



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO  
GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA  
QUÍMICA  
ENG07053 - TRABALHO DE DIPLOMAÇÃO EM  
ENGENHARIA QUÍMICA



# **Confiabilidade de Equipamentos: Inferência Bayesiana Aplicada ao Tempo Operacional Remanescente de um Sistema de Geração de Vapor**

*Autor: Luís Felipe Amaral da Cruz*

Orientador: Prof. Dr. Jorge Otávio Trierweiler

Porto Alegre, dezembro de 15

## Sumário

Agradecimentos	iii
Resumo	iv
Lista de Figuras	v
Lista de Tabelas	v
Lista de Anexos	vii
Lista de Abreviaturas e Siglas	viii
Lista de Símbolos	ix
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	2
1.2 Estrutura do TCC	2
2 Revisão Bibliográfica	3
2.1 Geradores de Vapor	3
2.2 Tipos de falha de caldeiras	6
2.3 Identificação de anomalias	8
2.4 Confiabilidade e Tempo para falhar	9
2.5 Inferência Bayesiana	12
3 Estudo de caso	15
4 Metodologia	17
4.1 Identificação de anomalias (PCA)	17
4.1.1 Determinação do número de componentes principais (n)	18
4.1.2 Detecção de anomalias	18
4.1.3 Diagnóstico da anomalia	20
4.1.4 Simulação de distúrbios	20
4.2 Priori da distribuição do tempo de falha	21
4.3 Verossimilhança de uma anomalia acontecer	23
4.4 Definição da posteriori da distribuição do tempo para falhar	24
4.5 Determinação das cargas das caldeiras para extensão do tempo de vida útil	25
4.6 Algoritmo de análise de confiabilidade de equipamentos	26
5 Resultados e Discussão	28
5.1 Avaliação da fase off-line	28
5.2 Avaliação da fase on-line	31
6 Conclusões e Trabalhos Futuros	35
7 Referências	36
8 Anexo	39
9 Apêndice	42

## **Agradecimentos**

Agradeço à minha família por sempre estar ao meu lado, me apoiar e me incentivar nas minhas decisões. Em especial aos meus pais, por lutarem pela minha educação.

Ao meu orientador Dr. Jorge Otávio Trierweiler, por sua atenção, por sua confiança e por seu grande incentivo para que eu realizasse esse trabalho. Obrigado por esclarecer minhas dúvidas e por guiar meu caminho.

Ao M.Sc. Eduardo Schultz por compartilhar seus conhecimentos em termelétricas, por me disponibilizar seu modelo de caldeira e contribuir para finalização desse trabalho.

Aos meus professores pelo conhecimento, por me apresentarem novas visões de mundo e com isso possibilitarem a criação de minhas próprias.

Aos meus amigos, pelas animadas conversas, pelos conselhos e pelo carinho.

## Resumo

O presente trabalho teve como objetivo a construção de uma metodologia para estimar probabilisticamente o tempo remanescente para um sistema de geração de vapor em função das condições operacionais atuais e pregressas, assim como a probabilidade de falha inerente de cada equipamento.

A metodologia desenvolvida contou com cinco módulos: um módulo de identificação e diagnóstico de anomalias nas condições de operação do processo baseado no padrão observado utilizando a técnica PCA (*“Principal Component Analysis”*); um módulo de análise de confiabilidade de sistemas de geração de vapor baseado no histórico de falhas destas unidades através da utilização da distribuição de Weibull; um módulo de reconhecimento de padrões durante situações de falhas ocorridas; um módulo de predição de tempo para o sistema falhar baseado nas informações disponibilizadas pelo processo através da inferência Bayesiana e um módulo de otimização das condições de operação do processo afim de que a ocorrência de uma falha seja retardada.

A eficácia da metodologia foi analisada através de um estudo de caso de um processo composto por três caldeiras com tempos de falha diferentes. Para tanto, três distúrbios do tipo mudança de média foram realizados no processo.

Ao ser aplicada ao estudo de caso proposto, os seguintes objetivos foram atingidos: identificação e diagnóstico de cada um dos distúrbios realizados; determinação do tempo médio esperado para cada caldeira falhar e atualização deste tempo uma vez constatada a presença de anomalias e definição das condições de operação que aumentassem o tempo para a unidade falhar.

## Lista de Figuras

<b>Figura 2.1.</b> Distribuição de consumo de diferentes tipos de combustíveis. ....	3
<b>Figura 2.2.</b> Desenho esquemático dos componentes de uma caldeira. ....	5
<b>Figura 2.3.</b> Modos de falha dos componentes de uma caldeira. Os números correspondem a coluna ID da Tabela 2.1.....	8
<b>Figura 2.4.</b> Típico formato de uma função de taxa de risco. ....	10
<b>Figura 2.5.</b> Número de falhas de caldeira em função de sua idade (D: falhas devido a erros de projeto do material ou fabricação – linha sólida, M: falhas devido à má operação – linha tracejada). ....	11
<b>Figura 2.6.</b> Formação da posteriori a partir de inferência Bayesiana. (A) A priori tem maior informação e, portanto, maior influência no resultado da posteriori. (B) A verossimilhança tem maior informação e, portanto, maior influência no resultado da posteriori. Em azul: $P(\theta)$ , em preto: $P(\theta/y)$ e em vermelho: $P(y/\theta)$ . ....	12
<b>Figura 3.1.</b> Anomalia do tipo mudança de média. ....	16
<b>Figura 4.1.</b> Distúrbios do tipo mudança de médias provocados nos tubos T1, T6 e T11. ..	21
<b>Figura 4.2.</b> Número de falhas por ano para as caldeiras A, B e C. ....	23
<b>Figura 4.3.</b> Algoritmo sugerido para a fase off-line de uma metodologia de análise de confiabilidade de sistemas de geração de vapor. Em azul: entradas, em verde: operações, em vermelho: saídas.....	27
<b>Figura 4.4.</b> Algoritmo sugerido para a fase on-line de uma metodologia de análise de confiabilidade de sistemas de geração de vapor. Em azul: entradas, em verde: operações, em vermelho: saídas, em amarelo: decisões, em cinza: continuidade de monitoramento. ....	27
<b>Figura 5.1.</b> Distribuição de probabilidade do tempo para falhar das caldeiras A, B e C.....	28
<b>Figura 5.2.</b> Funções de verossimilhança da caldeira A para os tempos de falha de 1, 17 e 43 anos. ....	30
<b>Figura 5.3.</b> Variação do tempo esperado para falha de acordo com a carga de vapor para as caldeiras A, B e C.....	31
<b>Figura 5.4.</b> Gráfico de controle do processo com identificação de anomalias no tempo aproximado de 300 unidades de tempo e diagnóstico da contribuição para estado anômalo por variável para o distúrbio na caldeira B. ....	32
<b>Figura 5.5.</b> Identificação e diagnóstico de 2 anomalias através da técnica PCA. ....	32
<b>Figura 5.6.</b> Identificação e diagnóstico de 3 anomalias através da técnica PCA. ....	33

## Lista de Tabelas

<b>Tabela 2.1.</b> Modos de falha dos componentes de uma caldeira .....	7
<b>Tabela 4.1.</b> Média de temperatura dos tubos de cada caldeira. ....	21
<b>Tabela 4.2.</b> Tamanho e duração dos distúrbios causados nas caldeiras A, B e C. ....	24
<b>Tabela 4.3.</b> Parâmetros da função que correlaciona o MTTF com a carga da caldeira. ....	26
<b>Tabela 5.1.</b> Parâmetros da distribuição de Weibull e tempo médio para falha das caldeiras A, B e C.....	29
<b>Tabela 5.2.</b> Definição da carga de vapor de cada caldeira para se estender o tempo de vida do sistema. ....	30
<b>Tabela 5.3.</b> Comparação do tempo médio para falhar a priori e a posteriori na condição de operação de cargas de vapor igualmente distribuídas. ....	33
<b>Tabela 5.4.</b> Definição da carga de vapor de cada caldeira para se estender o tempo de vida da unidade para uma demanda de vapor de 305.6 kg/s. ....	34

**Lista de Anexos**

<b>Anexo 1.</b> Perfis de temperatura dos tubos da caldeira A. ....	39
<b>Anexo 2.</b> Perfis de temperatura dos tubos da caldeira B. ....	39
<b>Anexo 3.</b> Perfis de temperatura dos tubos da caldeira C. ....	39
<b>Anexo 4.</b> Número médio de desvio padrões de temperatura observados em cada tempo de falhar para as caldeiras A, B e C.....	40
<b>Anexo 5.</b> Número médio de tempo de serviço em estado anômalo observado em cada tempo de falhar para as caldeiras A, B e C. ....	40
<b>Anexo 6.</b> Variação do tempo esperado para falha de acordo com a carga de vapor para cada caldeira, na presença de anomalias na(s) caldeira(s): (I) B; (II) A e B, (III) A, B e C. ...	41

## **Lista de Abreviaturas e Siglas**

PCA – *Principal Component Analysis*

MTTF – *Mean Time To Failure*



## Lista de Símbolos

$R(t)$  - função de probabilidade acumulada, confiabilidade

$P[T_f > t]$  - probabilidade de que  $\tau$  seja maior que  $t$

$T_f$  – tempo para falha

$t$  – tempo.

$h(t)$  – taxa de risco

$\alpha$  – parâmetro de escala da função de distribuição de probabilidades de Weibull

$\beta$  - parâmetro de formato da função de distribuição de probabilidades de Weibull

$\tau$  – parâmetro de localização da função de distribuição de probabilidades de Weibull

$\lambda$  - taxa de falha, parâmetro da distribuição de probabilidades exponencial

$\theta$  – hipótese estatística

$y$  - evento estatístico

$P(\theta | y)$  – probabilidade de  $\theta$  acontecer dado  $y$

$P(y)$  – probabilidade de  $y$  acontecer

$\mathbf{z}$  – vetor de variáveis mensuráveis do processo

$\mathbf{s}$  – vetor contendo as fontes de variação do processo

$\bar{\mathbf{z}}$  - vetor contendo as médias de  $\mathbf{z}$

$\Xi$  – matriz de parâmetros

$\mathbf{g}$  – vetor contendo erros de medição e variação estocástica

$\mathbf{z}_0$  – vetor de média zero

VRE – índice de variância de erro de reconstrução

$n$  – dimensão do vetor  $\mathbf{s}$

$n_z$  – número de variáveis mensuráveis

$\mathbf{v}_i$  - vetor euclidiano cujo  $i$ -ésimo elemento é 1, enquanto os outros são zero

$\mathbf{I}$  – matriz identidade

$\mathbf{S}_{\mathbf{z}_0\mathbf{z}_0}$  - matriz de covariância

$\mathbf{P}$  – matriz contendo os autovetores de  $\mathbf{S}_{\mathbf{z}_0\mathbf{z}_0}$

$\Lambda$  - matriz contendo os autovalores de  $\mathbf{S}_{\mathbf{z}_0\mathbf{z}_0}$

$K$  – número de amostras

$T^2$  – estatística de Hotelling

$T_\alpha^2$  - limite da estatística  $T^2$

$F_\alpha$  – distribuição de probabilidade F para um nível de significância  $\alpha$

$Q_\alpha$  - estatística Q

$c_\alpha$  - desvio normal para um nível de significância  $\alpha$

$\lambda_i$  - i-ésimo autovalor de  $S_{z_0z_0}$

$\Delta z_{0j}$  – contribuição da variável j para estatística  $T^2$  ou Q

$\Delta T$  – número de desvios padrões que a temperatura excedeu a média

$\Upsilon_t$  - fração de tempo o sistema ficou exposto a uma situação anômala

$\sigma_{\Delta T}$  - desvio padrão de  $\Delta T$

$\sigma_{\Upsilon_t}$  - desvio padrão de  $\Upsilon_t$

$\mu_{\Delta T}$  - média de  $\Delta T$

$\mu_{\Upsilon_t}$  - média de  $\Upsilon_t$

$D$  – demanda de vapor

$F_{\text{mini}}$  – Carga mínima de vapor

$F$  - carga de vapor

$l_i$  - função que correlaciona MTTF e  $F_i$

$\eta_i$  - parâmetro da função  $l_i$

$\rho_i$  - parâmetro da função  $l_i$

## 1 Introdução

Aproximadamente 67% da eletricidade mundial é produzida através de termelétricas, as quais utilizam carvão, óleo combustível e gás natural como combustível (OECD, 2011) (FRANCISCO e SOUZA, 2012). Além de eletricidade, o vapor produzido nestas unidades é crucial para demanda energética industrial (SUN, CHEN e MARQUEZ, 2002).

As plantas de energia que utilizam combustíveis fósseis são baseadas no ciclo de Rankine. Este tipo de sistema gera energia através da produção de vapor em uma unidade de geração de vapor. Energia elétrica pode ser produzida a partir deste sistema pela posterior expansão do vapor gerado através de uma turbina acoplada a um gerador elétrico.

Estas plantas refletem, em conjunto, princípios de engenharia e economia, sendo de extrema importância para o desenvolvimento social da região em que se localizam. Desta forma, elas devem ser projetadas e operadas com responsabilidade social e ambiental, utilizando as tecnologias disponíveis mais adequadas (FRANCISCO e SOUZA, 2012).

Devido ao ambiente em que os componentes utilizados em plantas de geração de energia estão expostos, diversos tipos de deterioração podem ocorrer durante sua operação, reduzindo o desempenho e a segurança operacionais (MATTHEWS, 1998) (FRANCISCO e SOUZA, 2012).

Ao longo dos anos as plantas de produção de energia têm se tornado mais complexas visando o aumento de eficiência, fazendo com que o diagnóstico e o reparo destas unidades não sejam imediatos, podendo levar a longos tempos de parada e a perda de produção. Desta forma, a confiabilidade de um equipamento apresenta forte influência na sua eficiência e disponibilidade. O que faz com que um método eficaz para identificar o potencial de falhas futuras seja desejável para operação adequada da unidade (CHEN, CHEN, *et al.*, 2011).

### **1.1 Objetivos**

Este trabalho tem como objetivo elaborar uma metodologia para a predição do tempo esperado para uma unidade industrial falhar baseado na avaliação confiabilidade de seus componentes. A fim de facilitar o entendimento da metodologia e para que a eficácia das ferramentas utilizadas pudesse ser avaliada, um estudo de caso foi avaliado.

### **1.2 Estrutura do TCC**

O trabalho se encontra dividido em 6 capítulos.

O Capítulo 2 faz uma revisão bibliográfica sobre os sistemas de geração de vapor; os modos de falhas mais recorrentes nestas unidades; as técnicas de identificação de pontos de operação anômalos; alguns métodos de determinação do tempo de vida de equipamentos e as aplicações da análise bayesiana em processos industriais.

No Capítulo 3 o estudo de caso para avaliação da metodologia proposta é apresentado, sendo estabelecido seu modo de operação e suas restrições.

No Capítulo 4, a metodologia proposta para avaliação da confiabilidade de plantas industriais é apresentada. Os dados utilizados e a criação de cenários anômalos para a avaliação do algoritmo proposto são estabelecidos.

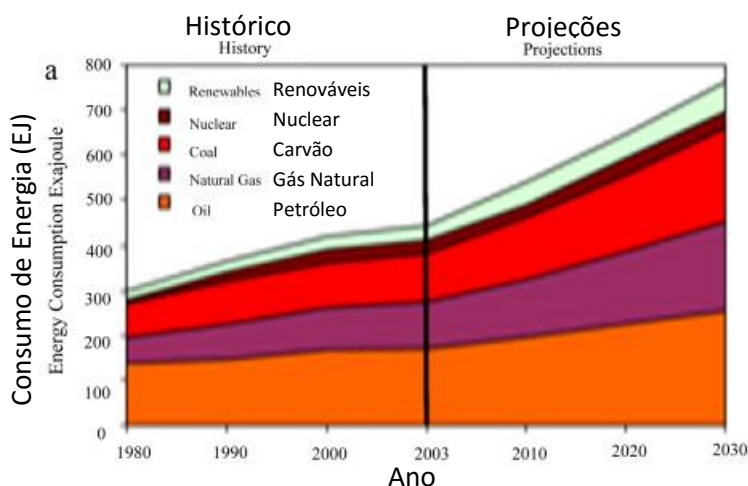
No Capítulo 5, os resultados da metodologia aplicada ao estudo de caso definido pelo Capítulo 3 são apresentados. Para melhor entendimento, os resultados são apresentados seguindo a ordem do algoritmo estabelecido no Capítulo 4.

O Capítulo 6 apresenta as conclusões deste trabalho. Ainda, no final do capítulo, encontram-se propostas para trabalhos futuros.

## 2 Revisão Bibliográfica

### 2.1 Geradores de Vapor

Combustíveis fósseis – óleo, carvão e gás natural - são a principal fonte de energia, atualmente, no mundo, representando 80% do uso total de combustíveis, equivalente a aproximadamente 400 EJ em 2003 como pode ser visto na Figura 2.1 (SAIDUR, ABDELAZIZ, *et al.*, 2011).



**Figura 2.1.** Distribuição de consumo de diferentes tipos de combustíveis.  
Extraído: (SAIDUR, ABDELAZIZ, *et al.*, 2011)

Segundo SAIDUR *et al.* (2011), a grande utilização daqueles combustíveis está ligada às seguintes características:

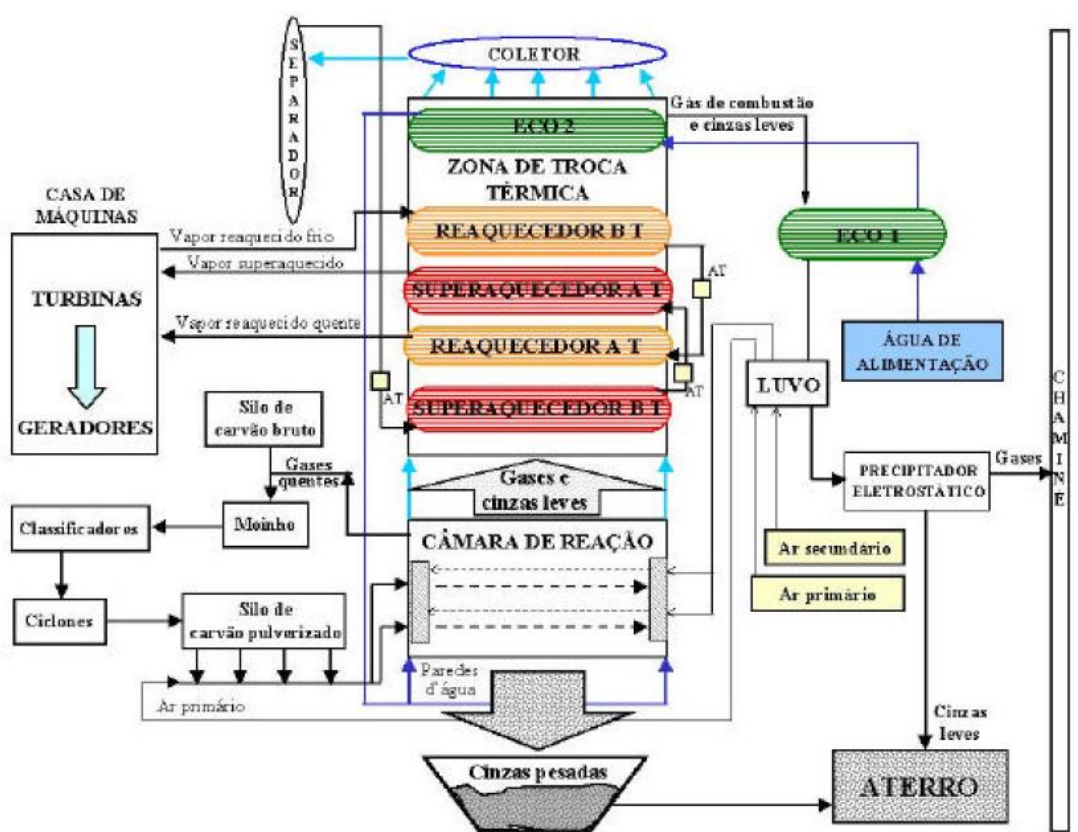
- Custo por BTU do material bruto;
- Disponibilidade em qualquer tipo de clima;
- Simplicidade para transportar e queimar o combustível;
- Histórico de sucesso das tecnologias de caldeiras (geradores de vapor) que utilizam o combustível.

Estes combustíveis são transformados em energia através de sua queima em geradores de vapor, convertendo água líquida em vapor para gerar energia para outras aplicações industriais. E este processo é de extrema importância para geração de energia nas indústrias químicas e nas refinarias (SUN, CHEN e MARQUEZ, 2002).

Segundo SAIDUR *et al.* (2011), a demanda de produção de vapor das indústrias dos Estados Unidos requer o consumo de 37% de seus combustíveis fósseis. Sendo que a proporção de combustível utilizado para esta finalidade varia em cada tipo de indústria: o processamento de alimentos utiliza cerca de 57%, a indústria de papel e celulose 81%, refinarias utilizam 23%, a indústria de químicos utiliza 42% e a de metais primários 10%. O vapor gerado é usado em inúmeras aplicações: no aquecimento de processos (chegando a utilizar 20% do total de energia nas indústrias de borracha), para concentrar e destilar líquidos, e até mesmo como matéria-prima. Esta utilização de um mesmo sistema de geração de vapor facilita o estabelecimento de métricas de eficiência energética, podendo então ser utilizada para comparação entre diferentes indústrias.

Além das aplicações industriais, a energia fornecida por caldeiras é de grande importância para o abastecimento de energia elétrica de uma região. Porém a disputa com outras tecnologias de geração de energia elétrica, intensificada pelo surgimento e crescimento do uso de energias renováveis, gera mudanças nas condições do mercado de energia, que afetam a operação destes sistemas. Por exemplo, sistemas de geração de energia eólica podem apresentar uma variação de 10 GW de energia produzida em algumas horas, dependendo da situação climática, alterando o preço da energia no mercado. Desta forma, se no passado as unidades de geração de vapor eram projetadas para operar em uma faixa restrita de operação, hoje a sua operação deve se mostrar mais flexível para se adequar as novas condições de flutuação de demanda. Desta forma deve-se buscar novas soluções tecnológicas para escolha e transição entre pontos de operação (STARKLOFF, RALF, *et al.*, 2015).

Uma planta de geração de energia a partir de vapor consiste de um sistema de ar/gás combustível e de um sistema de água/vapor. O objetivo da caldeira é converter a energia do combustível em calor em um processo de combustão. O calor liberado é transferido para a água e é usado para gerar vapor. As unidades geradoras de vapor são formadas, em geral, pelos seguintes componentes: fornalha, caldeira, superaquecedor, economizador e aquecedor de ar. Os componentes citados são apresentados na Figura 2.2 (RODRIGUES, 2004).



**Figura 2.2.** Desenho esquemático dos componentes de uma caldeira.

Extraído: (RODRIGUES, 2004)

A fornalha é onde ocorre a queima do combustível, sendo revestida por um conjunto de tubos dispostos um ao lado do outro (parede d'água) que formam uma espiral ao redor da câmara. Já as partes onde ocorre a mudança de fase da água, do estado líquido para o vapor, compõem a caldeira. A energia liberada pela queima do combustível na fornalha vaporiza a água da parede d'água, através, principalmente, da troca de calor por radiação. O vapor gerado nas paredes da fornalha é coletado no topo da caldeira, passando por um separador de água e vapor, e, posteriormente, por um superaquecedor. Sendo que superaquecedor consiste de feixes tubulares que tem a função de aumentar a temperatura do vapor para ser usado para gerar energia elétrica. Para elevar a sua temperatura, o vapor proveniente de estágios intermediários da turbina passa por um reaquecedor. O calor residual contido nos gases da combustão

tratados é aproveitado para pré-aquecer a água de alimentação e o ar utilizado na queima do combustível (RODRIGUES, 2004).

## 2.2 Tipos de falha de caldeiras

Para RAO e NARAYANAN (2012), o estudo dos modos de falha de caldeiras industriais são de extrema importância. Identifica-se que diversos fatores contribuem para a ocorrência de falhas (as quais podem culminar em uma parada de planta), entre eles está o uso de combustíveis com alto nível de enxofre e que acarretem em cinzas, a ocorrência de operações que excedam o limite de temperatura e de pressão projetados e as falhas nas manutenções.

O estudo apresentado por MATTHEWS (1998) identifica que os componentes da caldeira são expostos a uma grande variedade de condições e, portanto, apresentam diversos modos de falha:

### I. Falhas a baixa temperatura (abaixo de 400 °C):

As falhas que ocorrem a baixa temperatura em geral são: envergadura, fadiga e fratura.

### II. Falhas a alta temperatura (acima de 420 °C):

A altas temperaturas as falhas são decorrentes majoritariamente do fenômeno de fluência. Este mecanismo ocorre em condições estacionárias e dependem do material do componente. Há a formação de fendas na estrutura metálica, causando uma diminuição da resistência do metal, até que o material falhe. Em uma caldeira, os tubos do superaquecedor e do reaquadador são os componentes que podem sofrer de fluência.

### III. Corrosão:

A corrosão dos tubos pode acontecer no lado em contato com a água ou no lado voltado para a combustão. Uma vez que a composição da água de alimentação de caldeiras é prioritariamente controlada, a corrosão da parte do tubo em contato com a água raramente é uma falha limitante. A corrosão do lado do tubo exposto ao gás de combustão é causada predominantemente pelas



cinzas geradas. Ela ocorre nos tubos da fornalha e nos tubos do superaquecedor e do reaquecedor.

#### IV. Erosão:

A erosão nas partes expostas ao gás de combustão dos tubos ocorre devido à existência de partículas duras e abrasivas nas cinzas. Ela raramente irá ocorrer na fornalha, pois a alta temperatura faz com que as partículas das cinzas amoleçam ocorrendo majoritariamente nos tubos de superaquecimento e de reaquecimento onde as temperaturas são menores. A erosão é função da velocidade do gás.

A Tabela 2.1 apresenta os modos de falha que podem existir nos componentes da caldeira. A Figura 2.3 apresenta onde está localizado cada componente da caldeira.

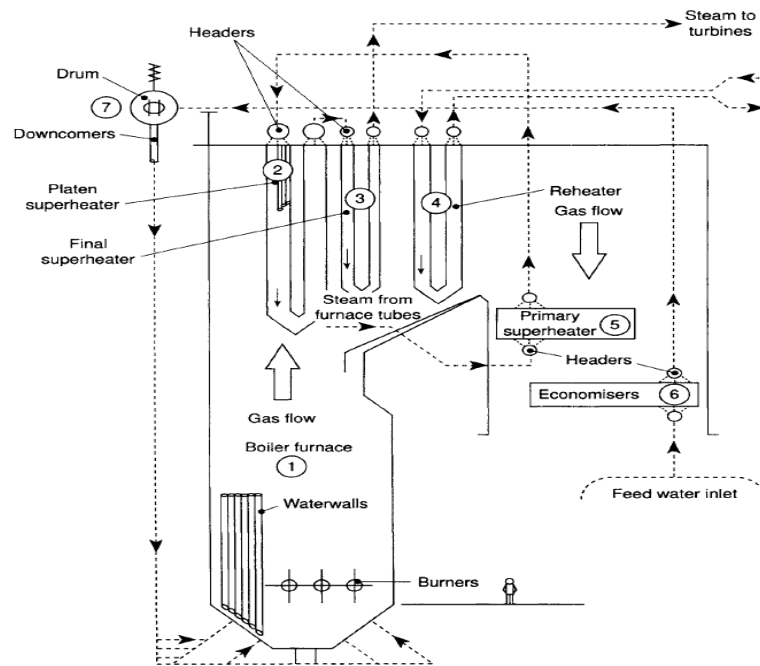
**Tabela 2.1.** Modos de falha dos componentes de uma caldeira

ID	Componente da caldeira	Temperatura típica de operação (°C)	Modo de falha
1	Tubos da fornalha	270 - 450	Corrosão
2	Superaquecedor secundário	500 - 520	Corrosão e fluência
3	Superaquecedor final	540 - 570	Fluência
4	Loop de reaquecimento	540 - 560	Erosão e corrosão

Adaptado: (Matthews, 1998)

Segundo o estudo de GRUBER *et al.* (2015), a taxa de corrosão está correlacionada com: a temperatura e a velocidade do gás de combustão, a temperatura do metal, o material do tubo, a geometria do tubo e a composição das cinzas.

A taxa de fluência também é uma função da temperatura. A formação de fendas e a ocorrência de falhas, através desse mecanismo, devido a exposição à uma temperatura que exceda o limite de operação durante um intervalo de tempo prolongado são as causas de cerca de 30% das falhas em superaquecedores, reaquecedores e tubos da fornalha (SHOKOUHMAND, GHADIMI e SPANANI, 2015) (LIU, 2015) (KANEMARU, SHIMIZU, *et al.*, 1991).



**Figura 2.3.** Modos de falha dos componentes de uma caldeira. Os números correspondem a coluna ID da Tabela 2.1.

Extraído: (Matthews, 1998)

De modo geral, os tubos da caldeira são vulneráveis aos excessos de temperatura durante a operação (JONES, 2004).

### 2.3 Identificação de anomalias

Para WANG *et al.* (2014), o monitoramento e o diagnóstico de anomalias em plantas de geração de energia são de grande importância para a manutenção destes processos. Pois isto fornece uma melhoria de segurança, de confiabilidade e de disponibilidade da unidade. É desejável que a anomalia seja identificada nos estágios iniciais, a partir de padrões de respostas das variáveis do processo, permitindo ao operador realizar, rapidamente, ações corretivas em resposta ao diagnóstico obtido.

Segundo PARISINI (1997), este tópico vem sendo extensivamente investigado, uma vez que a complexidade das plantas vem aumentando consideravelmente requerendo

uma detecção de possíveis mal funcionalidades de um jeito efetivo. Várias metodologias vêm sendo propostas na literatura.

As metodologias de identificação de anomalias podem ser divididas em: supervisionadas e não supervisionadas. As metodologias supervisionadas consideram um estado estável de referência, i.e., um modelo, de modo que qualquer desvio deste estado é considerado anômalo. Já as metodologias não supervisionadas se baseiam apenas em como as variáveis do processo se relacionam umas com as outras, e no padrão que essas relações formam. Entre as técnicas para identificação de anomalias estão: *Principal Component Analysis (PCA)*, *Gaussian Mixture Models*, *Generative Topographic Mapping* e modelos de inferências. Sendo que das técnicas citadas, o PCA é a mais utilizada para monitoramento de processos, nela as variáveis do processo são convertidas em variáveis não correlacionadas (*principal components*) através de uma transformação ortogonal (ESCOBAR, KANEKO e FUNATSU, 2015) (RUSSELL, CHIANG e BRAATZ, 2000).

O estudo de PARISINI (1997) salienta que além da identificação, é importante também a caracterização da falha para: gerar avisos e alarmes, isolar falhas, avaliar falhas e determinar o tamanho da falha.

#### **2.4 Confiabilidade e Tempo para falhar**

Segundo MATTHEWS (1998), as caldeiras são sistemas cujo risco de falha é dependente do tempo, tendo uma durabilidade de aproximadamente 20 anos. Uma vez que estes equipamentos precisam de grandes investimentos, estudos para a extensão de sua vida útil são de extrema importância. Desta forma procura-se projetar e operar o sistema de geração de vapor de forma que se obtenha a máxima eficiência, a menor poluição, maior produção de energia e com o maior tempo de vida (POURRAMEZAN, KAHROM e PASSANDIDEH-FARD, 2015).

Os estudos de KANEMARU *et al.* (1991) descrevem um método que estimam a vida útil de caldeiras através da retirada de amostras dos tubos, para que testes de

fluência sob uma aceleração de temperatura (com as condições de estresse mantidas como as mesmas da operação) sejam conduzidos. Estes testes baseiam-se em modelos teóricos de fluência, sendo dependentes da composição dos tubos.

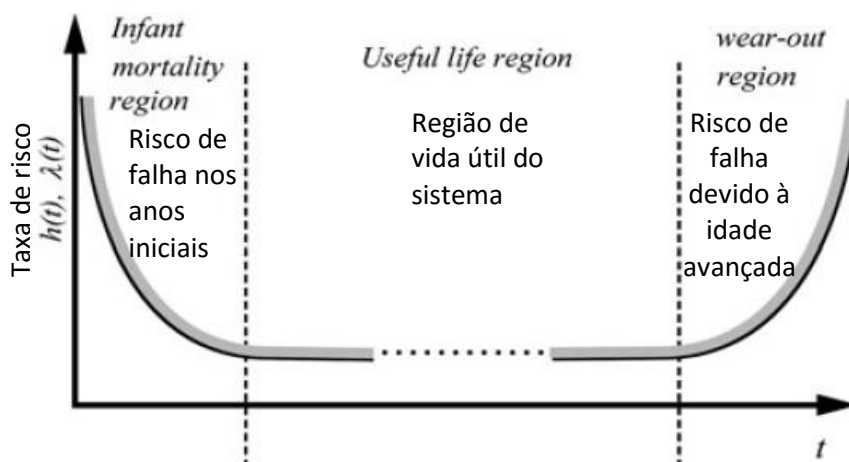
Já KIM (2012) e FRANCISCO e SOUZA (2012) apresentam métodos que são baseados no histórico de confiabilidade do sistema. Esta confiabilidade  $R(t)$ , Equação (2.1)) é definida como a habilidade de um sistema realizar uma determinada função em dadas condições durante um período de tempo, sendo a probabilidade que o tempo para um sistema falhar ( $T_f$ ) seja maior que seu tempo de serviço ( $t$ ).

$$R(t) = P[T_f > t] \quad (2.1)$$

FRANCISCO e SOUZA (2012) mostram que, a partir da função de confiabilidade se pode determinar o tempo médio de vida útil -  $MTTF$ , tempo para um equipamento falhar (Equação (2.2)). A taxa de risco -  $h(t)$ , Equação (2.3) - de uma falha acontecer em um tempo  $t$ , em geral segue uma curva com formato como apresentado na Figura 2.4 (formato de “banheira”). Descrevendo sistemas que têm uma taxa de risco maior nos primeiros anos, a qual decresce e se torna constante durante os anos seguintes de sua vida e que volta a aumentar nos anos finais do sistema.

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t) dt \quad (2.2)$$

$$h(t) = \frac{1}{R(t)} \left[ - \frac{dR(t)}{dt} \right] \quad (2.3)$$



**Figura 2.4.** Típico formato de uma função de taxa de risco.  
Extraído: (FRANCISCO e SOUZA, 2012)

Segundo FRANCISCO e SOUZA (2012) os dois modelos mais utilizados para modelar a função de confiabilidade de sistemas são:

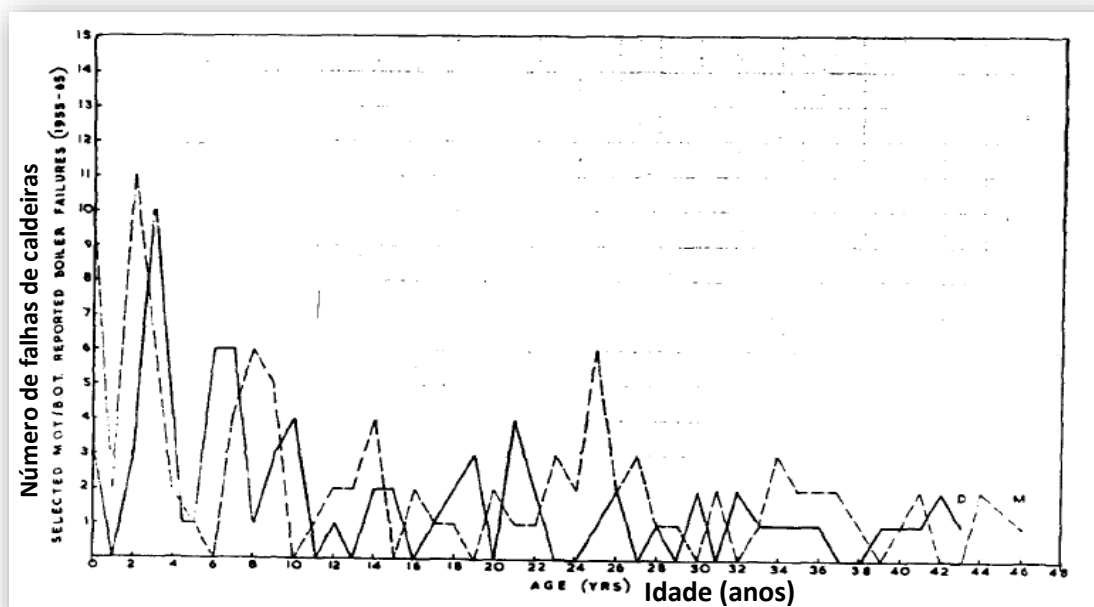
- I. **A distribuição de Weibull:** Caracterizada por três parâmetros -  $\alpha$  (vida característica),  $\beta$  (formato) e  $\tau$  (localização) - consegue modelar todas as três regiões da curva com formato de banheira. Sendo descrita pela seguinte função de probabilidade acumulada (confiabilidade):

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right)^\beta\right], t \geq \tau \quad (2.4)$$

- II. **A distribuição exponencial:** Caracterizada por apenas um parâmetro,  $\lambda$  (taxa de risco), é um caso particular da distribuição de Weibull, representando sistemas que tem uma taxa de risco constante:

$$R(t) = \exp[-\lambda t] \quad (2.5)$$

Lancaster (1973) apresenta através da Figura 2.5 o comportamento do número de falhas em caldeiras ao longo dos anos. Pode-se notar que o maior risco de falha está nos primeiros anos de operação, diminuindo ao longo dos anos.



**Figura 2.5.** Número de falhas de caldeira em função de sua idade (D: falhas devido a erros de projeto do material ou fabricação – linha sólida, M: falhas devido à má operação – linha tracejada).

Extraído: (LANCASTER, 1973)

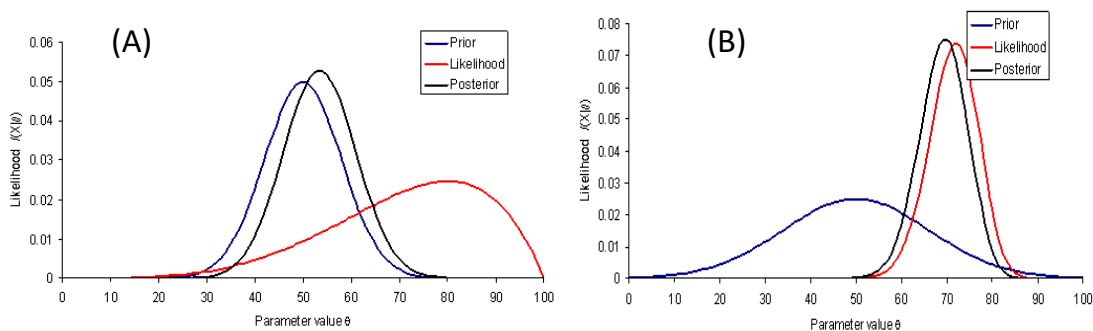
## 2.5 Inferência Bayesiana

A aplicação de inferência Bayesiana vem crescendo nos últimos anos, uma vez que esta técnica apresenta uma maneira de realizar atualizações de probabilidades a priori (KARANDIKAR, KIM e SCHMITZ, 2012).

Segundo CASTILLO (2007), o objetivo da inferência Bayesiana é o de obter informações sobre uma hipótese (ou parâmetro)  $\theta$  baseados em dados observados  $y$ . Sendo o teorema de Bayes ilustrado a seguir:

$$P(\theta|y) = \frac{P(\theta)P(y|\theta)}{P(y)} \quad (2.6)$$

Este teorema apresenta que: dado uma hipótese  $\theta$  cuja probabilidade de acontecer é  $P(\theta)$ , denominada à priori. Se  $y$  representar alguma nova informação que se torna disponível, então  $P(\theta|y)$  é a probabilidade de  $\theta$  se realizar depois do evento  $y$  se tornar disponível, denominada à posteriori de  $\theta$ . A obtenção da posteriori de  $\theta$ , acontece a partir do conhecimento da verossimilhança  $P(y|\theta)$ , i.e. da informação  $y$  acontecer dado que a hipótese  $\theta$  é verdadeira. De modo que a forma da posteriori é o resultado de uma combinação da priori e da verossimilhança, ponderada pela chance do evento  $y$  ocorrer considerando todas as hipóteses  $\theta$ ,  $P(y)$ . A Figura 2.6 apresenta dois exemplos de formação da posteriori da distribuição de probabilidades de  $\theta$  (CASTILLO, 2007) (GHOSH, DELAMPADY e SAMANTA, 2006).



**Figura 2.6.** Formação da posteriori a partir de inferência Bayesiana. (A) A priori tem maior informação e, portanto, maior influência no resultado da posteriori. (B) A verossimilhança tem maior informação e, portanto, maior influência no resultado da posteriori. Em azul:  $P(\theta)$ , em preto:  $P(\theta|y)$  e em vermelho:  $P(y|\theta)$ .

Extraído: (VOSE SOFTWARE, 2015)

A inferência Bayesiana pode ser encontrada em diversas aplicações:

- KARANDIKAR *et al.* (2012) utiliza a inferência bayesiana para prever o tempo de vida útil de painéis de fuselagens de aeronaves sujeitos a ciclos de pressurização. Neste estudo dados artificiais de curvas de crescimento de rachaduras por fadiga são utilizados para obtenção da distribuição de probabilidade a priori de que uma curva de crescimento de rachadura por fadiga seja a verdadeira representante do crescimento de rachadura e para construção da função de verossimilhança para descrever as chances que uma amostra seja representada por uma determinada curva de crescimento de rachadura por fadiga, dadas as medidas em um particular número de ciclos de pressurização. Este estudo apresenta como o teorema de Bayes pode ser utilizado para atualizar a probabilidade que uma curva de crescimento de rachadura através do fenômeno de fluência represente o verdadeiro crescimento da rachadura, permitindo a previsão do tempo de vida útil do material.
  
- A inferência Bayesiana também é utilizada por REESEB *et al.* (2004) para integração dos dados de falha obtidos em testes de degradação acelerada em laboratório com os dados de falhas obtidos em campo. Neste estudo salienta-se que apesar de que testes de degradação acelerada sejam uma aproximação comum em previsões de confiabilidade, em geral as condições no laboratório para o teste de degradação acelerada são diferentes das condições reais que o equipamento é sujeito. Desta forma a inferência Bayesiana é utilizada para calibrar a diferença entre as condições de campo e do laboratório e então prever a real confiabilidade do equipamento.
  
- HUANGA *et al.* (2006) apresenta como utilizar a inferência bayesiana para casos em que a um grande número de obtenção de dados é inviável em termos de custo e tempo. O estudo apresenta alternativas para os métodos clássicos de análise de confiabilidade os quais são baseados na disponibilidade de grandes quantidades de dados de tempo de vida. Nestes métodos, os parâmetros da função de distribuição de tempo de vida útil são assumidos serem constantes sendo determinados por amostras populacionais. Nesta aproximação, os parâmetros das distribuições de

probabilidade de tempo para falha são obtidas via inferência bayesiana levando em consideração o número reduzido de dados de falha.

- HUANG e YAN (2015) apresentam a utilização da inferência bayesiana para monitoramento de processos em casos em que o processo apresenta variáveis com diferentes distribuições de probabilidade. Enquanto os métodos tradicionais assumem que todas as variáveis do processo seguem uma única distribuição (Gaussiana ou não-Gaussiana) e que são estatisticamente independentes em relação ao seu histórico. O estudo leva em conta a complexidade industrial, na qual as variáveis de processo apresentam diferentes distribuições e possuem características dinâmicas. Desta forma o estudo apresenta uma técnica que trata os dados segundo suas distribuições de probabilidade em diferentes blocos, a inferência Bayesiana é então utilizada para combinar o monitoramento de ambos os blocos.

Além das aplicações citadas, CASTILLO (2007) sugere diversas utilizações para inferência Bayesiana em processos da indústria química: controle estatístico de processos, monitoramento de processos, análise de sinais de pulso, ajuste de processos e otimização de processos. Segundo WIDARSSON e DOTZAUER (2008) e BOKSTEEN *et al.* (2014), a inferência Bayesiana pode ainda ser aplicada em sistemas de geração de energia: sendo que WIDARSSON e DOTZAUER (2008) aplicaram para a identificação de vazamentos em caldeiras a partir de informações de balanço de massa, enquanto que BOKSTEEN *et al.* (2014) para inferir a eficiência destes sistemas a partir das condições observadas. Porém nenhum estudo voltado para a determinação do tempo de vida de sistemas de geração de vapor a partir de dados da planta foi encontrado.



### 3 Estudo de caso

A unidade estudada é baseada no sistema de geração de vapor (unidade 2 da estação de energia de Teruel) utilizado por DÍEZ, CORTÉS, *et al.*, 2001. O modelo sugerido por ASTROM e BELL, 2000 foi utilizado para verificar a equivalência da quantidade de energia produzida e a carga de vapor gerada.

O sistema é composto por 3 unidades de caldeiras (A, B e C) as quais geram 350 MW cada. Cada caldeira gera 101,9 kg/s de vapor à 540°C e 170 bar. As caldeiras desta unidade apresentam circulação natural, três estágios de superaquecimento e um estágio de reaquecimento (segundo o layout da Figura 2.3) e utilizam carvão como combustível.

É considerado que cada caldeira tenha uma expectativa média de vida (tempo para falhar) que segue os padrões descritos na Figura 2.5. E que as caldeiras seguem os modos de falhas apresentados na seção 2.2. Sendo, portanto, dependentes das condições de operação. Deste modo, considera-se que o tempo para falhar é uma função da carga de vapor gerada ( $F$ ) pela caldeira, diminuindo com o aumento da severidade da operação, i.e., com o aumento da quantidade de vapor gerado.

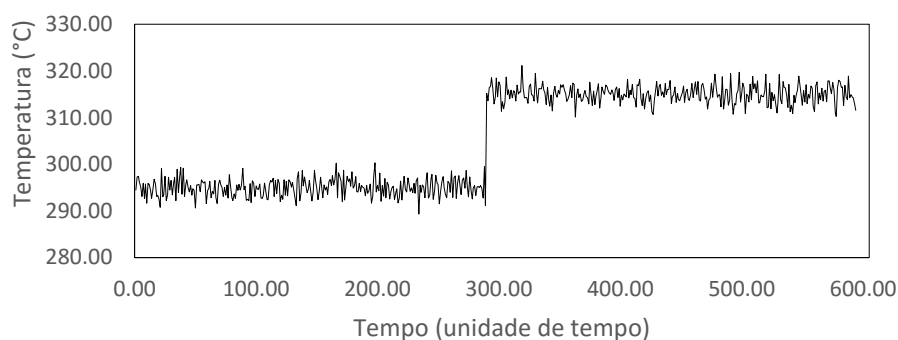
$$\text{MTTF} = f(F) \quad (3.1)$$

Para avaliação da metodologia, as seguintes considerações são feitas:

- a) Supõe-se que a demanda energética apresente flutuações durante o tempo de serviço do sistema, fazendo com que a carga total de vapor gerada pela unidade tenha que ser modificada para que não haja prejuízos econômicos.
- b) Permite-se ainda que a carga de vapor de cada caldeira possa ser escolhida de modo beneficiar a unidade, desde que um limite mínimo de vazão não seja ultrapassado e que o total de vapor gerado pelas três caldeiras seja equivalente a demanda energética.

- c) Considera-se que exista uma instrumentação adequada para a medição das temperaturas dos tubos: da fornalha, do superaquecedor secundário, do superaquecedor final e do loop de reaquecimento. E que estas temperaturas estejam distribuídas normalmente ao longo do tempo com variação limitada, apresentando uma média e um desvio padrão fixos.
- d) Define-se que o critério para escolha do modo de operação da unidade seja baseado na extensão do tempo de vida das caldeiras. Permitindo que uma metodologia para a escolha da carga de vapor gerado de cada caldeira baseado em suas confiabilidades seja avaliada.
- e) Considera-se que ao longo do tempo de serviço do sistema de geração de vapor, as temperaturas dos tubos das caldeiras podem exceder os limites de variação normalmente esperados, configurando, assim, situações anômalas. Causando, conforme visto na seção 2.2, um decréscimo no tempo de vida esperado para a unidade. De forma que uma nova condição de operação deve ser estabelecida para estender o tempo para falhar da planta.

Os dados da unidade (temperaturas dos tubos e tempos de falha) são criados artificialmente baseados nos padrões encontrados na literatura (Capítulo 2). E apenas a ocorrência de anomalias do tipo mudança de média, ilustrada na Figura 3.1, são consideradas.



**Figura 3.1.** Anomalia do tipo mudança de média.

## 4 Metodologia

Nesse capítulo é descrita a metodologia proposta para determinar e atualizar o tempo de vida de uma unidade geradora de vapor, com as informações produzidas pela planta, através da inferência Bayesiana.

A metodologia estabelecida propõe a utilização das seguintes técnicas:

- I. Identificação de Anomalias;
- II. Construção da distribuição a priori de probabilidade do tempo para falhar;
- III. Construção da distribuição de verossimilhança de uma anomalia ocorrer;
- IV. Utilização da inferência Bayesiana para atualizar o tempo de vida do sistema,
- V. Otimização das condições de operação para maximizar o MTTF da unidade.

### 4.1 Identificação de anomalias (PCA)

A fim de que seja possível utilizar informações das variáveis da planta para determinar o tempo de falha da unidade, deve-se aplicar um método que seja capaz de identificar os diferentes padrões produzidos pelas variáveis do sistema, diferenciando assim um comportamento normal de um comportamento anômalo. Conforme descrito na seção 2.3, o PCA é uma das técnicas mais utilizadas para monitoramento de processos. Portanto, este é o método escolhido para o módulo de identificação de anomalias.

Dado um vetor  $\mathbf{z} \in R^{nz}$  de variáveis medidas (onde  $nz$  é o número de variáveis), a técnica PCA considera que existe um vetor  $\mathbf{s} \in R^n$ ,  $n < nz$ , contendo um número limitado de  $n$  fontes (componentes principais), que descreve a variação de todas variáveis pertencentes a  $\mathbf{z}$ , conforme a Equação (4.1).

$$\mathbf{z}_0 = \mathbf{z} - \bar{\mathbf{z}} = \mathbf{\Xi} \mathbf{s} + \mathbf{g} \quad (4.1)$$

Sendo  $\bar{\mathbf{z}} \in R^{nz}$  um vetor que contém as médias das variáveis de  $\mathbf{z}$ ,  $\mathbf{g} \in R^{nz}$  um vetor que representa a incerteza de medição e a ocorrência de distúrbios estocásticos e  $\mathbf{\Xi} \in R^{nz \times n}$  uma matriz de parâmetros (KRUGER e XIE, 2012).

#### 4.1.1 Determinação do número de componentes principais ( $n$ )

A determinação do número de componentes principais  $n$ , ocorre através de um problema de otimização como proposto por KRUGER e XIE (2012): utiliza-se um índice (*VRE, Variance of the Reconstruction Error*) que avalia a variância do erro de reconstrução. Para isto amostras de uma variável são omitidas e, logo após são reconstruídas através das  $nz - 1$  variáveis restantes.

A reconstrução descrita é realizada através da técnica PCA utilizando diferentes números de fontes ( $n$ ). Cada variável é removida e reconstruída pelas demais produzindo  $nz$  valores para o índice *VRE*. A partir deste índice cada reconstrução é avaliada.

O valor de  $n$  que produz o menor valor do índice *VRE*, é, então, o número de componentes principais que deve ser utilizado. As Equações (4.2) – (4.7) apresentam o cálculo do índice *VRE*.

$$VRE(n) = \sum_{i=1}^{nz} \frac{v_i^T \mathbf{G}_{z_0z_0} v_i}{(v_i^T [\mathbf{I} - \mathbf{C}^{(n)}] v_i)(v_i^T \mathbf{S}_{z_0z_0} v_i)} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{G}_{z_0z_0} = [\mathbf{I} - \mathbf{C}^{(n)}] \mathbf{S}_{z_0z_0} [\mathbf{I} - \mathbf{C}^{(n)}] \quad (4.3)$$

$$\mathbf{C}^{(n)} = \sum_{j=1}^n p_j p_j^T \quad (4.4)$$

$$\mathbf{S}_{z_0z_0} = \mathbf{P} \mathbf{\Lambda} \mathbf{P}^T \quad (4.5)$$

$$\hat{\mathbf{S}}_{z_0z_0} = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}})(\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}})^T \quad (4.6)$$

$$\bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}(k) \quad (4.7)$$

$\mathbf{v}_i \in R^{nz}$  é o  $i$ -ésimo vetor euclidiano cujo  $i$ -ésimo elemento é 1, enquanto os outros são zero.

$\mathbf{I} \in R^{nz \times nz}$  é a matriz identidade.

#### 4.1.2 Detecção de anomalias

A detecção de falhas de processos normalmente distribuídos pode ser realizada através do uso da estatística  $T^2$  de Hotelling, dada por (KRUGER e XIE, 2012):

$$T^2 = (\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}})^T \mathbf{P} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{P}^T (\mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}) \quad (4.8)$$

Onde  $\Lambda$  inclui os  $n$  maiores autovalores de  $\mathbf{S}_{z_0z_0}$ .

Dado um número  $K$  de amostras, o limite ( $T_\alpha^2$ ) da estatística, o qual determina o limite de variação que as variáveis monitoradas podem apresentar,  $T^2$  pode ser calculado a partir da distribuição de probabilidade  $F$  com  $n$  e  $K-n$  graus de liberdade, como mostrado pela Equação (4.9):

$$T_\alpha^2 = \frac{n(K^2-1)}{K(K-n)} F_\alpha(n, K-n) \quad (4.9)$$

Os pontos do processo que apresentarem a estatística  $T^2$  abaixo do limite  $T_\alpha^2$  descrevem um comportamento normal, porém qualquer ponto acima deste limite indicará um ponto anômalo.

A segunda estatística utilizada para monitorar processos através da técnica PCA é a estatística  $Q$ . Esta estatística indica o quanto as ( $nz-n$ ) variáveis do ponto analisado seguem o modelo de variação de  $n$  fontes. O limite de controle para estatística  $Q$  que avalia o quão bem o modelo de  $n$  fontes descreve as  $nz$  variáveis é dado por:

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[ \frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} + 1 \right]^{1/h_0} \quad (4.10)$$

$$\theta_1 = \sum_{i=n+1}^{nz} \lambda_i^i \quad (4.11)$$

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1\theta_3}{3\theta_2} \quad (4.12)$$

Onde  $\lambda_i$  é o  $i$ -ésimo autovalor de  $\mathbf{S}_{z_0z_0}$  e  $c_\alpha$  é o desvio normal para um nível de significância  $\alpha$ .

E a estatística  $Q$  é dada por:

$$Q = \sum_{i=1}^{nz} (1 - c_{ij}) z_{0i}^2 - 2 \sum_{i=1}^{nz-1} z_{0i} \sum_{j=i+1}^{nz} c_{ij} z_{0j} \quad (4.13)$$

$$c_{ji} = \sum_{k=1}^n p_{kj} p_{ki} \quad (4.14)$$

A partir destas duas estatísticas pode-se então detectar qualquer anomalia apresentada pelo processo.

#### 4.1.3 Diagnóstico da anomalia

Além da identificação de pontos anômalos é desejável diagnosticar quais variáveis causaram o distúrbio da operação.

Para isto, a cada ponto que estiver acima dos limites de controle para as estatísticas  $T^2$  e  $Q$ , a contribuição de cada variável para cada estatística deve ser calculada.

A contribuição de cada  $z_j$  variável para que a estatística  $T^2$  ultrapasse seu limite é dada pela Equação (4.15) (KRUGER e XIE, 2012).

$$\Delta z_{0j} = z_{0j} \sum_{i \in R^*} \frac{t_i p_{ji}}{\lambda_i} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{t} = \mathbf{P}^T \mathbf{z}_0 \quad (4.16)$$

Onde o espaço  $R^*$  é formado pelos  $i$  valores que satisfazem a Equação (4.17), i.e., o índice dos componentes que estão fora da normalidade do padrão de variação (KRUGER e XIE, 2012).

$$\mathbf{n} \frac{t_i^2}{\lambda_i} > \mathbf{T}_\alpha^2 \quad (4.17)$$

Enquanto que a contribuição de cada  $z_i$  variável para que a estatística  $Q$  ultrapasse o limite de controle é dada por (KRUGER e XIE, 2012):

$$\Delta z_{0i} = \mathbf{g}_i \quad (4.18)$$

$$\mathbf{g} = \mathbf{z}_0 - \mathbf{P} \mathbf{t} \quad (4.19)$$

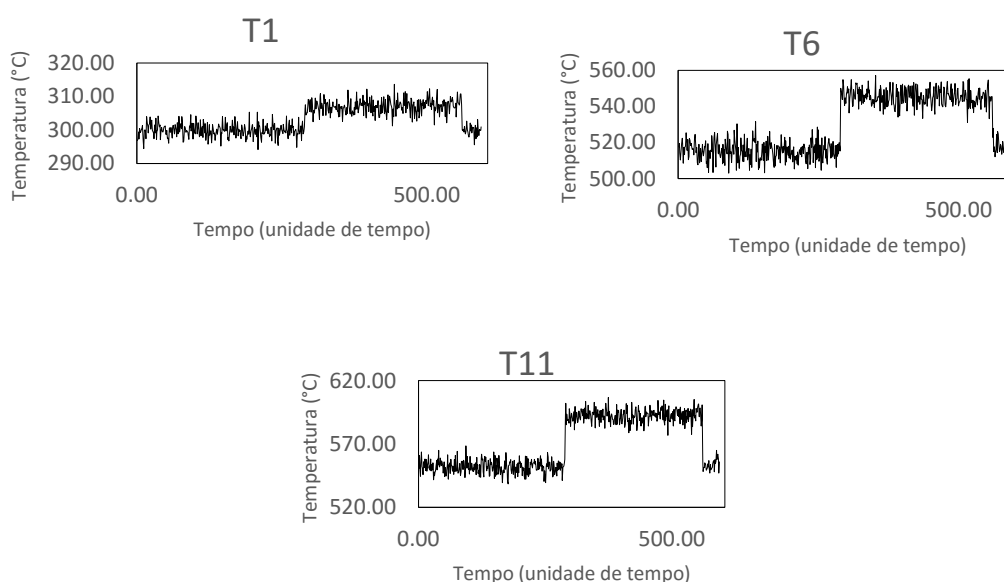
#### 4.1.4 Simulação de distúrbios

Para a análise do sistema de 3 caldeiras descrito no capítulo 3, 600 dados artificiais de temperatura de 12 tubos foram gerados através de uma simulação de Monte Carlos considerando as temperaturas típicas apresentadas na Tabela 2.1. A Tabela 4.1 apresenta a média e a identificação de cada variável do processo medida. Os perfis dos dados gerados de temperatura podem ser observados nos Anexos 1 a 3.

**Tabela 4.1.** Média de temperatura dos tubos de cada caldeira.

Localização do tubo	Caldeiras		
	A	B	C
Fornalha	T1 (299,99 °C)	T5 (295,02 °C)	T9 (297,90 °C)
Superaquecedor secundário	T2 (547,59 °C)	T6 (515,46 °C)	T10 (507,38 °C)
Superaquecedor final	T3 (567,73 °C)	T7 (562,16 °C)	T11 (552,35 °C)
Loop de reaquecimento	T4 (542,25 °C)	T8 (542,12 °C)	T12 (547,50 °C)

Para analisar a capacidade de identificação e diagnóstico da técnica PCA para a unidade em estudo, foram gerados distúrbios de tamanhos variados, do tipo mudança de média, nos tubos da fornalha da caldeira A, nos tubos do superaquecedor secundário da caldeira B e no superaquecedor final da caldeira C, como pode ser visto na Figura 4.1.

**Figura 4.1.** Distúrbios do tipo mudança de médias provocados nos tubos T1, T6 e T11.

## 4.2 Priori da distribuição do tempo de falha

A distribuição de confiabilidade escolhida para modelar o sistema de geração de vapor é a distribuição de Weibull (Equação (4.18)), uma vez que ela está de acordo com os dados encontrados na seção 2.4 (os quais mostram que a taxa de risco é maior nos primeiros anos após a partida da planta, amenizando ao longo do tempo).

Desta forma o tempo médio para cada caldeira falhar será dado por:

$$MTTF = \alpha \Gamma\left(1 + \frac{1}{\beta}\right) \quad (4.20)$$

Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  devem então ser estimados a partir do histórico de falhas unidade. O método utilizado para encontrar os parâmetros desejados é o método da máxima verossimilhança. Este método é baseado na maximização da chance (i.e. da verossimilhança) de que os parâmetros da distribuição descrevam os dados experimentais. Uma vez que o logaritmo da função verossimilhança apresenta o mesmo máximo que a função de verossimilhança, o logaritmo deve ser aplicado por facilitar o algoritmo de otimização. O logaritmo função de verossimilhança de Weibull para  $N$  dados experimentais é dado pela Equação (4.21).

$$L = N \ln(\beta) - N\beta \ln(\alpha) + (\beta - 1) \sum_{i=1}^N \ln(t_i) - \sum_{i=1}^N \left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta \quad (4.21)$$

Esta função possui um máximo quando as derivadas em relação a  $\alpha$  e a  $\beta$  são iguais a zero. Desta forma o valor de  $\alpha$  que maximiza a Equação (4.21) é:

$$\alpha = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i^\beta \right]^{1/\beta} \quad (4.22)$$

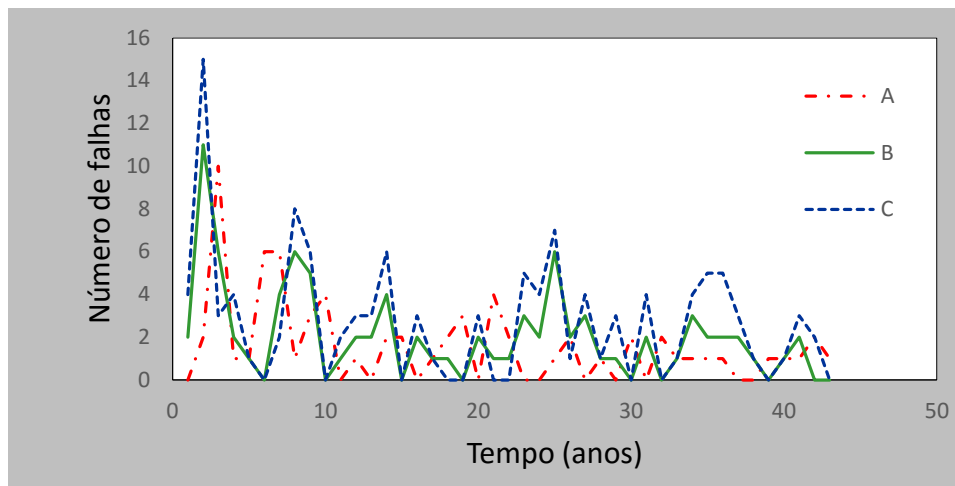
Já o valor de  $\beta$  que maximiza a função de verossimilhança é o zero da função descrita na Equação  $dL/d\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln(t_i) + \frac{1}{\beta} - \frac{\sum_{i=1}^N t_i^\beta \ln(t_i)}{\sum_{i=1}^N t_i^\beta}$  (.).

Podendo ser encontrado a partir da aplicação do método numérico de Newton-Raphson.

$$\frac{dL}{d\beta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln(t_i) + \frac{1}{\beta} - \frac{\sum_{i=1}^N t_i^\beta \ln(t_i)}{\sum_{i=1}^N t_i^\beta} \quad (4.23)$$

A fim de estimar os parâmetros da distribuição de Weibull para cada caldeira, dados artificiais de falhas de unidades geradoras de vapor foram produzidos baseados nos dados encontrados na seção 2.4. Os dados obtidos estão descritos na Figura 4.2 para cada caldeira.





**Figura 4.2.** Número de falhas por ano para as caldeiras A, B e C.

### 4.3 Verossimilhança de uma anomalia acontecer

A distribuição de verossimilhança de uma anomalia acontecer descreve as chances de um padrão de anomalias ser encontrado em cada uma das possibilidades de falha (i.e. para cada tempo de falha).

Como descrito na seção 2.2, a intensidade do excesso de temperatura acima dos limites de operação em conjunto com o tempo que o material é exposto a esse excesso diminui o tempo de vida útil da unidade. Desta forma os padrões a serem analisados em cada tempo que uma caldeira falhou são:

- Quantos desvios padrões a temperatura excedeu a média ( $\Delta_T$ ) durante a operação
- A fração de tempo de serviço que o sistema ficou exposto a uma situação de temperatura anômala ( $\gamma_t$ )

Será considerado que a cada tempo de falha, o desvio da temperatura em relação sua média e a fração de tempo de serviço de operação em condição anômala se distribuem normalmente entre os casos de falha ocorridos nestes tempos, e que seus valores são independentes entre si. Sendo, então, descritos pela distribuição de probabilidade normal bivariada conforme a Equação (4.24).

$$p(\Delta_T, \gamma_t | t) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\Delta_T}\sigma_{\gamma_t}} \exp \left[ -\frac{(\Delta_T - \mu_{\Delta_T})^2}{2\sigma_{\Delta_T}^2} - \frac{(\gamma_t - \mu_{\gamma_t})^2}{2\sigma_{\gamma_t}^2} \right] \quad (4.24)$$

Sendo  $\Delta_T$  e  $Y_t$  funções do tempo de ocorrência de uma falha.

Para cada ocorrência de falha produzida na seção 4.2, foi gerado um número médio de anomalias na temperatura e de fração de tempo que o sistema operou em estado anômalo (apresentados nos Anexos 4 e 5) de modo que se pudesse determinar o perfil da função descrita pela Equação (4.24) para cada caldeira.

Para cada um dos três distúrbios gerados na seção 4.1 foram estabelecidos um valor médio de desvios padrões dos excessos de temperatura e uma fração de tempo sob estado anômalo. Estes valores são apresentados na Tabela 4.2.

**Tabela 4.2.** Tamanho e duração dos distúrbios causados nas caldeiras A, B e C.

Caldeira	$\Delta_T$	$Y_t$	Local da anomalia
A	4,94	0,18	Loop de reaquecimento
B	5,86	0,26	Superaquecedor secundário
C	7,70	0,24	Superaquecedor final

#### 4.4 Definição da posteriori da distribuição do tempo para falhar

Uma vez conhecida a distribuição a priori do tempo para uma falha acontecer e a função da verossimilhança de uma anomalia acontecer. Pode-se aplicar o teorema de Bayes (Equação (2.6)) para estimar o tempo remanescente de vida do sistema, uma vez que uma anomalia é detectada e diagnosticada. Abaixo seguem as equações necessárias para o cálculo no novo tempo de vida útil de uma dada caldeira ( $MTTF_{\text{posteriori}}$ ).

$$p(t|\Delta_T, Y_t) = \frac{p(t)p(\Delta_T, Y_t|t)}{p(\Delta_T, Y_t)} \quad (4.25)$$

$$p(\Delta_T, Y_t) = \int_0^{\infty} p(\Delta_T, Y_t|t) dt \quad (4.26)$$

$$p(t) = - \frac{d(R(t))}{dt} = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta}\right], t \geq 0 \quad (4.27)$$

$$MTTF_{\text{posteriori}} = \int_0^{\infty} t p(t|\Delta_T, Y_t) dt \quad (4.28)$$

#### 4.5 Determinação das cargas das caldeiras para extensão do tempo de vida útil

Baseado no tempo médio de vida da unidade de geração de vapor se pode determinar a melhor distribuição de carga entre as caldeiras, afim de que se obtenha o maior tempo para falhar possível respeitando as restrições do sistema.

Considera-se que:

- A soma das cargas de vapor gerado ( $F$ ) pelas três caldeiras deve ser igual a demanda energética do dia ( $D$ ).
- Cada caldeira tem um número mínimo de carga ( $F_{min}$ ) para manter-se em funcionamento (a parada da caldeira não é desejável)
- O MTTF de cada caldeira é uma função da carga de vapor gerada ( $F$ ).

A partir das restrições descritas, elabora-se o seguinte problema de otimização, que visa obter as condições de carga de cada caldeira que maximizem o menor tempo de vida útil do sistema ( $\varphi$ ).

$$\max\{\varphi\} \quad (4.29)$$

$$\sum F_i[i] = D \quad (4.30)$$

$$F_i \geq F_{min_i} \quad (4.31)$$

$$MTTF_i = l_i(F_i) \quad (4.32)$$

$$MTTF_i \geq \varphi \quad (4.33)$$

$$\varphi \geq 0 \quad (4.34)$$

Para avaliar o mecanismo de otimização, considera-se que a carga mínima das caldeiras ( $F_{min_i}$ ) é 70 kg/s. Admite-se que o tempo médio para uma falha diminui linearmente com o aumento da carga de vapor, i.e., que as funções  $l_i$  sejam da forma:

$$l_i = \eta_i F_i + \rho_i \quad (4.35)$$

Para a determinação dos parâmetros  $\eta_i$  e  $\rho_i$  considera-se dois pontos de operação  $F_i^*$  e  $F_i^{**}$ , com tempos médios de falha  $MTTF_i^*$  e  $MTTF_i^{**}$ , respectivamente. De modo que os parâmetros são obtidos por:

$$\eta_i = \frac{MTTF_i^{**} - MTTF_i^*}{F_i^{**} - F_i^*} \quad (4.36)$$

$$\rho_i = \text{MTTF}_i^* - \left( \frac{\text{MTTF}_i^{**} - \text{MTTF}_i^*}{F_i^{**} - F_i^*} \right) F_i^* \quad (4.37)$$

Os parâmetros utilizados para o problema de otimização da função descrita pela Equação (4.35) para o estudo de caso proposto são apresentados na Tabela 4.3.

**Tabela 4.3.** Parâmetros da função que correlaciona o MTTF com a carga da caldeira.

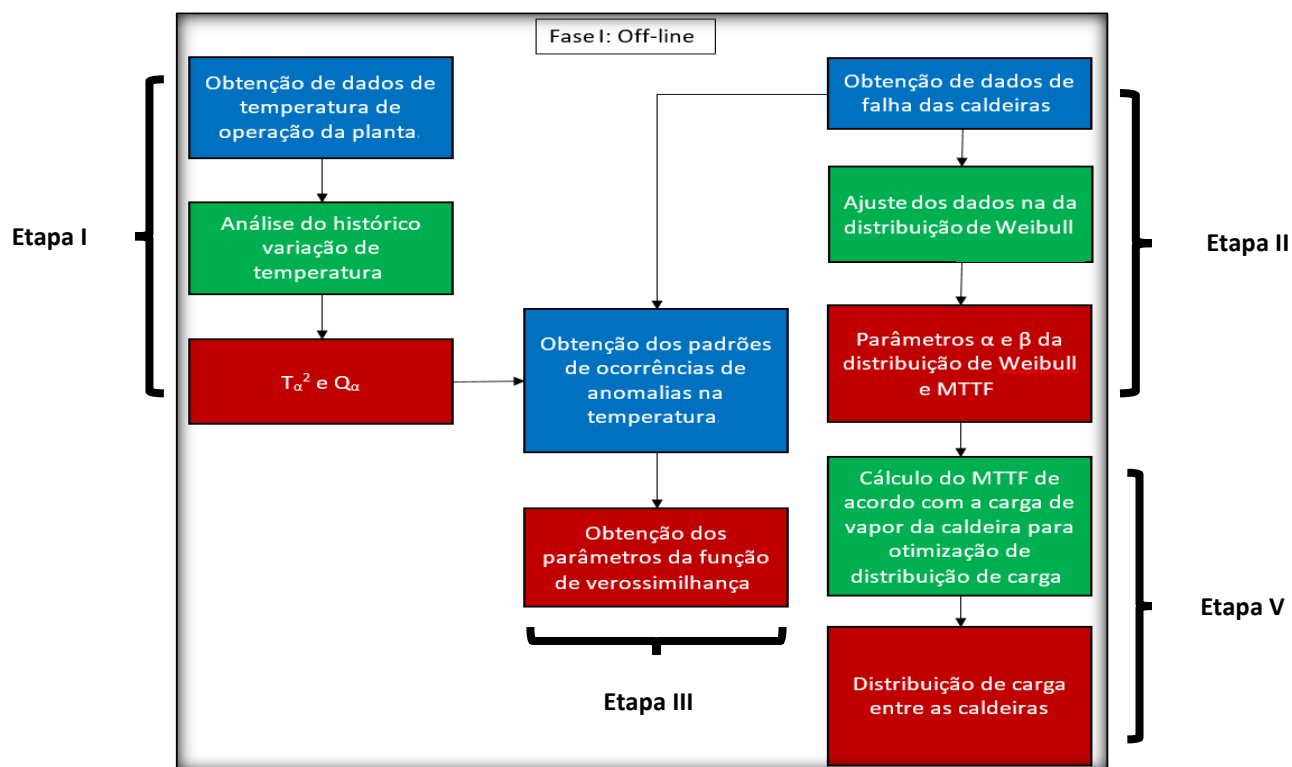
Caldeiras	Sem Anomalias		Com Anomalias	
	$\eta$	$\rho$	$\eta$	$\rho$
A	-0,038	20,14	-0,062	18,9
B	-0,036	21,58	-0,039	16,57
C	-0,073	26,81	-0,076	22,96

#### 4.6 Algoritmo de análise de confiabilidade de equipamentos

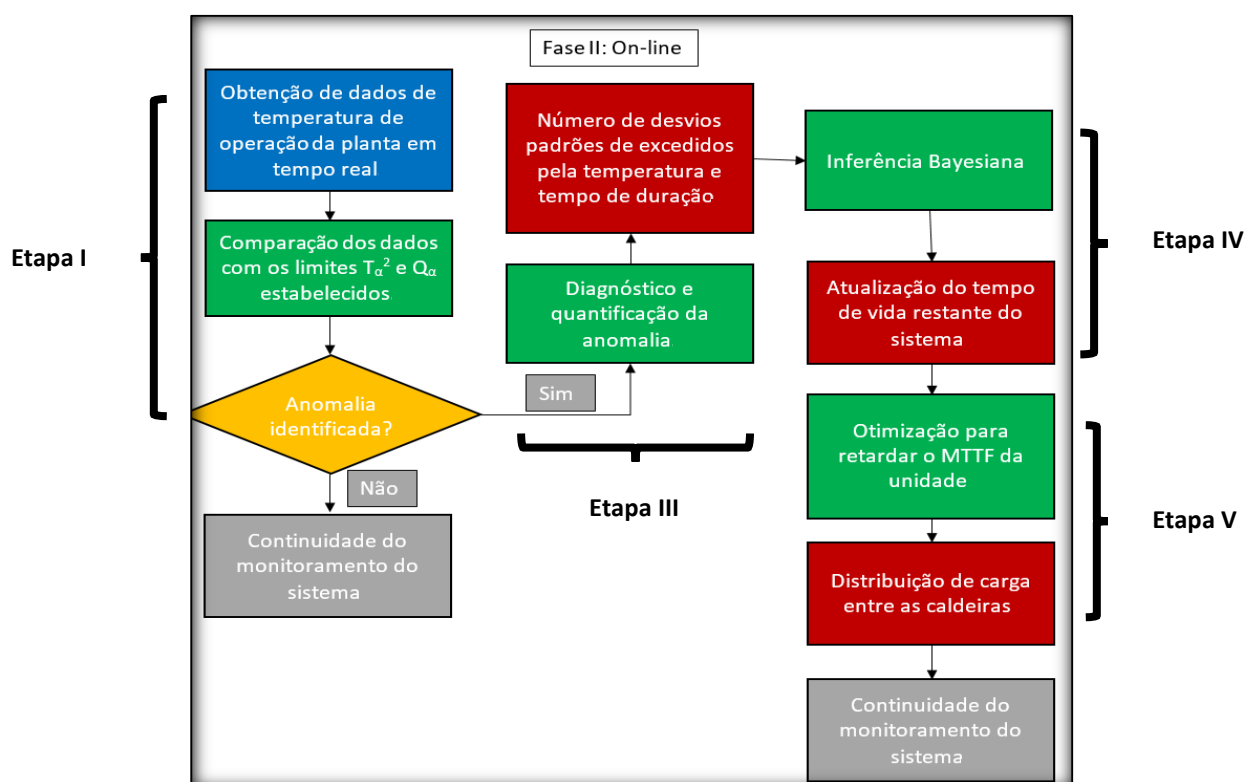
Para que se obtenha uma ferramenta de fácil acesso para aplicação industrial, um algoritmo foi proposto englobando todas técnicas expostas nesta seção.

O algoritmo, desenvolvido em Python (com detalhamento do código apresentado no Apêndice), é composto de duas fases (com seus funcionamentos descritos na Figura 4.3 e na Figura 4.4):

- I. **Fase off-line:** esta fase visa obter dados do histórico de falha e das variáveis do processo, a fim que os parâmetros estatísticos possam ser estimados e o padrão de operação do sistema seja conhecido
- II. **Fase on-line:** após a análise das informações relevantes do sistema para o conhecimento do comportamento do sistema, parte-se para fase on-line, na qual os dados obtidos em tempo real são utilizados para prever o comportamento do sistema, podendo ser utilizados para retardar possíveis cenários de falha.



**Figura 4.3.** Algoritmo sugerido para a fase off-line de uma metodologia de análise de confiabilidade de sistemas de geração de vapor. Em azul: entradas, em verde: operações, em vermelho: saídas.



**Figura 4.4.** Algoritmo sugerido para a fase on-line de uma metodologia de análise de confiabilidade de sistemas de geração de vapor. Em azul: entradas, em verde: operações, em vermelho: saídas, em amarelo: decisões, em cinza: continuidade de monitoramento.

## 5 Resultados e Discussão

Os testes realizados foram propostos visando avaliar como dados dos equipamentos e de planta podem auxiliar na escolha das condições de operação.

### 5.1 Avaliação da fase off-line

A partir dos dados simulados na seção 4.1, o comportamento da temperatura dos tubos da caldeira foi analisado, de forma que um padrão de comportamento de variação foi estabelecido através da técnica PCA. Os limites de controle das estatísticas  $T^2$  e  $Q$  estabelecidos são 25,3 e 6,3, respectivamente.

Paralelamente à obtenção dos parâmetros estatísticos para identificação de anomalias, obtém-se a determinação do tempo médio para falhar para cada caldeira, utilizando o histórico de falhas gerado na seção 3.2 através da técnica de máxima verossimilhança. A função de distribuição de Weibull de cada caldeira foi construída, conforme mostra a Figura 5.1.

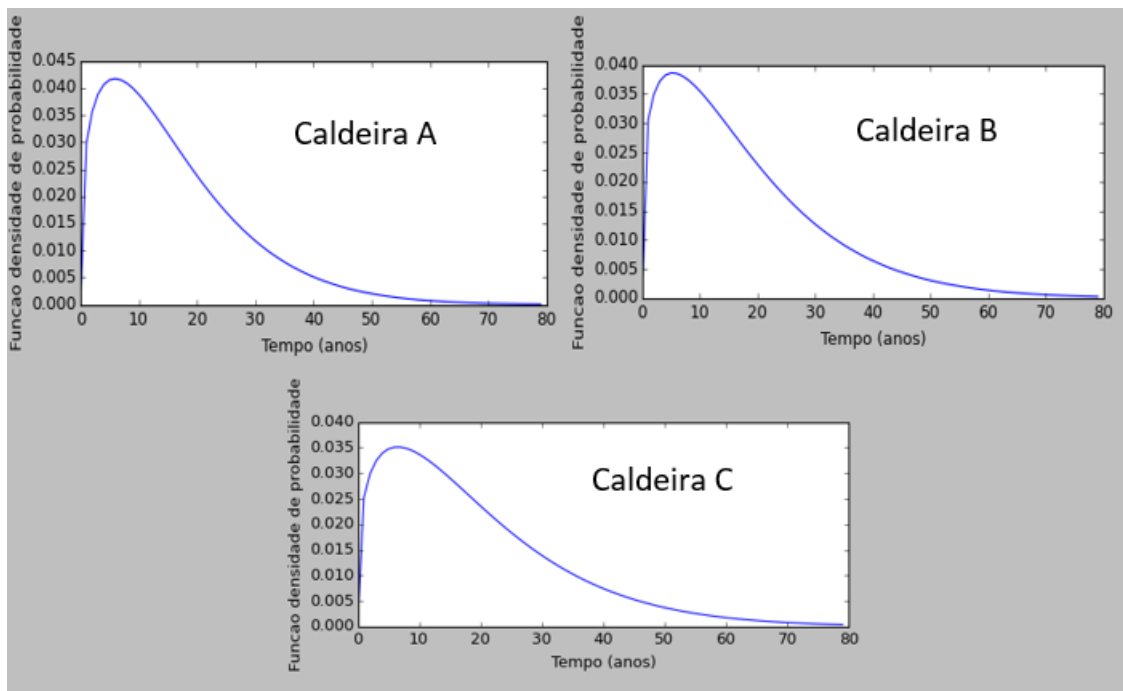


Figura 5.1. Distribuição de probabilidade do tempo para falhar das caldeiras A, B e C.

Os parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta$  e o tempo médio para falha de cada caldeira obtidos são apresentados na Tabela 5.1 para uma carga total de 1100 t/h dividida igualmente entre as três caldeiras, com o sistema operando sem anomalias. Para obtenção do tempo para falha em diferentes cargas de vapor, utiliza-se a Equação (4.35).

**Tabela 5.1.** Parâmetros da distribuição de Weibull e tempo médio para falha das caldeiras A, B e C.

Caldeira	$\alpha$	$\beta$	MTTF (anos)
A	17,62	1,31	16,24
B	19,21	1,25	17,9
C	20,97	1,28	19,42

A partir do conhecimento de cada tempo de falha em conjunto com a ferramenta de identificação de anomalias, faz-se uma análise dos padrões de excesso de temperatura e da duração destas anomalias. Com a informação dos dados gerados para reproduzir estas informações (seção 4.3), constrói-se o perfil da função de verossimilhança de cada caldeira, em dado tempo de falha.

A Figura 5.2 mostra como a distribuição de verossimilhança se comporta (i.e., como varia as chances de um dado número de desvios padrões de temperatura e uma dada fração de tempo serem observados em função do tempo de falha) considerando os tempos de falha de 1, 17 e 43 anos para a caldeira A. Nota-se que os perfis de tempos de vida útil maiores representam funções de verossimilhança mais informativas em relação a variável fração de tempo sob estado anômalo.

Uma vez conhecido o comportamento das funções de confiabilidade do sistema, parte-se para a determinação da carga de cada caldeira a fim de maximizar o tempo de vida da unidade. A Tabela 5.2 reúne o resultado da otimização para duas diferentes situações de demanda de vapor.

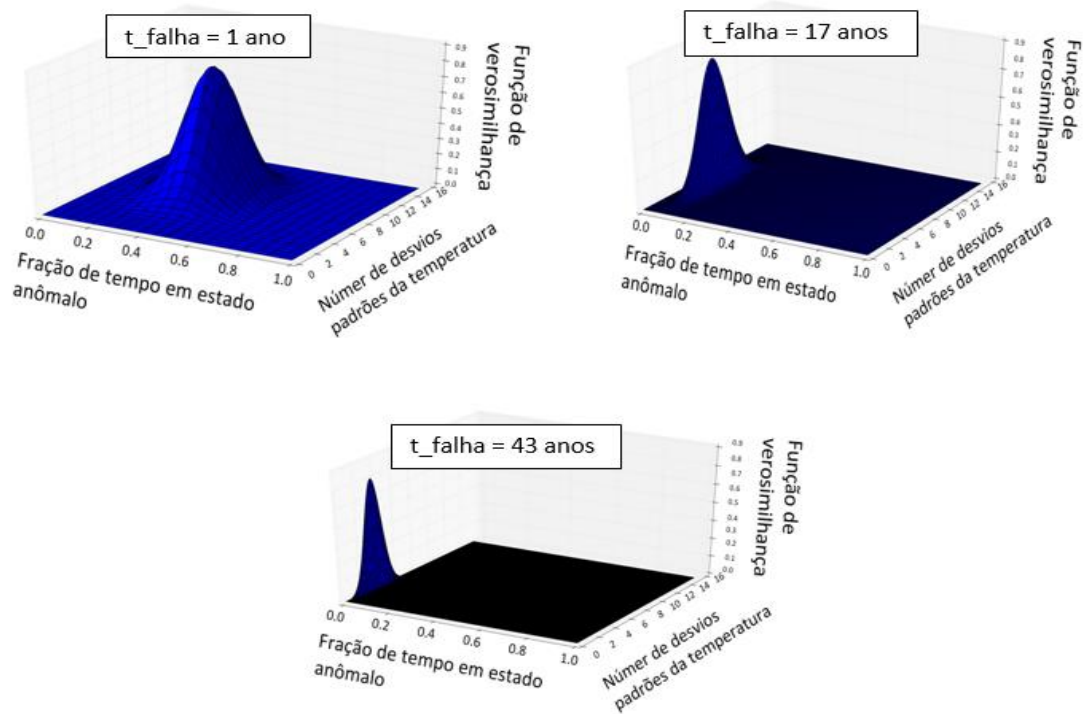


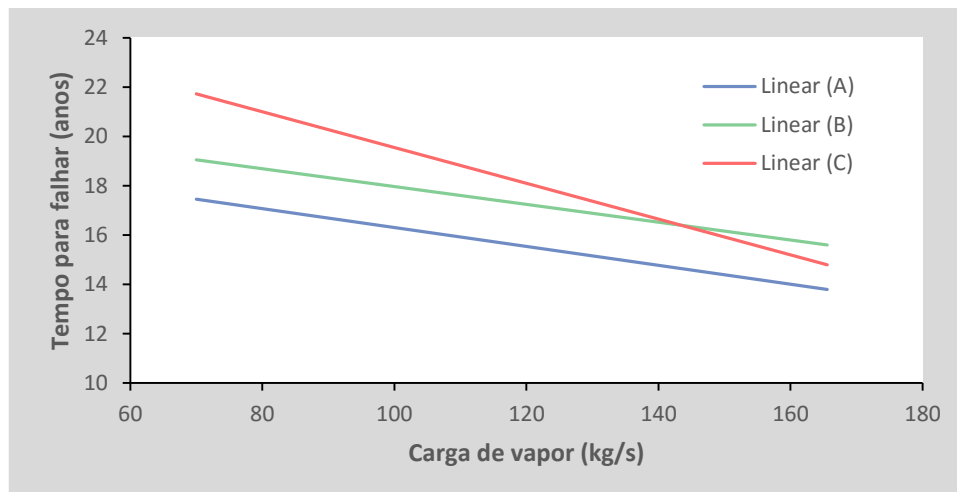
Figura 5.2. Funções de verossimilhança da caldeira A para os tempos de falha de 1, 17 e 43 anos.

Tabela 5.2. Definição da carga de vapor de cada caldeira para se estender o tempo de vida do sistema.

Caldeira	Demanda de vapor = 305,6 kg/s		Demanda de vapor = 230 kg/s	
	Fi (kg/s)	MTTF (anos)	Fi (kg/s)	MTTF (anos)
A	70,00	17,48	70,00	17,48
B	113,89	17,48	79,96	18,70
C	121,71	17,92	80,04	20,97

Os resultados obtidos estão dentro o esperado. Como apresentado pela Figura 5.3, a caldeira A é o sistema limitante da unidade, apresentando sempre o menor tempo para falha. Desta forma, é esperado que a solução que maximize o tempo da unidade geradora de vapor, aloque a menor carga de vapor na caldeira A.





**Figura 5.3.** Variação do tempo esperado para falha de acordo com a carga de vapor para caldeiras A, B e C.

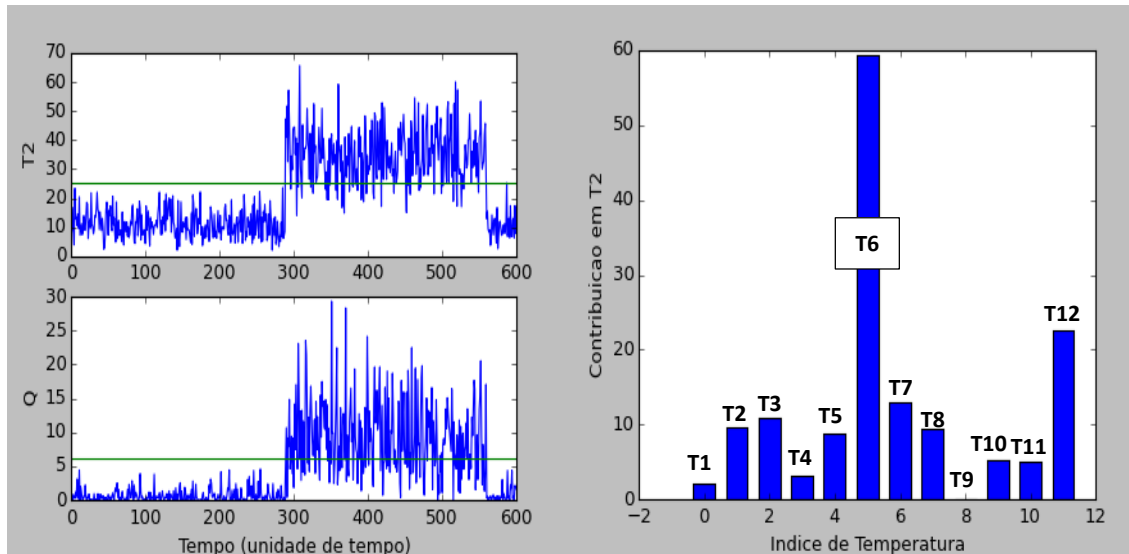
## 5.2 Avaliação da fase on-line

Uma vez obtidos os limites estatísticos para identificação de anomalias, as distribuições do tempo para falhar de cada caldeira e as funções de verossimilhança. Pode-se analisar os resultados obtidos pela fase on-line da metodologia em resposta aos desvios provocados no sistema, descritos no final da seção 4.1.

A anomalia gerada nos tubos do superaquecedor secundário da caldeira B faz com que as estatísticas  $T^2$  e  $Q$  ultrapassem os limites de controle, caracterizando, desta forma, a identificação de anomalias pelo método PCA (Figura 5.4).

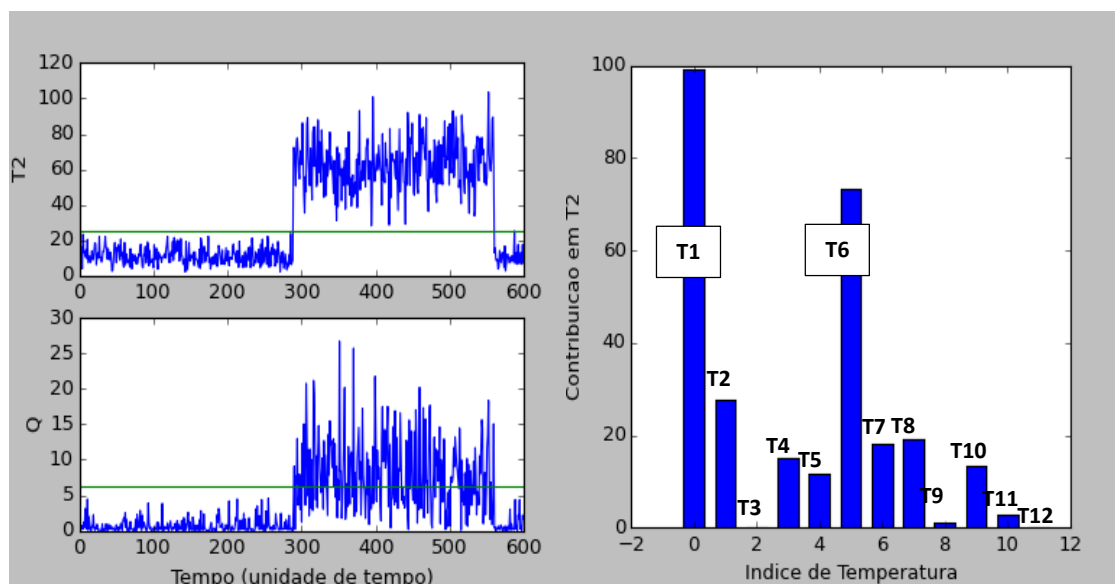
A Figura 5.4 também apresenta o diagnóstico realizado pela quantificação da contribuição de cada variável para estatística, de forma que é identificado que a maior contribuição para o estado anômalo vem da variável  $T6$ , o que está de acordo com o cenário projetado.

Para testar como o sistema reage com o surgimento de dois padrões anômalos, a geração de uma anomalia nos tubos da fornalha da caldeira A em conjunto com a anomalia mostrada acima são avaliados.



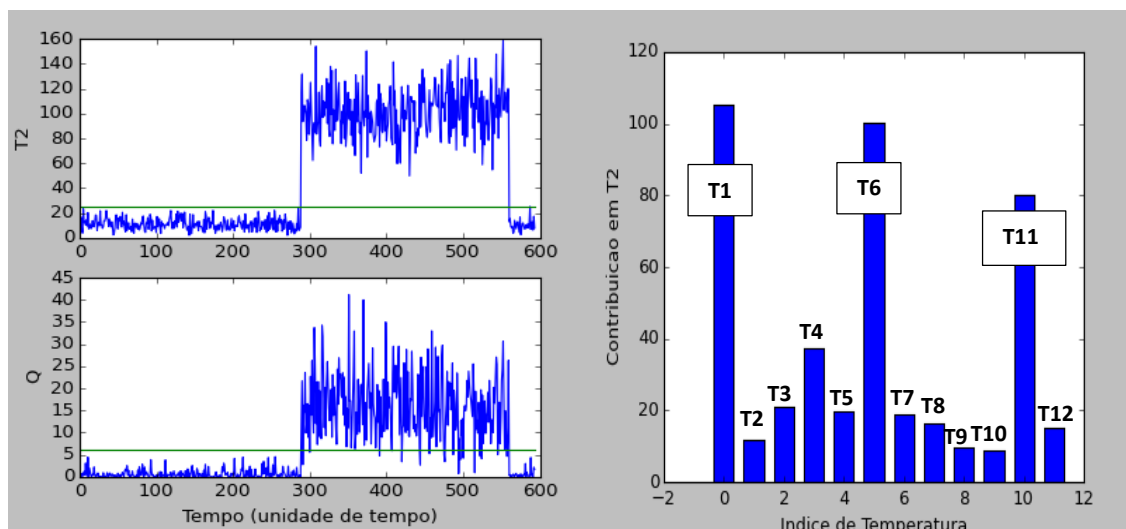
**Figura 5.4.** Gráfico de controle do processo com identificação de anomalias no tempo aproximado de 300 unidades de tempo e diagnóstico da contribuição para estado anômalo por variável para o distúrbio na caldeira B.

Como pode-se analisar pela Figura 5.5, a técnica PCA consegue identificar esse conjunto de anomalias através das duas estatísticas. Além de mostrar que as maiores contribuições para o sistema estar em estado anômalo são das temperaturas  $T_1$  e  $T_6$ , realizando o diagnóstico das condições de operação com sucesso.



**Figura 5.5.** Identificação e diagnóstico de 2 anomalias através da técnica PCA.

Nota-se, pela Figura 5.6, que mesmo com a adição de mais um estado fora de controle no sistema, através de uma mudança de média na temperatura do superaquecedor final da caldeira C, a técnica PCA é eficiente tanto para identificar os pontos anômalos, quanto para diagnosticar quais variáveis tiveram a maior contribuição para este estado (neste caso variáveis  $T1$ ,  $T6$  e  $T11$ ).



**Figura 5.6.** Identificação e diagnóstico de 3 anomalias através da técnica PCA.

A partir da identificação das anomalias, parte-se para a atualização do tempo de vida útil de cada caldeira. Considerando os tamanhos dos distúrbios propostos na seção 4.3, observa-se, pela Tabela 5.3, uma diminuição no tempo de vida dos equipamentos, sendo tanto maior, quando mais severo o distúrbio.

**Tabela 5.3.** Comparação do tempo médio para falhar a priori e a posteriori na condição de operação de cargas de vapor igualmente distribuídas.

Caldeira	MTTF (anos)	
	Priori	Posteriori
A	16,24	11,64
B	17,9	12,12
C	19,42	10,51

Uma vez que o sistema esteve operando sob condições anômalas, a distribuição de cargas de cada caldeira é recalculada para que se estenda o tempo de vida da unidade.

A Tabela 5.4 apresenta os resultados para otimização da distribuição de cargas para a situação de ocorrência de 1 a 3 anomalias simultâneas. Os perfis de variação de como o tempo médio de falha se modifica com a presença de anomalias para cada caldeira são encontrados no Anexo 6.

**Tabela 5.4.** Definição da carga de vapor de cada caldeira para se estender o tempo de vida da unidade para uma demanda de vapor de 305,6 kg/s.

Caldeira	Anomalia na caldeira B		Anomalia nas caldeiras B e A		Anomalia nas caldeiras B, A e C	
	Fi (kg/s)	MTTF (anos)	Fi (kg/s)	MTTF (anos)	Fi (kg/s)	MTTF (anos)
	A	117,83	15,66	72,79	14,39	91,59
B	70,00	13,84	70,00	13,84	85,87	13,22
C	117,77	18,21	162,81	14,92	128,14	13,22

Nota-se que, em resposta a diminuição do MTTF da planta, a redistribuição da carga de vapor entre as caldeiras através de um algoritmo de otimização promove um restabelecimento parcial deste tempo de falha dado a condição anômala do sistema.

## 6 Conclusões e Trabalhos Futuros

A técnica PCA de análise multivariada foi capaz de identificar as anomalias em uma planta de geração de energia, bem como apresentou eficácia ao diagnosticar as variáveis que mais contribuem para que o limite de controle das estatísticas seja ultrapassado. Por sua vez, a aplicação da inferência bayesiana mostra como utilizar o histórico de informações de um sistema, através da identificação de padrões ocorridos, para que, tendo em mãos dados atuais, possa se realizar previsões para estados futuros, promovendo a prevenção de cenários de risco. Além disso, a técnica proposta de otimização para distribuição das cargas de vapor entre as caldeiras mostra como um cenário de risco pode ser retardado a fim de que manobras de manutenção possam ser realizadas em tempo hábil, aumentando a segurança de uma unidade. Desta forma, nota-se que metodologia baseada na utilização das técnicas acima citadas proposta neste trabalho mostra-se adequada para a análise de confiabilidade de um sistema.

Uma vez que a ocorrência de uma falha é onerosa, para projetos futuros sugere-se a integração dos dados de confiabilidade do sistema nas métricas de eficiência de caldeiras. Um estudo atrativo também seria a inclusão de modelos de caldeiras em conjunto com modelos dos modos de falha, a fim de se obter modelos teóricos para variação do tempo de falha em função das condições de operação. Outra oportunidade de estudo é a avaliação da influência das manutenções no tempo médio para falha em caldeiras, bem como a determinação do intervalo de manutenção apropriado baseados nas informações geradas pelas variáveis da unidade. Por fim, projetos futuros podem visar a construção de um ambiente de análise de confiabilidade utilizando o algoritmo proposto neste trabalho para que o diagnóstico das condições de segurança de sistemas, bem como a escolha de pontos de operação que minimizem os riscos de falha, possa ser realizado de forma automatizada, rápida e simples em uma área industrial.

## 7 Referências

- ASTROM, K. J.; BELL, R. D. Drum-boiler dynamics. **Automatica**, 2000. 363-378.
- BOKSTEEN, S. Z. et al. Energy Conversion and Management. **Energy Conversion and Management**, 2014. 314-24.
- CASTILLO, E. D. **Bayesian Process, Monitoring, Control and Optimization**. [S.l.]: Chapman and Hall, 2007.
- CHEN, K.-Y. et al. Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant. **Computers in Industry**, 2011. 42–50.
- DÍEZ, L. I. et al. Combustion and heat transfer monitoring in large utility boilers. **Int. J. Therm. Sci.**, 2001. 489–496.
- ESCOBAR, M. S.; KANEKO, H.; FUNATSU, K. Combined Generative Topographic Mapping and Graph Theory Unsupervised Approach for Nonlinear Fault Identification. **AIChE Journal**, 2015. 1559–1571.
- FRANCISCO, G.; SOUZA, M. **Thermal Power Plant Performance Analysis**. London: Springer, 2012. 36–56 p.
- GHOSH, J. K.; DELAMPADY, M.; SAMANTA, T. **An Introduction to Bayesian Analysis Theory and Methods**. [S.l.]: Springer, 2006.
- GRUBER, T.; SCHARLER, R.; OBERNBERGER, I. Application of an empirical model in CFD. **Biomass and Bioenergy**, 2015. 145-154.
- HAMADAA, M. et al. A fully Bayesian approach for combining multilevel failure information in fault tree quantification and optimal follow-on resource allocation. **Reliability Engineering and System Safety** , 2004.
- HUANG, J.; YAN, J. H. X. Dynamic process fault detection and diagnosis based on dynamic principal component analysis, dynamic independent component analysis and Bayesian inference, November 2015. 115–127.
- HUANGA, B.-Z.; ZUOB, M. J.; SUNC, Z.-Q. ayesian reliability analysis for fuzzy lifetime data. **Fuzzy Sets and Systems** , 2006.
- JONES, D. R. H. Creep failures of overheated boiler, superheater. **Engineering Failure Analysis**, 2004. 873–893.

- KANEMARU, O. et al. Life prediction by the iso-stress method of boiler tubes after prolonged service. **International Journal of Pressure Vessels and Piping**, 1991. 167-182.
- KARANDIKAR, M.; KIM, N. H.; SCHMITZ, T. L. Prediction of remaining useful life for fatigue-damaged structures using Bayesian inference. **Engineering Fracture Mechanics**, 2012.
- KRUGER, U.; XIE, L. **Statistical Monitoring of Complex Multivariate Processes With Applications in Industrial Process Control**. 1ª. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2012.
- LANCASTER, J. F. FAILURES OF BOILERS AND PRESSURE VESSELS: THEIR CAUSES AND PREVENTION. **International Journal of Pressure Vessels and Piping**, 1973. 155-170.
- LIU, W. The dynamic creep rupture of a secondary superheater tube in a 43 MW coal-fired boiler by the decarburization and multilayer oxide scale buildup on both sides. **Engineering Failure Analysis**, 2015. 1-14.
- MATTHEWS, C. **Case Studies in Engineering Design**. [S.l.]: Arnold, 1998.
- O. KIM, K. Bayesian reliability when system and subsystem failure data are obtained in the same time period. **Journal of the Korean Statistical Society**, 87 , 2012. 95-103.
- OECD. OECD Factbook 2011-2012: Economic, Environmental and Social Statistics. **OECD iLibrary**, 2011. ISSN ISBN: 9789264124189. Disponível em: <<http://www.oecd-ilibrary.org/sites/factbook-2011-en/06/01/04/index.html?contentType=&itemId=/content/chapter/factbook-2011-49-en&containerItemId=/content/serial/18147364&accessItemIds=&mimeType=text/h>>. Acesso em: 18 novembro 2015.
- PARISINI, T. Physically accurate nonlinear models for fault. **J. Proc, Cont. Vol. 7**, 1997. 97-109.
- POURRAMEZAN, M.; KAHROM, M.; PASSANDIDEH-FARD, M. Numerical investigation on the lifetime decline of burners in a wall-fired dual-fuel utility boiler. **Applied Thermal Engineering**, Maio 2015. 141-151.
- RAO, M. A.; NARAYANAN, T. S. N. S. Failure investigation of a boiler bank tube from a 77 x 2 MW coal. **Engineering Failure Analysis**, 2012. 325-331.
- RODRIGUES, C. P. Modelagem e Simulação da Câmara de Reação de uma Caldeira a Carvão Pulverizado. **Dissertação de Mestrado**, Porto Alegre, p. Capítulo 1, 1-5, 2004.

RUSSELL, E. L.; CHIANG, L. H.; BRAATZ, R. D. Fault detection in industrial processes using canonical variate analysis and dynamic principal component analysis.

**Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 2000. 81-93.

SAIDUR, R. et al. A review on biomass as a fuel for boilers. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 2011. 2262–2289.

SHOKOUHMAND, H.; GHADIMI, B.; ESPANANI, R. Failure analysis and retrofitting of superheater tubes in utility. **Engineering Failure Analysis**, 2015. 20-28.

STARKLOFF, R. et al. Development and validation of a dynamic simulation model for a large coal-fired power plant. **Applied Thermal Engineering**, 2015. 496e506.

SUN, X.; CHEN, T.; MARQUEZ, J. H. Efficient model-based leak detection in boiler steam-water systems. **Computers and Chemical Engineering** , 2002.

VOSE SOFTWARE. Introduction to Bayesian inference concepts. **Vose Software**, 29 out. 2015. Disponível em:

<[http://www.vosesoftware.com/ModelRiskHelp/index.htm#Analysing\\_and\\_using\\_data/Bayesian/Introduction\\_to\\_Bayesian\\_inference\\_concepts.htm](http://www.vosesoftware.com/ModelRiskHelp/index.htm#Analysing_and_using_data/Bayesian/Introduction_to_Bayesian_inference_concepts.htm)>.

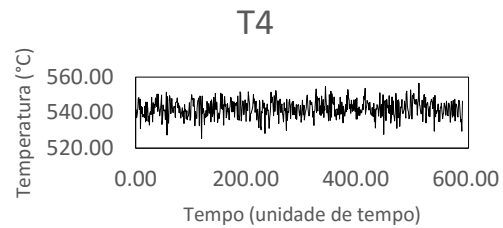
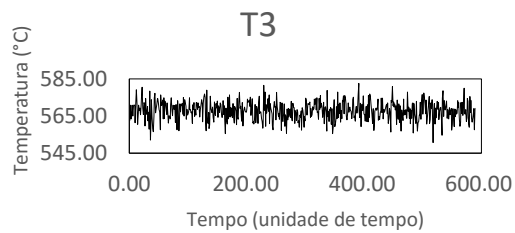
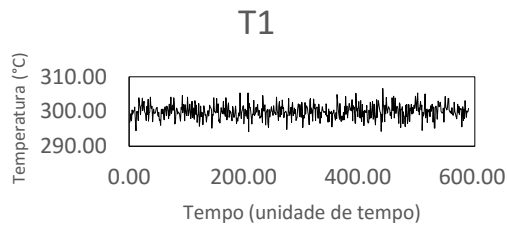
WANG, X.; MAA, L.; WANGB, T. An optimized nearest prototype classifier for power plant fault diagnosis. **Electrical Power and Energy Systems**, 2014. 257-265.

WIDARSSON, B.; DOTZAUER, E. Bayesian network-based early-warning for leakage in recovery boilers. **Applied Thermal Engineering**, 2008. 754-760.

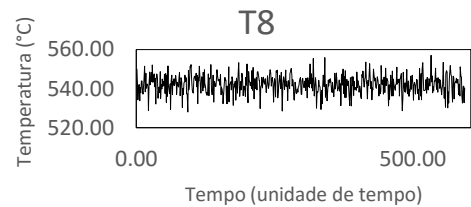
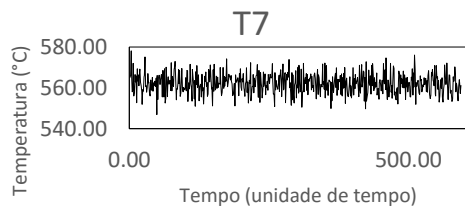
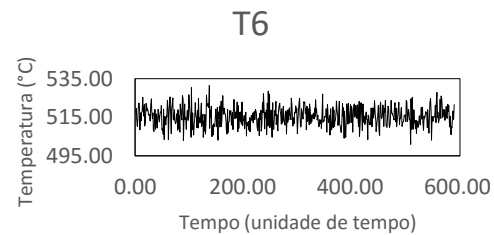
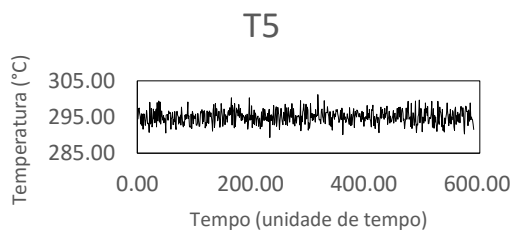


## 8 Anexo

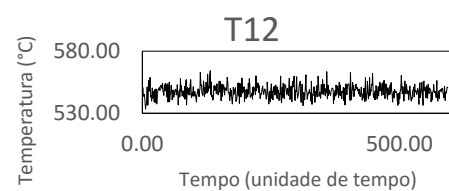
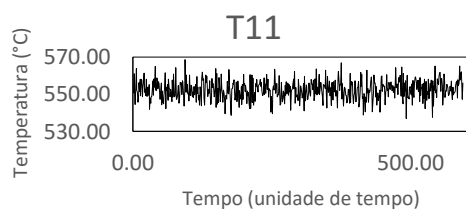
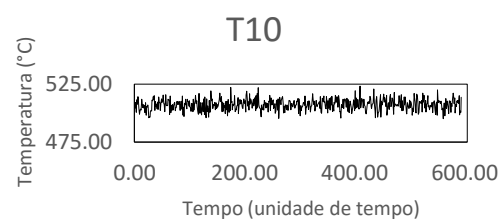
### Anexo 1. Perfis de temperatura dos tubos da caldeira A.



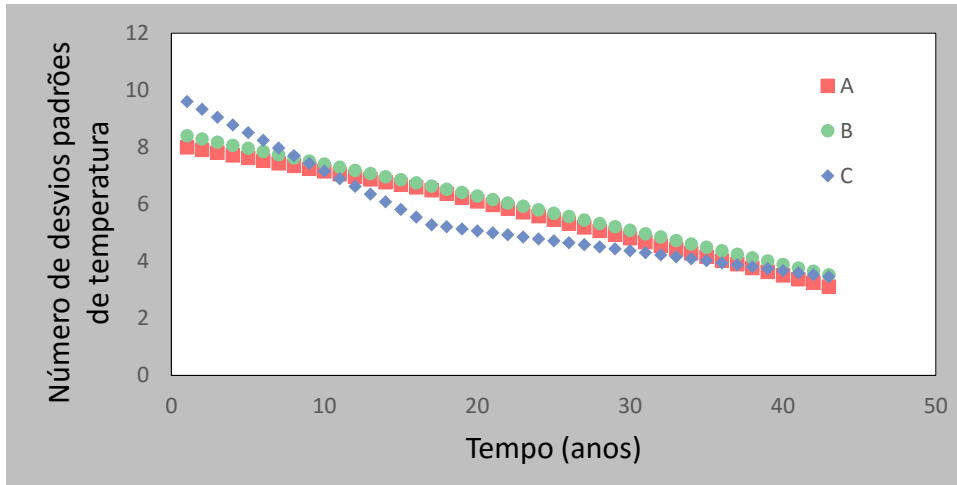
### Anexo 2. Perfis de temperatura dos tubos da caldeira B.



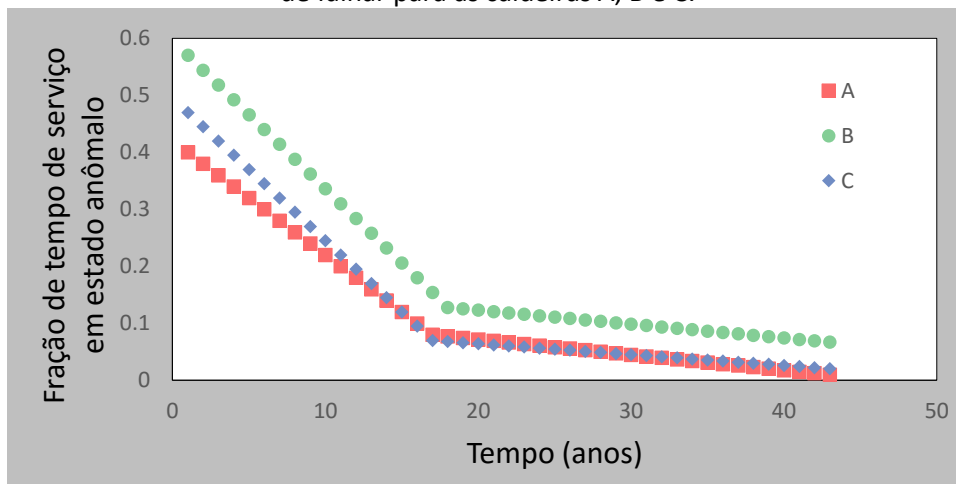
### Anexo 3. Perfis de temperatura dos tubos da caldeira C.



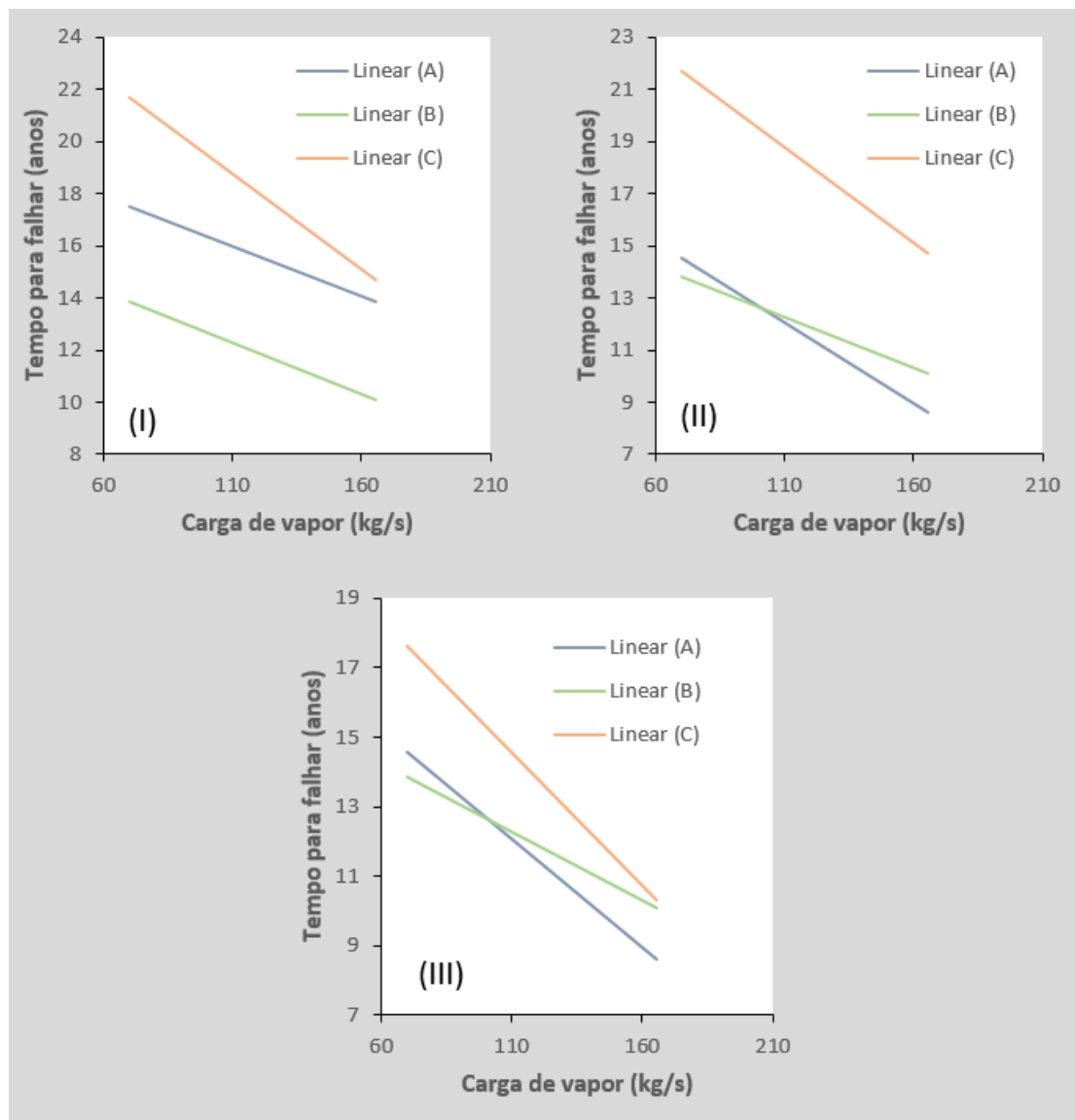
**Anexo 4.** Número médio de desvio padrões de temperatura observados em cada tempo de falhar para as caldeiras A, B e C.



**Anexo 5.** Número médio de tempo de serviço em estado anômalo observado em cada tempo de falhar para as caldeiras A, B e C.



**Anexo 6.** Variação do tempo esperado para falha de acordo com a carga de vapor para cada caldeira, na presença de anomalias na(s) caldeira(s): (I) B; (II) A e B, (III) A, B e C.



## 9 Apêndice

### Fase off-line:

#### - Definição de limites da técnica PCA:

```
z = Ler_dados(filename='Dados_de_Temperatura.csv')          """Leitura de dados
de temperatura"""

z_media, z_desv_pad = calculo_de_media_e_desvio_padrao(z)

Sz0z0 = matriz_de_covariancia(z, z_media, z_desv_pad)      """Equação (4.6)"""

A, p = decomposicao_autovalores(Sz0z0)                     """Equação (4.5)"""

VRE = calculo_do_VRE(p, Sz0z0, A)                          """Equação (4.2)"""

n = VRE.argmin() + 1                                       """Determinação dos n componentes principais"""

A, p, A_d, p_d = divisao_de_A_e_p(A, p):                  """Divisão de A e p entre os n componentes
principais (A e p) e os componentes
restantes (A_d e p_d) """
"""Equação (4.9) """

T_2_alfa = calculo_do_limite_de_T_2(len(z), alfa, n)      """Equação (4.10)"""

Q_alfa = calculo_do_limite_de_Q(A_d)

Escrever_dados(z_media, z_desv_pad, T_alfa, Q_alfa, p, A) """Escreve os parâmetros
em um arquivo *.csv"""
```

#### - Definição dos parâmetros de confiabilidade:

```
def weibull_maxverossimilhanca_beta(beta):                """Equação (4.23)"""

def weibull_maxverossimilhanca_alfa(beta):                """Equação (4.22)"""

t, numero_de_falhas = Ler_dados('Historico_de_falhas.csv')

beta = scipy.optimize.newton(weibull_maxverossimilhanca_beta, 2.0, maxiter=200)

alfa = weibull_maxverossimilhanca_alfa(beta)

tempo_medio_para_falha = calculo_de_MTTF(alfa,beta)      """ Equação(4.20) """

Escrever_dados(alfa, beta)
```

#### - Distribuição de verossimilhança:

```
z_media, z_desv_pad, T_alfa, Q_alfa, p, A = Ler_limites(filename='Limites_PCA.csv')
```

```

t_falha, numero_de_falhas = Ler_dados('Historico_de_falhas.csv')
delta_T_media_j = []
Fracao_t_j = []
for i in range(0, len(t_falha)):
    z = Ler_dados(filename='Dados_de_temperatura.csv')
    anomalia_dimensao = []
    for j in range(0, len(z)):
        z_contribuicao_T_2 = numpy.zeros(len(z[0]))
        z_contribuicao_Q = numpy.zeros(len(z[0]))
        T_2 = calculo_de_T_2(p, z, z_media, z_desv_pad, A)
        """Equação(4.8)"""
        Q = calculo_de_Q(z, z_media, z_desv_pad, p)
        """Equação (4.13)"""
        If T_2> T_alfa:
            z_contribuicao_T_2=calculo_contribuicao_T_2(p, A, z, z_media,
            z_desv_pad, T_alfa)
            """Equação (4.15)"""
        if Q>Q_alfa:
            z_contribuicao_Q = calculo_contribuicao_Q(z, z_media,
            z_desv_pad, p)
            """Equação (4.18)"""
        anomalia_dimensao.append(j, z_contribuicao_T_2, z_contribuicao_Q)
    delta_T_media_j.append = media_delta_T_anomalia(anomalia_dimensao)
    Fracao_t_j.append = Fracao_t_anomalia (anomalia_dimensao)
delta_T_media, delta_T_desv_pad, Fracao_t_media, Fracao_t_desv_pad =
media_desvio_padrao(delta_T_media_j, Fracao_t_j)
Escrever_media_anomalia(delta_T_media, delta_T_desv_pad, Fracao_t_media,
Fracao_t_desv_pad)

```

### Fase on-line:

#### - Monitoramento:

```

z_media, z_desv_pad, T_alfa, Q_alfa, p, A = Ler_limites(filename='Limites_PCA.csv')
z = Ler_dados(filename='Dados_de_monitoramento.csv')
anomalia_dimensao = []

```



**- Otimização da distribuição de carga de vapor:**

```
def tempo_total(F,sign-1.0):                                     """Equação(4.29)"""
def tempo_total_derivada(F,sign-1.0):                         """Derivada da Equação(4.29)"""
declaração restricoes                                       """Equações (4.30) a (4.34)"""
distribuicao_vapor = minimize(tempo_total, [101.9,101.9,101.9, 16.24, 17.9, 19.42,
16.24], args = (-1.0,), jac=tempo_total_derivada,
        constraints= restricoes, method='SLSQP', options={'disp': True}))
```