irmãos (Ubirajara Jr. e Elaine) e, por fim, à minha querida e amada esposa (Herica Oliveira), a qual sempre esteve presente, auxiliando-me incondicionalmente, sendo essencial para eu não desistir quando os caminhos se tornavam difíceis demais.

Quem sabe concentrar-se numa coisa e insistir nela, como único objetivo, obtém, ao fim, a capacidade de fazer qualquer coisa.

Mahatma Gandhi.

OLIVEIRA NETO, Milton Expedito de. Abordagem quantitativa usando estatísticas para avaliar a confiabilidade de incineradores de resíduos sólidos industriais para aplicação da MCC. XX f. il. 2017. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2017.

RESUMO

Ao longo dos anos, resíduos sólidos se tornaram um grande desafio ambiental para os Estados ao redor do mundo, uma vez que a sua destinação final é uma inquietante preocupação para os envolvidos, principalmente, quando envolvem resíduos perigosos. Assim, incineradores têm sido uma das alternativas propostas mais utilizada para a gestão do problema. Entretanto, para esta operação, é necessário o cumprimento de severas leis impostas por legislações diversas e pelos órgãos ambientais, os quais exigem que sejam incorporadas ao processo em questão um mecanismo eficiente de gestão operacional. Em vista disso, este trabalho teve como objetivo utilizar a análise quantitativa na primeira etapa de implementação, dentro da perspectiva da filosofia da Manutenção Centrada na Confiabilidade (MCC), já que esta aplicação é capaz de permitir, através de um estudo de natureza probabilística, a determinação do tempo de vida dos equipamentos do incinerador em estudo, além de possibilitar identificar os subsistemas que podem provocar a ocorrência de falhas. Assim, para o desenvolvimento desta pesquisa, apresentou-se o uso das ferramentas de Engenharia de Confiabilidade em um incinerador de resíduos sólidos industriais (IRSI), por meio de análise estatística aplicada no *software* R – Studio. Para tanto, optou-se pela elaboração de uma rotina para coleta de dados de tempo até a incidência de alguma falha no sistema; pela construção do diagrama de blocos dos sistemas; e pelo uso da modelagem matemática, que permitiu identificar quais sistemas possuíam maior probabilidade de falhas. Além disso, o teste estatístico de hipótese, associado ao método não paramétrico, facilitou a seleção da melhor distribuição de probabilidade. Entre as distribuições testadas, encontram-se: gama generalizada, Weibull 2p, gama, exponencial, e a log-normal (a qual apresentou melhor aderência ao maior número de sistemas do IRSI). Por fim, o estudo foi delimitado com base em dados históricos das falhas, ao longo de seis anos de operação do forno incinerador presente neste estudo de caso.

Palavras-chave: Resíduos. Incineração. Confiabilidade. Manutenção. Probabilidade.

ABSTRACT

Throughout the years, solid waste have become a great environment challenge to Estates around the world, once its final destination is a disturbing concern to the involved, mainly, when they involve hazardous waste. That being said, incenerators have been being one of the most used alternatives proposed for the problem management. However, for this operation, it is necessary the fulfillment of harsh laws imposed by various legislations and by environmental organs, which demand an efficient operational management mecanism to be incorporated to the processes in issue. In view thereof, this thesis had as an objective the use of a quantitative analysis in the first part of implementation, from the perspective of the philosophy of Reliability Centered Maintenance (RCM), since this application is capable of allowing, by means of a probabilistic study, the determination of the life time of the equipment of the incinerator under study, besides allowing to identify the subsystems that can cause the occurrence of failures. Thus, for the development of this research, the use of Reliability Engineering tools in an industrial solid waste incinerator (ISWI) was presented through statistical analysis applied in R-Studio software. In order to do so, we opted for the elaboration of a routine for collecting time data until the incidence of some system failure; by building the block diagram of the systems; and the use of mathematical modeling, which allowed us to identify which systems were most likely to fail. In addition, the statistical hypothesis test, associated to the non-parametric method, facilitated the selection of the best probability distribution. Among the tested distributions are: generalized gamma, Weibull 2p, gamma, exponential, and log-normal (which showed better adherence to the greater number of ISWI systems). Finally, the study was delimited based on historical data of failures, over six years of operation of the furnace incinerator present in this case study.

Keywords: Waste. Incineration. Reliability. Maintenance. Probability.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Incinerador de resíduos sólidos industriais	31
Figura 2 - Metodologia utilizada para a construção e avaliação dos modelos.	33
Figura 3 - Planilha acompanhamento de manutenção do IRSI.	34
Figura 4 - Diagrama de blocos de confiabilidade para sistemas em série.	37
Figura 5 - Método para construção da árvore de falhas.	39
Figura 6 - Console software estatístico R-Studio.	40
Figura 7 - Dados consolidados das falhas.	41
Figura 8 - Gráficos das funções de confiabilidade estimadas por Kaplan-Meier versus modelos propostos exponencial, de Weibull, Log-normal e Gama.	45
Figura 9 - Gráficos das funções de confiabilidade estimadas por Kaplan-Meier versus modelos propostos exponencial, de Weibull, Log-normal e Gama.	46
Figura 10 - Análise Qualitativa: Curva não paramétrica e paramétrica para os sistemas do IRSI.	47
Figura 11 - Diagrama de Pareto do sistema de combustão.....	53

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Distribuições de probabilidade	24
Tabela 2 - Comparação da Manutenção Tradicional com a MCC	27
Tabela 3 - Enumeração dos sistemas do IRSI	35
Tabela 4 - Análise quantitativa das distribuições de probabilidade dos sistemas do IRSI.....	42
Tabela 5 - Parâmetros das distribuições dos sistemas do IRSI.	49
Tabela 6 - Probabilidade de falha dos sistemas do IRSI.	51
Tabela 7 - Importância dos cortes mínimos.	53
Tabela 8 - Análise dos Porquês do sistema de combustão.	55
Tabela 9 - Tempo médio entre falhas (mean time between failures – MTBF) para cada evento básico.	62
Tabela 10- Interpretação física sobre os parâmetros da função Weibull.....	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AD	Anderson Darling
AIC	Akaike Information Criterion
BIC	Bayesian Information Criterion
EDR	Eficiência de Destruição e Remoção
FAA	Federal Aviation Authority
FMEA	Failure Mode Effects Analysis
IRSI	Incinerador de Resíduos Sólidos Industriais
MCC	Manutenção Centrada na Confiabilidade
MSG	Maintenance Steering Group
PCOP	Principal Composto Orgânico Perigoso
PNRS	Política Nacional de Resíduos Sólidos
RCM	Reliability Centered Maintenance

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVOS.....	14
1.1.2	Objetivo geral	15
1.1.3	Objetivos específicos	15
1.2	JUSTIFICATIVA.....	15
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	16
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	17
2.1	INCINERADORES DE RESÍDUOS INDUSTRIAIS.....	17
2.2	ANÁLISE DE CONFIABILIDADE.....	18
2.3	MANUTENÇÃO CENTRADA EM CONFIABILIDADE.....	24
3	OBJETO DE ESTUDO	29
4	MATERIAL E MÉTODOS	32
4.1	SELEÇÃO DO SISTEMA.....	33
4.1.1	Coleta de dados.....	33
4.1.2	Seleção do subsistema funcional.....	33
4.1.3	Modelagem matemática.....	34
4.1.4	Construção do diagrama de blocos de confiabilidade.....	36
4.1.5	Construção da árvore de falhas.....	37
4.1.6	Software para análise estatística.....	38
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	40
6	CONCLUSÕES	55
7	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	57
8	PRODUTOS GERADOS NESTA PESQUISA	57
	REFERÊNCIAS	59
	APÊNDICE A - TEMPO MÉDIO ENTRE FALHAS (MTBFS) ENTRE OS SUBSISTEMAS DO IRSI	61
	APÊNDICE B - INTERPRETAÇÃO FÍSICA SOBRE OS PARÂMETROS DA FUNÇÃO WEIBULL	64
	APÊNDICE C – O PARÂMETRO η	65

APÊNDICE D - DEMONSTRAÇÃO DOS CÁLCULOS DA FUNÇÃO CONFIABILIDADE, TAXA DE FALHA, TEMPO MÉDIO ENTRE FALHA E PERCENTIL PARA OS SISTEMAS DO IRSI.....	66
--	-----------

1 INTRODUÇÃO

As questões ambientais ganharam importância global nas últimas décadas e foram motivadas, inicialmente, pela necessidade urgente de solução para os problemas causados à saúde humana devido a ocorrência de grandes desastres nas operações industriais e, por consequência, seus impactos ambientais. Neste contexto, um dos grandes “vilões” trata-se dos resíduos sólidos industriais, os quais, segundo (NBR 1004, 2004), define-se por:

Resíduos sólidos: resíduos nos estados sólido e semi-sólido, que resultam de atividades de origem industrial, doméstica, hospitalar, comercial, agrícola, de serviços e de varrição. [...] **Periculosidade:** característica apresentada por um resíduo que, em função de suas propriedades físicas, químicas ou infecto-contagiosas, pode apresentar: a) risco à saúde pública, provocando mortalidade, incidência de doenças ou acentuando seus índices; b) riscos ao meio ambiente, quanto o resíduo for gerenciado de forma inadequada. (ABNT, 2004, p. 1-2).

É importante dizer que o tratamento dos resíduos industriais é determinado em função de sua periculosidade e tecnologia disponível. Assim, técnicas como aterro para disposição final, tratamento térmico por incineração e coprocessamento são largamente utilizadas, em função da sua disponibilidade e da existência de empresas especializadas no país. O estado da Bahia, por sua vez, possui dois dos mais importantes incineradores de resíduos perigosos do Brasil – ambos situados no Pólo Petroquímico de Camaçari. Curiosamente, os incineradores da Cetrel S/A são responsáveis pelo tratamento de aproximadamente 15 mil toneladas de resíduos por ano, tendo como principal função a eliminação de passivos ambientais dispostos em solos, além dos que, possivelmente, seriam encaminhados a aterros (Menezes, 2000). Entretanto, a destruição térmica desses resíduos pode resultar, quando realizado de forma inadequada, em sérios problemas à saúde pública. Ainda assim, seu papel na eliminação de componentes tóxicos é tão importante, que nem mesmo a (“PNRS”, 2010), cujo objetivo principal é a busca pela redução, reaproveitamento e reciclagem de resíduos, elimina a possibilidade da aplicação desta técnica. Dessa maneira, dentro desta política nacional, destaca-se apenas o fato de que a incineração não deve ser a primeira opção a ser utilizada, apenas em último caso.

Segundo (Vieira, 2012), diversos problemas podem ocorrer durante o processo de queima de resíduos. As principais causas, por sua vez, podem estar associadas à indisponibilidade dos equipamentos, pois a sua falta pode gerar perturbações no sistema de incineração. Entre as principais consequências dessas quebras, destaca-se o possível não cumprimento das condicionantes legais para os parâmetros de emissão através das chaminés, resultando na geração de impactos ambientais negativos e possíveis danos à saúde pública. É preciso dizer que para a obtenção destes parâmetros é exigido dos equipamentos elevados índices de confiabilidade, conforme descrito em *European Commission* (2005).

Para Lafraia (2001), a aplicação de metodologias robustas e completas nos desenvolvimentos de planos de manutenção em plantas industriais, que requerem cumprimento dos índices da legislação ambiental e da segurança operacional, podem ser atingidas com o uso das ferramentas da confiabilidade. Ao realizar a análise de confiabilidade, é permitido, através de estudos de natureza probabilística, a determinação do momento em que um componente ou sistema venha a falhar em um período de tempo qualquer. Assim, as análises das falhas, através da probabilidade, permitem uma melhora na confiabilidade dos processos de queima dos incineradores.

O conhecimento do processo de combustão aplicado às necessidades da incineração ainda é insuficiente e precisa ser melhor estudado. Enquanto assunto, a confiabilidade nas indústrias, em geral, ainda se encontra em um estágio bastante embrionário, isto é, pouco entendido e tratado com elevado grau de empirismo, misticismo e dúvidas, constituindo-se numa verdadeira "caixa-preta", como qualificado por Viera (2012). É preciso ter em vista, portanto, que “a confiabilidade das plantas de incineração de resíduos é fundamental para redução de perdas operacionais”, conforme FORDHAM et al. (2003).

Assim, é preciso deixar claro que a realização de uma avaliação detalhada dos processos de incineração e aplicação das técnicas de confiabilidade nos mesmos possibilita a identificação dos seus sistemas críticos, podendo garantir a eficiência de destruição térmica requerida para cada componente tóxico a ser incinerado, conforme a legislação vigente, tornando estes equipamentos mais eficazes e seguros. Dessa maneira, é possível prover maior confiança aos órgãos ambientais no licenciamento e avaliação da eficiência de tratamento desses equipamentos, uma vez que o cumprimento dos padrões de tratabilidade eliminam os possíveis impactos à saúde e ao meio ambiente provocados por resíduos industriais.

1.1 OBJETIVOS

1.1.2 Objetivo geral

O principal objetivo deste trabalho é explorar as análises quantitativas, sobretudo, com uma abordagem probabilística e temporal pertencente ao domínio de estudos da Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC), que possam contribuir na elaboração ou revisão de planos de manutenção.

1.1.3 Objetivos específicos

- a) Demonstrar os conceitos sobre as estratégias, as políticas e as metodologias de manutenção de classe mundial nas indústrias;
- b) delimitar o sistema e sub-sistemas de um Incinerador de Resíduos Industriais;
- c) calcular a taxa de falha e tipo de distribuição características para os componentes estudados;
- d) estimar os parâmetros de confiabilidade;
- e) apresentar os resultados de forma gráfica.

1.2 JUSTIFICATIVA

Os impactos ambientais, em especial, os resultados de acidentes industriais, são um problema grave para o desenvolvimento sustentável. Assim,

Um dos grandes “vilões” neste contexto são os resíduos sólidos industriais, estes são determinados em função de sua periculosidade e toxicidade e tem como um dos principais entraves a sua destinação devido a confiabilidade das tecnologias de tratamento atualmente disponíveis (SANTOLERI; REYNOLDS, 1989).

Por conta disso, o desenvolvimento do presente trabalho demonstrou-se válido e significativo para cooperar com a menor incidência dos desastres industriais, através do estudo e avaliação de testes estatísticos das ferramentas de confiabilidade da engenharia industrial. Como dito na sub sessão anterior, a avaliação referida pode garantir que se utilize métodos adequados para que o processo de incineração, o qual precisa ser melhor estudado, ocorra de maneira mais segura e eficaz. Logo, ela é capaz de conferir confiabilidade ao procedimento, a fim de diminuir impactos indesejados ao meio ambiente e à saúde.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho foi estruturado da seguinte forma: seção 1 (a introdução); seção 2 (a disposição teórica sobre incineradores de resíduos industriais, da análise de confiabilidade e, por fim, da manutenção centrada em confiabilidade); seção 3 (objeto de estudo); seção 4 (material e métodos); seção 5 (coleta de dados, seleção do subsistema funcional, modelagem matemática, construção do diagrama de blocos de confiabilidade, construção da árvore de falhas e software para análise estatística); seção 6 (abordagem das conclusões, com base na inferência resultante do estudo desenvolvido); seção 7 (apresentação das sugestões para trabalhos futuros) e, por fim, a seção 8 (apresentação dos produtos gerados nesta pesquisa).

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1 INCINERADORES DE RESÍDUOS INDUSTRIAIS

De acordo com a NBR 11175 (1990), a incineração é uma técnica de tratamento térmico utilizada, em geral, para resíduos de grau de periculosidade elevado, dentre eles, destacam-se os que possuem: alta explosividade, inflamabilidade, alta toxicidade e/ou, simplesmente, a presença de compostos de difícil tratabilidade, capazes de causar danos ao meio ambiente. Para tanto, a incineração é um processo que necessita de um equipamento que permita, através da combustão, a destruição de compostos orgânicos. Logo, são necessárias altas temperaturas para a sua realização, podendo variar entre 900° C e 1400° C.

Assim, para a realização do processo referido, é necessário que os resíduos permaneçam em estado de residência, durante certo período, dentro de fornos. Dessa maneira, ao longo deste tempo, “a fração orgânica é convertida em gases que passam por mais um processo de tratamento térmico seguido de abatimento de particulados, para então serem lançados na atmosfera obedecendo a requisitos legais” (VIEIRA, 2012). É importante ter em vista que o lançamento de gases na atmosfera requer total controle das operações unitárias de um incinerador, uma vez que a taxa de eficiência de destruição e remoção (EDR), segundo o CONAMA 316/2002, deve ser superior a 99,99% de destruição do principal composto orgânico perigoso (PCOP). Do contrário, indivíduos que estejam inseridos na operação, ou, até mesmo, a população circunvizinha a este tipo de ativos, de acordo com a European Commission (2005), podem estar expostos às condições perigosas ou insalubres, caso os sistemas e/ou subsistemas não ofereçam segurança na sua condição básica de funcionamento. Desta forma, o lançamento de gases na atmosfera requer total controle das operações unitárias de um incinerador, tendo como resultado o desenvolvimento de equipamentos capazes de permitir o tratamento e a melhoria na eficiência da queima dos resíduos.

Diante do exposto, verifica-se que para a realização da incineração há um elevado valor agregado na instalação dos recursos necessários, tanto para a operação quanto para a manutenção do maquinário envolvido, quando comparados a outros métodos de tratamento de resíduos. Em contrapartida, esses equipamentos permitem a redução do volume dos resíduos, (em torno de 96%) devido a sua capacidade de destruição térmica por meio de elevadas temperaturas, possibilitando, assim, a eliminação dos agentes patogênicos; além de reduzir o

espaço necessário à disposição dos resíduos sólidos industriais e de permitir, segundo Henriques (2004), a redução de emissão de gases de efeito estufa.

2.2 ANÁLISE DE CONFIABILIDADE

De acordo com Birolini (1999), confiabilidade é a probabilidade de que um equipamento opere com sucesso por um período de tempo especificado e sob condições também especificadas. Isso, claro, possui natureza probabilística com dependência no tempo. Portanto, a sua análise refere-se à aplicação de métodos estatísticos para determinar o comportamento de vida de um equipamento, baseando-se nos dados de vida do ativo. Esses, por sua vez, são coletados tanto do campo quanto de um teste de bancada, por meio do tempo médio de reparo e/ou tempo médio de falhas.

Para tanto, a análise de confiabilidade fornece ferramentas teóricas e práticas, as quais possibilitam determinar a probabilidade e capacidade dos componentes de um sistema executarem suas funções, sob determinadas condições operacionais, por um período específico, sem que falhas ocorram. Assim, espera-se que seja possível, segundo Yssaad, Khiat e Chaker (2014), após este período, planejar melhorias e/ou ações corretivas necessárias, para que se tenha consequentes benefícios ao sistema operacional.

Em vista disso, para melhor entender o comportamento de falha, faz-se necessário modelar os dados por meio de distribuições, a fim de estimar a taxa de falha do equipamento em função do tempo e da probabilidade de falha (ou sobrevivência de um item para uma dada idade de vida). Assim, diferentes modelos e métodos estatísticos são aplicados, levando em consideração o tipo de equipamento e da informação que ajudarão a selecionar os modelos mais aderentes. De acordo com Marvin Rausand (2004), existem dois tipos de equipamentos para efeito de análise de dados de vida:

- a) Reparáveis: a ocorrência de uma falha provoca uma intervenção da manutenção para restaurar as condições básicas operacionais;
- b) não reparáveis: geralmente, está relacionado a componentes de um equipamento e/ou sistema. Logo, a ação de reparo está condicionada a troca por um novo quando a falha ocorre, sem que a manutenção seja escolha possível.

Por sua vez, uma modelagem consiste em representar um conjunto de dados ou sistema, seja por equação ou curva em gráfico. A modelagem matemática da confiabilidade pode ser feita pelo método não paramétrico e pelo método paramétrico. Uma das alternativas para realização de uma modelagem não paramétrica é utilizar o estimador de Kaplan-Meier. A preferência por sua escolha deve-se à versatilidade que ele possui em modelar dados censurados e não censurados. Na ausência de censura, seus valores coincidem com a função de sobrevivência empírica. Assim, a expressão para o estimador é definida como:

$$\hat{R}(t) = \prod_{j: t_j < t} \left(\frac{n_j - d_j}{n_j} \right) \quad (1)$$

Onde,

$\hat{R}(t)$ é a confiabilidade do sistema;

$t_1 < t_2 \dots < t_k$ são os k tempos distintos e ordenados de falha;

d_j é o número de falhas que acontece em t_j , $j = 1, \dots, k$, e;

n_j é o número de componentes sob risco em t_j , ou seja, os componentes que não falharam e não foram censurados até o instante imediatamente anterior a t_j .

Diante disso, é preciso dizer que $\hat{R}(t)$ é uma função escada com degraus nos tempos observados de falha de tamanho $1/n$, em que n é o tamanho da amostra. Se existirem empates em certo tempo t , o tamanho do degrau fica multiplicado pelo número de empates. Entretanto, na prática, a confiabilidade de um componente decai gradativamente com o tempo e não apenas em momentos específicos.

Assim, para solucionar o problema, pode-se utilizar uma interpolação linear. Isso equivale a conectar as estimativas de Kaplan-Meier por retas, ao invés de utilizar $\hat{R}(t)$ na forma de escada. Esta última forma gera uma melhor representação da distribuição contínua dos tempos de vida e deve ser preferida (COLOSIMO e GIOLO, 2006 apud COLOSIMO et al., 2002).

Ademais, de acordo com Colosimo (2002), a modelagem paramétrica consiste na identificação do modelo probabilístico que melhor representa os dados e na estimação dos seus respectivos parâmetros. Dentre as principais vantagens em utilizar um modelo paramétrico em detrimento de um não paramétrica, encontram-se:

- a) Melhor aproximação do comportamento real do sistema;

b) facilidade na determinação da confiabilidade de um item, que é resumida em uma expressão matemática, não havendo necessidade de identificar tempos de falha e realizar interpolação;

c) a possibilidade de extrapolação, desde que os dados disponíveis sejam consistentemente ajustáveis a um modelo probabilístico.

É preciso informar, ainda, que existem diversos métodos para estimação de parâmetros conhecidos na literatura. Entre os mais conhecidos, está o método de máxima verossimilhança¹, pois possui a capacidade de ajuste em diversos tipos de distribuição, o que o torna bastante utilizado em análise de confiabilidade. Entretanto, o problema da estimação, segundo Colosimo (2006), é que ele segue a lógica na qual pensa-se: baseado nos resultados obtidos pela amostra, qual é a distribuição entre todas aquelas definidas pelos possíveis valores de seus parâmetros, com maior possibilidade de ter gerado tal amostra? Dessa maneira, após a determinação dos parâmetros, é necessário utilizar testes estatísticos para decidir qual modelo é o mais apropriado para descrever o sistema. Dentre os métodos possíveis, a estimação dos parâmetros pelo método da máxima verossimilhança é bastante popular², pois consiste em maximizar a função de verossimilhança.

Assim, partindo do pressuposto que a amostra (conjunto de tempos de falha) segue uma distribuição de probabilidade³ de função de densidade $f(t)$, a função referida é expressa por:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(t_i; \theta) \quad (2)$$

Onde θ é o conjunto de parâmetros da distribuição de probabilidade assumida, e t_i são os tempos de falha.

¹ O método da máxima verossimilhança apenas estima os parâmetros, encontrando os melhores possíveis. Contudo, ele não consegue fazer a análise de adequação do modelo. Em outras palavras, o modelo predefinido pode ser inadequado para descrever o sistema, ainda que seus parâmetros sejam os melhores possíveis.

Logo, este processo consiste no cálculo do conjunto de parâmetros θ que maximizam a função $L(\theta)$. Procura-se, portanto, os valores de θ que maximizam a probabilidade da amostra observada. Ainda segundo Colosimo (2006), a maximização da função de verossimilhança é capaz de identificar o conjunto ideal de parâmetros para a distribuição de probabilidade predefinida.

Com posse dos parâmetros dos modelos probabilísticos é possível determinar as distribuições estatísticas, conforme descritas na primeira função apresentada. Então, a distribuição de probabilidade é um modelo matemático que representa o comportamento específico de variáveis aleatórias, as quais são associadas ao comportamento dos fenômenos a serem estudados.

Entretanto, embora o número de potenciais modelos de distribuição seja alto, na prática, um número relativamente pequeno ganhou destaque, possivelmente, segundo Forbes et al. (2011), devido às suas características matemáticas específicas, as quais são capazes de descrever relativamente bem uma porção considerável de situações reais. Logo, faz-se necessário realizar testes estatísticos para identificar quais das diversas distribuições disponíveis na literatura são mais representativas aos fenômenos estudados, uma vez que o uso de teste estatísticos minimiza os erros de predição. Dentre esses testes, os propostos por Qui-Quadrado e Kolmogorov-Smirnov são considerados os mais simples, pois “podem levar a erros de julgamento, devido ao tamanho do intervalo de tempo escolhido para análise ou por considerar apenas uma informação localizada, não analisando toda a curva” (HALDAR e MAHADEVAN, 2000).

Em vista disso, a forma mais simples e eficiente de selecionar o “melhor” modelo a ser usados para um conjunto de dados é por meio de técnicas gráficas. Entretanto, as conclusões a partir delas, segundo Colosimo (2006), podem diferir para diferentes analistas. Para mais, outro meio de análise é através do teste de hipóteses, o qual apresenta resultados mais diretos, independente das análises subjetivas. Nele, as hipóteses a serem testadas são:

H_0 : O modelo de interesse é adequado;

H_a : O modelo não é adequado.

Para Cox e Hinkley (1974), este teste é usualmente realizado utilizando-se a estatística da razão de verossimilhança em modelos encaixados. Isso significa que deve ser identificado um modelo generalizado no qual os modelos de interesse sejam casos particulares. Portanto,

ele é realizado a partir dos seguintes ajustes: (1) modelo generalizado e obtenção do valor do logaritmo de sua verossimilhança ($\log L(\hat{\theta}_G)$); (2) modelo de interesse e obtenção do valor do logaritmo e sua função de verossimilhança ($\log L(\hat{\theta}_M)$). Com a definição desses valores, então, é possível calcular a estatística da razão de verossimilhança, isto é,

$$TRV = -2 \log \left[\frac{L(\hat{\theta}_M)}{L(\hat{\theta}_G)} \right] = 2 [\log L(\hat{\theta}_G) - \log L(\hat{\theta}_M)] \quad (3)$$

Em que, sob H_0 , há aproximadamente uma distribuição qui-quadrado com graus de liberdade igual a diferença do número de parâmetros ($\hat{\theta}_G$ e $\hat{\theta}_M$) dos modelos sendo comparados.

É preciso levar em consideração, também, que quando tratamos de modelos que são não encaixados os testes de hipóteses não são apropriados. No entanto, podemos utilizar outros métodos para analisar a adequação dos modelos, como o teste de Anderson Darling (AD), os critérios AIC (*Akaike Information Criterion*), de Akaike (1978), e BIC (*Bayesian Information Criterion*), de Schwarz (1978).

Sobre o teste de Anderson Darling (AD), sabe-se que ele não é influenciado por amostras reduzidas, mas está presente em diversos softwares de uso na estatística, como demonstrada abaixo:

$$A^2 = -N - S \quad (4)$$

$$S = \sum_{i=1}^n \frac{(2i-1)}{n} [\ln F(Y_i) + \ln(1 - F(Y_{n+1-i}))] \quad (5)$$

Onde:

A^2 é o resultado do teste, o qual servirá de parâmetro utilizado para avaliar o modelo;

F é a distribuição cumulativa dos dados;

N é a quantidade total de amostras;

Y_i é o dado de falha em ordem crescente.

Assim, testar a hipótese de que a distribuição é feita de uma forma específica é rejeitada se a estatística de ensaio, A^2 , for superior ao valor crítico. Por exemplo, em um intervalo de confiança de 95%, temos um valor crítico de $A^2 = 0,752$. Se o valor encontrado para o teste for superior ao valor crítico, então, a distribuição não se adequa aos resultados.

Por sua vez, o critério de AIC já está sendo muito utilizada como parâmetro para identificar qual modelo melhor se ajusta aos dados. Ele é definido como:

$$AIC = -2 \log[L(\hat{\theta})] + 2p \quad (6)$$

Onde:

$\hat{\theta}$ é a estimativa do parâmetro do modelo;

p é o número de parâmetros do modelo.

De acordo com Ntzoufras (2009), o AIC envolve máxima verossimilhança e penaliza o número de parâmetros do modelo. Dessa maneira, o modelo a ser escolhido por este método será o que apresentar o menor valor de AIC.

Por fim, o critério de BIC é expresso pela função abaixo:

$$BIC = -2 \log[L(\hat{\theta})] + p \ln(n) \quad (7)$$

Onde:

$\hat{\theta}$ é a estimativa do parâmetro do modelo;

p é o número de parâmetros do modelo;

n é o tamanho da amostra.

Assim como no critério de AIC, o método de avaliação se dá pelo menor valor encontrado de BIC.

Tabela 1 - Distribuições de probabilidade

Modelo	Equação da probabilidade de falha
Normal	$F(t) = \int_{-\infty}^t \frac{e^{\left(\frac{-(t-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}}{\sigma\sqrt{2\pi}} dt, \quad t, \mu \in \mathbb{R} \quad \sigma > 0$

Modelo	Equação da probabilidade de falha
Lognormal	$F(t) = \Phi\left(\frac{\ln(t)}{\sigma}\right), \quad t > 0; \sigma > 0$ <p>Onde Φ é a função normal</p>
Exponencial	$F(t) = 1 - e^{-\lambda t}, \quad t > 0; \lambda > 0$
Weibull	$F(t) = 1 - e^{\left(\frac{-t}{\alpha}\right)^\beta}, \quad t > 0; \alpha > 0; \beta > 0$
Gamma	$F(t) = \frac{\Gamma_t(\gamma)}{\Gamma(\gamma)}, \quad t > 0; \gamma > 0$ $\Gamma_t(\gamma) = \int_0^t u^{\gamma-1} e^{-u} du \quad \Gamma(\gamma) = \int_0^\infty u^{\gamma-1} e^{-u} du$
Logística	$F(t) = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{-\pi(t-\mu)}{\sigma\sqrt{3}}\right)}}, \quad t, \mu \in \mathbb{R} \quad \sigma > 0$
Loglogística	$F(t) = 1 - \frac{1}{1 + \left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta}, \quad t > 0; \alpha > 0; \beta > 0$
Gumbel ou Valor Extremo tipo I	$F(t) = 1 - e^{\left[-e^{\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)}\right]}, \quad t, \mu \in \mathbb{R} \quad \sigma > 0$

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

2.3 MANUTENÇÃO CENTRADA EM CONFIABILIDADE

A Manutenção Centrada na Confiabilidade (MCC) originou-se quando houve a necessidade de certificação da linha de aeronaves Boeing 747 (o Jumbo) pela FAA (*Federal Aviation Authority*) nos Estados Unidos. A razão para tal foi a triplicação dos números de assentos em relação a maior aeronave existente na época, Douglas DC-8 (também conhecida por Boeing 707), aliada a questão do plano de manutenção, no qual havia mais horas de

execução do que horas de voo. Assim, segundo Sainz e Sebastian (2013), houve a necessidade de desenvolver uma metodologia capaz de reduzir os planos de manutenção, de maneira a garantir a função do equipamento para o qual ele foi projetado.

Em vista disso, formou-se um grupo de trabalho na United Airlines, em 1968, com nomenclatura de MSG – 1 (*Maintenance Steering Group*), com objetivo de reavaliar os métodos de manutenção aplicados à nova aeronave, que, em período posterior, possibilitou a introdução dos conceitos de uma nova metodologia, a qual ficou conhecida como *Reliability Centered Maintenance* (RCM), ou Manutenção Centrada na Confiabilidade, descrita por Nowlan e Heap, em 1978. Em seguida, desenvolve-se as normas MSG-2, em 1970, e MSG-3, em 1980, para a certificação de outras aeronaves comerciais, momento no qual foi decretado, por determinação do Departamento de Defesa americano, obrigatório o uso da metodologia do MCC para certificação de novas aeronaves.

Anos depois, a marinha americana também tornou obrigatório o uso do MCC para todas as modificações em sistemas navais existentes. Após 1995, foi publicada, em nível internacional, a primeira norma contendo os critérios mínimos que um processo deve apresentar para ser chamado de MCC (a SAE JA1011 e a SAE JA1012). Assim, o conhecimento sobre as técnicas de aplicação da metodologia MCC não apenas passou a desenvolver-se com maior intensidade, como também motivou o seu uso nos diversos setores produtivos ao redor do mundo.

Para Cerveita e Sellito (2015), a manutenção é um conjunto de ações que objetivam manter as condições de funcionamento de um equipamento, ou seja, manter aquilo que foi projetado para ser realizado a desempenhar uma ou várias atividades em ação. Logo, a MCC, segundo Moubrey (1997), é um processo utilizado para determinar os requisitos de manutenção de qualquer ativo físico no seu contexto operacional, por meio de um conjunto de tarefas, com base em uma avaliação sistemática, usado para desenvolver ou otimizar um programa de manutenção.

De acordo com a Naval Air Systems Guideline, o RCM é um processo analítico para determinar os requisitos de Manutenção Preventiva e para identificar a necessidade de tomar outras medidas que garantam a operação segura e rentável de um sistema. Não é à toa, portanto, que Sainz e Sebastián (2013) afirmam que a sua aplicação possibilita que os sistemas e/ou componentes continuem a desempenhar suas condições físicas ao longo de um determinado período de acordo com o que foi projetado. Assim, nas palavras de Moubrey (1997), o processo tem como objetivo principal a preservação das funções do equipamento, ou seja, buscar

preservar a vida útil do equipamento, para que ele sempre esteja na sua condição de projeto, logo, determinar o que deve ser feito para assegurar ao ativo físico a continuar a desempenhar o que seus usuários querem que ele faça no seu contexto operacional.

A tabela abaixo torna possível entender a diferença entre o conceito tradicional da manutenção e o RCM, uma vez que visibiliza o fato de que apenas uma delas prioriza mais o atendimento do que as necessidades do processo e/ou aplicação, em detrimento das necessidades próprias dos equipamentos. Assim, há uma concentração nas consequências das falhas, realizando apenas as atividades que precisam ser feitas, o que permite otimizar a disponibilidade dos ativos em questão.

Tabela 2 - Comparação da Manutenção Tradicional com a MCC

Manutenção	Tradicional	RCM
Foco	Equipamento	Função
Objetivo	Manter o equipamento	Preserva a Função
Documentação	Reduzida	Obrigatória e Sistemática
Combate	Deterioração Equipamento	Consequência das Falhas

Fonte: Moubray, 1997.

Devido a capacidade de elevar a produção fabril, da redução do tempo médio entre falhas das máquinas e, principalmente, pela redução dos custos de produção e manutenção, a filosofia do RCM demonstra um novo patamar para a manutenção em relação ao modelo tradicional, fazendo com que se torne uma função estratégica da organização (TECNOLOGIA; CIMATEC, 2013). Portanto, trata-se de um processo sistemático usado para determinar o que deve ser feito para garantir que um sistema tenha para continuar a realizar suas funções básicas ou requeridas de acordo com projeto (YSSAAD; KHIAT; CHAKER, 2014). Por consequência, Moubray (1997) declara que para ser implantado, o projeto deve responder sete questões apresentadas de forma sequencial sobre o ativo:

1. Quais são as **funções** do ativo?
2. Quais são as **falhas** funcionais?
3. Quais são os **modos** de falha?
4. Quais são os **efeitos** das falhas?
5. Quais são as **consequências** das falhas?

6. Quais são as **tarefas** aplicáveis e efetivas de manutenção?
7. O que deve ser **feito** se uma MP não pode ser especificada?

As questões acima devem ser respondidas apenas por meio de uma sequência estruturada de etapas, as quais compõem a metodologia da MCC. Essas, conforme descrito na literatura, apresenta distintas versões, sejam no número de etapas, ferramentas e/ou ordem de implantação. Porém, a sua essência apresenta abordagens e objetivos bastante próximos, conforme descrito abaixo:

1. Seleção do Sistema e Coleta de Informações;
2. análise de Modos de Falha e Efeitos;
3. seleção de Funções Significantes;
4. seleção de atividades Aplicáveis;
5. avaliação da Efetividade das Atividades;
6. seleção das Atividades Aplicáveis e Efetivas;
7. definição da Periodicidade das Atividades.

Segundo ele, a primeira função do RCM é definir as funções de cada ativo no seu contexto operacional, associados aos seus padrões de desempenho. O seu conceito, portanto, está definido como o que o usuário deseja que o item ou sistema faça dentro de um padrão de performance especificado, como afirmado por Siqueira (2012), que também declara que as aplicabilidades podem ser divididas em funções primárias, as quais representam as suas funções básicas para funcionamento, e em funções secundárias. Para tanto, a identificação delas consiste, em geral, de uma descrição textual, contendo obrigatoriamente a respectiva finalidade e/ou objetivo, além de, quando possível, os limites aceitáveis de qualidade neste objetivo.

Ademais, compreende-se “falhas” como término da capacidade de um item desempenhar a função requerida (NBR 5462, 1994). Para Moubray (1997), o conceito é definido como a incapacidade de qualquer ativo de fazer o que seu usuário quer que ele faça, assim, ele é entendido como perda da função ou desvio funcional. De acordo com Siqueira (2012), a noção de falhas classifica-se da seguinte maneira: Falha Funcional – incapacidade de desempenhar a função – e Falha Potencial – a qual é identificada, por meio de alguma condição, e torna possível indicar a ocorrência de uma falha funcional.

Os Modos de Falha, portanto, descrevem o que está errado na funcionalidade do item, ou, basicamente, o que pode falhar. Assim, a noção está relacionada com a degradação,

problema ou evento. A causa de falha, ainda segundo Siqueira (2012), é a razão e o motivo pela ocorrência do modo de falha. Por conta disso, ele fez questão de descrever o porquê está errada a funcionalidade do item. Em sua monografia, Baran (2011) condensa que:

Efeitos de falha é o acontecimento gerado quando um modo de falha se apresenta (MOUBRAY, 1997) e com capacidade para descrever a forma como o modo de falha afeta o sistema (SMITH,1993). [...] Tem como objetivo orientar a análise das consequências das falhas para o processo a ser analisado. (BARAN, 2011, p.45)

Com o estudo da literatura, este presente trabalho concluiu que a grande maioria dos artigos e livros publicados tratam apenas das questões qualitativas da MCC, baseados principalmente na Análise de Modos de Falha e Efeitos (FMEA), deixando uma lacuna quanto às questões quantitativas, as quais, para Mendes e Ribeiro (2011), podem efetivamente contribuir para o aumento da confiabilidade dos sistemas. De acordo com os autores, “abordagens qualitativas têm sido preferidas às abordagens quantitativas devido à falta de dados históricos nas plantas e de métodos estatísticos adequados para interpretar esses dados” (MENDES; RIBEIRO, 2011, p. 584).

Ademais, vale ressaltar que o estudo do suporte quantitativo necessário à operacionalização da MCC é importante para que, posteriormente, possam ser desenvolvidos procedimentos que incluam essa abordagem quantitativa na programação da manutenção. Esses procedimentos podem auxiliar as empresas a reduzir custos de manutenção e a aumentar a disponibilidade e confiabilidade de seus equipamentos. Em sua dissertação, Mendes comenta que: “Fogliatto e Ribeiro (2009) e Kianfar e Kianfar (2010) [...] [afirmam] que a MCC é um programa que reúne várias técnicas de engenharia para assegurar que os equipamentos continuarão realizando suas funções perfeitamente e com custos reduzidos. (MENDES, 2011, p.62).

Por fim, o estudo bibliográfico, reforçado por entrevistas junto a profissionais de empresas do setor metal-mecânico, revelou que há oito métodos quantitativos importantes para sustentar a MCC, são eles: distribuições de probabilidade; diagrama de blocos e técnicas de análise de confiabilidade de sistemas; Simulação de Monte Carlo; métodos de Engenharia Econômica; modelos estocásticos e determinísticos de gestão de estoques; e sistemas de custeio.

3 OBJETO DE ESTUDO

O objeto de estudo deste presente trabalho é um incinerador de resíduos sólidos perigosos, o qual consiste de um forno rotativo, seguido de uma câmara de combustão secundária e de um sistema de controle de poluição do ar. A sua capacidade máxima de destruição térmica é de 5.000 toneladas ao ano. Entre o início de suas atividades em 1991 até 2015, foram incineradas mais de 45 mil toneladas de resíduos perigosos. Dentre os principais resíduos incineradores, encontram-se solos contaminados com organoclorados.

É preciso ter em vista que a eficiência de combustão de um incinerador deve seguir três rígidos critérios: temperatura, tempo de residência do resíduo na câmara de combustão e a máxima turbulência do material. Em 1998, *Guidelines for Ecological Risk Assessment* (EPA), definiu que a destruição térmica dos compostos orgânicos deve ocorrer entre 650 °C a 1650 °C, na zona de queima, e o tempo pelo qual o resíduo dever ficar na câmara de combustão deve ser entre 30 a 90 minutos. Além disso, a turbulência deve ocorrer com a presença do oxigênio no interior do forno, para garantir o contato e a completa destruição térmica dos gases de combustão.

O processo de destruição térmica é apresentado na Figura 1, na qual os resíduos são situados na esteira (a), a qual é constituída por balança eletrônica de pesagem com células de cargas para monitorar quantidade de resíduos enviados aos elementos de entrada (válvulas ou portinholas) da moega de alimentação (b). Direcionados para a primeira câmara de combustão, forno rotativo (c), com a injeção de gás natural como combustível auxiliar e oxigênio como comburente, os compostos orgânicos dos resíduos são volatizados e oxidados com o ar. A temperatura de operação deve garantir a destruição dos compostos orgânicos, mínimo de 560 °C, e não deve permitir a formação de escórias e danos no refratário, máximo de 750 °C.

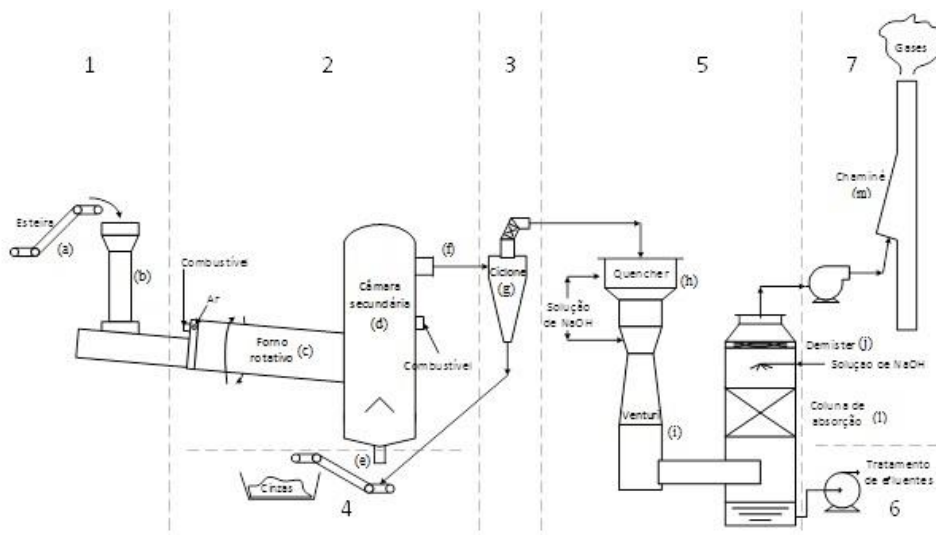
Curiosamente, o forno rotativo (c) é um tambor cilíndrico refratado, acionado por um conjunto moto-redutor e controlado pelo inversor de frequência que garante monitoramento das rotações, favorecendo a homogeneidade da massa dos resíduos contidos no interior do forno. A sua inclinação permite escoamento das cinzas geradas na esteira metálica (e), não permitindo que ocorra acumulação no interior do forno.

Por sua vez, o primeiro estágio de separação gás-sólidos ocorre na segunda câmara de combustão (d), com temperaturas de operação na faixa de 850 a 1100 °C, em que a sua manutenção é realizada pela injeção adicional de combustível, o que garante a exposição de toda massa à gradientes de temperatura necessária para degradação. Dessa maneira, os gases

quentes que saem da câmara secundária de combustão (f), acima de 1.000 °C, carregam partículas sólidas mais leves, as quais não foram precipitadas por gravidade.

Ao entrar no ciclone (g), as partículas são submetidas à força centrífuga no seu interior, fazendo com que os sólidos sejam empurrados para as paredes do ciclone, onde as partículas arrastadas pela corrente de gás são removidas devido ao formato cônico do ciclone. Isso promove a separação dos particulados, os quais saem na parte inferior do equipamento e são dirigidos para esteira metálica (e), do gás de combustão, sem que haja a presença de partículas sólidas. Assim, eles são direcionados para vaso do quench (h). Em sequência, os gases de exaustão são rapidamente resfriados à temperatura de saturação, entre 80 a 90 °C, por meio do contato com água limpa e/ou de recirculação.

Figura 1 - Incinerador de resíduos sólidos industriais



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

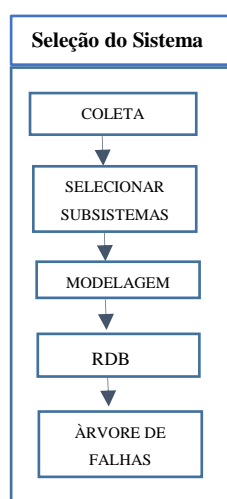
O lavador venturi (i) permite controlar a retirada do material particulado, assim, a variação da pressão do sistema é promovida devido à redução da área de contato. Na seção de restrição, o líquido e o gás fluem para a seção de expansão para separar o líquido do gás. De acordo com Vieira (2012), uma vez ocorrida a separação, ocorre a adição da solução de hidróxido de sódio no líquido para neutralizar os gases ácidos a serem absorvidos, assim, o gás segue para a coluna de absorção (l). Por fim, os gases ácidos (HCL, HF, HBr, SO₂) são absorvidos e neutralizados pela solução de NaOH, para que, em seguida, os gases tenham condições de passar por um filtro demister (j), a fim de que sejam precipitados e as gotículas de

líquidos arrastadas, para permitir a total destruição dos compostos orgânicos. Então, a corrente gasosa é exaurida através da chaminé (m), onde é coletado amostras de CO, CO₂, SO₂, NO_x e excesso de O₂.

4 MATERIAL E MÉTODOS

Para a realização da presente pesquisa, adotou-se a pesquisa bibliográfica como aparato inicial. Assim, a partir das leituras devidas, as quais foram informadas na sessão anterior, foi possível agregar consistência teórica para este trabalho. Ademais, em vista de esta dissertação estar centrada em confiabilidade dos ativos envolvidos, adotou-se um fluxo metodológico para a construção e avaliação dos modelos encontrados numa pesquisa quantitativa. Assim, o autor deste trabalho optou em construir a Figura 2, a fim de apresentar o referido fluxo para os seus leitores, o qual permite visualizar as etapas necessárias para a seleção do *corpus* aqui estudado.

Figura 2 - Metodologia utilizada para a construção e avaliação dos modelos.



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

Tendo em vista a seleção de um *corpus* único, a pesquisa se baseou no estudo de caso, isto é, realizou-se em um ambiente particular. Assim, teve como proposta o uso de um conjunto de dados específicos para comprovar o enfoque pesquisado, o que resultou em um melhor entendimento do contexto analisado, devido a possibilidade de detalhar com maior cuidado o seu objeto de estudo.

Por fim, é preciso dizer que o grande diferencial deste trabalho consiste no desenvolvimento da etapa de seleção do sistema, pois, de acordo com as pesquisas desenvolvidas na literatura, em especial, a de Anthony M. Smith (2004), o RCM tradicional aborda mais aspectos qualitativos, ao passo que esta dissertação utilizou técnicas quantitativas, pois o autor deste trabalho acredita na maior capacidade deste método para contribuir mais efetivamente com o tema, tendo-se em vista não apenas o aumento da confiabilidade dos ativos,

mas o fato de que, segundo Mendes (2011), as técnicas quantitativas poderem ser utilizadas na formulação de estratégias para a manutenção do produto em questão.

4.1 SELEÇÃO DO SISTEMA

4.1.1 Coleta de dados

O banco de dados das falhas foi obtido em um período de seis anos de operação, nos quais constam o modo de falha, data de ocorrência e o tempo de duração da falha. Após a coleta desses, o autor deste trabalho as classificou em categorias de acordo com os sistemas e subsistemas em questão. Para tanto, os dados coletados foram registrados em uma planilha eletrônica sempre que alguma falha no IRSI era gerada. Na Figura 3, é possível observar a representação do modelo utilizado:

Figura 3 - Planilha acompanhamento de manutenção do IRSI.

ACOMPANHAMENTO DE MANUTENÇÃO DO INCINERADOR DE SÓLIDOS								PR.CP-XXX	
Tag	Equipamento	Área	Horário Inicial	Horário Final	Total	Acumulado	Descrição	Ação	Observações
I - 102	QUEIMADOR SECUNDARIO	I	0:30	1:59	1:29	1:29	obstruído duto da selagem		
M -600	Forno Rotativo	I	5:55	6:45	0:50	2:19	alta pressão		
M -600	Forno Rotativo	M	7:00	7:47	0:47	3:06	corrente quebrada	correção	
BC-03	Bomba Centrífuga	M	10:40	12:50	2:10	5:16	rotor solto		
C - 601	Exaustor	E	14:37	16:59	2:22	7:38	fusíveis queimado		
B - 104	Bomba Centrífuga	M	21:10	23:05	1:55	9:33	Rompimento do acoplamento	substituição	outros problemas foram consertados

Total	
Parado	Operando
9:33	14:27

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

É preciso informar que todos os dados de falha obtidos vieram de eventos que levaram a uma parada geral do IRSI, ou seja, eles foram responsáveis pela interrupção do processo de destruição térmica dos resíduos sólidos. Em vista disso, tornou-se possível calcular o tempo médio entre falhas (MTBF) para, em seguida, como proposto pro Birolini (1999), medir a confiabilidade através da probabilidade de ocorrência das mesmas.

4.1.2 Seleção do subsistema funcional

A seleção dos sistemas estudados foi definida conforme demonstrado na Figura 2, aliada à Tabela 1. Por sua vez, o fluxograma do processo do IRSI foi dividido em 7 sistemas principais, cujas falhas foram alocadas separadamente. Assim, o autor deste trabalho enumerou os sistemas do IRSI conforme a Tabela 3 abaixo:

Tabela 3 - Enumeração dos sistemas do IRSI

Número	Sistema
1	Alimentação
2	Combustão
3	Separação sólido-gás
4	Remoção de cinzas
5	Lavagem de gases
6	Tratamento de efluentes
7	Emissão de gases

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

Destarte, estudou-se o comportamento dos sistemas de forma isolada, tendo em vista as falhas distintas, com o objetivo de identificar a influência que cada uma delas foi capaz de provocar ao IRSI, impedindo-o de realizar a sua requerida função básica.

4.1.3 Modelagem matemática

Esta sessão consistiu em representar o conjunto de dados do sistema do IRSI, os quais já foram demonstrados através de equações e gráficos de probabilidade da ocorrência da falha em questão. Para tanto, as técnicas utilizadas foram os métodos não paramétrico e paramétrico. Sobre eles é preciso informar que, devido a versatilidade de modelar dados censurados e não censurados, adotou-se o estimador de Kaplan-Meier no método não paramétrico, ao passo que para a estimação dos parâmetros foi utilizado o método de máxima verossimilhança, devido a sua capacidade de ajuste em diversos tipos de distribuição. Ademais, para identificar o modelo de distribuição mais adequado para o fenômeno estudado foram utilizados testes estatísticos de hipótese.

Por sua vez, os modelos utilizados foram de dois parâmetros, forma e escala: Gama, exponencial, Weibull, log-Normal. Esses, segundo Fogliatto e Ribeiro (2009), são capazes de se aproximarem do comportamento real do sistema, além de permitir que a confiabilidade pode ser resumida em uma expressão matemática onde a extrapolação dos dados analisados é uma realidade.

As hipóteses a serem testadas foram:

H0: Não se pode rejeitar o modelo de interesse versus;

H1: Rejeita-se o modelo de interesse, ao nível de significância de 5%.

Segundo Colosimo (2006), o teste estatístico em questão é usualmente realizado utilizando-se a estatística da razão de verossimilhança em modelos encaixados. Isso significa que deve ser identificado um modelo generalizado, uma vez que os modelos de interesse sejam casos particulares. Assim, o teste é realizado a partir dos seguintes ajustes: (a) modelo generalizado e obtenção do valor do logaritmo de sua verossimilhança ($\log L(\hat{\theta}_G)$); (b) modelo de interesse e obtenção do valor do logaritmo e sua função de verossimilhança ($\log L(\hat{\theta}_M)$). A partir desses valores, é possível calcular a estatística da razão de verossimilhança, conforme demonstrado na equação 7. Ademais, de acordo com o mesmo autor, os modelos com menor valor de TRV, dado na Equação 7, apresentam melhor desempenho, já que neles os parâmetros $\hat{\theta}_G$ e $\hat{\theta}_M$ são os estimadores de máxima verossimilhança.

Por sua vez, foi utilizado a distribuição de probabilidade gama de três parâmetros como modelo generalizado, enquanto os modelos de interesse são os casos particulares da distribuição gama generalizada, conforme descrito na equação 8, elaborada por Stacy (1962):

$$f(t) = \frac{\gamma}{\Gamma(\kappa)\alpha^{\gamma\kappa}} t^{\gamma\kappa-1} \cdot \exp\left\{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\gamma\right\}, t > 0 \quad (8)$$

Em que $\Gamma(\kappa)$ é a função gama. Para essa distribuição há um parâmetro de escala, α , e dois de formas, γ e κ . Assim, tem-se que:

- i) para $\gamma = \kappa = 1$ tem – se $T \sim \text{Exp}(\alpha)$;
- ii) para $\kappa = 1$ tem – se $T \sim \text{Weibull}(\gamma, \alpha)$;
- iii) para $\gamma = 1$ tem – se $T \sim \text{Gama}(\kappa, \alpha)$;
- iv) para $\kappa \rightarrow \infty$ tem – se $T \sim \text{Lognormal}$.

Para além do que já foi exposto, o método gráfico permitiu realizar a análise qualitativa e auxiliou na validação da análise quantitativa. Assim, inicialmente, o autor deste trabalho comparou a função de sobrevivência do modelo proposto com o estimador Kaplan Meier. Essa comparação gráfica das funções foi realizada pelo fato de que, segundo Colosimo (2006), esse

processo é capaz de identificar que a curva de confiabilidade do modelo proposto, cuja curva esteja mais próximo do estimador Kaplan-Meier, será ,então, o melhor modelo a ser utilizado.

Com posse das melhores distribuições, determinou-se os valores de confiabilidade para cada sistema do IRSI, a fim de elaborar o diagrama de blocos de confiabilidade. Em seguida, para os blocos com menor confiabilidade, construiu-se a árvore de falhas para identificar quais os subsistemas apresentaram maior probabilidade de falhas no IRSI.

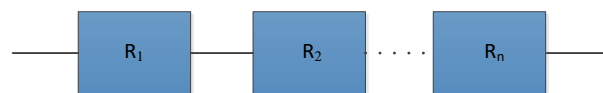
4.1.4 Construção do diagrama de blocos de confiabilidade

Diagrama de blocos de confiabilidade é uma representação gráfica dos sistemas e/ou subsistemas, demonstrando como eles estão logicamente conectados. Os blocos podem representar os sistemas e são conectados por linhas. Assim, as disposições destas conexões são capazes de definir a configuração da confiabilidade do sistema.

Para o presente estudo, os sistemas que compõem o IRSI estão interligados em série no diagrama de blocos de confiabilidade, pois falhas provenientes em qualquer dos sistemas em questão podem provocar a perda da função do incinerador, impedindo-o de realizar a destruição térmica dos resíduos, processo equivalente à Parada da Planta.

Ademais, o funcionamento do IRSI dependerá da plena capacidade de cada sistema que o compõem. A representação gráfica do tema desta sessão foi feita conforme ilustrada pela Figura 4:

Figura 4 - Diagrama de blocos de confiabilidade para sistemas em série.



Fonte: Birolini (1999).

De acordo com Birolini (1999), a confiabilidade do IRSI pode ser calculada através da equação 9:

$$R = \prod_{i=1}^n R_i \quad (9)$$

Onde:

R é a confiabilidade do sistema;

R_i é a confiabilidade do subsistema;

n é a quantidade de subsistemas.

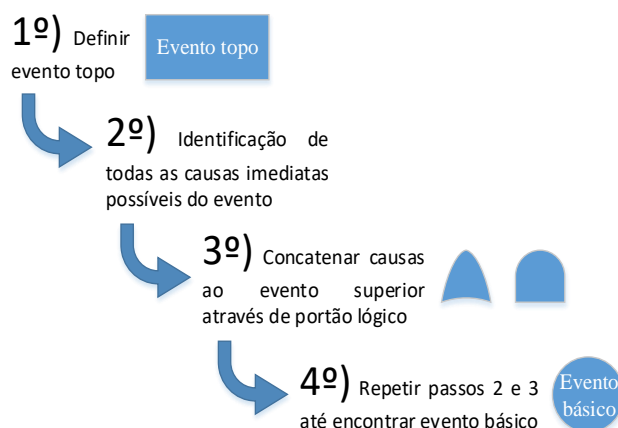
4.1.5 Construção da árvore de falhas

A árvore de falhas é definida por Rausand e Hoyland (2004) como um diagrama lógico, cujo objetivo é mostrar as inter-relações entre potenciais eventos críticos e falhas em um sistema, além das causas para suas ocorrências; sendo assim de extrema relevância para o presente trabalho, uma vez que a sua capacidade de inserir modelagem estatística permitiu avaliar a confiabilidade do IRSI. Assim, para cada evento do sistema foi determinado uma probabilidade de falha, a qual, através das correlações entre os mesmos, permitiu calcular a probabilidade de falha do incinerador.

Para a construção da árvore de falhas foi preciso definir o sistema, suas fronteiras e o evento topo. Os sistemas que foram estudados podem ser visualizados conforme definidos na Tabela 1, a qual representa um conjunto de subsistemas alocados. O evento topo corresponde a Parada do IRSI, quando as funções básicas de destruição térmica dos resíduos foram interrompidas devido a qualquer falha proveniente dos sistemas.

Com essas informações, iniciou-se o processo iterativo de construção, conforme Figura 5, tendo o cuidado de não ligar um portão lógico diretamente a outro, além de não deixar dois eventos conectados sem que haja um portão lógico entre eles. A sequência de iterações chegou ao fim quando não foi mais possível ou viável determinar as causas de um evento, assim, não existindo mais um nível inferior. De acordo com Rausand e Hoyland (2004), o evento topo deve ser descrito com clareza e de maneira que não haja margem para ambiguidades, fato esse que motivou o cuidado extremo do presente autor desta dissertação.

Figura 5 - Método para construção da árvore de falhas.



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

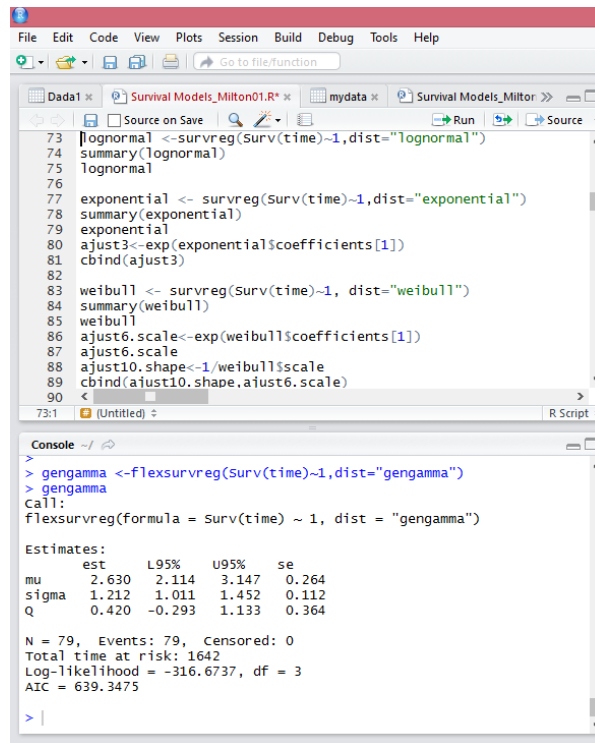
O tempo de corte trata-se do intervalo de tempo definido para avaliação da confiabilidade e foi definido para sete dias de operação, para que fosse possível calcular a probabilidade de falha do mesmo. Em seguida, utilizou-se a relação entre os eventos básicos para determinar a probabilidade de ocorrência dos eventos intermediários e topo. Por fim, com o objetivo de encontrar os sistemas de criticidade mais relevantes, constatou-se os cortes mínimos e as suas respectivas importâncias.

4.1.6 Software para análise estatística

O desenvolvimento deste trabalho realizou-se por meio do uso do software R-Studio, o qual permitiu realizar modelagem e cálculos estáticos na confiabilidade dos sistemas estudados.

De posse dos dados de falha e da escrita dos comandos no software estatístico R-Studio, conforme Figura 6, o autor da presente dissertação conseguiu calcular, inicialmente, não apenas o logaritmo de máxima verossimilhança do modelo generalizado, mas também o do modelo de interesse e, por consequência, os parâmetros das distribuições de probabilidade.

Figura 6 - Console software estatístico R-Studio.



```
73 | lognormal <- survreg(Surv(time)~1,dist="lognormal")
74 | summary(lognormal)
75 | lognormal
76 |
77 | exponential <- survreg(Surv(time)~1,dist="exponential")
78 | summary(exponential)
79 | exponential
80 | ajust3<-exp(exponential$coefficients[1])
81 | cbind(ajust3)
82 |
83 | weibull <- survreg(Surv(time)~1, dist="weibull")
84 | summary(weibull)
85 | weibull
86 | ajust6.scale<-exp(weibull$coefficients[1])
87 | ajust6.scale
88 | ajust10.shape<-1/weibull$scale
89 | cbind(ajust10.shape,ajust6.scale)
90 | <
```

```
> gengamma <- flexsurvreg(Surv(time)~1,dist="gengamma")
> gengamma
Call:
flexsurvreg(formula = Surv(time) ~ 1, dist = "gengamma")

Estimates:
      est      L95%    U95%    se
mu    2.630    2.114    3.147  0.264
sigma 1.212    1.011    1.452  0.112
Q      0.420   -0.293    1.133  0.364

N = 79, Events: 79, Censored: 0
Total time at risk: 1642
Log-likelihood = -316.6737, df = 3
AIC = 639.3475

> |
```

Fonte: Imagem capturada pelo próprio autor deste trabalho

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após preenchimento da planilha apresentada na Figura 3, diversos erros no apontamento dos tempos até a ocorrência de falha foram encontrados, tais como: erros de digitação, falta de apontamento (principalmente para as falhas recorrentes), avaliação errônea na classificação das falhas e, inclusive, cadastramento de forma equivocada ou incorreta dos equipamentos. Para resolver o último problema citado, realizou-se um conjunto de três ações: em primeiro, treinamento aos operadores de painel para preenchimento da planilha; em seguida, foi revisado os *tag* dos equipamentos que não estavam mais em funcionamento (uma vez que eles estavam presentes na tela de alarmes do supervisor) – para a execução do processo, colocou-se um estagiário da engenharia, preposto da operação e manutenção, para acompanhar os apontamentos das falhas diariamente; e, finalmente, os dados foram consolidados e colocados em uma planilha gerencial, conforme visto na Figura 7.

Figura 7 - Dados consolidados das falhas.

INCINERADOR DE RESÍDUOS SÓLIDOS - ACOMPANHAMENTO ANUAL DE HORAS PARADAS						FEV	MAR		ABR	
ITEM	#MP	DISC	RESP		DESCRIÇÃO	h	OC	h	OC	h
					CONTINUIDADE OPERACIONAL	36,35		100,00		100,00
					TEMPO CALENDÁRIO	696,00		744,00		720,00
					TEMPO DISPONÍVEL	664,50		744,00		720,00
	#MP	DISC	RESP	UM	HORAS PARADAS	91,50		0,00		0,00
1	4	OUT	SRS	NA	SEM MOTIVO RELATADO	0	•	0	•	0
2	3	ELET	INTERNA	NA	FALTA DE ENERGIA ELÉTRICA	0	•	0	•	0
3	4	PROC	SRS	I-101	FORMAÇÃO DE ESCÓRIA	0	•	0	•	0
4	4	PROC	SRS	C-601	PRINCÍPIO DE INCÊNDIO	0	•	0	•	0
5	3	OUT	TMM	NA	QUEBRA DA EMPILHadeira	0	•	0	•	0
6	3	INST	TMM	C-601	MICROSWITCH DO RAM FEEDER	0	•	5	•	0
7	3	INST	TMM	C-601	MICROSWITCH DA GUILHOTINA	0	•	0	•	0
8	3	INST	TMM	C-601	MICROSWITCH DA PORTA CORREDIÇA	0	•	0	•	0
9	3	MEC	TMM	C-604	QUEBRA C-604	0	•	0	•	0
10	1	PROC	SRS	C-604	LIMPEZA DA C-604	0	•	0	•	0
11	1	OUT	TMM	C-601	LIMPEZA DO RAM FEEDER	0	•	0	•	0
12	1	OUT	TMM	C-601	LIMPEZA DA PORTA CORREDIÇA	0	•	0	•	0
13	1	PROC	SRS	C-601	LIMPEZA DA GUILHOTINA	0	•	0	•	0

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

Dessa maneira, culminou-se na minimização de erros no apontamento das falhas, o que permitiu melhorar a qualidade dos dados extraídos da modelagem matemática. Além disso, após ser realizado a coleta do tempo entre falhas, foram organizados mais de 240 dados de tempo de falha, o que pode ser visualizado no Apêndice 1.

Assim, foram encontradas as seguintes quantidades de falhas nos sistemas: 79 falhas na alimentação, 62 falhas na combustão, 23 falhas na lavagem de gases, 20 falhas no armazenamento dos resíduos, 16 falhas na utilidade, 6 falhas na emissão dos gases e, finalmente, apenas duas falhas na remoção de cinzas e tratamento de efluentes. De posse dos dados de falha e da escrita dos comandos no software estatístico R-Studio, conforme Figura 6, foi possível calcular o logaritmo de máxima verossimilhança do modelo generalizado e do modelo de interesse para, conseqüentemente, calcular os parâmetros das distribuições de probabilidade.

Os valores do logaritmo da função de verossimilhança para os quatro modelos e os testes da razão de verossimilhança (TRV) resultaram nos valores apresentados na Tabela 4. As distribuições foram classificadas em ordem crescente dos valores de TRV. É importante informar que as falhas provenientes do sistema de remoção de cinzas foram desconsideradas, pois, durante os seis anos de operação analisados, ocorreram apenas dois eventos básicos.

Tabela 4 - Análise quantitativa das distribuições de probabilidade dos sistemas do IRSI

Sistema	Distribuições	$-\log L(\hat{\theta}_M)$	TRV
Alimentação de Resíduos	Gama Generalizada	-316,6737	-
	Weibull	-317,3141	1,3008
	Gama	-317,9181	2,4888
	Lognormal	-318,2647	3,1820
	Exponencial	-318,7036	4,0598
Combustão	Gama Generalizada	-190,7924	-
	Lognormal	-191,2259	0,8670
	Weibull	-196,0213	10,4578
	Gama	-198,5570	15,5292
	Exponencial	-203,6041	25,6234
Estocagem de Resíduos	Gama Generalizada	-94,7639	-
	Lognormal	-101,9303	14,3327
	Weibull	-106,1888	22,8497
	Gama	-107,6815	25,8352
	Exponencial	-109,5467	29,5656
Emissão de Gases	Gama Generalizada	-32,2941	-
	Lognormal	-34,4763	4,3646
	Weibull	-35,3828	6,1775
	Gama	-35,9045	7,2211
	Exponencial	-38,3663	12,1445
Lavagem de Gases	Gama Generalizada	-108,0693	-
	Lognormal	-108,1709	0,2032
	Weibull	-110,4884	4,8382
	Gama	-112,4443	8,7500
	Exponencial	-117,8271	19,5156

	Gama Generalizada	-89,6779	-
Utilidades	Gama	-91,6081	3,86028
	Weibull	-91,6339	3,91194
	Exponencial	-91,7441	4,13228
	Lognormal	-92,1020	4,84814

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

O resultado do teste estatístico de hipótese, o qual foi apresentado na Tabela 4, indicou quais as distribuições podem ser escolhidas para representar o comportamento dos sistemas até a ocorrência de alguma falha. Dentre essas distribuições, destacaram-se: *Weibull*, para alimentação de resíduos; *lognormal*, para estocagem de resíduos, lavagem e emissão de gases; e, finalmente, *gama* para utilidades. Estas, por sua vez, apresentaram menor valor de TRV quando comparadas com as demais distribuições em seu correspondente sistema.

Para este trabalho, a validação dos testes de hipótese foi realizada por meio da técnica gráfica, a qual consiste na comparação da função da confiabilidade dos modelos propostos dos sistemas com estimador Kaplan-Meier. Neste caso, o modelo foi considerado adequado quando a sua curva de confiabilidade esteve o mais próximo possível do estimador referido.

Acerca dos modelos propostos e testados pelo método da hipótese na Tabela 4, é preciso informar que eles foram validados por meio dos gráficos demonstrados nas Figuras 8 e 9. Quanto ao sistema de Alimentação do IRSI, foi possível observar comportamentos similares entre as funções de confiabilidade estudada, pois ambas as curvas estão próximas da função de Kaplan-Meier. Em vista disso, afirmou-se que para este caso o método de avaliação possuiu interpretação de caráter subjetivo, variando conforme o analista em exercício. Portanto, foi preferível que, nesta situação, utiliza-se apenas o método de seleção apresentado na Tabela 2, a distribuição de Weibull, para representar os sistemas de Alimentação do IRSI.

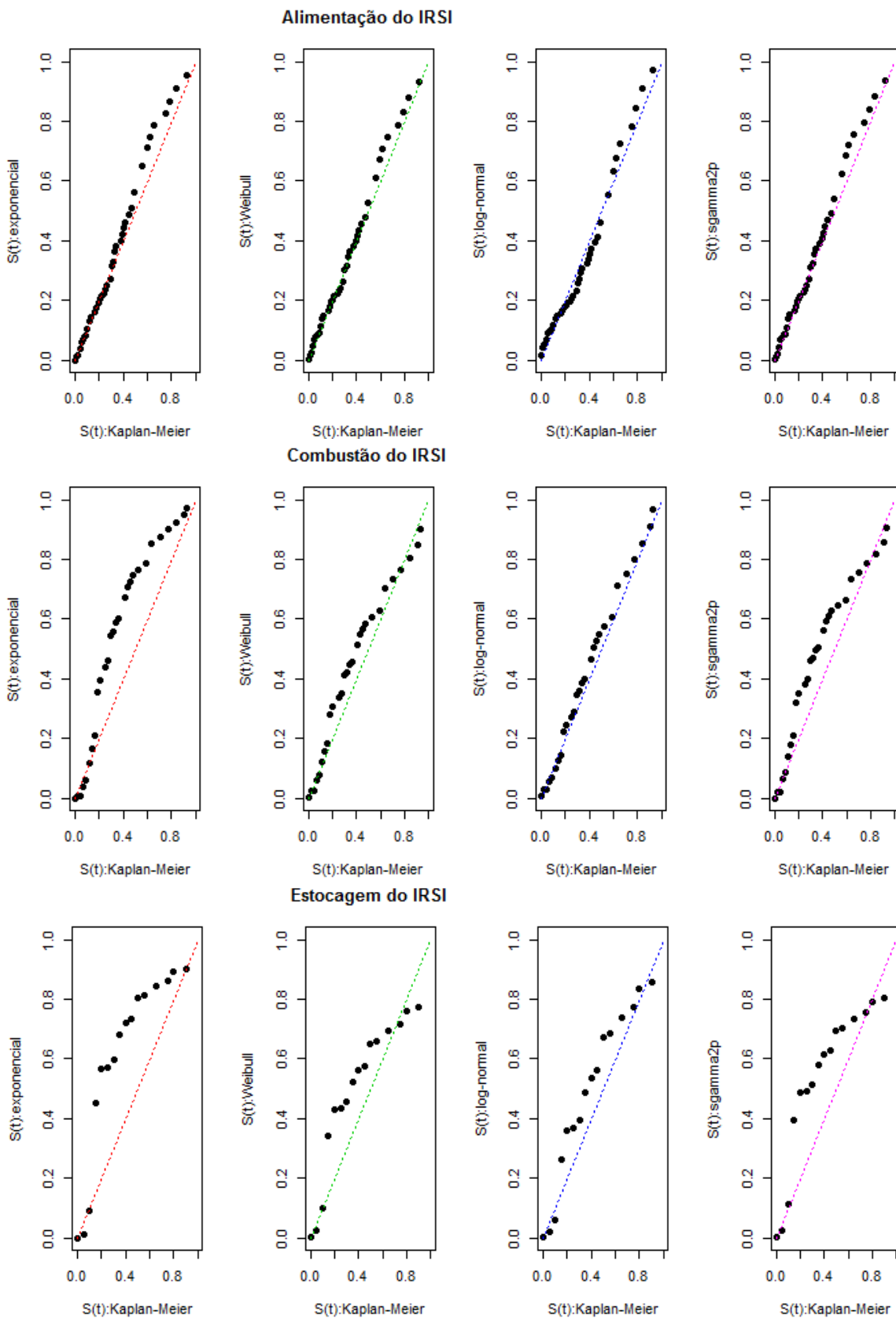
Por seguinte, no sistema de Combustão, foi possível observar que o modelo log-normal acompanharam mais de perto a curva de confiabilidade de Kaplan-Meier, diferentemente dos modelos exponencial, Weibull e gama, nos quais os pontos estão se afastando da reta. Por conta disso, validou-se o teste de hipótese da Tabela 4 para o modelo log-normal.

No sistema “Estocagem de Resíduos”, todos os modelos propostos, conforme Figura 8, encontraram-se afastados da reta $y=x$. O mesmo aconteceu no sistema de Emissão de Gases, conforme Figura 9. A ocorrência deste evento pode ser atribuída à quantidade de pontos disponibilizados para os sistemas 20 e 6, respectivamente. Acerca deles, verificou-se que ambos possuem a distribuição log-normal para representar os sistemas visto na Tabela 4.

Por sua vez, no sistema Lavagem de Gases, foi possível observar que os modelos exponencial e gama parecem não ser adequados para estes dados, devido a curva de confiabilidade de Kaplan-Meier está afastada dos modelos propostos. Sobre as distribuições de Weibull e log-normal, verificou-se que elas estavam próximas da reta $y=x$. Este fato permitiu concluir que, possivelmente, um desses modelos é o mais indicado para o sistema em estudo. Destarte, estas análises convergiram com o teste de hipótese apresentado na Tabela 4, por isso, a distribuição log-normal aparentou ser a mais aderente para o fenômeno estudado.

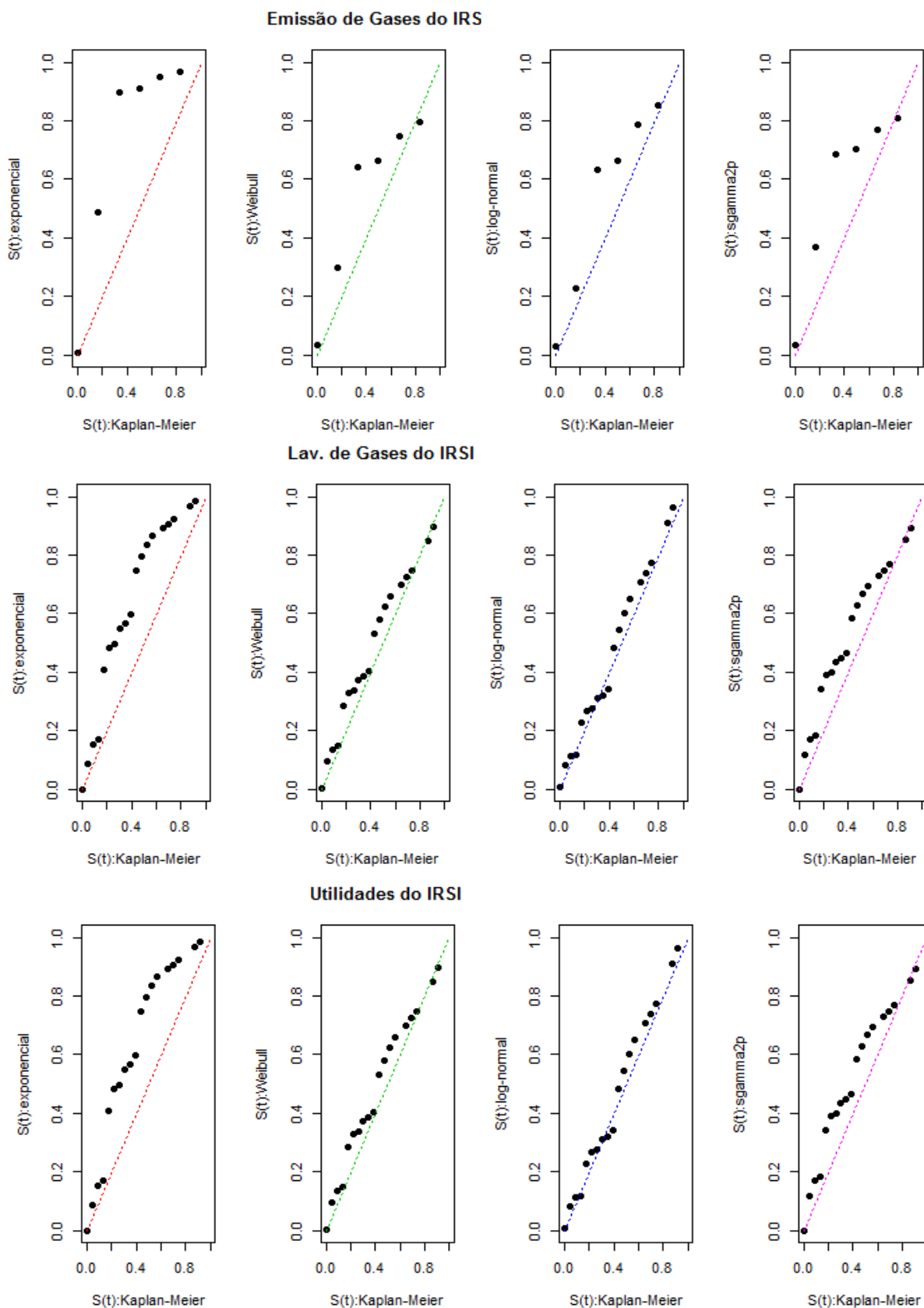
Por fim, sobre o sistema de Utilidades, observou-se que os modelos exponencial, Weibull e gama estavam afastados do modelo de Kaplan-Meier. Assim, ao contrário do anterior, o modelo log-normal foi apresentado como o mais adequado para estudo. Portanto, diante de tudo o que foi exposto na Tabela 4, levando em consideração o método do TRV, considerou-se a função para o sistema estudado, tendo em vista que ele possuiu o menor TRV, ao passo que o modelo log-normal apresentou o maior.

Figura 8 - Gráficos das funções de confiabilidade estimadas por Kaplan-Meier versus modelos propostos exponencial, de Weibull, Log-normal e Gama



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

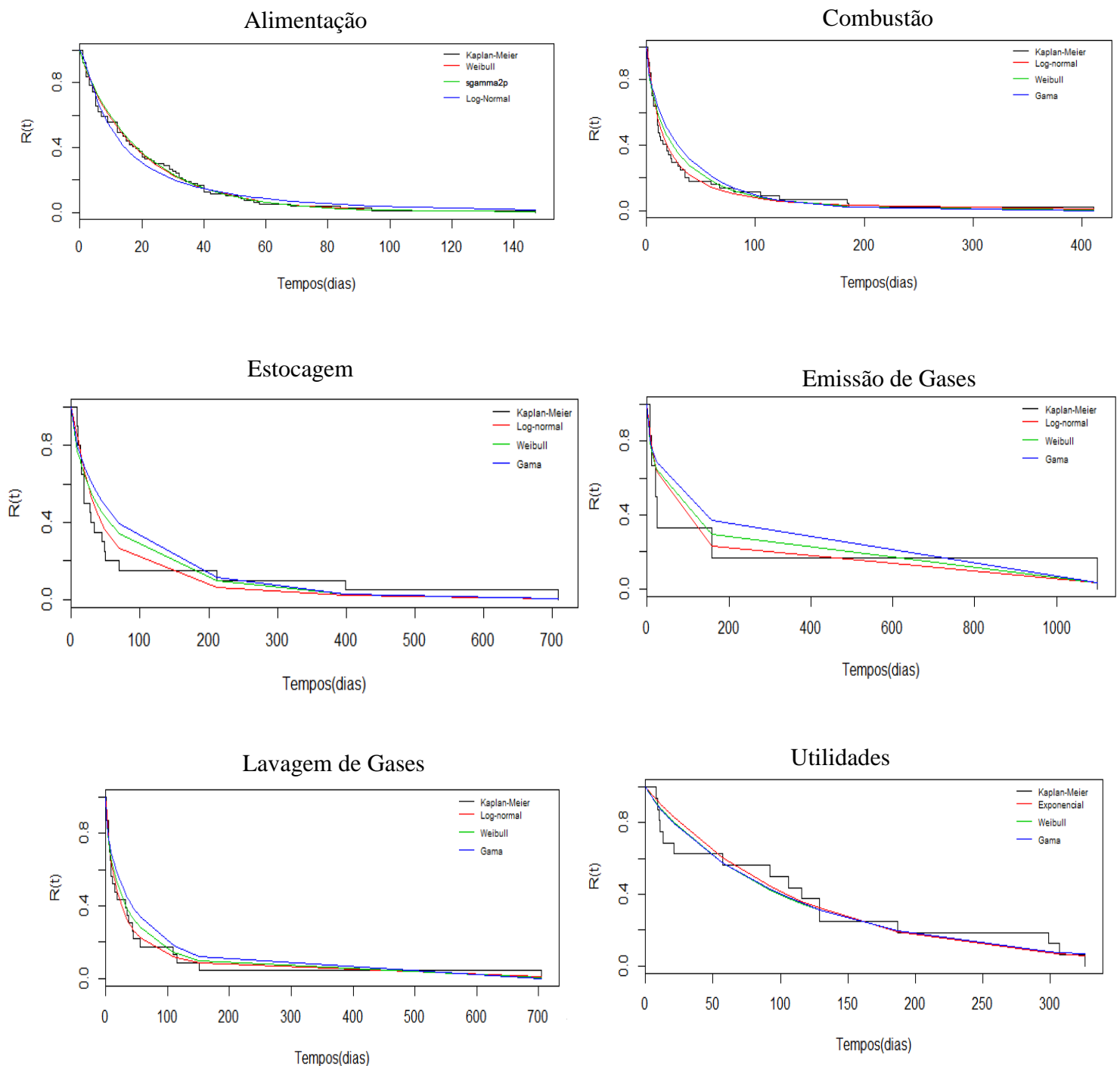
Figura 9 - Gráficos das funções de confiabilidade estimadas por Kaplan-Meier versus modelos propostos exponencial, de Weibull, Log-normal e Gama



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

Como pode ser verificado logo abaixo, a Figura 10 confirmou as conclusões apresentadas na Tabela 4 e nas Figuras 8 e 9. Observou-se então que, a partir dos parâmetros das três melhores distribuições, as curvas da confiabilidade foram geradas e comparadas com a curva não paramétrica de Kaplan-Meier. Assim, notou-se que para o sistema de Alimentação de Resíduos, as distribuições Weibull e gama estiveram mais próximas da curva de Kaplan Meier, enquanto a distribuição log-normal esteve mais afastada, uma vez que apresentou maior valor de TRV, como exposto na Tabela 4.

Figura 10 - Análise Qualitativa: Curva não paramétrica e paramétrica para os sistemas do IRSI



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

No sistema de combustão, as distribuições log-normal e Weibull apresentaram decréscimo no período inicial acentuado, até o período de 100 dias, conforme a Figura 10. Isso fez com que a distribuição gama ficasse afastada do gráfico de Kaplan-Meier e valida-se os critérios de avaliação para a escolha da distribuição log-normal.

Por sua vez, o gráfico que representa o sistema de estocagem de resíduos demonstrou um decréscimo brusco entre 0 e 100 dias, seguido de uma continuação suave. Isso revelou que, para a curva de confiabilidade Weibull e gama, a curva não paramétrica de Kaplan-Meier esteve afastada no período de 0 a 200 dias. Ao final, houve 100% de probabilidade para a ocorrência de falhas dentro do período de até 700 dias.

A respeito do sistemas de utilidades, conforme a Figura 10, verificou-se que a curva log-normal esteve mais afastada da curva de Kaplan-Meier, enquanto as distribuições de Weibull e gama estavam coincidentes entre si. Isso se justificou devido aos resultados de TRV estarem próximos. Ademais, o formato assintótico das distribuições permitiu que o valor máximo de probabilidade de falha não alcançasse o tempo máximo de recorrência de falhas.

Quanto ao sistema de emissão e lavagem de gases, observou-se que a curva de confiabilidade log-normal esteve, ao decorrer do período estudado, sempre mais próximo ao gráfico de Kaplan-Meier. Além disso, após o período de 400 dias, as funções de confiabilidade log-normal, Weibull e gama se interceptaram até o período de 700 dias.

Mediante a seleção dos modelos de distribuição de probabilidade que estiveram mais aderentes aos sistemas do IRSI, foi possível calcular os parâmetros das funções da confiabilidade. Os resultados da modelagem, por sua vez, podem ser visualizados na Tabela 5.

O sistema de Alimentação foi representado pela distribuição que possuiu a capacidade de modelar uma grande variedade de dados e características de vida. A função de Weibull estudada foi a de 2(dois) parâmetros, onde β é o parâmetro de forma e η é o parâmetro de escala. É preciso dizer que o primeiro é adimensional e representa a inclinação da reta no gráfico de probabilidade de falhas. Para este sistema $\beta < 1$, a sua representação física, de acordo com a Tabela 8, apresentada no Apêndice 2, demonstrou que há desgastes do tipo fadiga para estes equipamentos e os mesmos estavam na fase de mortalidade infantil, conforme a curva da banheira, e, logo, requeriam manutenções corretivas para evitar a taxa de falha decrescente.

O parâmetro de escala, conhecido como vida característica, possuiu as mesmas unidades do tempo e, de acordo com a equação definida no Apêndice 3, demonstrou que 63,2% dos

componentes teriam falhado a um dado valor de eta. Logo, para o evento estudado, a vida característica foi de 19,69286 dias.

Tabela 5 - Parâmetros das distribuições dos sistemas do IRSI

Sistema	Distribuição	Parâmetros		
		Localização	Forma	Escala
Alimentação de Resíduos	Weibull	-	0.9002804	19.69286
Combustão	Log-normal	2.57899	-	1.416393
Armazenamento de Resíduos	Log-normal	3.483187	-	1.214571
Emissão de Gases	Log-normal	3.772007	-	1.742134
Lavagem de Gases	Log-normal	2.817385	-	1.594818
Utilidades	Gama		0.855014	133.0374

Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

As resoluções das equações demonstradas no Apêndice 4 revelaram que a taxa de falhas dos equipamentos do sistema de alimentação foi de 0,9112 falhas, aproximadamente, pois 50% delas deveriam ocorrer antes de 13 dias, conforme o percentil p% das falhas. Isso implicou no fato de que as ações de manutenção corretiva fossem antecipadas, por meio de paradas programadas, para assegurar a continuidade no processo de abastecimento do forno rotativo.

Sobre o sistema de combustão do IRSI, é necessário ter em vista que, para uma linha de corte de 45 dias, ele apresentou uma confiabilidade de 19,3%, sendo que, como o tempo médio entre falhas são de 35 dias, pelo menos uma falha deve ocorrer até esse período. Para os sistemas de armazenamento, utilidades e emissão de gases que apresentaram tempo médio entre falhas de 68, 113 e 198 dias, conseqüentemente, os níveis de confiabilidade alcançaram valores mais elevados. Desta forma, esses sistemas requereram ações de manutenção preventivas com intuito de garantir suas condições básicas de funcionamento. Por sua vez, para o sistema de Lavagem de Gases, a confiabilidade foi de 13,11%, com percentil de falhas 50% das que deveriam ocorrer antes dos 37,14 dias. Além disso, devido à sua importância na garantia da manutenção das

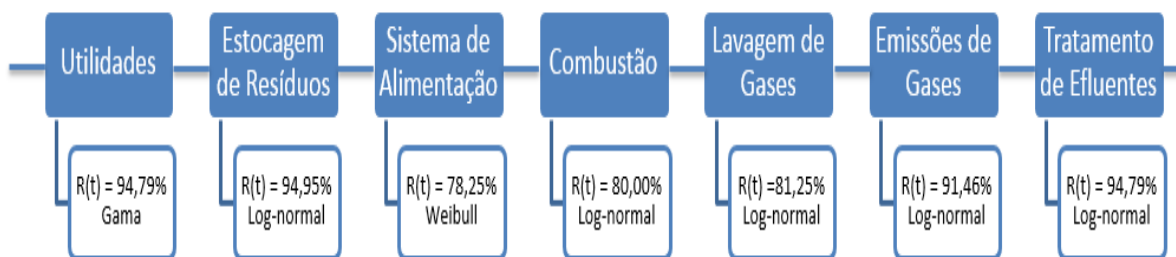
condicionantes legais, realizou-se a análise de falhas, a fim de identificar os motivos da baixa confiabilidade e da adequação dos planos de manutenção.

Logo, após a realização da análise dos sete sistemas do IRSI, conforme demonstrado anteriormente, foi definido um modelo probabilístico adequado para os dados dos sistemas, assim como o cálculo das suas confiabilidades.

É preciso ter em vista que a falha de qualquer um dos sistemas era capaz de provocar a falha de todo o IRSI e interromper a queima de resíduos industriais. Esta possibilidade fez com que os sistemas fossem interligados em série pelo diagrama de blocos de confiabilidade.

Diante do exposto, foi possível identificar os sistemas que possuíam menor confiabilidade no processo de destruição térmica de resíduos, o que, conseqüentemente, tornou possível selecionar os sistemas com maior probabilidade de falhas. A Figura 7 representa o diagrama de blocos de confiabilidade de um IRSI, demonstrando que o seu processo requer de técnicas de gestão de manutenção eficientes para prover segurança nas tomadas de decisão, a fim de garantir continuidade do processo em questão.

Figura 7 – Diagrama de blocos de confiabilidade do IRSI



Fonte: Elaborada pelo próprio autor deste trabalho.

O produtório da confiabilidade de todos os sistemas resultou em 42% de confiabilidade da planta industrial. O sistema alimentação, responsável pelo carregamento de resíduos no forno a gás; o sistema de combustão, responsável pelo controle da queima e o sistema de lavagem de gases, responsável pelo controle de emissão gases, foram os principais responsáveis pela redução da confiabilidade do IRSI. Conseqüentemente, apresentaram maiores probabilidades de falha do que os sistemas de utilidades, de estocagem de resíduos, de emissão de gases e de tratamentos de efluentes.

Ademais, a elaboração da Tabela 6 permitiu identificar a evolução da probabilidade de falhas dos sistemas do IRSI no período de um ano, estado no qual se observou que a probabilidade de falhas acima de 90% era em cinco dos sete sistemas estudados. Isso revelou

que o período estipulado para ocorrer a Parada Geral de Manutenção, concebida para acontecer a cada dois anos, deveria ser realizado em períodos menores para alguns sistemas. Caso contrário, o processo de destruição térmica dos resíduos poderia sofrer diversas interrupções de falhas, o que geraria aumento dos custos de manutenção e o não cumprimento do volume de resíduos estabelecidos a serem destruídos pelas partes interessadas.

Tabela 6 - Probabilidade de falha dos sistemas do IRSI

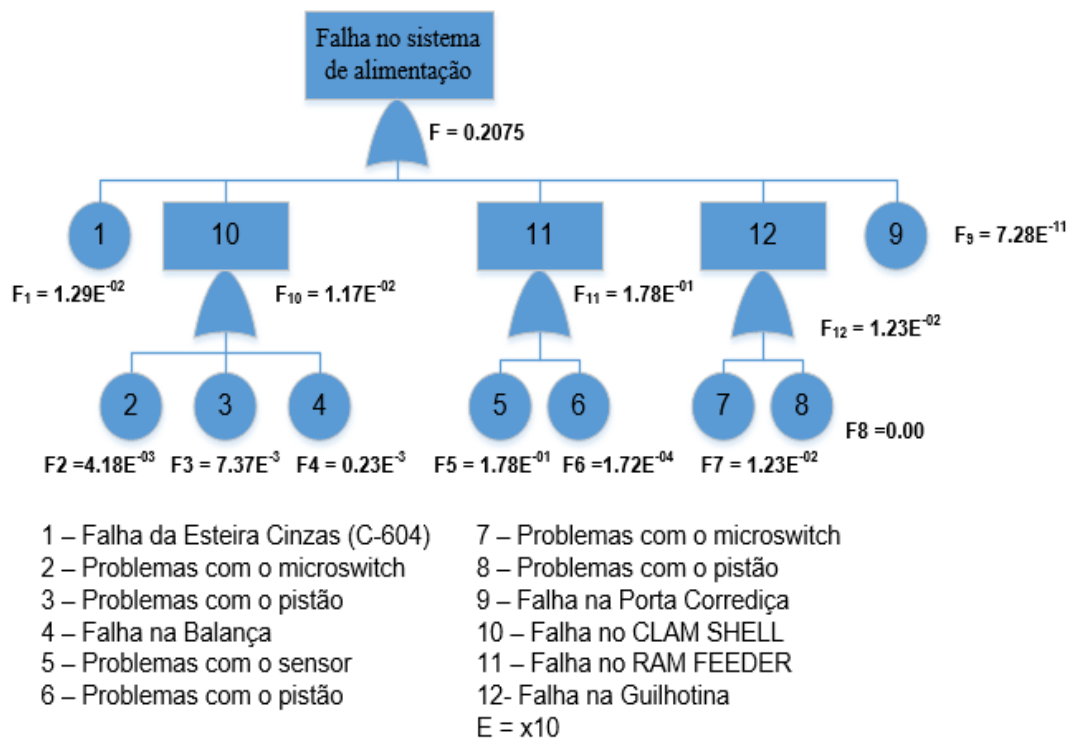
Sistemas	Distribuições	PROBABILIDADE x TEMPO (dias)							
		4	10	45	60	75	90	180	360
Alimentação	Weibull	21,75%	47,92%	87,36%	91,50%	93,94%	95,49%	98,76%	99,74%
Combustão	Log-Normal	19,99%	42,26%	80,70%	85,77%	89,02%	91,25%	96,75%	99,02%
Lav.Gases	Log-Normal	18,48%	37,34%	73,25%	78,83%	82,65%	85,43%	93,18%	97,28%
Estocagem de Resíduos	Log-Normal	4,21%	16,55%	60,50%	69,26%	75,39%	79,87%	92,04%	97,61%
Emissão de Gases	Log-Normal	8,54%	19,94%	50,73%	57,33%	62,29%	66,19%	79,26%	88,75%
Utilidades	Gama	5,20%	11,16%	35,93%	43,80%	50,57%	56,44%	79,15%	94,99%
Tratamento de Efluentes	Log-Normal	0,00%	0,00%	0,00%	0,17%	0,54%	1,27%	14,55%	54,93%

Fonte: Elaborada pelo autor deste trabalho.

O ponto de partida para organizar o grupo de trabalho responsável por identificar os modos e as causas de falhas surgiu a partir dos sistemas que estavam com probabilidade de falhas acima de 70%. Com isso, foi possível fornecer celeridade nas ações para eliminar as causas das falhas. Para tanto, os sistemas de Alimentação, Combustão e de Lavagem de Gases foram os primeiros selecionados, tanto nos valores apresentados no diagrama de blocos de confiabilidade da Figura 7 quanto na Tabela 3. Assim, o esperado era que acerca deles, ocorresse ações de manutenção até um período de quarenta e cinco dias. Em seguida, para os sistemas Estocagem de Resíduos, Emissão de Gases e de Utilidades, uma Parada Geral de Manutenção deveria realizar-se em até 180 dias. Em contrapartida, apenas o sistema de Tratamento de Efluentes apresentou confiabilidade de 45,1% em um ano de operação, o que o fez poder ser incluído na execução da Parada Geral de Manutenção com período acima de 360 dias. Não só isso, como também este tempo poderia ser aumentado, caso as ações de contingenciamento fossem realizadas para eliminar os principais modos de falha recorrentes.

Inicialmente, construiu-se uma árvore de falhas (Figura 8) para o sistema de Alimentação, onde se verificou que o subsistema com maior probabilidade de falhas era o RamFeeder, no que diz respeito ao modo de falha de problemas no sensor. A análise da influência percentual dos modos de falha (Tabela 4) indicou a falha do Ramfeeder, o correspondente a 82.73 % do corte mínimo da árvore de falha. Os demais modos de falha apresentaram importância inferior a 10%.

Figura 8 – Árvore de Falhas para o bloco de alimentação do IRSI



Fonte: Elaborada pelo autor deste trabalho.

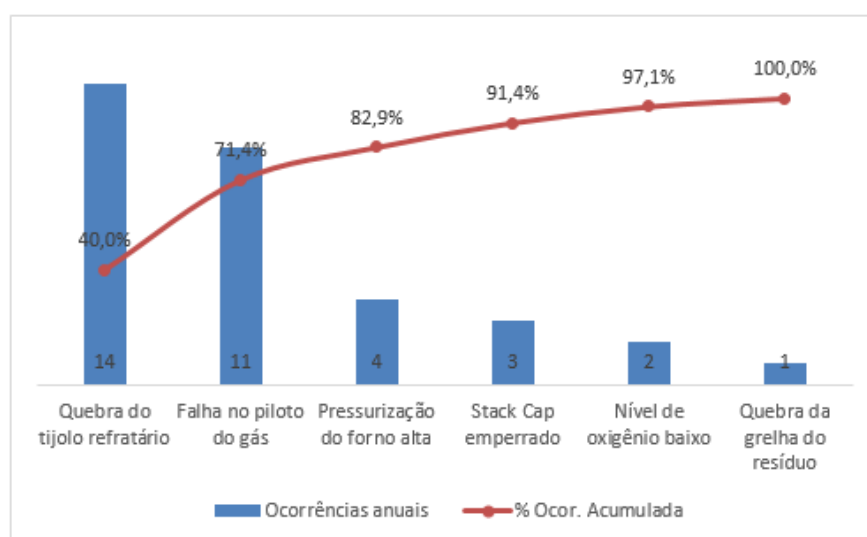
Tabela 7 - Importância dos cortes mínimos.

Corte mínimo	Probabilidade de falha (%)	Importância
1	1.29	5.99
2	0.418	1.94
3	0.737	3.43
4	0.023	0.11
5	17.8	82.73
6	0.017	0.079
7	1.23	5.72

Fonte: (Autor, 2016).

Afim de identificar os modos de falhas do sistema de Combustão, elaborou-se um diagrama de Pareto (Figura 11). Nele, identificou-se que a quebra do tijolo refratário, a falha no piloto do gás e a pressurização alta no forno corresponderam as três principais falhas. Ademais, em torno de 20% das causas de falhas foram responsáveis por 80% das ocorrências de falhas.. Ademais, 80% das ocorrências de falhas representaram em torno de 20% das causas de falhas.

Figura 11 - Diagrama de Pareto do sistema de combustão.



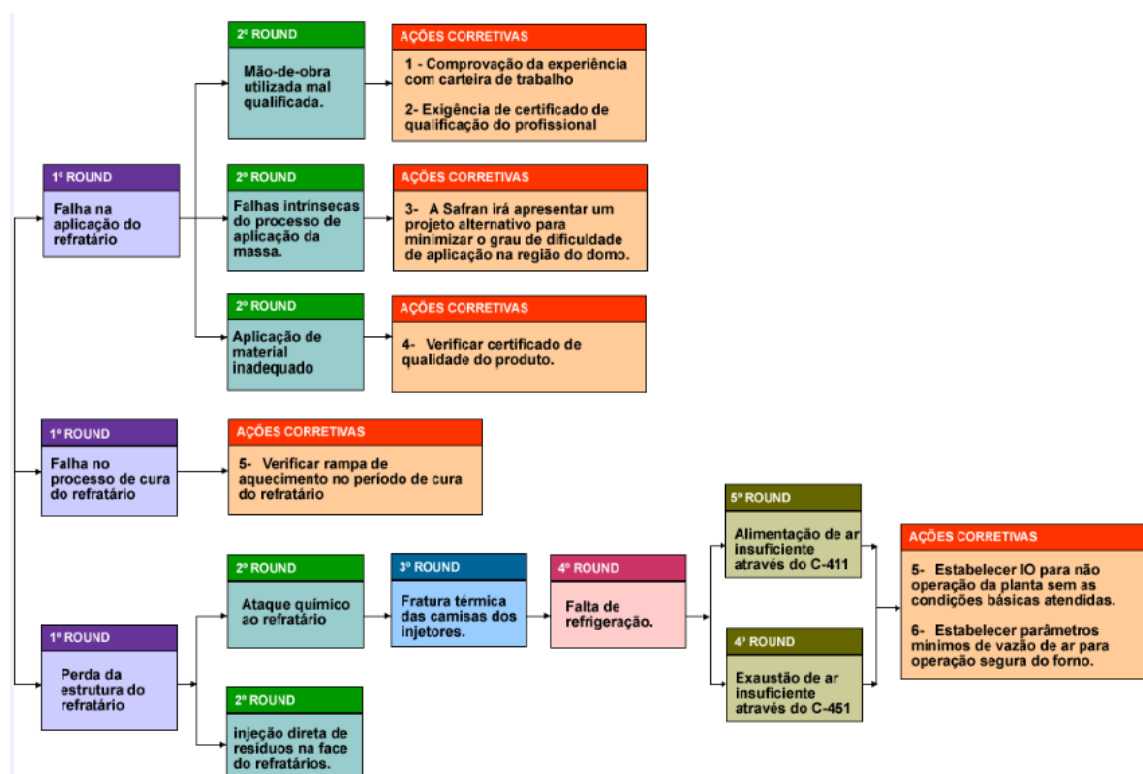
Fonte: Elaborada pelo autor deste trabalho.

A investigação dos modos de falha revelou que o impacto da ocorrência das falhas é causada, principalmente, por seus tempos elevados de reparo, uma vez que o sistema abrange o forno rotativo. Nele, foi (e ainda é) necessário operar a uma temperatura elevada, de maneira que quase todas as perturbações no sistema envolviam (e continuam a envolver) o aquecimento e o resfriamento do forno, o qual deve seguir uma rampa de resfriamento ou de aquecimento determinada pelo fabricante. Acerca de rampa de aquecimento, é preciso dizer que ela pode levar até 72h para estar completa. Tal causa aliada à quebra de tijolos refratários ou à constante formação de escória dentro do forno são as principais responsáveis pela indisponibilidade deste sistema, pois requer paradas não programadas de manutenção.

A Tabela 8 evidencia a análise do modo de falha “quebra do tijolo refratário”, realizado com o fabricante e responsável pela instalação desse item no interior do forno rotativo. Identificou-se que os responsáveis pela perda da função do tijolo refratário, os quais foram: falha na aplicação, no processo de cura e na perda da estrutura. Ademais, o seu controle deveria ser realizado, principalmente, pelo cumprimento de procedimentos operacionais e pela alteração do método de aplicação da massa do tijolo refratário em áreas de difícil acesso.

Por sua vez, as falhas provenientes do piloto de gás eram geradas pelo subsistema PCV (*Pressure Control Valve*, em português, válvula controladora de pressão), o qual possuiu a função de reduzir e manter a pressão constante do gás combustível do forno. Assim, as falhas foram ocasionadas por três motivos: o rompimento no diafragma do piloto, a perda das propriedades elásticas da mola e o vazamento do tubo que conecta o piloto e a PCV.

Tabela 8 - Análise dos por quês do sistema de combustão



Fonte: Elaborada pelo autor deste trabalho.

A pressurização do forno foi controlada por meio de dois exaustores, com objetivo de garantir a pressão no interior do forno abaixo da pressão atmosférica. Além disso, foi diagnosticado desgaste das palhetas do rotor do exaustor localizado a jusante do Lavador de Gases, situação a qual foi a principal agente do modo de falha de pressurização alta no forno rotativo.

Com isso, a análise de falhas de todos os sistemas e subsistemas do IRSI identificou que a resolução das causas de falhas necessitava de interrupção do processo de destruição térmica dos resíduos em período menor previsto pelo planejamento da Parada Geral de Manutenção. Como possuem comportamentos distintos até a falha, a PGM deveria ser realizada de forma distribuída. Por fim, conforme a probabilidade de falhas para cada sistema, permitiu-se reduzir o período de execução das intervenções de correção, do retorno do funcionamento do IRSI em menor espaço de tempo, da redução dos custos de contratação de serviços e da melhor divisão do fluxo de caixa da empresa.

6 CONCLUSÕES

O desenvolvimento deste trabalho requisitou qualidade dos dados coletados, pois sua falta seria capaz de provocar erros na modelagem matemática, o que resultaria na realização de incongruência por parte do analista. A utilização do teste estatístico de hipótese demonstrou ser adequado e consistente para identificar quais modelos paramétricos de distribuição de probabilidade são caracterizados pelas falhas dos distintos sistemas estudados do IRSI.

A técnica utilizada neste estudo permitiu identificar os subsistemas que precisavam (e ainda precisam) ser observados com maior frequência pela manutenção. O uso do diagrama de blocos de confiabilidade (RBD, permitiu representar graficamente como os equipamentos são interligados ou conectados de forma lógica e funcional. Também foi apontado como quais os principais sistemas responsáveis pelas falhas são: de alimentação, de combustão e de lavagem de gases.

A falha do sensor do RamFeeder no sistema de alimentação representou ser o principal modo de falha. Assim, percebeu-se a necessidade de melhorias no plano de manutenção desses equipamentos, a fim de elevar a confiabilidade do IRSI. Em relação a modelagem matemática, a distribuição de probabilidade que teve melhor aderência ao maior número de sistemas do IRSI foi a log-normal.

Com a realização deste trabalho, verificou-se a importância de testes estatísticos nesta análise de aderência, além do teste de hipótese, o qual se mostrou adequado para determinar modelos probabilísticos na modelagem do incinerador de resíduos.

A utilização em conjunto das ferramentas da engenharia, da confiabilidade, do diagrama de blocos de confiabilidade, das árvores de falhas e do diagrama de Pareto permitiram identificar graficamente os principais sistemas e subsistemas que provocavam inconfiabilidade de 58% do IRSI. Dentre os sistemas, encontram-se os de: Alimentação, Combustão e Lavagem de gases, os quais foram os três principais sistemas críticos – o correspondente a 75% das falhas ocorridas.

Por fim, a distribuição de probabilidade log-normal foi o modelo probabilístico mais adequado aos dados do incinerador. Logo, realizar paradas planejada conforme a confiabilidade de cada sistema é o mais indicado.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Durante a elaboração do trabalho, foi possível identificar outras oportunidades de pesquisa, tais como:

- a) Realizar abordagem qualitativa na etapa de seleção de sistemas do RCM, com o objetivo de comparar com método quantitativo utilizado neste trabalho;
- b) Realizar as seis etapas qualitativas de implementação do RCM;
- c) Comparar outros métodos de testes estatísticos com o utilizado na pesquisa com intuito de validação;
- d) Realizar análise econômica na seleção dos sistemas;
- e) Determinar a incerteza envolvida no processo para evitar que decisões erradas sejam tomadas por embasamento;
- f) Realizar análise RAM dos sistemas que apresentaram maior probabilidade de falhas;
- g) Realizar FMEA do IRSI.

8 PRODUTOS GERADOS NESTA PESQUISA

Esta dissertação é produto de uma pesquisa que gerou outros trabalhos, publicados em eventos na área de engenharia industrial, cujas referências são apresentadas abaixo:

OLIVEIRA NETO, M. E.; ESQUERRE, K. P. S. O. R.; ALBUQUERQUE, E. L. .
APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE CONFIABILIDADE EM INCINERADORES DE
RESÍDUOS SÓLIDOS INDÚSTRIAS - IRSI. Revista SODEBRAS, 2016.

OLIVEIRA NETO, M. E.; ESQUERRE, K. P. S. O. R.; ALBUQUERQUE, E. L.; SANTOS,
L.O.M. Determinação dos sistemas críticos em um incinerador de resíduos sólidos industriais
mediante árvore de falhas In: XXXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2016,
João Pessoa/PB, Brasil, XXXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Rio de Janeiro:
ABEPRO, 2016. v.XXXVI.

OLIVEIRA NETO, M. E.; ESQUERRE, K. P. S. O. R. . Análise da confiabilidade como agente
de transformação na política de gestão de manutenção em incineradores de resíduos industriais.
In: XIII Simpósio Internacional de Confiabilidade, 2015, São Paulo/SP, Brasil.

OLIVEIRA NETO, M. E.; ESQUERRE, K. P. S. O. R. . Aplicação da MCC - Manutenção
Centrada em Confiabilidade em Incineradores de Resíduos Sólidos Industriais. IRSI. In: XIII
Simpósio Internacional de Confiabilidade, 2016, Salvador/Ba, Brasil.

Além destes, um resumo foi aceito no XVI AIChE, evento ocorrido em 2016, em San
Francisco, EUA, sob o título “*Applying Reliability Centered Maintenance in Incinerators of
Industrial Solid Waste*”.

Orientações de trabalhos de conclusão de curso de graduação:

LUCAS OLIVEIRA MOTA SANTOS. Avaliação da confiabilidade e determinação
dos sistemas críticos em um incinerador de resíduos sólidos industriais mediante
análise por árvores de falhas. 2014. Engenharia Química - Universidade Federal da
Bahia.

JOARA PEREIRA MARQUES LUZ. Avaliação da eficácia da otimização de processo em um incinerador de resíduos sólidos mediante análise de confiabilidade por árvore de falhas. 2014. Engenharia Química – Universidade Federal da Bahia.

REFERÊNCIAS

- ABNT [ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMA TÉCNICAS]. **Incineração de resíduos perigosos - Padrões de Desempenho**. NBR 11.175. Rio de Janeiro: ABNT, 1990.
- ANTHONY M. SMITH, G. R. (2004). **RCM - Gateway to World Class Maintenance**. Elsevier Butterworth - Heinemann.
- BARAN, Leandro Roberto. **Manutenção Centrada em Confiabilidade aplicada na Redução de Falhas**: um estudo de caso. 2011. 102 fls. Monografia (Especialização em Gestão Industrial: Produção e Manutenção) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, 2011.
- BIROLINI, A. **Reliability Engineering - Theory and Practice**, 1999.
- CERVEIRA, D. S.; SELMITTO, M. A. Manutenção centrada em confiabilidade (MCC): Análise quantitativa de forno elétrico a indução. **Revista Produção Online**, v. 15, n. 2, p. 405–432, 2015.
- CONAMA. **RESOLUÇÃO CONAMA n. 316, de 29 de outubro de 2002 (Artigo 18 alterado pela Resolução CONAMA n 386/06)**. Brasil, 2002.
- COLOSIMO, Enrico A.; GIOLO, Suely R. **Análise de Sobrevivência Aplicada**. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.
- COLOSIMO, E. A.; FERREIRA, F. F.; OLIVEIRA, M. D.; SOUZA, C. B. Empirical Comparisons between Kaplan-Meier and Nelson-Aalen Survival Functions Estimators. **Journal of Statistical Computation and Simulation**; v. 72, p. 299-308.
- EPA. EPA On-Site Incineration : Overview of Superfund Operating Experience. **United States Environmental Protection Agency**, n. March, p. 37, 1998.
- FOGLIATO, F., & RIBEIRO, J. (2009). **Confiabilidade e Manutenção Industrial**. São Paulo: Elsevier.
- FORBES, Catherine; EVANS, Merran; HASTINGS, Nicholas; PEACOCK, Brian. **Statistical Distributions**. 4th ed. Hoboken: John Wiley & Sons Inc, 2011.
- FORDHAM, R. J. et al. The impact of increasing demand for efficiency and reliability on the performance of waste-to-energy plants. **Materials at High Temperatures**, v. 20, n. 1, p. 19–25, 2003.
- HALDAR, Achintya; MAHADEVAN, Sankaran. **Probability, Reliability, and Statistical Methods in Engineering Design**. New York: John Wiley & Sons Inc, 2000.
- HENRIQUES, R. M. Aproveitamento Energético dos RSU: uma abordagem tecnológica. p. 204, 2004.
- LAFRAIA, J. R. (2001). **Manual de Confiabilidade , Manutenibilidade e Disponibilidade**. Rio de Janeiro: Qualitymark Editora.

MARVIN RAUSAND. **System Reliability Theory Models Statistical Methods and Applications**. [s.l: s.n.].

MENDES, A. A. **Manutenção centrada em confiabilidade**: uma abordagem quantitativa. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil.

MENDES, A. A.; RIBEIRO, J. L. D. **Um estudo do suporte quantitativo necessário para a operacionalização da MCC**. *Production*, v. 21, n. 4, p. 583–593, 2011.

MENEZES, R. A. (3 a 7 de Abril de 2000). **Atual da Incineração no Brasil**. VII Seminário Nacional de Resíduos Sólidos e Limpeza Pública.

MOUBRAY, J. **Reliability-centred Maintenance**, 1997.

NBR 1004. **ABNT NBR 10004:2004. Resíduo Sólido**Rio de JaneiroASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, , 2004.

NBR 5462. **NBR 5462 Confiabilidade e manutenibilidade**Rio de Janeiro, 1994.
PNRS. Brasília, 2010.

RAUSAND, Marvin; HOYLAND, Arnljot. **System Reliability Theory**. 2nd ed. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc, 2004.

SAINZ, J. A.; SEBASTIÁN, M. A. Methodology for the maintenance centered on the reliability on facilities of low accessibility. *Procedia Engineering*, v. 63, p. 852–860, 2013.

SIQUEIRA, I. P. (2012). **Manutenção centrada na confiabilidade: manual de implementação**. Rio de Janeiro: Qualitymark.

STACY, E. (1962). **A Generalization of the Gamma Distribution**. *Ann. Math. Stat.*, 1187 - 1192.

TECNOLOGIA, F. D. E.; CIMATEC, S. **Proposta e avaliação de um modelo de referência de Manutenção Centrada em Confiabilidade (MCC) voltado à indústria siderúrgica**
REFERÊNCIA DE MANUTENÇÃO CENTRADA EM CONFIABILIDADE (MCC) VOLTADO À INDÚSTRIA. [s.l: s.n.].

YSSAAD, B.; KHIAT, M.; CHAKER, A. Reliability centered maintenance optimization for power distribution systems. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, v. 55, p. 108–115, 2014.

VIEIRA, M. P. (2012). **Fundamentos de Incineração**. São Paulo: Gregory.

APÊNDICE A - TEMPO MÉDIO ENTRE FALHAS (MTBFS) ENTRE OS SUBSISTEMAS DO IRSI

Abaixo segue os eventos básicos de falha, e os tempos médio de falha (MTBFs) para cada subsistemas:

- a) ausência de utilidades;
- b) falta de resíduo;
- c) falha no sistema de alimentação;
- d) falha no sistema de combustão;
- e) falha no separador;
- f) acúmulo de cinzas;
- g) falha no sistema de lavagem de gases;
- h) falha no sistema de tratamento de efluentes;
- i) falha no sistema de emissão de gases.

Tabela 9 - Tempo médio entre falhas (mean time between failures – MTBF) para cada evento básico.

Quantidade	TBF (h)								
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	13	399	14	5	-	334	11	683	24
2	116	709	20	5	-	379	5	339	21
3	106	29	1	8	-	-	5	162	158
4	326	34	5	3	-	-	1	-	7
5	9	13	2	8	-	-	1	-	11
6	11	70	1	10	-	-	115	-	1100
7	21	27	18	6	-	-	43	-	-
8	10	49	53	4	-	-	151	-	-
9	187	18	30	4	-	-	705	-	-
10	299	50	5	38	-	-	37	-	-
11	8	10	3	39	-	-	14	-	-
12	92	45	15	41	-	-	45	-	-
13	129	15	40	2	-	-	6	-	-
14	129	9	5	10	-	-	5	-	-
15	57	10	2	33	-	-	9	-	-
16	307	9	31	5	-	-	7	-	-
17	-	18	20	16	-	-	32	-	-
18	-	15	1	2	-	-	9	-	-
19	-	19	2	19	-	-	55	-	-
20	-	212	5	11	-	-	18	-	-
21	-	-	6	29	-	-	35	-	-

Quantidade	TBF (h)								
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
22	-	-	9	9	-	-	2	-	-
23	-	-	27	11	-	-	109	-	-
24	-	-	5	105	-	-	-	-	-
25	-	-	16	10	-	-	-	-	-
26	-	-	68	23	-	-	-	-	-
27	-	-	34	20	-	-	-	-	-
28	-	-	2	6	-	-	-	-	-
29	-	-	29	67	-	-	-	-	-
30	-	-	7	35	-	-	-	-	-
31	-	-	14	4	-	-	-	-	-
32	-	-	32	122	-	-	-	-	-
33	-	-	23	12	-	-	-	-	-
34	-	-	12	186	-	-	-	-	-
35	-	-	7	80	-	-	-	-	-
36	-	-	2	19	-	-	-	-	-
37	-	-	4	2	-	-	-	-	-
38	-	-	9	5	-	-	-	-	-
39	-	-	19	3	-	-	-	-	-
40	-	-	4	3	-	-	-	-	-
41	-	-	20	10	-	-	-	-	-
42	-	-	47	5	-	-	-	-	-
43	-	-	84	4	-	-	-	-	-
44	-	-	32	6	-	-	-	-	-
45	-	-	147	6	-	-	-	-	-
46	-	-	9	9	-	-	-	-	-
47	-	-	15	5	-	-	-	-	-
48	-	-	2	13	-	-	-	-	-
49	-	-	3	4	-	-	-	-	-
50	-	-	94	1	-	-	-	-	-
51	-	-	24	22	-	-	-	-	-
52	-	-	6	15	-	-	-	-	-
53	-	-	1	3	-	-	-	-	-
54	-	-	16	10	-	-	-	-	-
55	-	-	5	39	-	-	-	-	-
56	-	-	12	1	-	-	-	-	-
57	-	-	12	35	-	-	-	-	-
58	-	-	1	184	-	-	-	-	-
59	-	-	21	1	-	-	-	-	-
60	-	-	40	31	-	-	-	-	-
61	-	-	36	59	-	-	-	-	-
62	-	-	29	411	-	-	-	-	-
63	-	-	5	-	-	-	-	-	-
64	-	-	17	-	-	-	-	-	-
65	-	-	12	-	-	-	-	-	-

Quantidade	TBF (h)								
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
66	-	-	1	-	-	-	-	-	-
67	-	-	2	-	-	-	-	-	-
68	-	-	3	-	-	-	-	-	-
69	-	-	6	-	-	-	-	-	-
70	-	-	4	-	-	-	-	-	-
71	-	-	3	-	-	-	-	-	-
72	-	-	42	-	-	-	-	-	-
73	-	-	52	-	-	-	-	-	-
74	-	-	12	-	-	-	-	-	-
75	-	-	58	-	-	-	-	-	-
76	-	-	38	-	-	-	-	-	-
77	-	-	40	-	-	-	-	-	-
78	-	-	33	-	-	-	-	-	-
79	-	-	56	-	-	-	-	-	-

APÊNDICE B - INTERPRETAÇÃO FÍSICA SOBRE OS PARÂMETROS DA FUNÇÃO WEIBULL

Tabela 10- Interpretação física sobre os parâmetros da função Weibull

β	Significado
<1	Desgaste do tipo fadiga ou similar
$\cong 0,5$	Fadiga de baixo ciclo
$\cong 0,8$	Fadiga de alto ciclo
>1	Desgaste do tipo erosão

Fonte: (Lafraia, 2001)

APÊNDICE C – O PARÂMETRO η

Para determinar o parâmetro η e entender o seu significado físico na função Weibull, deveremos resolver a seguinte equação:

$$Q(T) = 1 - e^{-\left(\frac{T}{\eta}\right)^\beta}$$

Então $T = \eta$:

$$Q(\eta) = 1 - e^{-\left(\frac{\eta}{\eta}\right)^\beta}$$

$$Q(\eta) = 1 - e^{-(1)^\beta}$$

$$Q(\eta) = 1 - 0,368$$

$$Q(\eta) = 0,632$$

O parâmetro η representa a vida característica, ou seja, o seu valor significa que 63,2 % dos componentes já terão falhado. O estimador de η é obtido lendo-se o valor da abscissa no qual a reta é ajustada no gráfico de probabilidade de Weibull.

APÊNDICE D - DEMONSTRAÇÃO DOS CÁLCULOS DA FUNÇÃO CONFIABILIDADE, TAXA DE FALHA, TEMPO MÉDIO ENTRE FALHA E PERCENTIL PARA OS SISTEMAS DO IRSI

Sistema de Alimentação:

Para modelo de confiabilidade de Weibull é possível calcular:

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{19,69286}\right)^{0,9002804}}$$

A taxa de falha é representada através da seguinte expressão:

$$h(t) = \left(\frac{0.9002804}{19.69286}\right) \left(\frac{t}{19.69286}\right)^{0.9002804 - 1}, t \geq 0$$

Assumindo $t = 45$ dias, obtêm-se:

$$h(45) = 0.9112705 \text{ falhas}$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$MTBF = E(T) = 0 + 19.69286 \Gamma\left(1 + \frac{1}{0.9002804}\right), =$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow tp = \gamma + \eta[-\ln(1 - p)]^{\frac{1}{\beta}}$$

$$P(T \leq t_{0.5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0.5} = 0 + 19.69286[-\ln(1 - 0.5)]^{\frac{1}{0.9002804}} \\ = 13 \text{ dias}$$

Sistema de Combustão

Para modelo de confiabilidade da Log-normal, temos:

$$X = e^W \sim (2,57899; 1,416393^2)$$

Os parâmetros são obtidos

$$\begin{aligned} R(t) &= 1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln(45) - 2,57899}{1,416393}\right) \\ &= 0,1930 \Rightarrow R(t) = 19,3 \% \end{aligned}$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$MTBF = E(T) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} = e^{2,57899 + \frac{(1,416393)^2}{2}} = 35 \text{ dias}$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow tp = e^{(z_p \cdot \sigma + \mu)} \quad \therefore z_p \text{ é o } 100\% \text{ da normal padrão}$$

Temos que o tempo mediano de vida será dado por:

$$P(T \leq t_{0,5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0,5} = e^{((0,5) \cdot (1,416393) + 2,57899)} \cong 26,76 \text{ dias}$$

Sistema de Armazenamento de Resíduos

Para modelo de confiabilidade da Log-normal, temos:

$$X = e^W \sim (3,483187; 1,214371^2)$$

Os parâmetros são obtidos

$$\begin{aligned} R(t) &= 1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln(45) - 3,483187}{1,214371}\right) \\ &= 0,3949 \Rightarrow R(t) = 39,49 \% \end{aligned}$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$MTBF = E(T) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} = e^{3,483187 + \frac{(1,214371)^2}{2}} = 68 \text{ dias}$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow tp = e^{(z_p \cdot \sigma + \mu)} \quad \therefore z_p \text{ é o } 100\% \text{ da normal padrão}$$

Temos que o tempo mediano de vida será dado por:

$$P(T \leq t_{0,5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0,5} = e^{((0,5) \cdot (1,214371) + 3,483187)} \cong 59,76 \text{ dias}$$

Sistema de Emissão de Gases do IRSI

Para modelo de confiabilidade da Log-normal, temos:

$$X = e^W \sim (3,772007; 1,742134^2)$$

Os parâmetros são obtidos

$$\begin{aligned} R(t) &= 1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln(45) - 3,772007}{1,742134}\right) \\ &= 0,3162 \Rightarrow R(t) = 31,62 \% \end{aligned}$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$MTBF = E(T) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} = e^{3,772007 + \frac{(1,742134)^2}{2}} = 198 \text{ dias}$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow tp = e^{(z_p \cdot \sigma + \mu)} \quad \therefore z_p \text{ é o } 100\% \text{ da normal padrão}$$

Temos que o tempo mediano de vida será dado por:

$$P(T \leq t_{0,5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0,5} = e^{((0,5) \cdot (1,742134) + 3,772007)} \cong 103,86 \text{ dias}$$

Sistema de Lavagem de Gases do IRSI

Para modelo de confiabilidade da Log-normal, temos:

$$X = e^w \sim (2,817385; 1,594818^2)$$

Os parâmetros são obtidos

$$R(t) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln(45) - 2,817385}{1,594818}\right)$$

$$= 0,1311 \Rightarrow R(t) = 13,11 \%$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$MTBF = E(T) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} = e^{2,817385 + \frac{(1,594818)^2}{2}} = 59,69 \text{ dias}$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow tp = e^{(z_p \cdot \sigma + \mu)} \quad \therefore z_p \text{ é o } 100\% \text{ da normal padrão}$$

Temos que o tempo mediano de vida será dado por:

$$P(T \leq t_{0,5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0,5} = e^{((0,5) \cdot (1,594818) + 2,817385)} \cong 37,14 \text{ dias}$$

Sistema de Utilidades do IRSI

Para modelo de confiabilidade da Gama, temos:

$$R(t) = \int_t^{+\infty} f(u) du = \int_t^{+\infty} \frac{1}{\Gamma(k)\alpha^k} (u)^{k-1} e^{-\left(\frac{u}{\alpha}\right)} du$$

Os parâmetros k e α são os parâmetros de forma e escala, respectivamente.

Os parâmetros são obtidos

$$\begin{aligned}
 R(t) &= \int_t^{+\infty} f(u) du \\
 &= \int_{45}^{+\infty} \frac{1}{\Gamma(0,855014)\alpha^{0,855014}} (u)^{0,855014-1} e^{\left\{-\left(\frac{u}{133,0374}\right)\right\}} du \\
 &= 0,3589 \Rightarrow R(t) = 35,89 \%
 \end{aligned}$$

Tempo médio entre falhas é representada através da seguinte expressão:

$$\text{MTBF} = E(T) = \frac{k}{\frac{1}{\alpha}} = (0,855014) \cdot (133,0374) = 113,75 \text{ dias}$$

Percentil é representada através da seguinte expressão:

$$P(T \leq tp) = p \Rightarrow 1 - \sum_{r=0}^{k-1} \frac{e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)} \left(\frac{t \cdot p}{\alpha}\right)^k}{r!} = p$$

Temos que o tempo mediano de vida será dado por:

$$\begin{aligned}
 P(T \leq t_{0,5}) = 0.5 \Rightarrow t_{0,5} \Rightarrow & 1 - \sum_{r=0}^{k-1} \frac{e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)} \left(\frac{t \cdot p}{\alpha}\right)^k}{r!} \\
 & = 1 - \sum_{r=0}^{133,0374-1} \frac{e^{-\left(\frac{t}{0,855014}\right)} \left(\frac{t \cdot 0,05}{0,855014}\right)^k}{r!}
 \end{aligned}$$

APÊNDICE E - DEMONSTRAÇÃO DO CÓDIGO FONTE DO RSTUDIO UTILIZANDO NESSE TRABALHO

#Instalação de pacotes

```
#install.packages("survival")  
#install.packages("flexsurv")  
#install.packages("visualize")  
#install.packages("MASS")  
#install.packages("car")  
#install.packages("FAdist")  
#install.packages("lattice")  
#install.packages("nnet")  
#install.packages("ggplot2")  
#install.packages("lubridate")  
#install.packages("reshape")  
#install.packages("clusterSim")  
#install.packages("nFactors")  
#install.packages("actuar")  
#install.packages("lme4")
```

#Instalação de bibliotecas

```
library(survival)  
library(flexsurv)  
library(visualize)  
library(MASS)  
library(car)  
library(FAdist)  
library(lattice)  
library(nnet)  
library(ggplot2)
```

```
library(lubridate)
library(reshape)
library(clusterSim)
library(nFactors)
library('actuar')
library(lme4)
```

```
#####
#####
```

Etapa 02: Leitura do banco de dados

```
mydata <- read.table("F:/Milton/Particular/Mestrado/2014/Dissertação/Dados de
Falha/Modelagem/IRSI_MTBF.txt", header=TRUE, sep="\t", na.strings="NA", dec=".",
strip.white=TRUE)
attach(mydata)
```

```
summary(mydata)
```

```
#####
#####
```

Etapa 03: Selecao do subgrupo de interesse

```
time = mydata$Alimentação
```

```
mydata$Alimentação
```

#Describe Statistics

```
summary(time)
```

```
#Kaplan Meier non-parametric analysis
```

```
kmsurvival<-survfit(Surv(time)~1,type="kaplan-meier")
```

```
summary(kmsurvival)
plot(kmsurvival,xlab="Time",ylab="S(t): Estocagem_IRSI",main="Reliability non-parametric
Analysis",sub="Estocagem Block",font.sub=12,col.main="blue",col.sub="green")
legend(250,0.95,lty=c(1),c("Kaplan-Meier"),bty="n",cex=0.75)
```

```
# Nelson-Aalen non-parametric analysis
nasurvival <- survfit(coxph(Surv(time)~1), type="aalen")
summary(nasurvival)
plot(nasurvival,xlab="Time", ylab="S(t) Estimada", main="Reliability non-parametric
Analysis",sub="Estocagem Block", font.sub=12,col.main="blue",col.sub="green")
legend(250,0.95,lty=c(1),c("Nelson-Aalen"),bty="n", cex=0.75)
```

#Normal, Lognormal,Exponencial,Weibull,Gamma, Logistica and Loglogistica parametric model coefficients

```
# estimador MLE
```

```
normal <- survreg(Surv(time)~1, dist="gaussian")
summary(normal)
normal
```

```
lognormal <-survreg(Surv(time)~1,dist="lognormal")
summary(lognormal)
lognormal
```

```
exponential <- survreg(Surv(time)~1,dist="exponential")
summary(exponential)
exponential
ajust3<-exp(exponential$coefficients[1])
cbind(ajust3)
```

```
logistic <- survreg(Surv(time)~1,dist="logistic")
summary(logistic)
logistic
```

```
loglogistic <- survreg(Surv(time)~1, dist="loglogistic")
summary(loglogistic)
loglogistic
```

```
weibull <- survreg(Surv(time)~1, dist="weibull")
summary(weibull)
weibull
ajust6.scale <- exp(weibull$coefficients[1])
ajust6.scale
ajust10.shape <- 1/weibull$scale
cbind(ajust10.shape,ajust6.scale)
```

```
gamma <- flexsurvreg(Surv(time)~1, dist="gamma")
gamma
ajust.shape <- exp(gamma$coefficients[1])
ajust31 <- exp(gamma$coefficients[2])
ajust.scale <- 1/ajust31
cbind(ajust.shape,ajust.scale)
```

##Construir tabela de S(t):Kaplan-Meier x Modelos Paramétricos Estimados

```
km <- survfit(Surv(time)~1)
time <- km$time
st <- km$surv
ste <- exp(-(time/exp(exponential$coefficients[1])))
stwe <- exp(-(time/exp(weibull$coefficients[1]))^(1/weibull$scale))
stn <- pnorm((-log(time)+normal$coefficients[1])/normal$scale)
stln <- pnorm((-log(time)+lognormal$coefficients[1])/lognormal$scale)
plogist = plogis(time,logistic$coefficients[1], logistic$scale, lower.tail = TRUE, log.p = FALSE)
stlg <- 1-plogist
ploglo = pllog(time,loglogistic$coefficients[1],loglogistic$scale, lower.tail = TRUE, log.p = FALSE)
stloglo <- 1-ploglo
pgamma2p = pgamma(time,ajust.shape,scale=ajust.scale)
```

```

sgamma2p<-1-pgamma2p
stn<- pnorm((-log(time)+normal$coefficients[1])/normal$scale)
cbind(time,st,ste,stw,stn,stln,sgamma2p)
cbind(time,st,stlg,stloglo)

```

**# Método de Análise 1: Comparar a função de sobrevivência do modelo
proposto com estimador de Kaplan-Meier**

```

par(mfrow=c(1,4))
plot(st,ste,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-Meier",
ylab="S(t):exponencial")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=2)
plot(st,stw,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):Weibull")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=3)
plot(st,stln,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):log-normal")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=4)
plot(st,stn,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):normal")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=5)

```

**# Método de Análise 1.1: Comparar a função de sobrevivência do modelo
proposto com estimador de Kaplan-Meier**

```

par(mfrow=c(1,4))
plot(st,sgamma2p,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):sgamma2p")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=6)
plot(st,stlg,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):logistic")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=7)
plot(st,stloglo,pch=16,ylim=range(c(0.0,1)),xlim=range(c(0,1)),xlab="S(t):Kaplan-
Meier",ylab="S(t):loglogistic")

```

```
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=8)
```

Método de Análise 2: Linearizar os Gráficos do Método 1

```
par(mfrow=c(1,3))
invst<-qnorm(st)
plot(time, (-log(st)),pch=16,xlab="tempos",ylab="-log(S(t)")
lines(c(0,1),c(0,1),type="l",lty=3,col=3)
plot(log(time),log(-log(st)),pch=16,xlab="log(tempos)",ylab="log(-log(S(tw)))")
plot(log(time),invst,pch=16,xlab="log(tempos)",ylab="expression(Phi^-1*(S(t)))")
```

#Calcular Logaritmo das funções de verossimilhança

```
normal$loglik[2]
lognormal$loglik[2]
exponential$loglik[2]
logistic$loglik[2]
loglogistic$loglik[2]
t$loglik[2]
weibull$loglik[2]
loggaussian$loglik[2]
gamma$loglik[1]
gengamma$loglik[1]
lognormal3p$loglik[1]
```

#Método de Análise 3.0: Curvas de S(t)_Estimador Kaplan-Meier(Não Paramétrico) x Modelos Melhor Ajuste

```
par(mfrow=c(1,4))
p1<-plot(km,conf.int=F,xlab="Tempos", ylab="S(t)_Exponential2p")
lines(c(0,time),c(1,ste),lty=2,col=2)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Exponential"),bty="n",cex=0.75)
p2<-plot(km,conf.int=F,xlab="tempos",ylab="S(t)_Weibull2p")
lines(c(0,time),c(1,stw),lty=2,col=3)
```



```

legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Weibull"),bty="n",cex=0.75)
p3<-plot(km,conf.int=F,xlab="tempos",ylab="S(t)_Log-Normal2p")
lines(c(0,time),c(1,stln),lty=2,col=4)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Log-Normal"),bty="n",cex=0.75)
p4<-plot(km,conf.int=F,xlab="tempos",ylab="sgamma2p")
lines(c(0,time),c(1,sgamma2p),lty=2,col=5)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "sgamma2p"),bty="n",cex=0.75)

```

#Método de Análise 3.1: Curvas de S(t)_Estimador Kaplan-Meier(Não Paramétrico) x Modelos Melhor Ajuste

```

par(mfrow=c(1,3))
plot(km,conf.int=F,xlab="Tempos", ylab="S(t)_Logisitic2p")
lines(c(0,time),c(1,stlg),lty=2,col=2)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Logistic"),bty="n",cex=0.75)

```

```

plot(km,conf.int=F,xlab="Tempos", ylab="S(t)_Loglogistic2p")
lines(c(0,time),c(1,stloglo),lty=2,col=2)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Loglogistic"),bty="n",cex=0.75)

```

```

plot(km,conf.int=F,xlab="Tempos", ylab="S(t)_Normal")
lines(c(0,time),c(1,stn),lty=2,col=2)
legend(0.1,0.95,lty=c(1,4),c("Kaplan-Meier", "Normal"),bty="n",cex=0.75)

```

#Método de Análise 4: Curvas de S(t)_Estimador Kaplan-Meier(Não Paramétrico) x Modelos Melhor Ajuste

```

par(mfrow=c(1,1))
plot(km,conf.int=F,xlab="Tempos", ylab="S(t)´s:Estocagem_IRSI",main="Reliability non-
parametric X parametric Analysis",sub="Bloco
Estocagem",font.sub=12,col.main="blue",col.sub="green")

lines(c(0,time),c(1,ste),lty=2,col=2)
legend(600.0,1.05,lty=c(1,2),col=c(1,2),c("Kaplan-Meier", "Exponential"),bty="n",cex=0.65)

```

```
lines(c(0,time),c(1,stw),lty=3,col=3)
legend(600.0,0.88,lty=c(3),col=3,c("Weibull"),bty="n",cex=0.65)
```

```
lines(c(0,time),c(1,stln),lty=4,col=4)
legend(600.0,0.78,lty=c(4),col=4,c("Log-Normal"),bty="n",cex=0.65)
```

```
lines(c(0,time),c(1,sgamma2p),lty=5,col=5)
legend(600.0,0.71,lty=c(5),col=5,c("sgamma2p"),bty="n",cex=0.65)
```

```
lines(c(0,time),c(1,stlg),lty=6,col=6)
legend(600.0,0.65,lty=c(6),col=6,c("Logistic"),bty="n",cex=0.65)
```

```
lines(c(0,time),c(1,stloglo),lty=7,col=7)
legend(600.0,0.58,lty=c(7),col=7,c("Loglogistic"),bty="n",cex=0.65)
```

```
lines(c(0,time),c(1,stn),lty=8,col=8)
legend(600.0,0.51,lty=c(8),col=8,c("Normal"),bty="n",cex=0.65)
```

#Save resultados:

```
h<-paste("F:/Milton/Particular/Mestrado/2014/Dissertação/Dados de  
Falha/Modelagem/", "Resultados,nomesDT[m],".txt", sep = "")
```

#Curvas F(t): Parametrico 2 parametros:Estimador MLE

```
par(mfrow=c(1,2))
plot(time,pgamma(time,ajust.shape,scale=ajust.scale),col="blue",pch=1)
lines(time)
lines(time,pgamma(time,ajust.shape,scale=ajust.scale),col="red",lty=2)
```

```
plot(time,plog(time,logistic$coefficients[1], scale=logistic$scale,col="yellow",pch=1)
lines(time)
```

```
lines(time,plogis(time,logistic$coefficients[1], logistic$scale,col="red",lty=2)
```

UFBA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
ESCOLA POLITÉCNICA

PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL - PEI

Rua Aristides Novis, 02, 6º andar, Federação, Salvador BA

CEP: 40.210-630

Telefone: (71) 3283-9800

E-mail: pei@ufba.br

Home page: <http://www.pei.ufba.br>

