



Federação das Indústrias do Estado da Bahia

**CENTRO UNIVERSITÁRIO SENAI CIMATEC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO LATO SENSU
ESPECIALIZAÇÃO EM ENGENHARIA DE
CONFIABILIDADE**

TÁSSIO FARIAS DE CARVALHO

**SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL UTILIZANDO O MÉTODO DE MONTE CARLO
PARA DETERMINAR A DISPONIBILIDADE INERENTE DE UMA BOMBA
CENTRÍFUGA**

SALVADOR-BA

2018

TÁSSIO FARIAS DE CARVALHO

SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL UTILIZANDO O MÉTODO DE MONTE CARLO
PARA DETERMINAR A DISPONIBILIDADE INERENTE DE UMA BOMBA
CENTRÍFUGA

Projeto para desenvolvimento do Trabalho de Conclusão de Curso, como requisito para a obtenção do grau de Especialista em Engenharia de Confiabilidade no Centro Universitário SENAI/CIMATEC.

Orientador: *Prof. MSc. Emerson Sanches*

Coordenador: *Prof. MSc. Sérgio Pitombo*

SALVADOR-BA

2018

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca do Centro Universitário SENAI CIMATEC

C331s Carvalho, Tássio Farias de

Simulação computacional utilizando o método de Monte Carlo para determinar a disponibilidade inerente de uma bomba centrífuga / Tássio Farias de Carvalho. – Salvador, 2018.

66 f. : il. color.

Orientador: Prof. MSc. Emerson Carlos Assunção Sanches.

Monografia (Especialização em Engenharia de Confiabilidade) – Programa de Pós-Graduação, Centro Universitário SENAI CIMATEC, Salvador, 2018.
Inclui referências.

1. Disponibilidade inerente. 2. Simulação de Monte Carlo. 3. Falhas esperadas. 4. Bomba centrífuga. I. Centro Universitário SENAI CIMATEC. II. Sanches, Emerson Carlos Assunção. III. Título.

CDD: 620.00113

RESUMO

Alguns indicadores da manutenção como, por exemplo, disponibilidade inerente média, disponibilidade pontual, falhas esperadas, confiabilidade para o período e o Tempo Médio Entre Falhas são informações importantíssimas para que gestores da manutenção possam desenvolver planos estratégicos eficientes. Grande parte deles podem ser determinadas analiticamente. Contudo, para prever a disponibilidade inerente média futura e o quantitativo de falhas é necessário desenvolver algum tipo de simulação. Objetivando encontrar esses indicadores, o presente trabalho propõe um algoritmo desenvolvido em MATLAB para simular o comportamento de falha e reparo de uma bomba centrífuga multi-estágio, utilizando a metodologia de Monte Carlo. Para garantir resultados apurados, um exame do histórico dos tempos de reparo e falha é executado a fim de buscar valores que possam interferir nas respostas da simulação.

Palavras-chaves: Disponibilidade Inerente, Simulação de Monte Carlo, Falhas Esperadas, Bomba Centrífuga.

ABSTRACT

Some indicators of maintenance such as average availability, punctual availability, expected failures, reliability for the period, and average time between failures are critical information for maintenance managers to develop efficient strategic plans. Most of them can be determined analytically. However, to predict the inherent future mean availability and the number of failures it is necessary to develop some kind of simulation. In order to find these indicators, the present work proposes an algorithm developed in MATLAB to simulate the fault and repair behavior of a multi-stage centrifugal pump, using the Monte Carlo methodology. To ensure accurate results, an examination of the history of repair and failure times is performed in order to find values that may interfere with the simulation responses.

LISTA DE FIGURA

Figura 1 - Representação dos quartis em um distribuição normal	16
Figura 2 - Determinando os Quartis para um conjunto de numeral par	17
Figura 3 - Exemplo de gráfico Bloxplot.....	18
Figura 4 - Exemplo de histograma	21
Figura 5 - Função densidade de probabilidade de Weibull	22
Figura 6 - Relação do parâmetro de forma (β) com a curva da banheira	23
Figura 7 - Resumo da estatística de teste para uma distribuição normal.....	26
Figura 8 - Valores de D-crítico para o teste de Kolmogorov-Smirnov	27
Figura 9 - Etapas da geração de uma variável aleatória para o método de Monte Carlo	30
Figura 10 - Períodos de reparos e de funcionamento de um sistema.	33
Figura 11 - Exemplo de uma bomba multi-estágio	36
Figura 12 - Ilustração da campanha de um equipamento reparável	51
Figura 13 - Fluxograma do algoritmo desenvolvido em MATLAB	52
Figura 14 - Configuração dos dados de entrada da simulação em plataforma BlockSim	57
Figura 15 - Resultado da Simulação no software BlockSim para 365 dias.....	58
Figura 16 - Janela de detalhamento do resultado no software BlockSim.....	59
Figura 17 - Resultado da Simulação no software BlockSim para 912 dias.....	61

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Pareto para o quantitativo de falhas entre os anos de 2005 até 2008.....	35
Gráfico 2 - Boxplot Tempo Para Reparo.....	38
Gráfico 3 - Boxplot Tempo Entre Falhas	39
Gráfico 4 - Dispersão para TEF e TPR.....	40
Gráfico 5 - Análise de correlação entre TPR e TEF.....	41
Gráfico 6 - Histograma Tempo entre Falhas	42
Gráfico 7 - Comparação entre a confiabilidade e a probabilidade de falha da bomba 109-XX	45
Gráfico 8 - Evolução da taxa de falha da bomba centrífuga 109-XX	46
Gráfico 9 - Histograma Tempo Para Reparo	47
Gráfico 10 - Comparação das Curvas de Probabilidade dos Tempos Para Reparo.....	49
Gráfico 11 - Convergência da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 365 dias.....	54
Gráfico 12 - Convergência da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 912 dias.....	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Dados Fictícios	19
Tabela 2 - Frequência Absoluta.....	20
Tabela 3 - Comportamento da taxa de falha associado ao Parâmetro de Forma.....	23
Tabela 4 - Valores recomendados para o Método do Resíduo	31
Tabela 5 - Banco de dados da bomba centrífuga 109-XX.....	36
Tabela 6 - Comparativo dos parâmetros da distribuição Weibull do TEF oriundos do Método Geral e da Reliasoft	43
Tabela 7 – Estatística D para cada valor de amostra do TEF	43
Tabela 8 - Comparativo dos parâmetros da distribuição Weibull para os TPR's.....	47
Tabela 9 - Teste de aderência Kolmogorov-Smirnov para TPR	47
Tabela 10 - Dados de entrada para as simulações	53
Tabela 11 - Resultado da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 365 dias.....	54
Tabela 12 - Resultado da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 912 dias.....	55
Tabela 13 - Resultado da simulação executada na plataforma BlockSim para um tempo de análise de 365 dias.....	60
Tabela 14 - Resultado da simulação executada na plataforma BlockSim para um tempo de análise de 912 dias.....	61

Tabela 15 - Comparativo entre a plataforma BlockSim e o Algoritmo considerando um tempo de análise de 365 dias 62

Tabela 16 - Comparativo entre a plataforma BlockSim e o Algoritmo considerando um tempo de análise de 912 dias 62

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	DA LITERATURA ESPECIALIZADA	13
2.1	ANÁLISE E TRATAMENTO DE DADOS	13
2.1.1	Fonte de Dados na Manutenção	13
2.2	TRATAMENTO DE DADOS	14
2.2.1	Variável Aleatória Discreta x Variável Aleatória Contínua.....	15
2.2.2	Dados Identificados como Outliers	15
2.2.3	Distribuições Aplicadas à Confiabilidade	18
2.2.4	Teste de aderência	25
2.3	MODELO DA SIMULAÇÃO	27
2.3.1	Metodologia de Monte Carlo	28
3	DESENVOLVIMENTO.....	34
3.1	AMBIENTAÇÃO.....	34
3.2	ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS	36
3.3	ANÁLISE DE CORRELAÇÃO.....	39
3.4	INFERÊNCIA DO BANCO DE DADOS	41
3.4.1	Tempo Entre Falha.....	41
3.4.2	Tempo Para Reparo	46
3.5	A SIMULAÇÃO	49
3.5.1	Limitação do Algoritmo	50
3.5.2	Metodologia de Funcionamento do Algoritmo da Simulação	50
3.5.3	Primeiro Bloco de Simulações	53
3.5.4	Segundo Bloco de Simulações.....	54

3.6	VALIDAÇÃO DA SIMULAÇÃO.....	56
3.6.1	Simulação em plataforma BlockSim para 365 dias.....	59
3.6.2	Simulação em plataforma BlockSim para 912 dias.....	60
3.6.3	Processo de Validação	62
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES.....	64
	REFERÊNCIAS.....	65

1 INTRODUÇÃO

Há muito tempo o homem busca formas de prever as ocorrências futuras, motivado pelo medo da incerteza, do desconhecido e pela busca de poder. É uma motivação que faz com que a humanidade busque sempre encontrar mecanismos que possibilitem previsões e que, a partir destas, permitam a adotar ações no presente, que venham a se beneficiar nas situações futuras.

Visualizar situações futuras, montadas a partir de simulações sobre dados históricos, conduziria a uma tomada de decisão correta no presente. No mundo moderno, é habitual criar estimativas tendo a probabilidade e a estatística como ferramentas principais para desempenhar este papel.

O primeiro modelo matemático para realizar previsões, surgiu no século XVIII aplicado a um problema conhecido por Problema de Buffon-Laplace, de uma forma sucinta, o modelo buscava determinar a probabilidade de uma agulha de comprimento definido intersectar linhas paralelas em um plano após arremessos aleatórios, desde então diversos modelos e métodos probabilísticos foram surgindo e aperfeiçoando-se ao longo do tempo, contribuindo para diversas áreas da ciência e tecnologia.

Com o passar do tempo modelos matemáticos já não apresentavam soluções analíticas, visto o crescimento do grau de complexidade dos sistemas, portanto recorria-se a hipóteses simplificadoras. (CHWIF e MEDINA, 2006; MORETTIN e BUSSAB, 2004).

Com a chegada do computador o homem foi capaz de manipular grandes quantidades de operações matemáticas em um curto espaço de tempo, tornando viável a criação da simulação virtual. O interesse militar nesta área acelerou ainda mais a criação de diversos modelos de simulação, sendo que uma delas ganhou destaque, a simulação de Monte Carlo.

Segundo Ricardo e Lafraia (2014, p.204) “A simulação de Monte Carlo é um método muito versátil e pode ser usado para examinar diferentes políticas de manutenção, soluções de projetos, sobressalentes necessários e diversos outros parâmetros [...]”

Na mecânica, a simulação de Monte Carlo é um dos métodos utilizados para estimar a disponibilidade de equipamentos e sistema, bem como outros aspectos que regem a atividade de manutenção. A metodologia não possui modelos matemáticos complexos, mas em contrapartida é necessário computadores com capacidade de processamento significativo (RICARDO e LAFRAIA, 2014).

Diante da capacidade do método de criar estimativas para a disponibilidade de um equipamento, este trabalho propõe o desenvolvimento de um algoritmo desenvolvido em MATLAB capaz de simular o período de operação e reparo de uma bomba centrífuga multiestágios para estimar alguns indicadores de manutenção bem como: disponibilidade inerente média, disponibilidade pontual, falhas esperadas, confiabilidade para o período e o MTBF. A previsão de tais indicadores tem grande valor estratégico, pois proporciona tomadas de decisões mais assertivas, o provisionamento de recursos e um melhor planejamento por parte do gestor da manutenção.

Por fim é feita uma comparação dos resultados obtidos através dos dados processados pelo algoritmo com as respostas de um simulador reconhecido e desenvolvido pela ReliaSoft, utilizado em organizações do mundo inteiro, a fim de validar as respostas apresentadas pelo algoritmo.

2 DA LITERATURA ESPECIALIZADA

No decorrer deste capítulo são abordadas as definições dos itens que são importantes para a compreensão deste trabalho, sempre buscando confrontar ou corroborar as ideias de autores que são referência no assunto.

2.1 ANÁLISE E TRATAMENTO DE DADOS

Uma das fases mais importantes no desenvolvimento de um modelo de simulação é a análise dos dados de entrada. Para que o algoritmo responsável por desenvolver a simulação possa apresentar respostas plausíveis, é necessário que exista um modelo estocástico, para que comportamentos inerentes de um sistema seja processado, ou seja, é necessário criar uma analogia digital do processo. (FILHO, 2008).

Segundo Chwif e Medina (2006), a grande maioria dos sistemas em que se busca desenvolver simulação existe algum fenômeno que é regido pela aleatoriedade, portanto é necessário que a variável aleatória seja corretamente analisada e representada em modelos probabilísticos para que não resulte em simulações incoerentes.

2.1.1 Fonte de Dados na Manutenção

É uma prática recomendada, aos gestores de manutenção, documentar todos os eventos de falha e manutenção que o equipamento venha sofrer, bem como: a identificação das falhas e das causas que levaram a tal condição, incluir também o plano de ação utilizado juntamente com tempo necessário para restabelecer a função do equipamento e por fim as datas das ocorrências das falhas. (XENOS, 2014).

Nem sempre essa metodologia é seguida pelos mantenedores, grande parte das empresas brasileiras ainda não seguem uma filosofia moderna da manutenção, permanecendo no paradigma do passado, onde os mantenedores apenas executam reparos de forma não planejada, ou seja, não desempenham a manutenção de forma estratégica. (XENOS, 2014; KARDEC e NASCIF, 2009)

Cada empresa pode desenvolver a sua metodologia de registro, não existe um padrão, mas recomendações de literaturas especializada. Atualmente existem alguns softwares gerenciais que facilitam o desenvolvimento destes formulários, geralmente são encontrados em empresas de grande porte, já que são sistemas de alto custo de implementação.

De uma forma mais precisa Xenos (2014), faz algumas recomendações de itens para serem registrados.

- Local, equipamento ou instalação.
- Data e hora da falha.
- Descrição da falha.
- Por quem a falha foi detectada.
- Tempo que afetou a produção.
- Acidentes com pessoas.
- Tempo de reparo.
- Método empregado no reparo.
- Causas fundamentais.
- Plano de ação.

Dados como esse favorecem amplamente o desenvolvimento de variados tipos de análise comportamentais e de desempenho de diversos tipos de equipamentos presente em uma indústria. Algumas análises de cunho mais estatísticos como o da confiabilidade e da disponibilidade utilizam fortemente os dados históricos, principalmente as datas das ocorrências das falhas e os tempos necessários para o restabelecimento da função do equipamento.

2.2 TRATAMENTO DE DADOS

Existem diversas ferramentas da estatística descritiva que podem ajudar a entender o comportamento de um conjunto de dados, principalmente quando o banco de dados é volumoso onde a dificuldade de verificar padrões é mais difícil. (CHWIF e MEDINA, 2006; LARSON e FARBER, 2015)

A principal função desta etapa é identificar a distribuição de probabilidade que representa a aleatoriedade do sistema em análise e a estimação dos seus parâmetros. Como primeiro passo é necessário saber que tipo de variável aleatória está sendo analisada.

2.2.1 Variável Aleatória Discreta x Variável Aleatória Contínua

Variáveis aleatórias discretas geralmente estão relacionadas a contagens de elementos, são valores que estão contido no intervalo dos números inteiros, como por exemplo: o quantitativo de falhas em um dado intervalo de tempo.

As variáveis aleatórias contínuas podem mudar de forma infinitesimal ao longo do tempo, ou seja, pode assumir qualquer valor do intervalo de números reais, como por exemplo: o tempo entre falhas de sistema. (PIAZZA, 2000)

2.2.2 Dados Identificados como Outliers

É comum encontrarmos alguns valores em banco de dados que parecem fugir de uma tendência ou uma região típica de números, tais números são denominados como Outliers. Caso não seja feita uma análise minuciosa desses valores, as medias de posição pode apresentar valores distorcidos da realidade prejudicando as estimativas que venham a ser feitas.

Esses valores podem ser originados de duas formas: erro na obtenção dos dados e por eventos atípicos. O primeiro caso é o mais comum de ocorrer já que o fator humano pode criar muita interferência tanto no cadastro de valores como na coleta. O segundo caso é a presença de valores discrepantes oriundos de fatos que realmente ocorreram, ou seja, são eventos que não são rotineiros, mas que no momento da observação foram constatados. Essas ocorrências devem ser bastantes discutida e analisada para determinar a permanência ou a exclusão desses números. (CHWIF e MEDINA, 2006).

Para identificar os outliers podem ser utilizados algumas metodologias, sendo que um dos mais utilizados é o método gráfico bloxplot, também conhecido como diagrama de caixa. Esse método é desenvolvido com base nos quartis e na mediana. Ela mostra graficamente a disposição dos dados, favorecendo uma interpretação mais imediata dos dados. (CHWIF e MEDINA, 2006)

2.2.2.1 Mediana (Md)

A mediana pode ser entendida como o valor que está posicionada no centro de uma coleção de números ordenados, dividindo em partes iguais o conjunto.

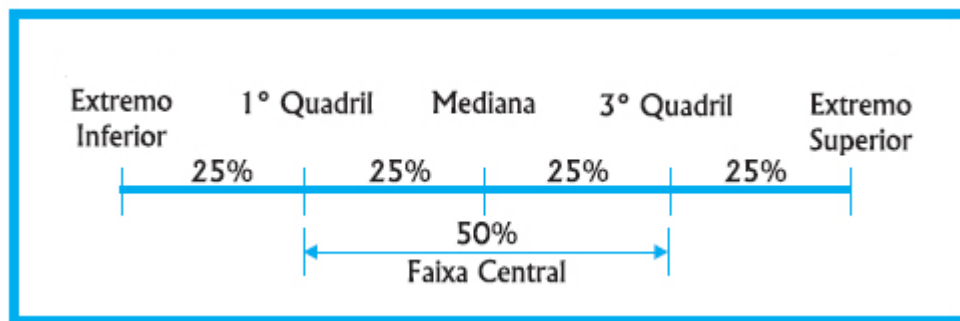
Para determinar a mediana é necessário primeiramente ordenar o conjunto de dados em ordem crescente e verificar se o quantitativo do mesmo possui valor par ou ímpar. Caso o o

conjunto de dados tenha um número par de observações a mediana é igual a média dos valores centrais da coleção. Já para um número de observações cujo o valor seja ímpar, a mediana é exatamente o valor central, ou seja, o valor que divide o conjunto de dados ordenados em duas partes iguais. (LARSON e FARBER, 2015; CRESPO, 2002)

2.2.2.2 Quartis (Q1, Q2 e Q3)

Semelhante a mediana os quartis também dividem o conjunto de dados, porém o conjunto de dados é dividido em quatro partes iguais, sendo que o quartil de número dois (Q2) é o mesmo valor da mediana. O quartil de número três (Q3) divide a amostra deixando 1/4 dos valores acima e 3/4 abaixo, já para o quartil de número um (Q1) ocorre o inverso deixando 1/4 dos valores abaixo do Q1 e o restante acima. (LARSON e FARBER, 2015; MARTINS e DOMIGUES, 2011). A Figura 1 traz um exemplo das divisões dos quartis.

Figura 1 - Representação dos quartis em um distribuição normal

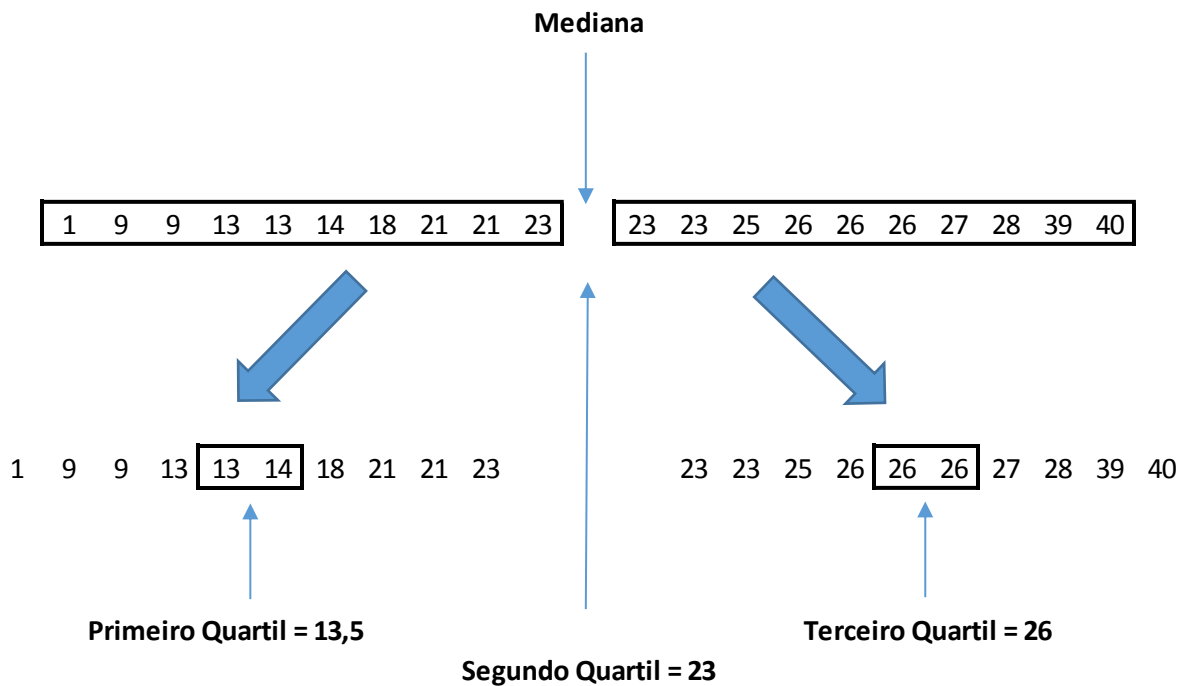


Fonte:

http://cead.ufpi.br/conteudo/material_online/disciplinas/estatistica/uni01/uni01_estatistica_descritiva_39.htm
(2018)

De forma análoga ao cálculo da mediana, existe a necessidade de organizar o conjunto de dados em ordem crescente. Em seguida, encontra-se Q2 utilizando o mesmo procedimento de cálculo da mediana como mostra a Figura 2. Após a quebra do conjunto em duas partes podemos visualizar dois subconjuntos, um conjunto de valores que estão abaixo da mediana e outro com valores que estão situados acima da mediana. Desta forma é possível encontrar os valores Q1 e Q2 que são exatamente os valores centrais dos subconjuntos. Lembrando que para conjunto e/ou subconjunto de numeral par, Q1 e Q2 só podem ser determinados pela média aritmética dos valores centrais. (DANCEY, REIDY e ROWE, 2012).

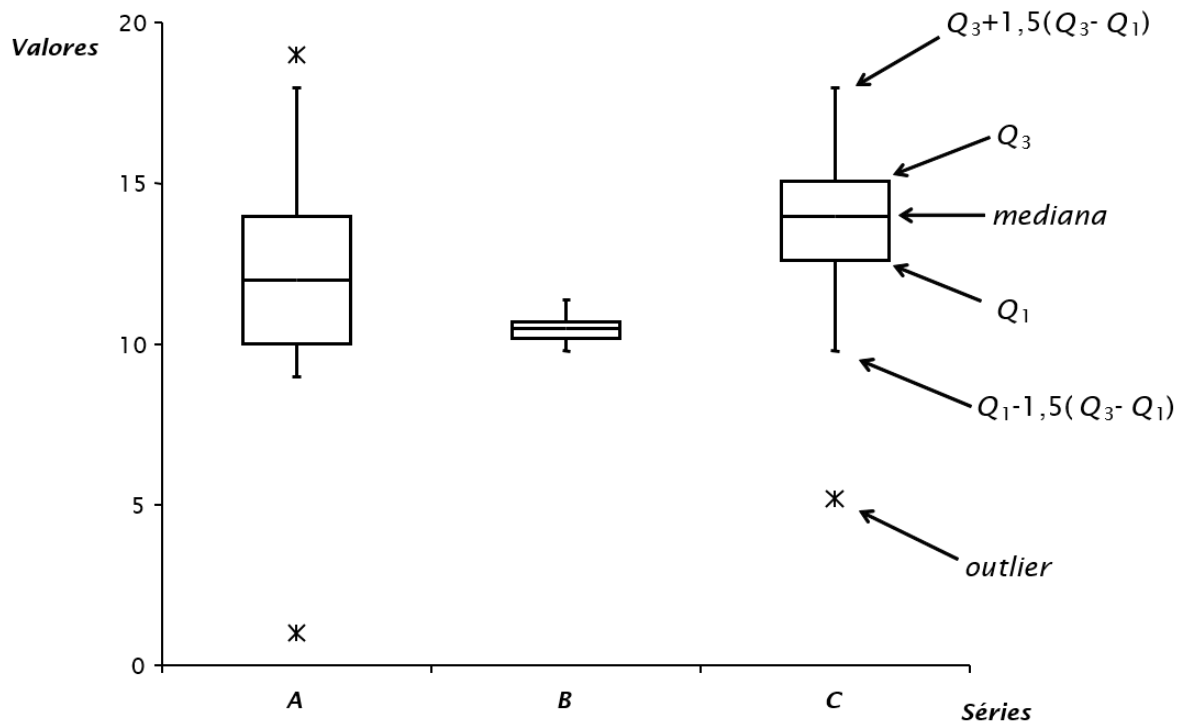
Figura 2 - Determinando os Quartis para um conjunto de numeral par



Fonte: Dancey e Reidy (2012)

Para conjuntos de dados volumosos é altamente recomendado recorrer a softwares estatísticos, já que a manipulação desses valores pode demandar muito tempo e a probabilidade de cometer erros é muito alta. A grande maioria dos softwares estatísticos encontrados no mercado são capazes de executar esses tipos de cálculos, bem como determinar as outras medidas de posição citadas anteriormente como mostra a Figura 3.

Figura 3 - Exemplo de gráfico Bloxplot



Fonte: Chwif e Medina (2006)

Segundo Carvalho Da Silva (2009), para encontrar o limite inferior e superior do diagrama é necessário calcular a amplitude interquartil, que é dado pela diferença:

$$A = Q_3 - Q_1 \quad (1)$$

Resolvendo para o limite inferior ficamos com:

$$Q_1 - 1,5A \quad (2)$$

Resolvendo para o limite superior, vem:

$$Q_3 + 1,5A \quad (3)$$

Quaisquer valores que estiverem fora dos limites calculados, são considerados outliers, e são representados no gráfico por um asterisco.

2.2.3 Distribuições Aplicadas à Confiabilidade

Após a consolidação do banco de dados quanto a sua representatividade e robustez, já é possível introduzir técnicas e procedimentos da estatística inferencial e dos conceitos de confiabilidade com o objetivo de buscar a distribuição associada ao comportamento aleatório do sistema.

A distribuição de probabilidade é umas das técnicas mais importantes no estudo da confiabilidade para a modelagem do comportamento do equipamento. Conforme Piazza (2000),

“A distribuição de probabilidade relaciona os valores da característica com a sua probabilidade de ocorrência na população sob investigação.”

A distribuição de probabilidade é a metodologia estatística cuja a sua função principal é representar a aleatoriedade de um sistema. (CHWIF; MEDINA, 2006)

Para determinar a distribuição de probabilidade mais representativa para um banco de dados, tem como primeira etapa o desenvolvimento de um histograma. Segundo Martins e Domingues (2011), o histograma é altamente recomendável para a interpretação de variáveis quantitativas, pois facilita a observação das frequências em intervalos definidos.

2.2.3.1 Elaboração de Histograma

Para a exemplificar a elaboração do histograma será utilizado uma tabela de números fictícios composto por 50 números presente na Tabela 1.

Tabela 1 - Dados Fictícios

18	20	20	21	22	24	25	25	26	27
29	29	30	30	31	31	32	33	34	35
36	36	37	37	37	37	38	38	38	40
41	43	44	44	45	45	45	46	47	48
49	50	51	53	54	54	56	48	62	65

Fonte: Martins e Domingues (2011)

O primeiro passo é determinar o número de classe adequado para o conjunto de dados, lembrando que é necessário sempre verificar se o conjunto está classificado em ordem crescente.

Existem diversos critério, sendo alguns totalmente empíricos e outros baseado em equações matemáticas. Segundo Filho (2008), não existe uma metodologia mais correta, mas existe algumas recomendações com base no número de amostra. Quando o número de amostra é inferior a 25 é recomendado utilizar 5 classes, em contrapartida, amostras com mais de 25 observações a regra de Sturdes pode ser aplicada e a equação é dada por:

$$K = 1 + 3,22 \text{ Log } n \quad (4)$$

Resolvendo para a o exemplo:

$$K = 1 + 3,22 \text{ Log } 50 = 6,64 \cong 7 \quad (5)$$

Para determinar o tamanho dos intervalos de classe é necessário primeiro definir o valor da amplitude total onde indica a diferença entre a maior medida e a menor medida do conjunto de dados.

A formulação matemática fica:

$$R = X_n - X_1 \quad (6)$$

Resolvendo para o exemplo:

$$R = 65 - 18 = 47 \quad (7)$$

Agora temos todas as informações necessárias para calcular o tamanho do intervalo de classe, h deve ser:

$$h = \frac{R}{K} \quad (8)$$

Portanto,

$$h = \frac{47}{7} \cong 7 \quad (9)$$

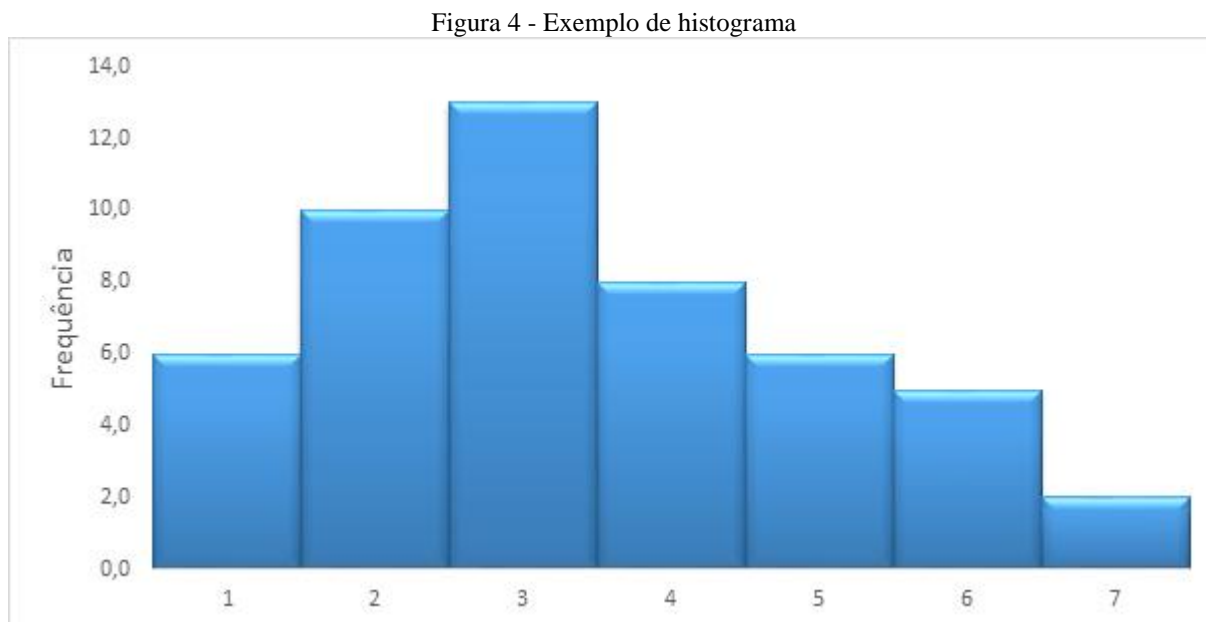
Utilizando o critério apresentado por Martins e Domingues (2011 p. 27), cada classe é definida por $a | - b$, ou seja, todas as amostras iguais ou superiores a a e menores que b estarão contidos nesta classe, desta forma já é possível construir a Tabela 2 de frequências absolutas.

Tabela 2 - Frequência Absoluta

Classes	Intervalo de Classes	Frequência Relativa
1	18 --- 25	6
2	25 --- 32	10
3	32 --- 39	13
4	39 --- 46	8
5	46 --- 53	6
6	53 --- 60	5
7	60 --- 67	2
Total		50

Fonte: Martins e Domingues (2011)

Por fim com o auxílio de uma planilha eletrônica, um gráfico de barras pode ser desenvolvido para ilustrar as frequências relativas para cada intervalo de classe como mostra a Figura 4.



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Segundo Fogliato e Ribeiro (2011, p. 34) “As duas formas mais comuns de verificação de ajuste de dados a distribuições hipotetizadas são: (i) gráfica, através de histogramas de frequência e papéis de probabilidade, e (ii) analítica, através de testes de aderência.”

Portanto após a elaboração do histograma é possível sugerir algumas distribuições de probabilidades com base na disposição do gráfico, por exemplo: para o histograma ilustrado na Figura 4, é possível sugerir uma distribuição de probabilidade gaussiana ou uma Weibull.

O conhecimento sobre o fenômeno observado e a experiência do analista também contribui significativamente para uma escolha mais assertiva da distribuição de probabilidade. Após feita uma pré-seleção das distribuições teóricas é feito uma comparação com teste de aderência para verificar as discrepâncias entre a curva teórica e a função observada. (FILHO, 2008; CHWIF e MEDINA, 2006).

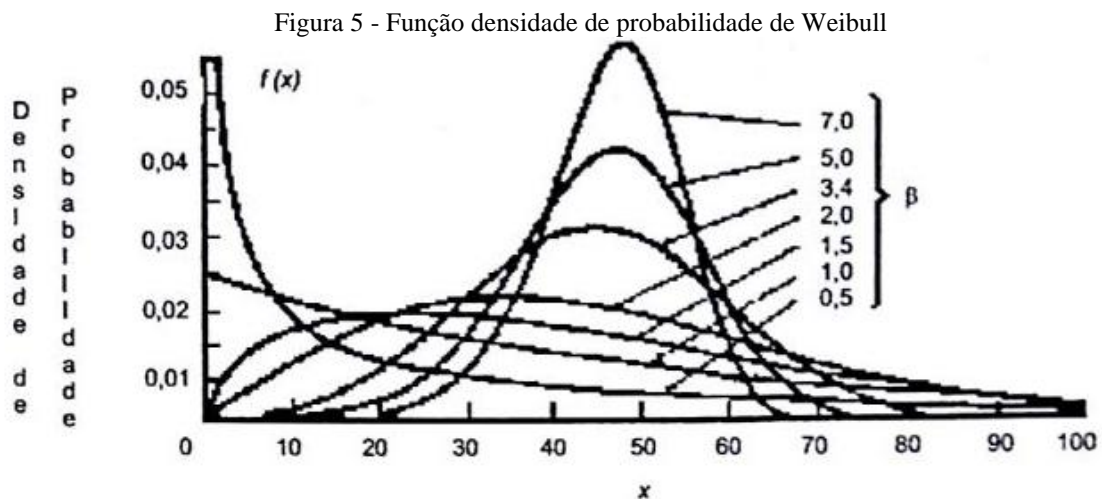
A distribuição contínua de probabilidade usada no desenvolvimento deste trabalho foi Weibull com dois parâmetros. Existem diversas outras distribuições como exemplo: Exponencial, Normal, Lognormal e Gama. Cada uma dessas distribuições tem a sua peculiaridade e os casos em que são mais recomendadas.

2.2.3.2 Distribuição Weibull

O principal objetivo deste trabalho é prever os indicadores de confiabilidade de um equipamento mecânico através da simulação computacional, portanto a distribuição mais recomendada para essa finalidade é a Weibull dois parâmetros.

A flexibilidade e a capacidade da distribuição Weibull de se ajustar as assimetrias dos tempos entre falhas faz com que seja a distribuição ideal para um início de análise para muitos sistemas físicos, basta alterar os seus parâmetros de escala e forma para que a distribuição Weibull fique semelhante a outras distribuições de probabilidade, como por exemplo: a normal e a exponencial. (FOGLIATTO e RIBEIRO, 2011; RICARDO e LAFRAIA, 2014)

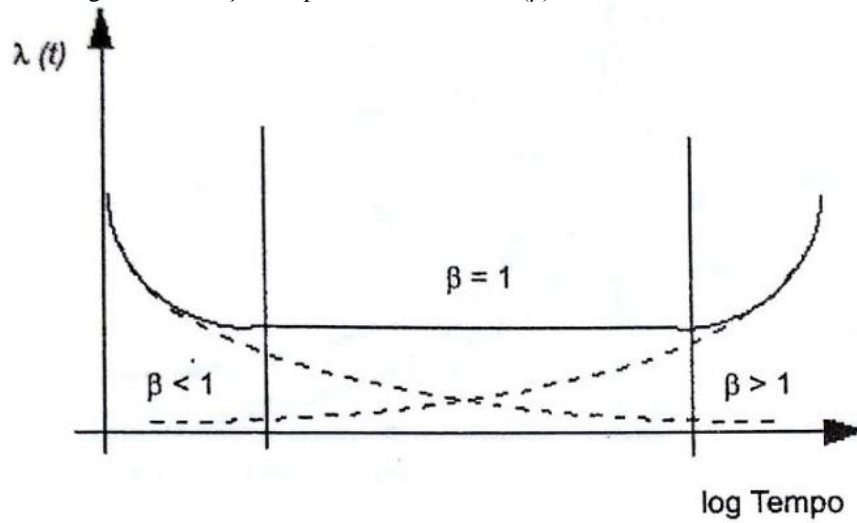
A Figura 5 mostra diversos gráficos de função de densidade de probabilidade com a variação do parâmetro de forma (β)



Fonte: Ricardo e Lafraia (2014)

Conforme Ricardo e Lafraia (2014), o parâmetro de forma pode trazer dados importante quanto a fase da vida em que o sistema ou elemento está presente, em outras palavras o parâmetro (β) indica como a taxa de falha do equipamento está progredindo ao longo do tempo.

É possível fazer uma relação do parâmetro de forma com as fases da famosa curva da banheira, ilustrada na Figura 6 e resumida na Tabela 3.

Figura 6 - Relação do parâmetro de forma (β) com a curva da banheira

Fonte: Ricardo e Lafraia (2014)

Tabela 3 - Comportamento da taxa de falha associado ao Parâmetro de Forma

Parâmetro de Forma (β)	Comportamento da Taxa de Falha
< 1	Taxa de falha decrescente ao longo do tempo - Fase de mortalidade infantil
= 1	Taxa de falha constante - Fase de vida útil
> 1	Taxa de falha crescente - Fase de envelhecimento
= 2	Taxa de falha linearmente crescente
> 2	Taxa de falha cresce a uma taxa proporcional à potência (-1); distribuição de frequência tornando-se mais simétrica a medida que o parâmetro de forma cresce
= 3,2	Distribuição de frequência aproxima-se da distribuição normal tornando-se menos dispersa a medida que o parâmetro de forma cresce

Fonte: Ricardo e Lafraia (2014)

A função densidade de probabilidade para a distribuição Weibull com dois parâmetros segundo Ricardo e Lafraia (2014), é dado por:

$$f(t) = \frac{\beta}{n^\beta} (t)^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{t}{n} \right)^\beta \right] \quad (10)$$

E para a função de probabilidade acumulada, vem:

$$F(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{n} \right)^\beta \right] \quad (11)$$

O parâmetro da distribuição pode ser encontrado utilizando o Método Geral, que será explicado no item a seguir.

2.2.3.2.1 *Estimação dos Parâmetros da Weibull através do Método Geral*

O método apresentado a seguir é descrito por Ricardo e Lafraia (2014) e por Pinheiro, Estevão e Vitor (2014) cuja a finalidade é estimar os parâmetros de forma e escala da distribuição Weibull, através da regressão linear e da utilização do Rank Médio.

As respostas obtidas pelo Método Geral apresentam valores congruentes em relação aos obtidos por softwares estatísticos consolidados no mercado. Desta forma a metodologia torna-se uma ferramenta robusta e de fácil aplicação, uma vez que, para o desenvolvimento dos cálculos basta a utilização de uma planilha eletrônica como por exemplo o Excel.

Sabendo que a probabilidade de falha da distribuição Weibull é dado pela equação (11) e aplicando o logaritmo natural nos dois lados da equação, ficamos:

$$\ln[1 - F(t)] = -\left(\frac{t}{n}\right)^\beta \quad (12)$$

Passando o sinal negativo para dentro do ln e aplicando novamente ln nos dois lados da equação, resulta em:

$$\ln \ln \left[\frac{1}{1 - F(t)} \right] = \beta \ln(t) - \beta \ln n \quad (13)$$

Todos esses procedimentos anteriores de cálculo foram utilizados para linearizar a equação (11), para que assim seja possível utilizar o método gráfico para encontrar a inclinação da reta que corresponde a parâmetro de forma e posteriormente o parâmetro de escala.

Para aumentar a precisão dos valores dos parâmetros a serem buscados, é possível, segundo Ricardo e Lafraia (2014), utilizar a regressão linear fazendo a transformação das seguintes variáveis para que fique semelhante a equação de uma reta:

$$Y = \ln \ln \left[\frac{1}{1 - F(t)} \right] \quad (14)$$

$$X = \ln(t) \quad (15)$$

$$A = \beta \quad (16)$$

$$B = -\beta \ln n \quad (17)$$

Portanto a equação da reta pode ser escrita da seguinte forma:

$$Y = AX + B \quad (18)$$

Aplicando a metodologia da regressão, vem:

$$\beta = A \quad (19)$$

$$n = \exp\left(-\frac{B}{A}\right) \quad (20)$$

Com a utilização das equações (14) até a equação (20), já é possível determinar os parâmetros da Weibull desde que o coeficiente de regressão indique um valor satisfatório entre as variáveis.

Existe a necessidade, ainda, de fazer a estimação de $F(t)$ pelo método do Rank Mediano através do método de Bernard, dado por:

$$F(t) = \frac{100(i - 0,3)}{n + 0,4} \quad (21)$$

Onde:

- i = i -ésima ordem conhecido também como número de ordem.
- n = número total de amostragens.

2.2.4 Teste de aderência

Após a determinação do modelo de distribuição e dos seus parâmetros, é necessário saber o quão satisfatório a distribuição de probabilidade escolhida está ajustada ao banco de dados. Para isso é utilizado o teste não paramétrico Kolmogorov-Smirnov no qual compara a distribuição escolhida com uma distribuição de probabilidade teórica. Em outras palavras o teste de aderência irá verificar a validade da hipótese da distribuição de aprestar aderência ao conjunto de dados.

Como principal desvantagem, o teste de Kolmogorov-Smirnov só pode ser aplicado a distribuições contínuas de probabilidade, mas em contrapartida é recomendado a conjunto de dados com poucas amostras.

O teste de Kolmogorov-Smirnov, de uma forma geral, mensura a diferença entre a distribuição de probabilidade acumulada escolhida e a distribuição acumulada teórica através de uma distância absoluta máxima chamada de estatística D . Quanto maior é essa diferença menor é a relevância da representatividade da distribuição para o conjunto de dados. (CHWIF e MEDINA, 2006; FILHO, 2008).

$$D = \max_x |F(x) - S(x)| \quad (22)$$

Para dar início ao cálculo do teste, primeiramente é necessário definir uma hipótese nula e uma alternativa.

- H_0 : o modelo é adequado para representar a distribuição da população.
- H_a : o modelo não é adequado para representar a distribuição da população.

Para a segunda etapa é necessário classificar as amostras em ordem crescente de valores observados para que seja possível desenvolver o cálculo dos valores da função acumulada do modelo teórico $F(x)$ e a função acumulada dos dados observados $S(x)$.

Os valores de $S(x)$ podem ser calculados por: (ESTATCAMP, 2003; CHWIF e MEDINA, 2006)

$$S(x) = \frac{\text{número de eventos } \leq x}{\text{total de valores observados}} \tag{23}$$

Para encontrar os valores da função acumulada do modelo teórico $F(x)$ basta substituir a variável da função pelo valor da amostra, uma vez que os parâmetros da distribuição já foram estimados.

Como existe uma diferença quanto a continuidade entre a função teórica e a função escolhida para o teste é necessário calcular duas estatísticas específicas.

Sendo a primeira, dada por:

$$D^+ = \sup_{x_{(i)}} |F(x_{(i)}) - F_n(x_i)| \tag{24}$$

E a segunda, dada por:

$$D^- = \sup_{x_{(i)}} |F(x_{(i)}) - F_n(x_{i-1})| \tag{25}$$

Assim sendo a estatística D, fica:

$$D = \max(D^+, D^-) \tag{26}$$

A terceira etapa é o desenvolvimento de uma tabela semelhante com a que está ilustrada abaixo na Figura 7, facilitando assim a elaboração dos cálculos.

Figura 7 - Resumo da estatística de teste para uma distribuição normal

x(ordemado)	$F_n(x)$	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(i)} \leq \frac{x_{(i)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(i)}) - F_n(x_i) $	$ F(x_{(i)}) - F_n(x_{(i-1)}) $
$x_{(1)}$	$\frac{1}{n}$	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(1)} \leq \frac{x_{(1)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(1)}) - F_n(x_{(1)}) $	$ F(x_{(1)}) - 0 $
$x_{(2)}$	$\frac{2}{n}$	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(2)} \leq \frac{x_{(2)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(2)}) - F_n(x_{(2)}) $	$ F(x_{(2)}) - F_n(x_{(1)}) $
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\vdots	$\frac{n-1}{n}$	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(n)} \leq \frac{x_{(n-1)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(n-1)}) - F_n(x_{(n-1)}) $	$ F(x_{(n-1)}) - F_n(x_{(n-2)}) $
$x_{(n-1)}$	$\frac{n-1}{n}$	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(n-1)} \leq \frac{x_{(n-1)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(n-1)}) - F_n(x_{(n-1)}) $	$ F(x_{(n-1)}) - F_n(x_{(n-2)}) $
$x_{(n)}$	1	$F(x) = \mathbb{P}(z_{(n-1)} \leq \frac{x_{(n)} - \bar{x}}{S})$	$ F(x_{(n)}) - F_n(x_{(n)}) $	$ F(x_{(n)}) - F_n(x_{(n-1)}) $

Onde:

- $F_n(x)$ representa a função de distribuição acumulada teórica dos dados

Por fim, busca-se o maior valor da estatística D para comparar com um valor específico conhecido como D-crítico que estão presentes na figura a seguir. Caso a condição $D < D\text{-crítico}$ seja atendida a hipótese H_0 não pode ser rejeitada.

Figura 8 - Valores de D-crítico para o teste de Kolmogorov-Smirnov

<i>n</i>	Nível de significância		
	$\alpha = 0,10$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,01$
1	0,900	0,975	0,995
2	0,684	0,842	0,929
3	0,565	0,708	0,829
4	0,493	0,624	0,734
5	0,447	0,563	0,669
6	0,410	0,519	0,617
7	0,381	0,483	0,576
8	0,358	0,454	0,542
9	0,339	0,430	0,513
10	0,323	0,409	0,489
11	0,308	0,391	0,468
12	0,296	0,375	0,449
13	0,285	0,361	0,432
14	0,275	0,349	0,418
15	0,266	0,338	0,404
16	0,258	0,327	0,392
17	0,250	0,318	0,381
18	0,244	0,309	0,371
19	0,237	0,301	0,361
20	0,232	0,294	0,352
25	0,208	0,264	0,317
30	0,190	0,242	0,290
35	0,177	0,224	0,269
40	0,165	0,210	0,252
<i>n</i> >40	$\frac{1,07}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,36}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,63}{\sqrt{n}}$

Fonte: Chwif e Medina (2006)

2.3 MODELO DA SIMULAÇÃO

Através de uma inferência estatística e uma análise probabilística do banco de dados é possível obter alguns indicadores de confiabilidade como por exemplo: o Tempo Médio Entre Falhas – TMEF, a disponibilidade inerente, Tempo Médio Para Reparo - TMPR e etc.

Infelizmente nem todos os indicadores podem ser encontrados apenas utilizando métodos analíticos, portando, torna-se necessário a utilização de alguma metodologia de

simulação que possa representar o comportamento aleatório de um equipamento. (MORETTIN e BUSSAB, 2004).

A metodologia de simulação utilizada neste trabalho é a de Monte Carlo, uma vez que, sua implementação em linguagem de programação é relativamente uma das mais simples, bastando apenas ter um modelo probabilístico e um bom gerador de números aleatórios. (RICARDO e LAFRAIA, 2014).

Portanto nesta seção será discutido a metodologia de Monte Carlo e como pode ser aplicado para a obtenção de um modelo de simulação que possa representar um equipamento mecânico.

2.3.1 Metodologia de Monte Carlo

A metodologia de Monte Carlo foi desenvolvida ainda na segunda grande guerra por Ulam, Metropolis, Fermi e Von Neumann em pesquisas relacionadas a difusão aleatória de neutros em material radioativo, para que fosse possível o desenvolvimento de armas termonucleares. Esse trabalho era altamente secreto e era denominado como projeto Manhattan localizado em Los Alamos, EUA. (FILHO, 2008; MORETTIN e BUSSAB, 2004).

A metodologia possui esse nome em homenagem ao local que leva o mesmo nome situado no principado de Mônaco. Sua publicação foi em 1949, quatro anos após a explosão da bomba de Hiroshima, em um artigo científico intitulada de Mote Carlo Method. (FILHO, 2008).

De acordo com Yoriyaz (2009), o método de Monte Carlo pode ser interpretado como um método estatístico que desenvolve diversas amostragem oriundo de número aleatórios que são baseados em uma distribuição de probabilidade contínua.

Segundo Chwif e Medina (2006), a metodologia de Monte Carlo tem como principal instrumento o gerador de números aleatórios e uma distribuição probabilística, e é através deles que a metodologia se torna capaz de simular sistemas físicos e matemáticos com massivas amostragens aleatórias.

Na aplicação dessa técnica, os dados são artificialmente gerados empregando-se um gerador de números aleatórios (GNA) e uma distribuição de frequências da variável de interesse. Estes são dois pontos fundamentais na aplicação dessa técnica e na sua posterior aplicação em programas de simulação. (FILHO, 2008, p. 78).

Como foi citado anteriormente um dos pontos chaves da metodologia de monte Carlo é a geração de números aleatórios. Atualmente a maioria das linguagens de programação,

dispositivos eletrônicos, calculadoras, planilhas eletrônicas possuem um GNA embutido. Tendo uma visão formal, esses números são considerados como pseudoaleatórios, já que são originados de fórmulas matemáticas, em contrapartida, a comparação dos números realmente aleatórios com os gerados por modelos matemáticos e computacionais a diferença é estatisticamente aceitável. (FILHO, 2008; CHWIF e MEDINA, 2006)

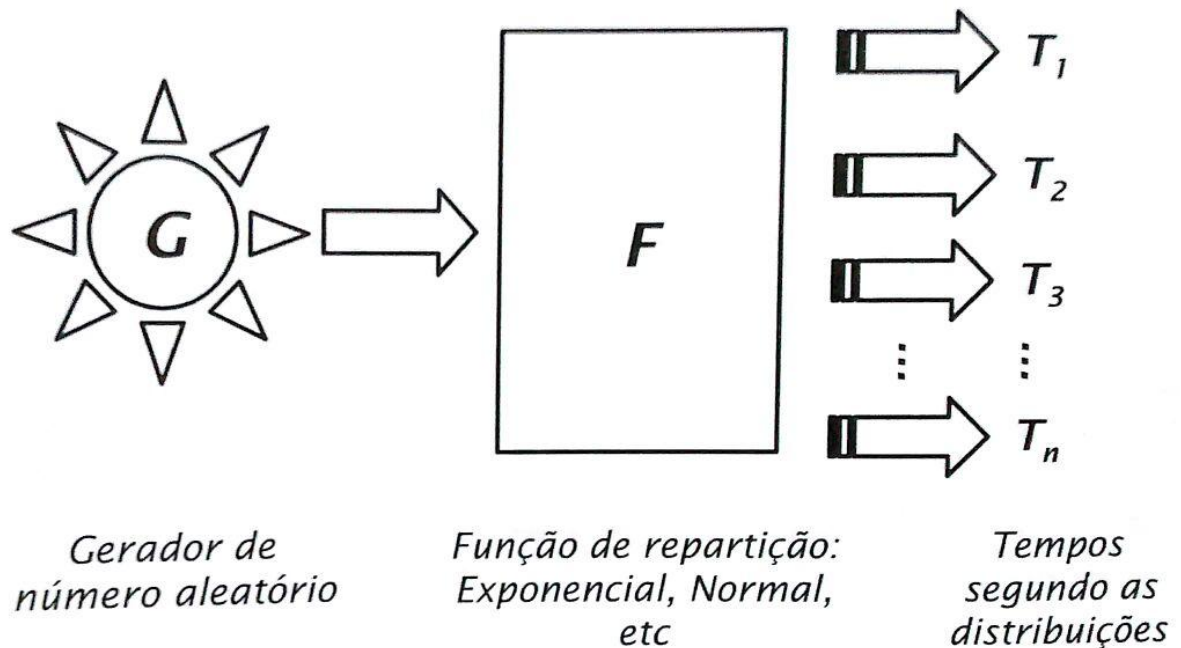
No início do século XX os números aleatórios eram obtidos por métodos rudimentares como por exemplo: a utilização de bola numeradas em urnas e roletas. Somente em 1927 Leonard H. C. Tippett publicou a primeira tabela contendo 41600 números aleatórios originários dos números centrais do valor da área das paróquias localizadas na Inglaterra. (FILHO, 2008; MORETTIN e BUSSAB, 2004; CHWIF e MEDINA, 2006).

No período da aplicação da metodologia de Monte Carlo, o matemático John Von Neumann desenvolveu um método para geração de número aleatório conhecido como Método do Meio-Quadrado, onde na primeira interação deve-se escolher um valor inicial chamado de semente, esse valor então é elevado ao quadrado e seus dígitos centrais retirados para servir como uma nova semente, e dar início a uma nova interação. Atualmente essa metodologia já não é mais popular, devido a sua baixa eficiência. Hoje o método mais empregado na simulação é o Método da Congruência. (CHWIF e MEDINA, 2006)

2.3.1.1 Geração de Número Aleatório Através do Método da Congruência

Segundo Chwif e Medina (2006), a geração de número aleatório para o método de Monte Carlo é dividida em duas etapas sendo a primeira a geração de número aleatório uniformemente distribuído entre 0 e 1. A Figura 9 traz a representação das etapas da geração de variáveis aleatórias para o método de Monte Carlo.

Figura 9 - Etapas da geração de uma variável aleatória para o método de Monte Carlo



Fonte: Chwif e Medina (2006)

A obtenção dos números aleatórios uniformemente distribuído é possível com a utilização do Método da Congruência ou também conhecido como Método dos Resíduos dado pela equação (27).

$$r_1 = (a \cdot r_0 + c) \text{ mod } M \quad (27)$$

Onde:

- r_0 é um inteiro escolhido entre 1 e M , também chamado de semente
- M é chamado de módulo e representa um número primo p ou uma potência inteira de número primo deve ser escolhido o maior valor possível
- a é o multiplicador
- c é a constante de adição

Assim sendo r_1 é igual ao resto da divisão do termo $(a \cdot r_0 + c)$ por M , resultando no primeiro número aleatório. Para dar continuidade a uma sequência de valores aleatórios basta substituir r_0 por r_1 e assim sucessivamente.

Para que o método resulte valores em um intervalo $[0,1]$ é necessário desenvolver mais um cálculo através da equação (26). (FILHO, 2008; CHWIF e MEDINA, 2006).

$$u_i = \frac{r_i}{M - 1} \quad (28)$$

Existe recomendações quanto ao uso dos valores do módulo, do multiplicador e da constante de adição onde resulta em períodos de repetição extremamente longos. A Tabela 4 traz esses valores.

Tabela 4 - Valores recomendados para o Método do Resíduo

a	M	c	Período de Repetição
75	$2^{31}-1$	0	$2^{31}-2$
1.664.525	2^{32}	1.013.904.223	2^{32}
69.069	2^{32}	0	2^{32}
6,36414E + 18	2^{64}	1	2^{64}

Fonte: Chwif e Medina (2006)

2.3.1.2 Geração de Variáveis Aleatórias Contínuas

Após a consolidação e desenvolvimento de um bom gerador de número aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo entre [0,1], já é possível apresentar as técnicas que resultam em variáveis aleatórias contínuas, ou seja, valores aleatórios associados a uma distribuição de probabilidade contínua.

De acordo com Filho (2008), existem diversas técnicas que possibilitam gerar amostrar aleatórias de uma distribuição de probabilidade, como:

- Transformada Inversa.
- Transformada Direta.
- Convolução.
- Aceitação/Rejeição
- Propriedades Especiais.

O método da Transforma Inversa é o mais utilizado atualmente, a técnica se baseia na obtenção da função inversa de uma função de repartição ou conhecida também como função de distribuição de probabilidade $F(x)$, assim sendo, para encontrar a função $F(x)$ basta integrar a função densidade de probabilidade da distribuição desejada, ficando:

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(x)dx \quad (29)$$

O próximo passo é utilizar o método dos resíduos para obter um valor aleatório r uniformemente distribuído entre 0 e 1 e igualar a função $F(x)$, ficando: (CHWIF e MEDINA, 2006; FILHO, 2008)

$$F(x) = r \quad (30)$$

Resolvendo a equação (28), a variável x será um número aleatório associado a distribuição de probabilidade escolhida.

Supondo que a função de distribuição de repartição escolhida foi uma exponencial a sua função $F(x)$ é dado por:

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x} \quad (31)$$

Usando a equação (28), obtém,

$$1 - e^{-\lambda x} = r \quad (42)$$

Aplicando o logaritmo natural nos dois lados resulta,

$$-\lambda x = \ln(1 - r) \quad (53)$$

Portanto o gerador de número aleatório associado a uma distribuição exponencial é dado por:

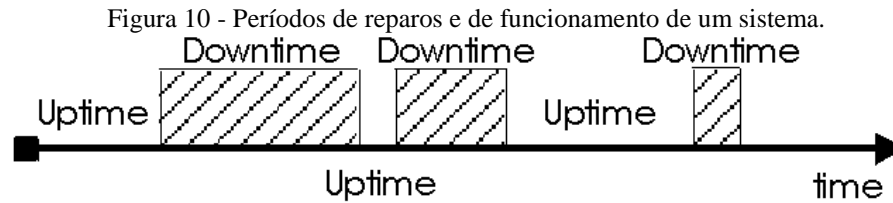
$$x = -\frac{1}{\lambda} \ln(1 - r) \quad (64)$$

2.3.1.3 Metodologia de Monte Carlo Aplicado a Confiabilidade

Segundo Alexander (2003), a metodologia de Monte Carlo pode ser aplicada para determinar a alguns indicadores de confiabilidade, ajudando em tomadas de decisão mais precisas.

A metodologia é utilizada para simular os tempos para falhar e os tempos de reparo de um sistema, mas para que isso ocorra é imprescindível que seja feito uma boa modelagem probabilística desses fenômenos. Segundo o próprio Alexandre (2003), a distribuição que geralmente modela esses fenômenos são a distribuição Weibull e a distribuição Lognormal respectivamente.

Com as distribuições escolhidas e seus parâmetros determinados a simulação pode ser iniciada, com base nas técnicas exibidas anteriormente para a obtenção de variáveis aleatórias associadas a distribuição de probabilidade. O objetivo aqui é tentar simular a rotina de um sistema onde o mesmo apresenta falhas e reparos como mostra a Figura 10.



Fonte: <http://weibull.com/hotwire/issue8/hottopics8.htm> (2017)

Portanto, o primeiro tempo para falhar é originado de uma variável aleatória contínua, logo em seguida o mesmo acontece para o tempo necessário para reparar, mas agora obedecendo a uma distribuição que representa o modelo dos reparos no equipamento. Todos esses procedimentos acontecem de maneira repetitiva até se chegar a um período estipulado pelo o analista. Ao final é possível quantificar o tempo total que o equipamento ficou indisponível, quantas falhas ocorreram, o tempo total que o equipamento ficou disponível e a confiabilidade para o período estipulado.

O valor obtido de uma única simulação, não é representativo, uma vez que tal valor é apenas uma amostra de um universo que ainda precisa ser desenvolvido, portanto uma quantidade massiva de iterações é indispensável para que as médias desses indicadores apresentem uma convergência aceitável.

3 DESENVOLVIMENTO

Neste capítulo será abordado sequencialmente a forma como foi feito o estudo da bomba 109-XX, partindo da seleção do equipamento até a validação do modelo de simulação.

Para desenvolver o trabalho foram utilizados softwares como o Weibull++, BlockSim, Minitab e MATLAB, todos eles instalados, licenciados e disponibilizados no laboratório de software no SENAI CIMATEC.

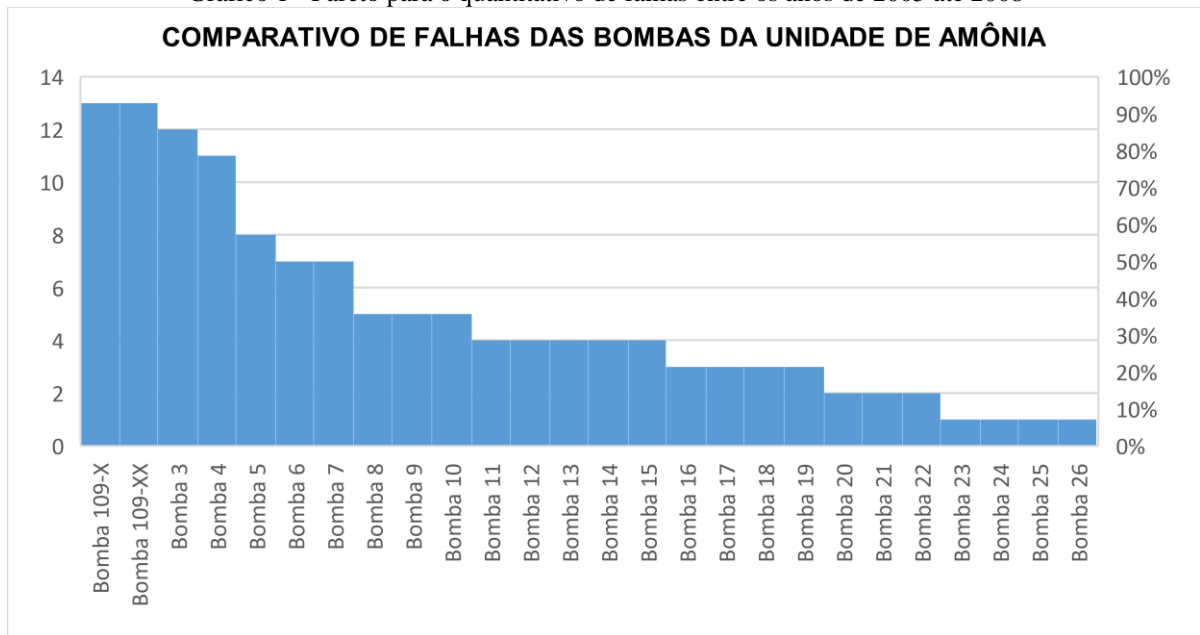
3.1 AMBIENTAÇÃO

Toda a pesquisa desenvolvida neste trabalho teve sua origem na análise dos históricos de falhas de um conjunto de 26 bombas que estão presentes na unidade de amônia de uma indústria petroquímica situada no Pólo Petroquímico da cidade de Camaçari / BA.

Todas as bombas possuem registros de falhas de um período que corresponde a aproximadamente 3 anos de operação, partindo do ano de 2005 até o ano de 2008. Todos os registros das falhas e dos tempos para reparo foram obtidos diretamente do software de gestão empresarial local.

O Gráfico 1 mostra um diagrama de Pareto com as frequências de falhas para o período. Todas as bombas situadas na unidade de amônia apresentaram falhas durante esse intervalo de tempo, com destaque para as duas primeiras bombas do diagrama de Pareto que desenvolveram valores expressivos de falha, são elas a bomba 109-X e a bomba 109-XX, cada uma apresentando 13 falhas que somadas correspondem a aproximadamente 20% de um total de 128.

Gráfico 1 - Pareto para o quantitativo de falhas entre os anos de 2005 até 2008



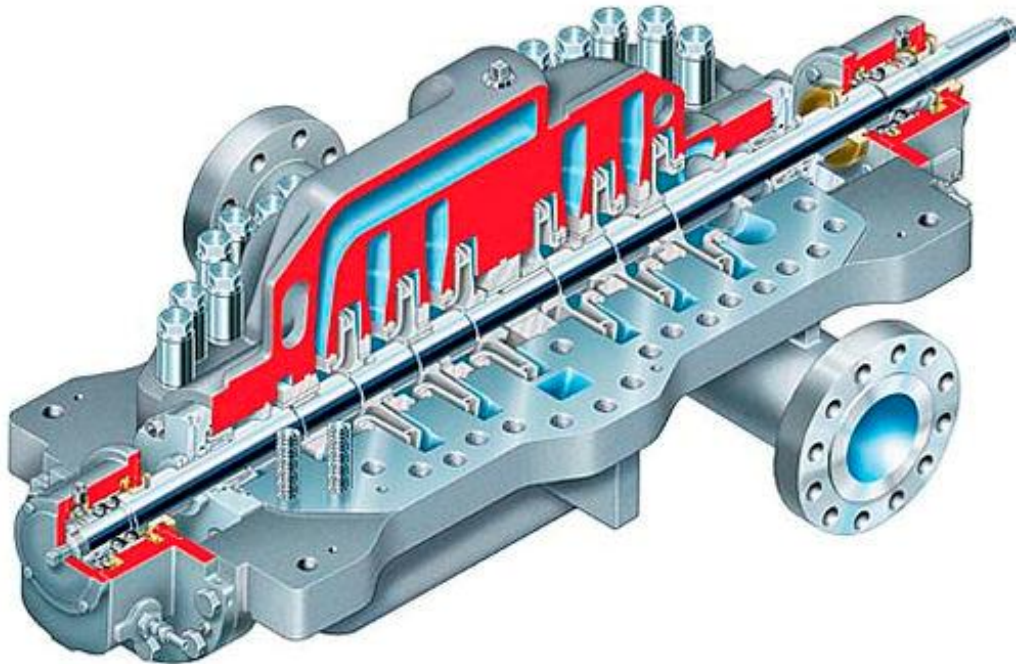
Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

A semelhança do quantitativo de falha é resultante da substituição da bomba 109-X pela 109-XX quando a mesma está em reparo fora do local de operação. Portanto, as bombas foram submetidas ao mesmo tipo de operação.

Para dar continuidade ao desenvolvimento deste trabalho foram considerados somente os dados da bomba 109-XX, já que eles apresentaram um menor desvio padrão, proporcionando assim uma análise estatística mais assertiva. Foram inclusas nas recomendações, a análise dos dados da bomba 109-X em futuros trabalhos.

A bomba 109-XX é do tipo centrífuga multi-estágio com 7 impelidores de 155 mm de diâmetro. Seu eixo, fabricado em AISI 4140, está suportado por mancais de rolamento sendo de rolos cilíndricos para as cargas radiais e rolamento de esferas de contato angular para as cargas axiais. O acionamento da bomba é feito por um motor elétrico com potência de 30 kW conferindo a bomba uma rotação de 3.530 rpm. A Figura 11 mostra um exemplo de uma bomba multi-estágio em corte que destaca a sua estrutura interna.

Figura 11 - Exemplo de uma bomba multi-estágio



Fonte: http://img.directindustry.com/pt/images_di/photo-g/6194-2752831.jpg (2018)

A função da bomba é deslocar amônia para um reservatório esférico próximo da unidade, com as seguintes condições:

- Pressão de sucção: 0,63 kgf/cm²
- Pressão de descarga: 21,48 kgf/cm²
- Temperatura: -29,8° C
- Vazão: 13,6 m³/h

3.2 ANÁLISE E TRATAMENTO DOS DADOS

O banco de dados da bomba 109-XX, representado na Tabela 5, apresenta 12 amostras para os Tempos Entre Falhas - TEF e 13 amostras para os Tempos Para Reparo - TPR. Essa diferença no número de amostras se deve ao encerramento da coleta de dados até período acompanhado.

Tabela 5 - Banco de dados da bomba centrífuga 109-XX

Amostra	TEF (em dias)	TPR (em dias)
1	115	1
2	88	1
3	70	1
4	110	11
5	24	10

Amostra	TEF (em dias)	TPR (em dias)
6	25	12
7	142	1
8	92	8
9	46	53
10	36	9
11	110	56
12	149	10
13	-	34
Média	83,917	15,923
Desvio Padrão	43,700	19,190

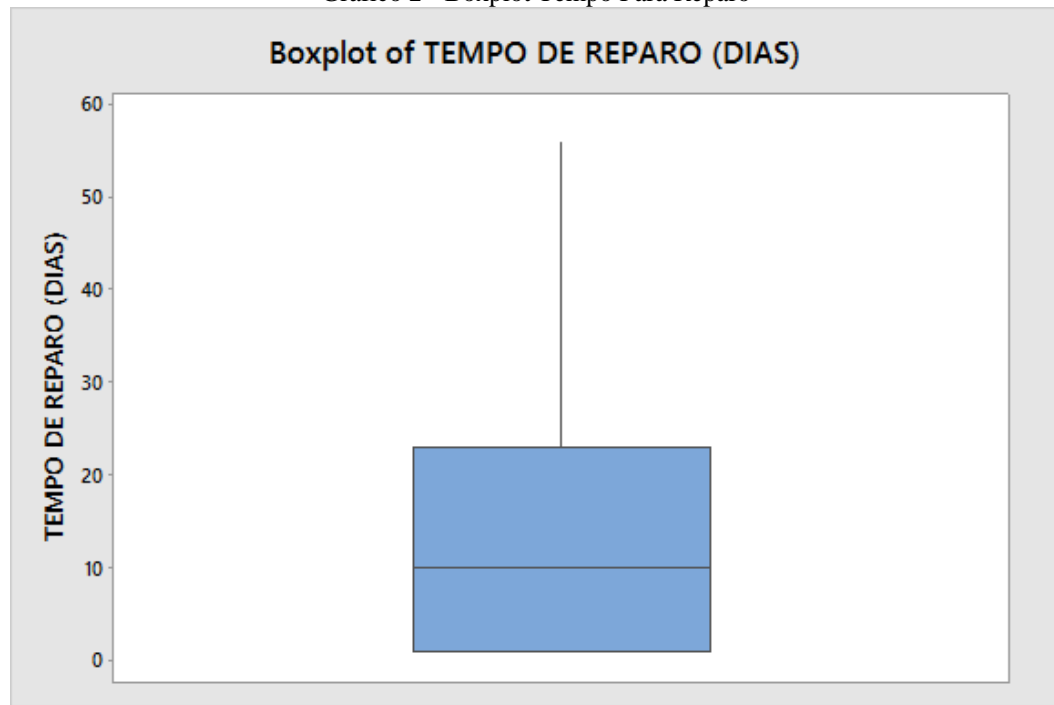
Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Verificando visualmente os dados da coluna dos TPR's, alguns valores chamam a atenção por apresentarem uma certa discrepância em relação à média, são eles 53, 56 e 34 dias. Esses dados influenciam significativamente na média e no desvio padrão possibilitando interpretações distorcidas da rotina de manutenção.

Dados como esses podem surgir em situações não rotineiras como: condições climáticas desfavoráveis, falta de ferramenta, falta de peças em estoque, baixa produtividade ou até mesmo um erro no momento do registro desses valores. Há também a possibilidade desses TPR's fazerem parte do cotidiano da manutenção. Em vista disso, quando não se sabe a o real motivo do surgimento desses valores é prudente fazer uma análise do gráfico de bloxplot para apurar a presença de outliers.

Com o auxílio do software estatístico Minitab é possível gerar de forma imediata o gráfico de boxplot para os TPR's representado no Gráfico 2.

Gráfico 2 - Boxplot Tempo Para Reparo

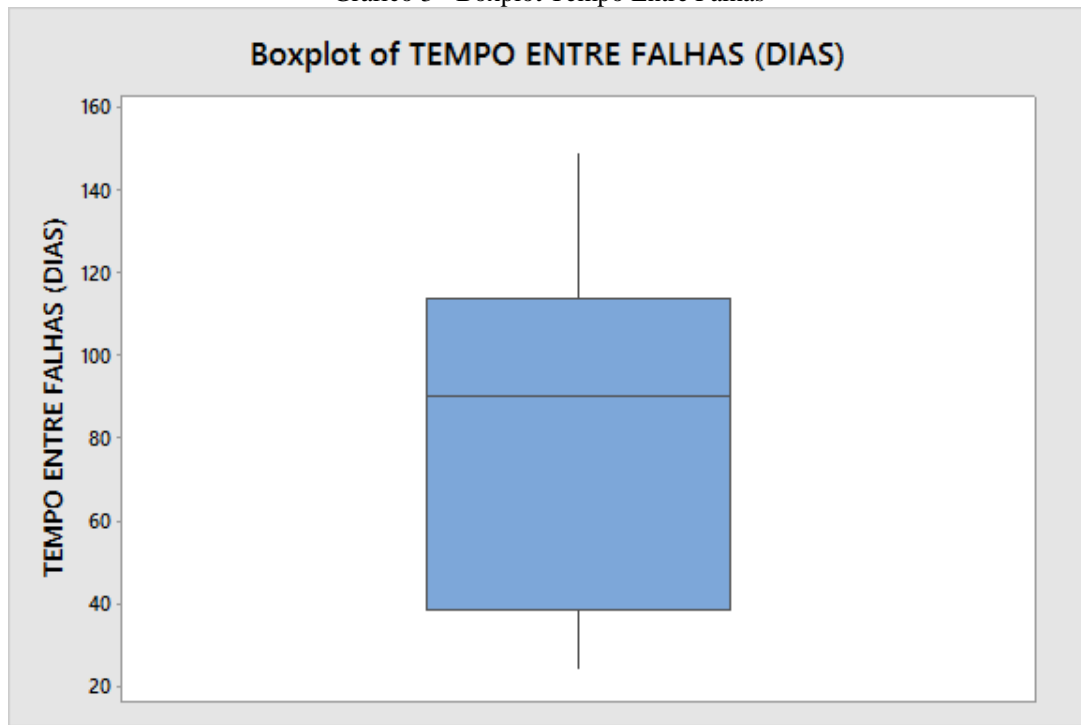


Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Para o Gráfico 2 que corresponde aos TPR's não foram encontrados outliers, já que o software MINITAB identifica esses valores através um sinal de asterisco no gráfico de boxplot.

Expandindo a mesma análise para os dados dos TEF's, o gráfico não indicou a presença de outliers, como podemos perceber no Gráfico 3. Assim, todos os dados da bomba 109-XX serão usados integralmente para cada análise estatística desenvolvida ao longo deste trabalho.

Gráfico 3 - Boxplot Tempo Entre Falhas



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

3.3 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO

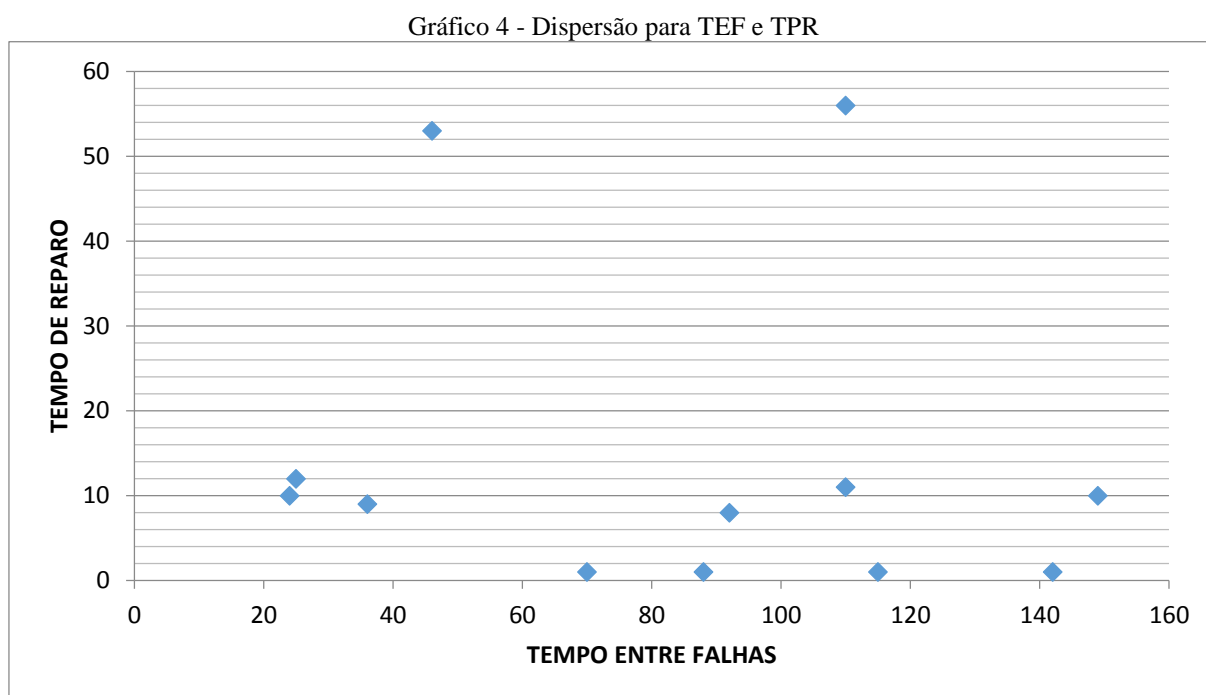
Antes de examinar as melhores distribuições de probabilidade que representam os dados de falha e de reparo da bomba 109-XX, há a necessidade de classificar as variáveis aleatórias quanto ao seu tipo de dimensão.

Quando a variável aleatória não possui relação com outras variáveis, é considerada uma variável aleatória unidimensional. Portanto, distribuições de probabilidade usuais como a Weibull podem ser aplicadas diretamente. Em situação contrária, ou seja, quando uma variável tem uma clara relação com as demais, a variável é classificada como variável aleatória multivariada. Para representar essas relações de dependência, as distribuições de probabilidade devem contemplar simultaneamente as variáveis em questão. Portanto, o analista deverá recorrer a distribuições mais complexas ou deduzir um modelo estatístico próprio. (CHWIF e MEDINA, 2006; DIAS, 2013; MORETTIN e BUSSAB, 2004)

A verificação da intensidade das relações entre as variáveis é feita através de uma análise de correlação em um gráfico de dispersão no plano cartesiano. A função deste gráfico é investigar quão dispersos estão os pontos ou se existe alguma tendência linear ou não em sua disposição. Em alguns casos, os pontos podem ficar tão dispersos que o analista é capaz de afirmar a inexistência da relação somente observando o gráfico, já em outros as disposições dos

pontos podem apresentar uma leve tendência em algumas regiões do plano levando a uma interpretação subjetiva do gráfico. Para um diagnóstico mais conciso utiliza-se a regressão linear para quantificar essa relação.

Para os dados de TPR e TEF o Gráfico 4 parece indicar uma fraca correlação, já que os pontos não indicam nenhuma tendência.

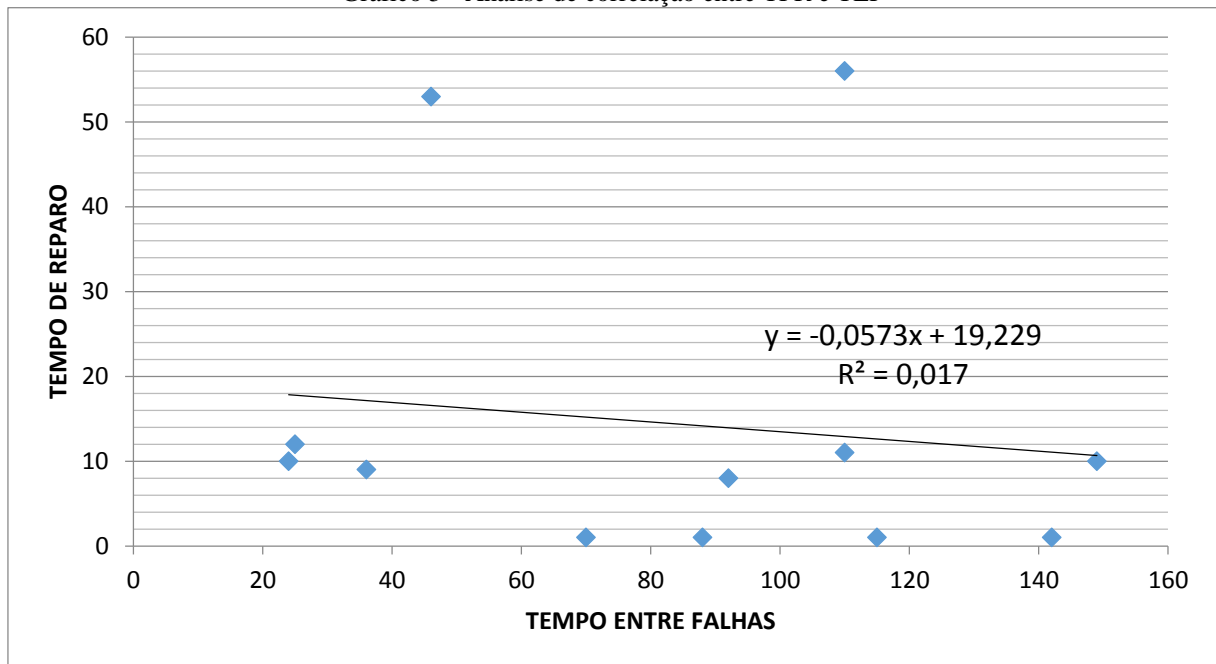


Fonte: Elaborado pelo autor autor (2017)

Com a utilização do software de planilha eletrônica Excel, a execução de uma regressão linear é feita de forma rápida, dando como resposta a equação da reta ajustada e o Coeficiente de Determinação representado por R^2 . Esse último é o mais importante para a análise de correlação, visto que o seu valor indica a intensidade da dependência entre as variáveis. Quanto mais próximo de 1 o R^2 estiver maior é intensidade da relação, caso contrário quanto mais próximo de 0 o R^2 estiver menor é a intensidade da relação.

O R^2 resultante da avaliação presente no Gráfico 5 indica uma fraca relação, ou seja, 1,7% da variação do tempo de reparo é explicado pela variação do tempo entre falhas. Logo, não existe uma relação satisfatória entre as variáveis, ou seja, TEF e TPR são variáveis unidimensionais.

Gráfico 5 - Análise de correlação entre TPR e TEF



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

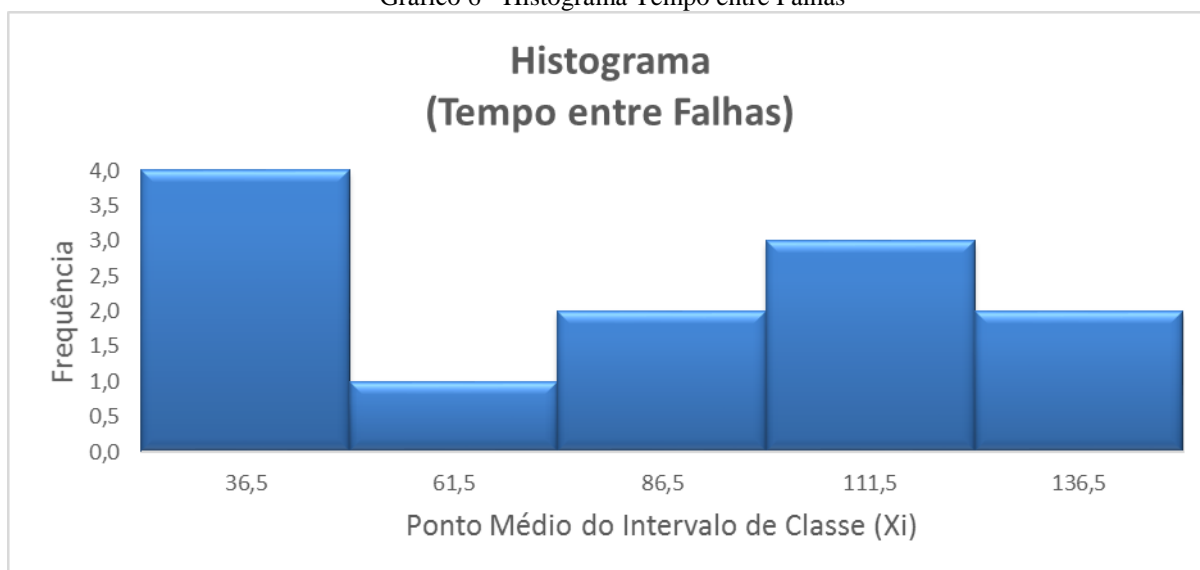
3.4 INFERÊNCIA DO BANCO DE DADOS

Com a categorização das variáveis quanto a sua dimensão, a próxima etapa é determinar as distribuições de probabilidade contínua que melhor irá representar o comportamento dos dados amostrais tanto para o Tempo Entre Falhas como para o Tempo Para Reparo.

3.4.1 Tempo Entre Falha

Para determinar a distribuição de probabilidade que melhor se adequa ao conjunto de dados do tempo entre falhas, é essencial a construção de um histograma, para auxiliar na pré-seleção de algumas distribuições.

Gráfico 6 - Histograma Tempo entre Falhas



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

O histograma para o tempo entre falhas apresentou valores de frequências que variam ao longo dos intervalos, não apresentando tendências que levem a sugerir uma distribuição de probabilidade conhecida. Por se tratar de tempos até a falha de um equipamento mecânico a recomendação sugerida por Fogliato e Ribeiro (2011) é que a distribuição Weibull seja a primeira a ser avaliada para modelar esse tipo de comportamento.

Seguindo a sugestão dos autores citados anteriormente, a próxima etapa é o levantamento dos parâmetros da distribuição Weibull, ou seja, encontrar os parâmetros de forma e escala.

Utilizando o Método Geral descrito por Ricardo e Lafraia (2014), do qual emprega técnicas matemática simples como a regressão linear, é possível encontrar os parâmetros de forma e escala de valores 1,683 e 97,347 respectivamente.

Com a finalidade de sustentar as respostas obtidas pelo Método Geral, foi utilizado o software Weibull++ da Reliasoft para calcular os mesmos parâmetros. Esse programa é tido como referência mundial em análise de dados de vida. Seu sistema tem a capacidade de processar mais de 13 tipos de distribuições estatísticas incluindo todos os modelos da distribuição Weibull. A Tabela 6 mostra o comparativo dos parâmetros da distribuição Weibull do TEF oriundos do Método Geral e da Reliasoft.

Tabela 6 - Comparativo dos parâmetros da distribuição Weibull do TEF oriundos do Método Geral e da Reliasoft

Fonte	Forma	Escala
Método Geral	1,683	97,347
Weibull ++	1,797	95,478

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Os parâmetros da distribuição Weibull determinados pelo Método Geral apresentam valores próximos aos encontrados pelo software Weibull ++ da Reliasoft. As pequenas divergências em seus valores são resultantes das metodologias de cálculo computacionais empregadas pelo Weibull++. A técnica do Método Geral proporcionou valores confiáveis para a aplicação proposta, mas ainda não é prudente afirmar que a distribuição Weibull representa o fenômeno.

Para saber se a distribuição escolhida é realmente adequada para descrever a aleatoriedade dos TEF's e também dos TPR's é necessário empregar um teste de aderência. Existem diversos modelos de teste, mas para bancos de dados com poucas amostras o teste de Kolmogorov-Smirnov é o mais indicado.

De uma forma geral o teste de Kolmogorov-Smirnov avalia duas hipóteses, sendo:

- H_0 : o modelo é adequado para representar a distribuição da população.
- H_a : o modelo não é adequado para representar a distribuição da população.

Para rejeitar ou aceitar H_0 , também chamada de hipótese nula, primeiramente calcula-se a estatística D do teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov. Essa estatística busca indicar a maior distância absoluta entre a função acumulada da probabilidade teórica e da empírica.

Calculando a estatística D para cada valor da amostra dos TEF's, obtém-se a Tabela 7 que irá indicar de forma mais fácil qual região apresenta a maior distância absoluta.

Tabela 7 – Estatística D para cada valor de amostra do TEF

n	x	$F_n(x)$ Empírica	$F(x)$ Teórica	$ F(x(i)) - F_n(x(i)) $	$ F(x(i)) - F_n(x(i-1)) $	D
1	24	0,0833	0,09042088	0,007088	0,0904209	0,0904209
2	25	0,1667	0,09653009	0,070137	0,0131968	0,0701366
3	36	0,2500	0,17097289	0,079027	0,0043062	0,0790271
4	46	0,3333	0,24665712	0,086676	0,0033429	0,0866762
5	70	0,4167	0,43678514	0,020118	0,1034518	0,1034518
6	88	0,5000	0,56991428	0,069914	0,1532476	0,1532476

n	x	Fn (x) Empírica	F(x) Teórica	F(x(i)) - Fn(x(i))	F(x(i)) - Fn(x(i-1))	D
7	92	0,5833	0,59719676	0,013863	0,0971968	0,0971968
8	110	0,6667	0,70720776	0,040541	0,1238744	0,1238744
9	110	0,7500	0,70720776	0,042792	0,0405411	0,0427922
10	115	0,8333	0,73384979	0,099484	0,0161502	0,0994835
11	142	0,9167	0,84856745	0,068099	0,0152341	0,0680992
12	149	1,0000	0,87085515	0,129145	0,0458115	0,1291448

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

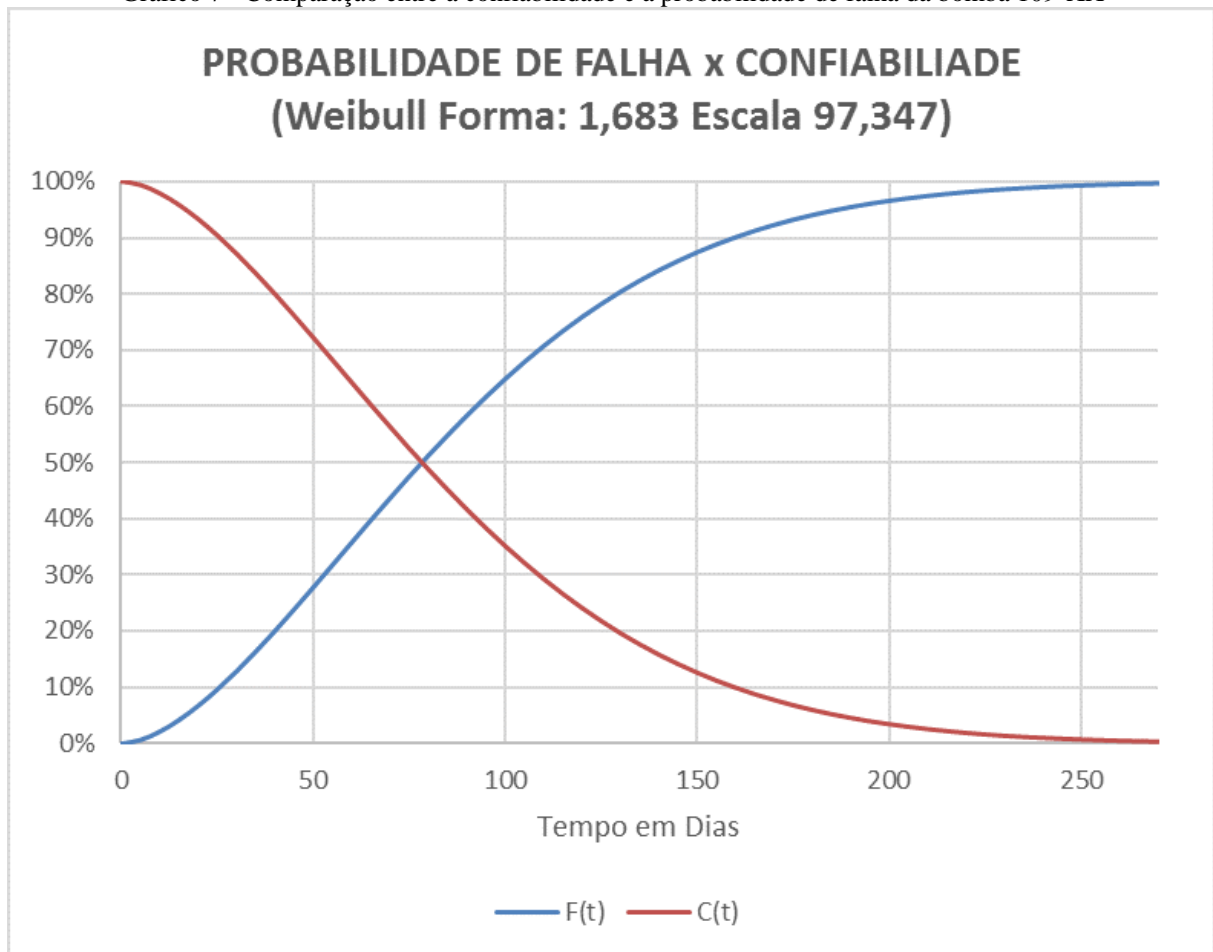
Após executar os cálculos da estatística D para todas as amostras dos TEF's, o maior valor obtido foi aproximadamente 0,153. Consultando a Figura 8 e considerando um nível de significância de 10% para o banco de dados, o valor encontrado para o D-crítico é 0,296.

Fazendo a comparação entre o D máximo e o D-crítico, chega-se à conclusão de que o maior valor D é menor que o D-crítico, assim sendo, não existem razões para rejeitar a hipótese de aderência da distribuição.

Com a validação da Weibull como a distribuição de probabilidade para o TEF, pode-se construir o Gráfico 7 que compara a confiabilidade dado pela equação 35 e a probabilidade de falha dado pela equação 11.

$$C(t) = \exp \left[- \left(\frac{t}{n} \right)^\beta \right] \quad (35)$$

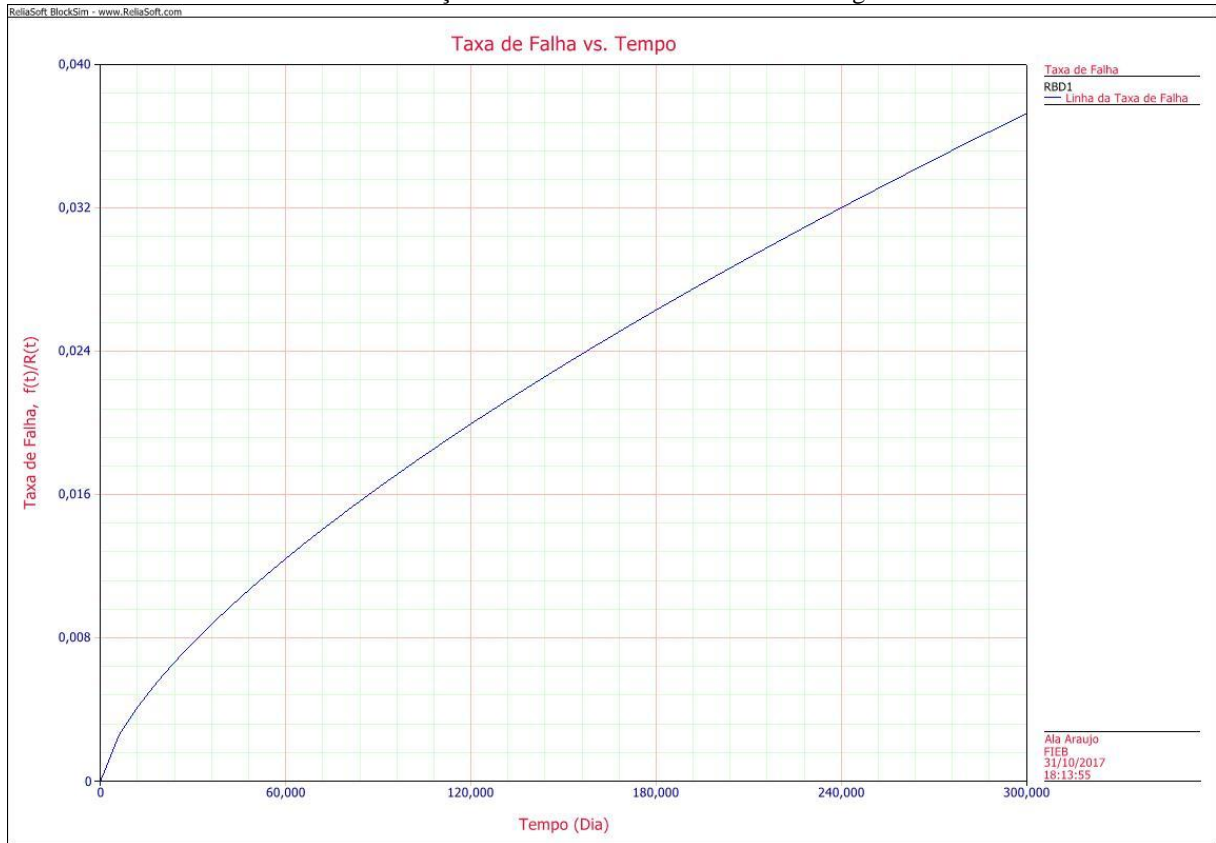
Gráfico 7 - Comparação entre a confiabilidade e a probabilidade de falha da bomba 109-XX



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Interpretando o Gráfico 7 conclui-se que a probabilidade de o equipamento falhar após 250 dias de operação é praticamente 100%. Outro ponto importante é o parâmetro de forma da distribuição Weibull que está acima de 1,0, deste modo a bomba 109-XX está na fase do envelhecimento, ou seja, está na última etapa da curva da banheira. O Gráfico 8 desenvolvido do BlockSim mostra a evolução da taxa de falha ao longo tempo, evidenciando ainda mais o envelhecimento do equipamento.

Gráfico 8 - Evolução da taxa de falha da bomba centrífuga 109-XX

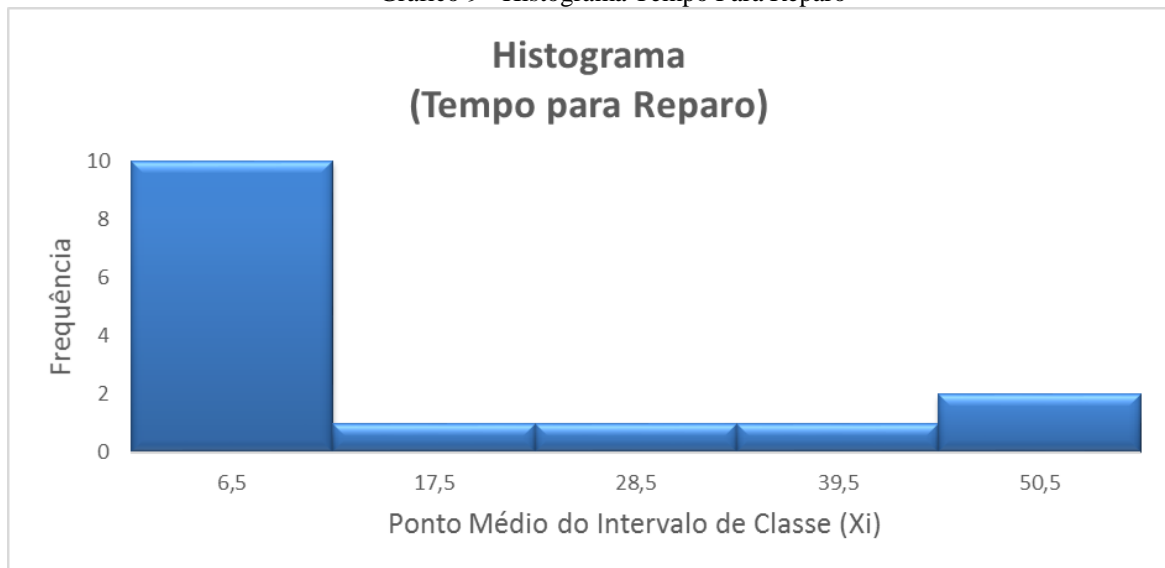


Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

3.4.2 Tempo Para Reparo

O histograma representado no Gráfico 9 resultantes do banco de dados do Tempo Para Reparo apresenta concentrações volumosas no primeiro intervalo, e uma queda acentuada imediatamente no intervalo seguinte, deste modo, podemos idealizar algumas distribuições contínuas que se assemelham visualmente com o histograma, como por exemplo: a exponencial, a log-normal ou a Weibull.

Gráfico 9 - Histograma Tempo Para Reparo



Fonte: Elaborado autor (2017)

A distribuição Weibull neste caso também é a mais indicada para o início do estudo, já que o banco de dados do tempo para reparo é relativamente pequeno. Outra vantagem é que a flexibilidade da Weibull permite que ela se aproxime da distribuição log-normal, distribuição essa que, segundo Ricardo e Lafraia (2014), é indicada para a determinação do tempo médio para manutenção.

Os parâmetros de forma e escala encontrados pelo Método Geral mais uma vez estão próximos ao Weibull++. A Tabela 8 facilita essa comparação.

Tabela 8 - Comparativo dos parâmetros da distribuição Weibull para os TPR's

Fonte	Forma	Escala
Método Geral	0,701	14,951
Weibull++	0,828	13,318

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Aplicando o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov e seguindo os mesmos procedimentos de cálculos vistos na inferência do TEF's obtém-se a Tabela 9.

Tabela 9 - Teste de aderência Kolmogorov-Smirnov para TPR

n	x	$F_n(x)$ Empírica	$F(x)$ Teórica	$ F(x(i)) - F_n(x(i)) $	$ F(x(i)) - F_n(x(i-1)) $	D
1	1	0,0769	0,13951913	0,062596	0,1395191	0,140
2	1	0,1538	0,13951913	0,014327	0,0625961	0,063

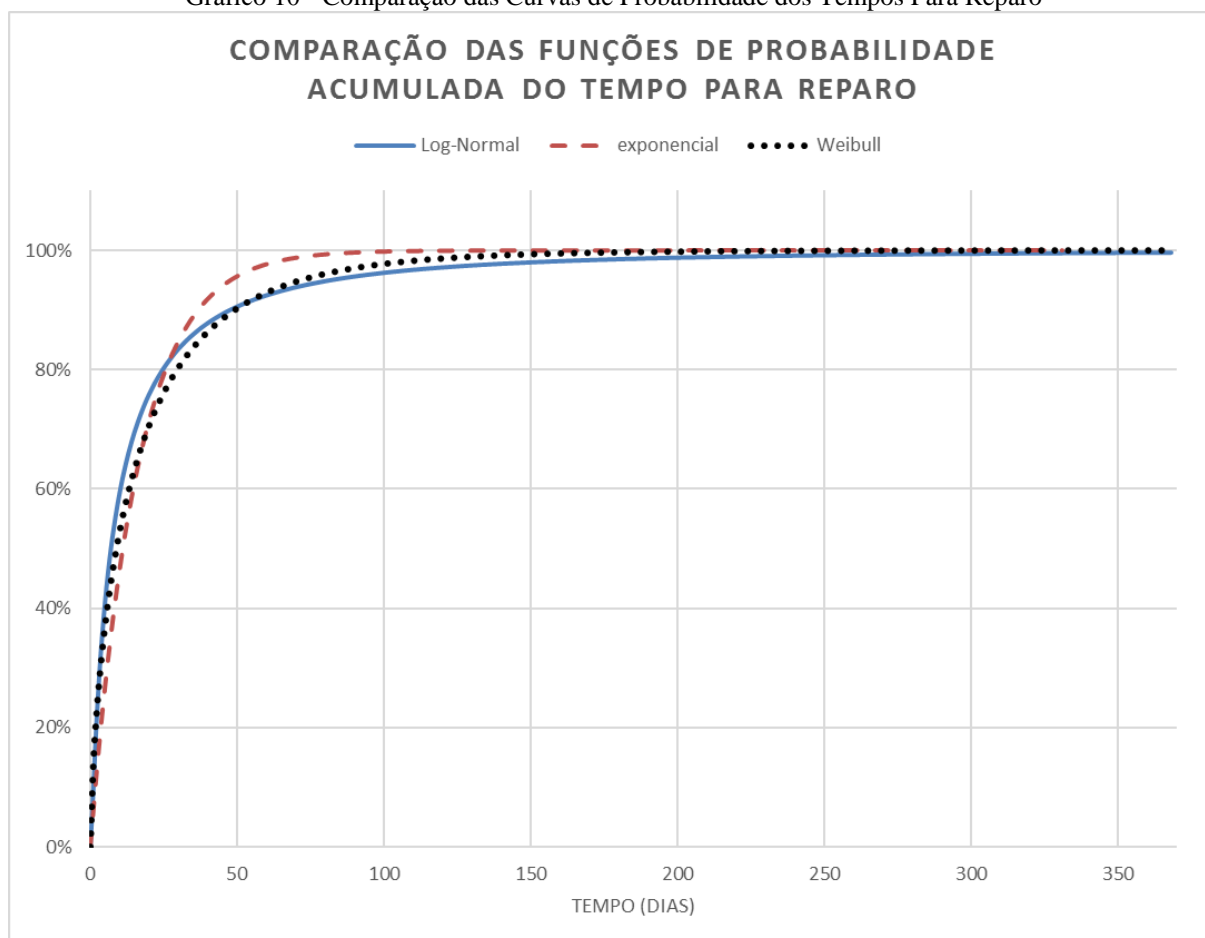
n	x	Fn (x) Empírica	F(x) Teórica	F(x(i)) - Fn(x(i))	F(x(i)) - Fn(x(i-1))	D
3	1	0,2308	0,13951913	0,091250	0,0143270	0,091
4	1	0,3077	0,13951913	0,168173	0,0912501	0,168
5	8	0,3846	0,47544496	0,090830	0,1677527	0,168
6	9	0,4615	0,50377086	0,042232	0,1191555	0,119
7	10	0,5385	0,52971217	0,008749	0,0681737	0,068
8	10	0,6154	0,52971217	0,085672	0,0087494	0,086
9	11	0,6923	0,55358994	0,138718	0,0617947	0,139
10	12	0,7692	0,57566144	0,193569	0,1166463	0,194
11	34	0,8462	0,83110125	0,015053	0,0618705	0,062
12	53	0,9231	0,91173634	0,011341	0,0655825	0,066
13	56	1,0000	0,91977461	0,080225	0,0033023	0,080

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Considerando que o banco de dados possui um nível de significância de 10% o maior valor encontrado para a estatística D foi de 0,194. Desta forma, a hipótese nula não pode ser rejeitada, dado que o D-crítico para esse nível de significância é de 0,285.

O Gráfico 10 mostra o comparativo das funções da distribuição acumulada para o tempo de reparo. Neste gráfico as pequenas diferenças das disposições das curvas evidenciam a grande capacidade da Weibull em se aproximar de outras distribuições de probabilidade contínuas.

Gráfico 10 - Comparação das Curvas de Probabilidade dos Tempos Para Reparo



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

3.5 A SIMULAÇÃO

O objetivo deste capítulo é apresentar um algoritmo capaz de estimar, para um período desejado, alguns dados que são de interesse da manutenção bem como: disponibilidade inerente média, disponibilidade pontual, falhas esperadas, confiabilidade para o período e o MTBF - Mean Time Between Failures. Para alcançar esse objetivo o algoritmo emprega a metodologia de Monte Carlo da qual apoia-se fortemente nas distribuições de probabilidade para obter massivas amostragens do fenômeno chegando assim a um resultado numérico.

O algoritmo da simulação foi totalmente desenvolvido em MATLAB utilizando a versão 2015 do software. Tal programa proporciona o desenvolvimento de cálculos numéricos complexos com uma linguagem de programação própria. A escolha da linguagem também é motivada pelo fato da sua capacidade em trabalhar diretamente com matrizes e pela forma de abordar as equações matemáticas de forma similar com que se escreve. Outra vantagem é a presença de pacotes matemáticos e estatísticos já embarcados no software, desse modo, não é

necessário o desenvolvimento de algumas equações imprescindíveis para a simulação como por exemplo: a geração de números aleatórios provenientes de distribuições contínuas.

3.5.1 Limitação do Algoritmo

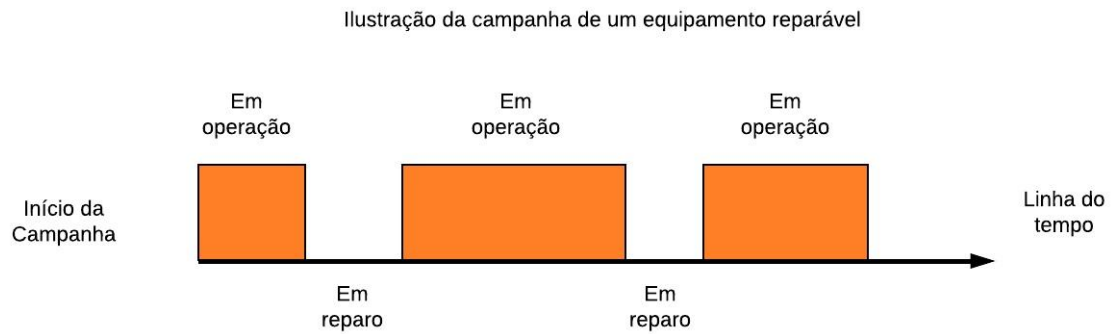
Por limitações do âmbito do estudo e conseqüentemente do algoritmo, a simulação é capaz de analisar apenas um elemento reparável, por exemplo: o impelidor de uma bomba centrífuga. O algoritmo também é capaz de avaliar um sistema como um todo, desde que não seja fracionado em componentes do sistema, ou seja, os dados documentados dos tempos entre falhas e dos tempos para o reparo necessariamente devem ser do sistema em geral e não dos elementos que estão contidos no sistema, que é a consideração feita nesse estudo.

O número de iterações foi limitado a 5.000, uma vez que, em todos os testes executados ao logo do desenvolvimento do algoritmo, os valores de interesse já apresentavam uma convergência satisfatória. Outro motivo é a demanda no tempo de processamento quando se incrementa o número de iterações. O mesmo acontece quando é expandido o tempo de análise, sendo esse último, o de maior impacto no tempo de processamento.

3.5.2 Metodologia de Funcionamento do Algoritmo da Simulação

Para encontrar os valores de interesse, mencionados no início deste capítulo, o algoritmo realiza uma análise da vida do equipamento até o período que foi estipulado. Em outras palavras, o algoritmo gera números aleatórios oriundos das distribuições de probabilidades selecionadas com a finalidade de simular os tempos para o aparecimento da falha e o tempo necessário para restabelecer o funcionamento do equipamento. A Figura 12 ilustra a campanha de um equipamento reparável.

Figura 12 - Ilustração da campanha de um equipamento reparável

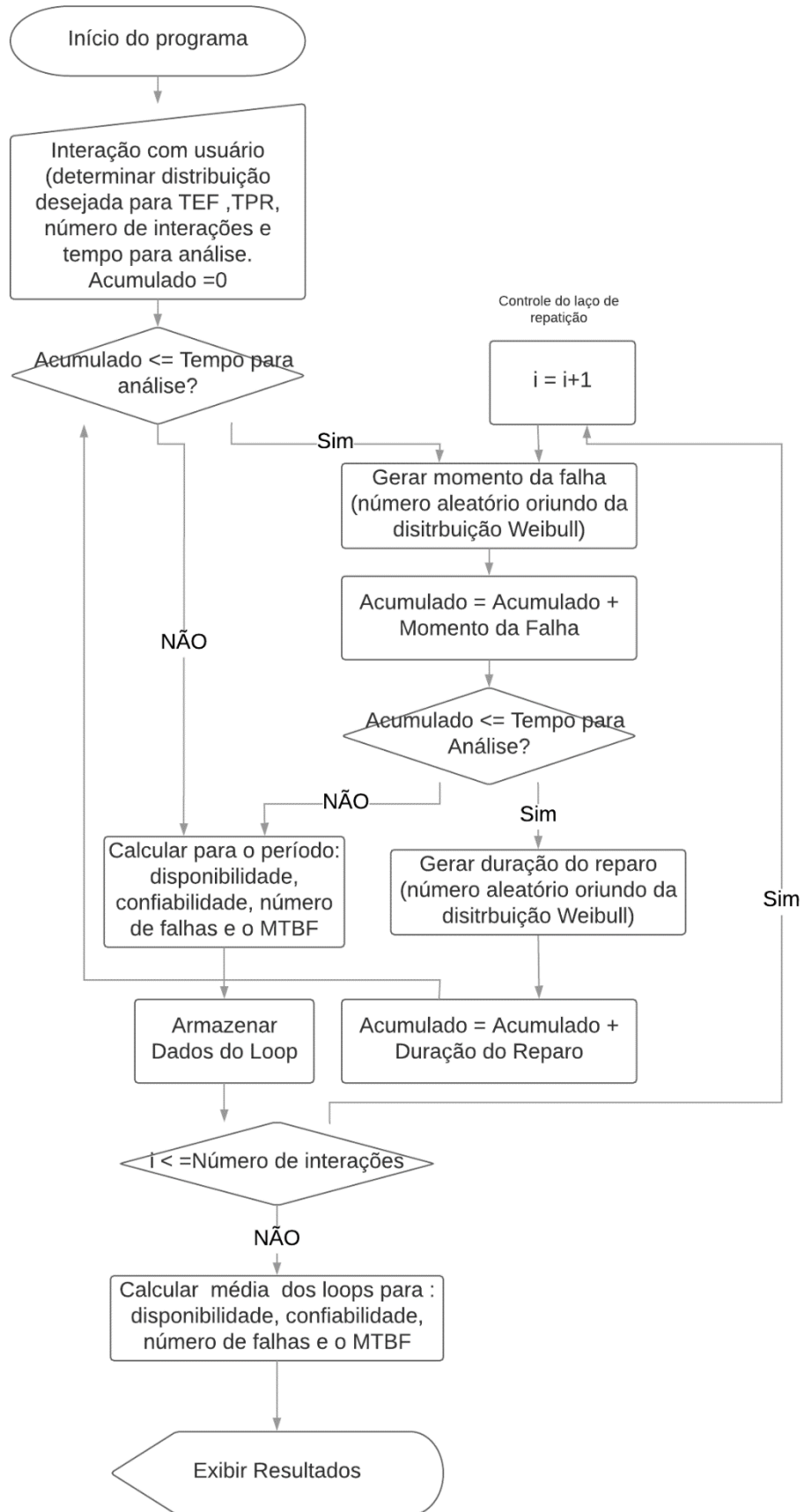


Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

A figura acima apresenta a avaliação de uma única iteração para um tempo de análise qualquer. Note que existem algumas interrupções no funcionamento do sistema que são consequências das paradas para o restabelecimento da função do equipamento. Todas essas interrupções e os tempos de operação são armazenados para um posterior processamento, já que são necessárias diversas iterações para o desenvolvimento do método de Monte Carlo.

O fluxograma ilustrado pela Figura 13 mostra de uma forma mais completa o funcionamento do algoritmo.

Figura 13 - Fluxograma do algoritmo desenvolvido em MATLAB



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Para uma melhor compreensão da capacidade de simulação do algoritmo, serão desenvolvidos dois blocos. No primeiro bloco as simulações serão executadas para um tempo de análise de 365 dias que simboliza um ano completo de operação. Já no segundo bloco o tempo de análise é modificado para 912 dias que corresponde a uma campanha normal para o tipo da bomba.

3.5.3 Primeiro Bloco de Simulações

Para esse primeiro bloco de simulação todos os dados de entrada do algoritmo estão discriminados na Tabela 10. As primeiras simulações serão desenvolvidas para um tempo de análise de 365 dias e 5000 iterações.

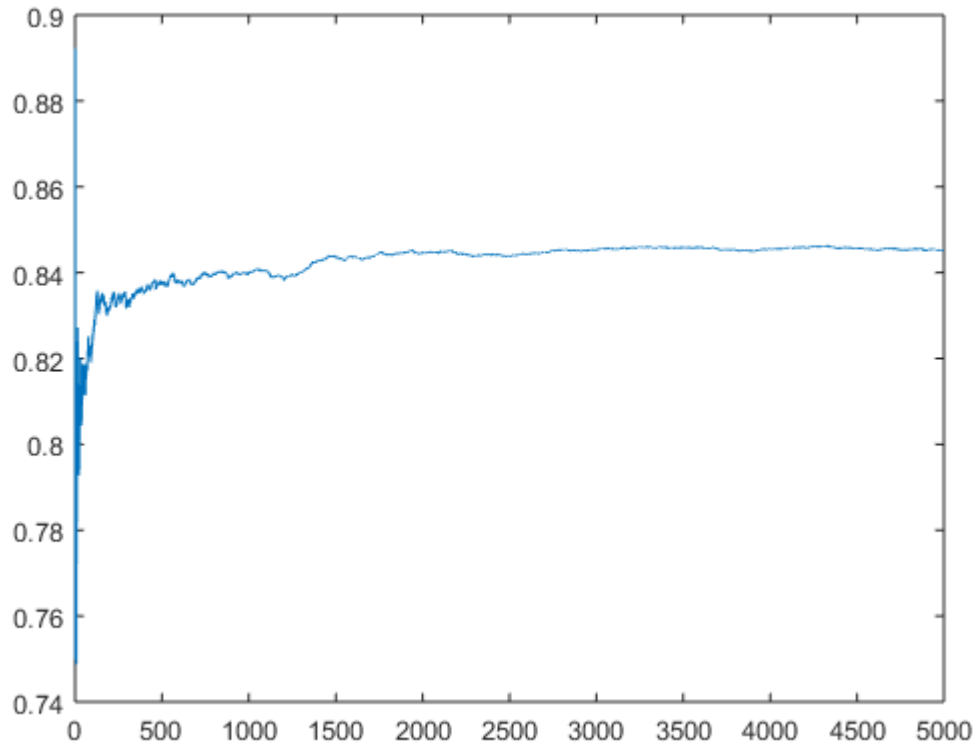
Tabela 10 - Dados de entrada para as simulações

Distribuição de Probabilidade Contínua	Parâmetro de Forma	Parâmetro de Escala
Distribuição Weibull para TEF	1,683	97,347
Distribuição Weibull para TPR	0,701	14,951

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

A simulação levou aproximadamente 5,5 segundos, e obteve uma boa convergência após 3.000 iterações. As respostas podem ser encontradas na Tabela 11.

Gráfico 11 - Convergência da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 365 dias



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Tabela 11 - Resultado da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 365 dias

Disponibilidade Inerente Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
84,50%	0,112	3,298	1,094	93,508	81,30%	0,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

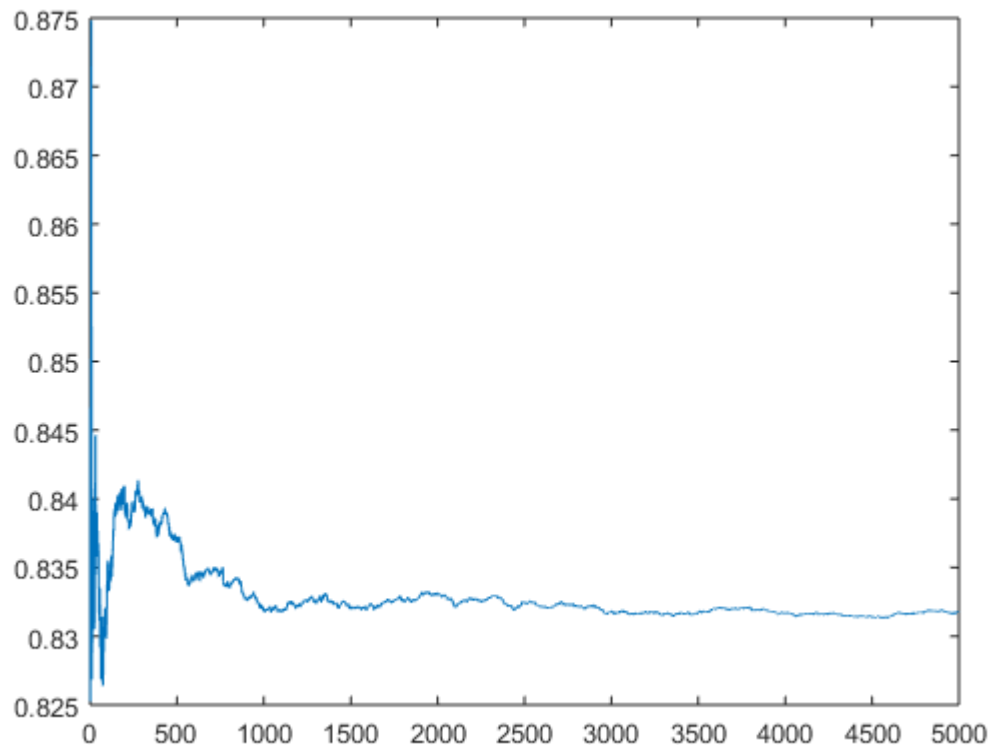
Observando o resultado da simulação e consultando um dos profissionais que já teve experiência com o equipamento, o mesmo relatou que os dados são plausíveis de ocorrerem. Isso já é uma característica relevante para validação do modelo de simulação.

3.5.4 Segundo Bloco de Simulações

Os parâmetros de entrada para o segundo bloco são iguais ao primeiro, modificando somente o tempo de análise de 365 para 912 dias e mantendo o mesmo número de iterações.

Após a execução da simulação foi constatado um leve acréscimo no tempo de processamento, saindo de de 5,5 para 7 segundos. Para esse tempo de análise a simulação apresentou convergência por volta de 3.000 iterações.

Gráfico 12 - Convergência da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 912 dias



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Tabela 12 - Resultado da simulação executada em MATLAB para um tempo de análise de 912 dias

Disponibilidade Inerente Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
83,18%	0,075	8,485	1,689	89,399	81,66%	0,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Mais uma vez a simulação apresentou valores plausíveis de ocorrerem, mas em contrapartida, a quantidade de falhas para o período teve um aumento considerável. O acréscimo nesse indicador era de se esperar, já que o tempo de funcionamento teve uma adição de 547 dias, ou seja, o algoritmo tem mais tempo para desenvolver os ciclos de operação e falha do sistema.

3.6 VALIDAÇÃO DA SIMULAÇÃO

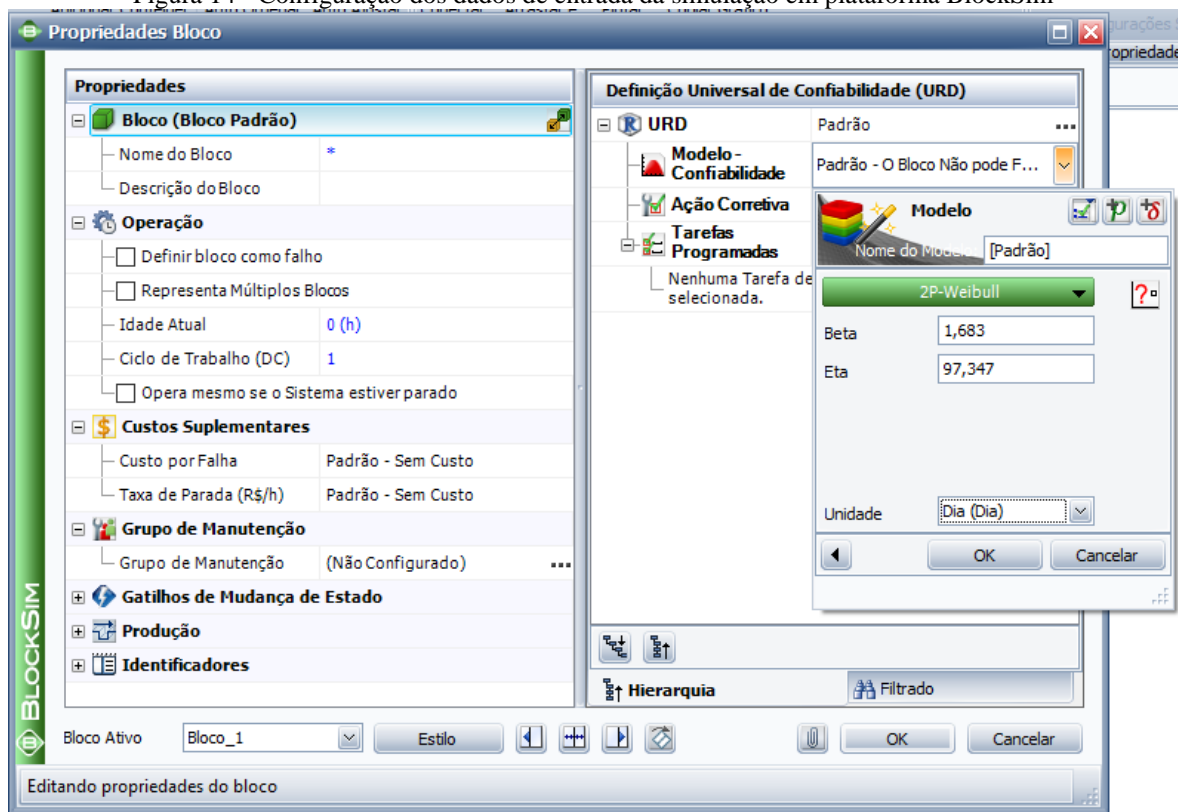
Para validar os resultados da simulação é indispensável que os mesmos tenham semelhança com a realidade. Infelizmente, para desenvolver essa validação seria necessário um acompanhamento mais prolongado do equipamento, resultando em um banco de dados volumoso e detalhado, infelizmente isso demandaria muito tempo e recurso. Com a finalidade de contornar essa dificuldade, foi utilizado mais uma vez o software da Reliasoft, mais precisamente o pacote BlockSim.

O BlockSim é um software desenvolvido para analisar a disponibilidade, confiabilidade e a manutenibilidade de equipamentos. Com uma interface gráfica amigável e interativa é possível avaliar sistemas que vão dos simples aos mais complexos cenários graças ao sistema de diagrama de blocos onde o usuário pode facilmente indicar onde os elementos estão associados em série ou em paralelo. Outra vertente do BlockSim é a possibilidade da simulação de equipamentos, sendo essa última ferramenta a de interesse neste trabalho uma vez que a suas respostas serão utilizadas para comparações com as respostas do algoritmo.

As comparações das respostas têm o objetivo de buscar a validação do modelo de simulação, já que o modelo desenvolvido pelo BlockSim é robusto e consolidado mundialmente. Para seguir uma padronização na simulação, todos os parâmetros estatísticos e de simulação serão iguais tanto para o algoritmo como para o BlockSim, como por exemplo: os parâmetros de forma e escala da distribuição de Weibull.

O BlockSim permite a alteração do tempo de análise em dias e do número de iterações, onde foram fixados os valores 365 e 5.000 respectivamente para o primeiro bloco de simulações. A Figura 14 exemplifica a forma de inserir os dados da distribuição no BlockSim.

Figura 14 - Configuração dos dados de entrada da simulação em plataforma BlockSim



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

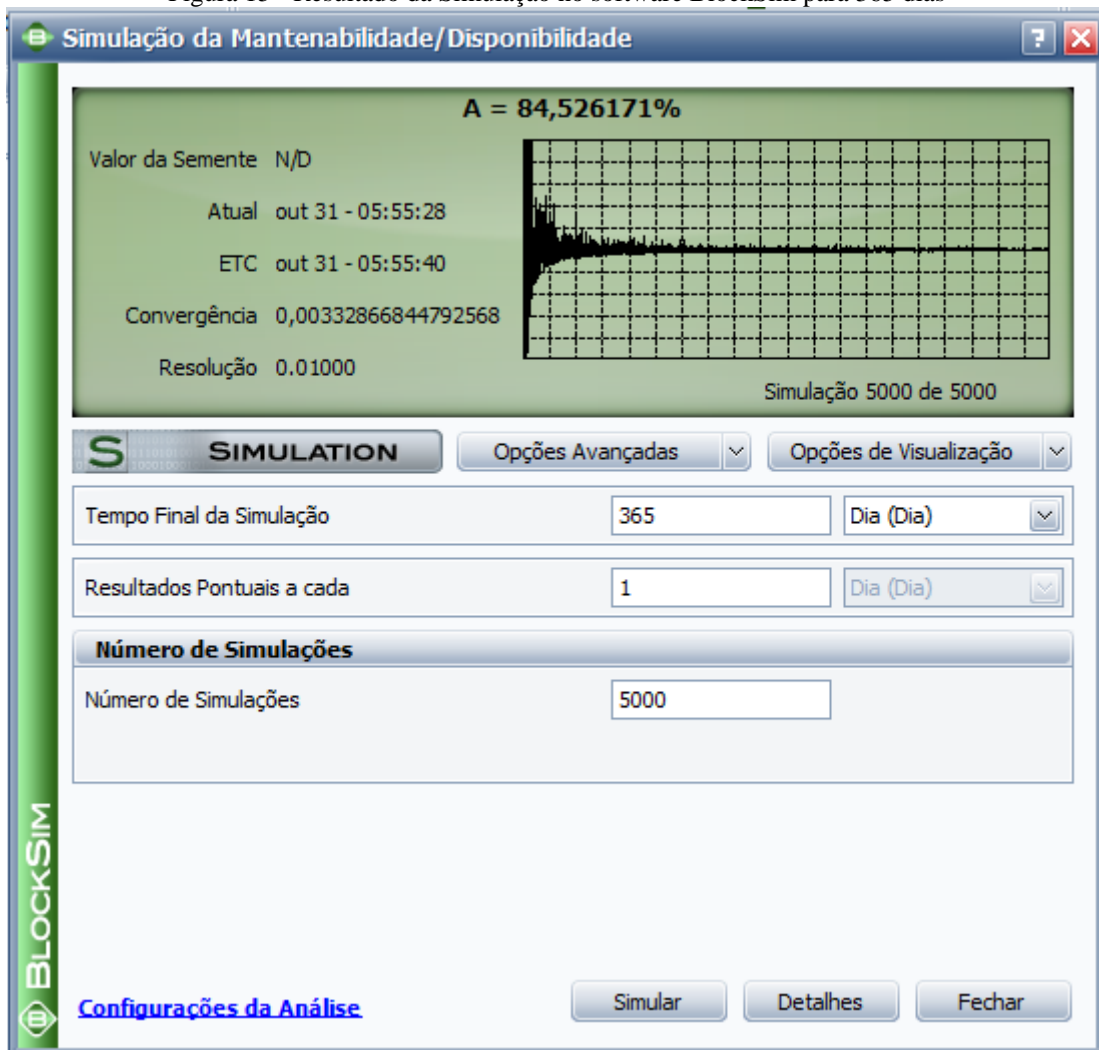
A Figura 15 mostra uma das janelas do BlockSim contendo algumas informações após a simulação, sendo as de grande importância a disponibilidade média e a convergência da resposta.

A letra A localizada próximo ao topo da imagem indica a disponibilidade média para o período em análise, e o pequeno gráfico situado no topo e ligeiramente a direita da imagem, indica a convergência da resposta ao longo das iterações, ou seja, quanto mais iterações são feitas mais reduzidas ficam as oscilações.

Uma boa simulação obrigatoriamente necessita que os valores apresentem uma convergência na resposta, caso contrário a aleatoriedade ficará dominante na simulação.

As outras informações da simulação bem como: disponibilidade média, disponibilidade pontual, falhas esperadas, confiabilidade para o período e o MTBF podem ser encontradas pressionando o botão Detalhes no qual retorna uma outra tela apresentando todos os valores de interesse. A Figura 16 traz a janela de detalhe para a primeira simulação.

Figura 15 - Resultado da Simulação no software BlockSim para 365 dias



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Figura 16 - Janela de detalhamento do resultado no software BlockSim

	A	B	C
1	Visão Geral do Sistema		
2	Geral		
3	Disponibilidade Média (Todos Eventos):	0,845262	
4	Desvio Padrão (Disponibilidade Média):	0,111975	
5	Disponibilidade Média (sem MP, OC e Inspeção):	0,845262	
6	Disponibilidade Pontual (Todos Eventos) em 365:	0,836	
7	Confiabilidade (365):	0	
8	Quantidade Esperada de Falhas:	3,2696	
9	Desvio Padrão (Quantidade de Falhas):	1,057705	
10	TMAPF (Dia):	86,872247	
11	MTBF (Tempo Total) (Dia):	111,634451	
12	MTBF (Tempo de Funcionamento) (Dia):	94,360327	
13	MTBE (Tempo Total) (Dia):	111,634451	
14	MTBE (Tempo de Funcionamento) (Dia):	94,360327	
15	Tempo Disponível/Indisponível do Sistema		
16	Tempo Disponível (Dia):	308,520525	
17	Tempo Indisponível da MC (Dia):	56,479475	
18	Tempo Indisponível da Inspeção (Dia):	0	
19	Tempo Indisponível MP (Dia):	0	
20	Tempo Indisponível da OC (Dia):	0	
21	Downtime de Espera (Dia):	0	
22	Tempo Indisponível Total (Dia):	56,479475	
23	Eventos com Parada do Sistema		
24	Número de Falhas:	3,2696	

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

O BlockSim, por ser um programa robusto e completo, traz dados além do que o estudo busca, mas para a finalidade deste trabalho só foram analisados os dados que o algoritmo desenvolvido em MATLAB pode calcular, portanto, indicadores como TMAPF não foram utilizados.

3.6.1 Simulação em plataforma BlockSim para 365 dias

Primeiramente foi feita a simulação no BlockSim com um tempo de análise de 365 dias respeitando o critério anterior.

Os parâmetros de entrada das simulações serão iguais aos que estão presente na Tabela 10.

Após a execução da simulação, é possível gerar a Tabela 13 contendo todos os dados de interesse. Para esta primeira simulação no BlockSim foram necessários exatos 12 segundos de processamento e apresentou uma convergência aceitável.

Tabela 13 - Resultado da simulação executada na plataforma BlockSim para um tempo de análise de 365 dias

Disponibilidade Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
84,53%	0,112	3,270	1,058	94,360	83,60%	0,00%

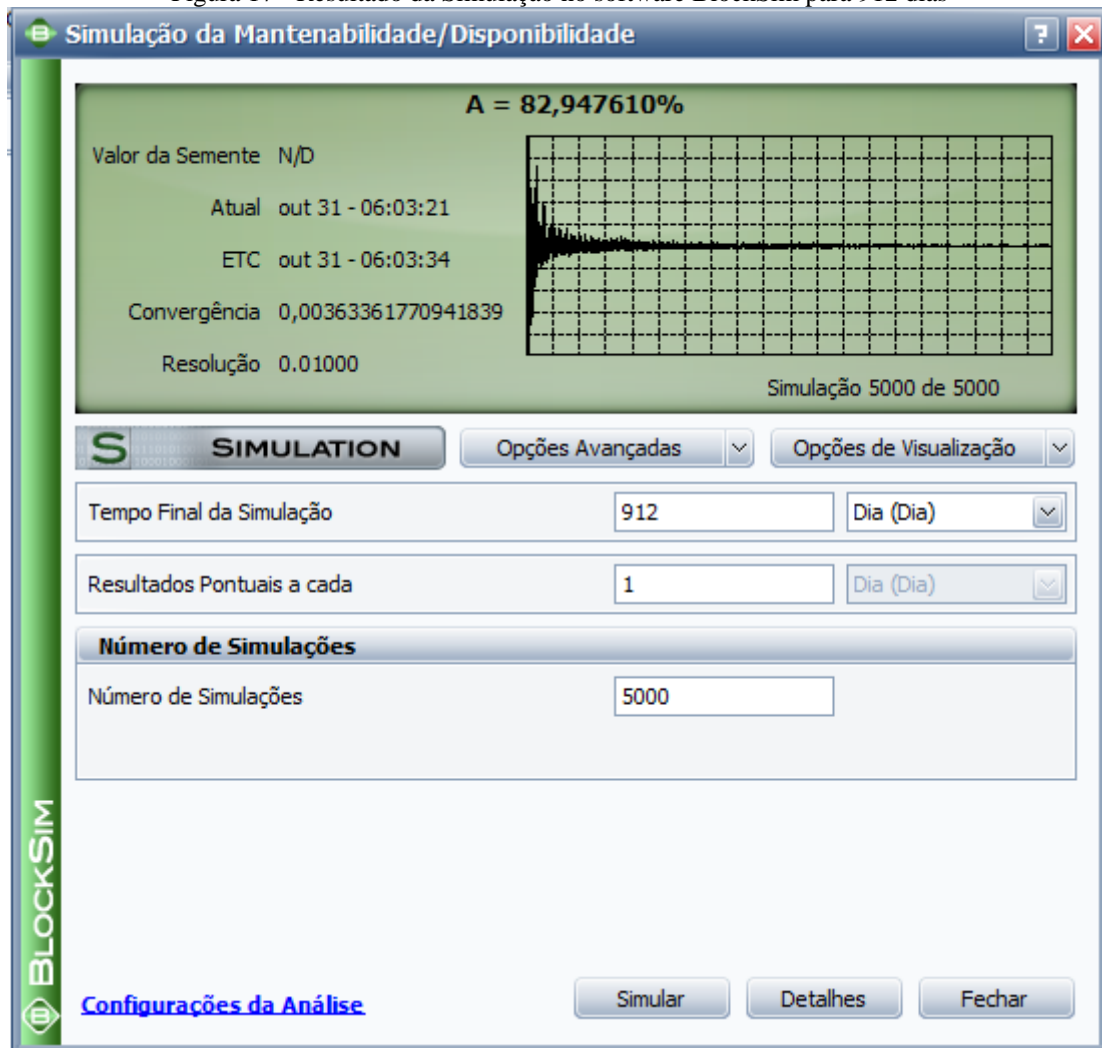
Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

3.6.2 Simulação em plataforma BlockSim para 912 dias

Nestas simulações os dados de entrada tiveram uma única modificação, o tempo de análise foi alterado de 365 para 912 dias, o que equivale a aproximadamente a dois anos e meio. Todos os parâmetros estatísticos e de iteração foram mantidos, ou seja, a tabela de parâmetros estatísticos para esse segundo bloco de simulação na plataforma BlockSim é o mesmo da Tabela 10.

O tempo de processamento médio para esse bloco foi de aproximadamente 13 segundos e com convergência satisfatória. A Figura 17 mostra o fim do desenvolvimento da simulação para este bloco resultando em uma disponibilidade de 82,95% para um período de 912 dias. A Tabela 14 apresenta os valores de interesse encontrados na simulação.

Figura 17 - Resultado da Simulação no software BlockSim para 912 dias



Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Tabela 14 - Resultado da simulação executada na plataforma BlockSim para um tempo de análise de 912 dias

Disponibilidade Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
82,95%	0,075	8,454	1,680	89,482	81,30%	0,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

3.6.3 Processo de Validação

Com a finalidade de alcançar o objetivo proposto neste trabalho, o algoritmo deve ser capaz de modelar o fenômeno de falha e reparo da bomba 109-XX e um bom indício dessa capacidade é a obtenção de resultados semelhantes ao do software BlockSim.

Seguindo essa premissa a comparação dos resultados é apresentada na Tabela 15 e 16 para 365 e 912 dias respectivamente.

Tabela 15 - Comparativo entre a plataforma BlockSim e o Algoritmo considerando um tempo de análise de 365 dias

Plataforma	Disponibilidade Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
BlockSim	84,53%	0,112	3,270	1,058	94,360	83,60%	0,00%
Algoritmo	84,50%	0,112	3,298	1,094	93,508	81,30%	0,00%
Diferença	0,03%	0,000	0,028	0,036	0,852	2,30%	0,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Comparando as simulações realizadas no BlockSim com as obtidas pelo algoritmo para um tempo de análise de 365 dias, o mesmo proporcionou resultados com poucas diferenças, juntamente com uma redução no tempo de processamento de aproximadamente 55%.

Tabela 16 - Comparativo entre a plataforma BlockSim e o Algoritmo considerando um tempo de análise de 912 dias

Plataforma	Disponibilidade Média	Desvio Padrão da Disponibilidade	Número de Falhas Esperado	Desvio Padrão do Número de Falhas Esperado	MTBF	Disponibilidade Pontual	Confiabilidade Para o Período
BlockSim	82,95%	0,075	8,454	1,680	89,482	81,30%	0,00%
Algoritmo	83,18%	0,075	8,485	1,689	89,399	81,66%	0,00%
Diferença	0,23%	0,000	0,031	0,009	0,083	0,36%	0,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2017)

Considerando um tempo de análise de 912 dias, o algoritmo mais uma vez proporcionou resultados bem próximos e uma redução em 6 segundos no tempo de processamento.

Para fins acadêmicos e para o objetivo deste trabalho as expressivas aproximações entre as respostas do BlockSim e do algoritmo indica a capacidade do mesmo em simular o fenômeno

de falha e reparo da bomba 109-XX respeitando as condições de funcionamento e de reparo do sistema.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

A elaboração do algoritmo em MATLAB proporcionou a previsão de diversos índices que foram objetivados neste trabalho para a bomba 109-XX, tal como: disponibilidade inerente média, disponibilidade pontual, falhas esperadas, confiabilidade para o período e o MTBF. A lógica de funcionamento do programa apresenta fortes indícios de um funcionamento adequado para a simulação da bomba 109-XX, uma vez que as respostas estão próximas das obtidas pelo método de validação. O algoritmo também é capaz de simular outros equipamentos, mas sem a garantia da integridade das respostas. Para que isso seja possível, o programa deverá ser submetido a numerosos teste onde estará sujeito a diferentes parâmetros de entrada, ou seja, outros tipos de distribuições de probabilidade serão testados como dados de entrada.

As respostas obtidas pelo algoritmo indicam um péssimo cenário para a bomba 109-XX considerando que o equipamento é de alta criticidade para o funcionamento da planta. O equipamento em um primeiro momento não consegue completar uma campanha de 365 dias sem apresentar uma falha, ou seja, a confiabilidade para o período é 0% com a expectativa que o equipamento falhe em 3 ocasiões. Por outro lado, a disponibilidade média esperada para 365 dias supera os 80%, ou seja, 292 dias aproximadamente o equipamento estará disponível para operação, existe também uma grande possibilidade do equipamento finalizar o período em operação, sinalizado por uma disponibilidade pontual de 80%. Com o aumento do tempo de análise para uma campanha de 2,5 anos o cenário deteriora-se ainda mais, principalmente no número de falhas esperado, saindo de 3 falhas para aproximadamente 8 falhas.

Este cenário foi confirmado por engenheiro mecânico de manutenção que conviveu com o equipamento na planta industrial por período de 10 anos.

Recomenda-se que em pesquisas futuras, o programa seja aperfeiçoado para torna-se capaz de simular os parâmetros obtidos em um sistema com diversos itens que o compõem. Assim analisar os diversos componentes de uma bomba centrífuga ou os equipamentos que compõem um sistema maior, com o objetivo de apresentar respostas mais refinadas, indicando respectivamente as peças que mais irão impactar na confiabilidade e disponibilidade do equipamento ou os equipamentos que serão os limites destes parâmetros no funcionamento do sistema como um todo.

As pesquisas também irão buscar desenvolver a capacidade do algoritmo processar os impactos financeiros das manutenções que serão previstas para executar na bomba, como por exemplo: o custo total de peças que serão repostas e juntamente com o custo da equipe de mão de obra direta.

REFERÊNCIAS

ALEXANDER, D. Application of Monte Carlo Simulations to System Reliability Analysis. **Proceedings Of The Twentieth Internetworking Pump Users Symposium**, 2003.

CHWIF, L.; MEDINA, A. **Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e Aplicações**. 2. ed. São Paulo - SP: Bravart, 2006. 254 p.

CRESPO, A. **Estatística Fácil**. 17. ed. São Paulo - SP: Saraiva, 2002. 224 p.

DANCEY, C.; REIDY, J.; ROWE, R. **Estatística sem Matemática para Área da Saúde**. 1. ed. São Paulo - SP: Penso, 2012. 502 p.

DIAS, I. **Elementos de Estatística e Probabilidades II**. Universidade de Évora. Évora, p. 13. 2013.

ESTATCAMP. Teste de Kolmogorov-Smirnov. **Portal Action**, 2003. Disponível em: <<http://www.portalaction.com.br/inferencia/62-teste-de-kolmogorov-smirnov>>. Acesso em: 23 Outubro 2017.

FILHO, P. J. D. F. **Introdução à Modelagem e Simulação de Sistemas com Aplicações em Arena**. 2. ed. Florianópolis: Visual Books, 2008. 384 p.

FOGLIATTO, F. S.; RIBEIRO, J. L. D. **Confiabilidade e Manutenção Industrial**. 5. ed. São Paulo - SP: Elsevier, 2011. 288 p.

KARDEC, A.; NASCIF, J. **Manutenção: Função Estratégica**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2009. 384 p.

LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística Aplicada**. Tradução de José Fernando Pereira Gonçalves. 6. ed. São Paulo - SP: [s.n.], v. II, 2015. 654 p.

MARTINS, G. D. A.; DOMIGUES, O. **Estatística Geral e Aplicada**. 4. ed. São Paulo: ABDR, 2011. 662 p.

MORETTIN, P. A.; BUSSAB, W. D. O. **Estatística Básica**. 5. ed. [S.l.]: Saraiva, 2004. 537 p.

PIAZZA, G. **Introdução a Engenharia da Confiabilidade**. Caxias do Sul - RS: EDUCS, 2000. 128 p.

PINHEIRO, B. C. A.; ESTEVÃO, G. M.; VITOR, R. D. R. Aplicação da Estatística de Weibull na Avaliação da Tensão de Ruptura a Flexão de Revestimento Cerâmico. **Revista da Estatística UFOP**, v. III, n. 59, 2014.

RICARDO, J.; LAFRAIA, B. **Manual de Confiabilidade, Manutenibilidade e Disponibilidade**. 1. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2014. 388 p.

SILVA, A. L. C. D. **Introdução a Análise de Dados**. Rio de Janeiro: E-Papers, 2009.
170 p.

XENOS, H. **Gerenciando a Manutenção Produtiva**. 2. ed. [S.l.]: Falconi, 2014. 312
p.

YORIYAZ, H. Método de Monte Carlo: princípios e aplicações em Física Médica.
Revista Brasileira de Física Médica, São Paulo - SP, p. 9, 2009.