

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ

CAMPUS DE FOZ DO IGUAÇU

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E
COMPUTAÇÃO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**SISTEMA DE MONITORAMENTO DA INSTRUMENTAÇÃO DE
SEGURANÇA: UM ESTUDO DE CASO CONSIDERANDO A USINA DE
ITAIPU**

ITAMAR PENA NIERADKA

FOZ DO IGUAÇU

2016

ITAMAR PENA NIERADKA

**SISTEMA DE MONITORAMENTO DA INSTRUMENTAÇÃO DE
SEGURANÇA: UM ESTUDO DE CASO CONSIDERANDO A USINA DE
ITAIPU**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica e Computação como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e Computação. Área e concentração: Sistemas Dinâmicos e Energéticos.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Roberto Mendonça da Rocha

Coorientador: Prof. Dr. Carlos Henrique Zanelatto Pantaleão

Foz do Iguaçu

2016

**SISTEMA DE MONITORAMENTO DA INSTRUMENTAÇÃO DE SEGURANÇA:
UM ESTUDO DE CASO CONSIDERANDO A USINA DE ITAIPU**

ITAMAR PENA NIERADKA

Esta dissertação de mestrado foi apresentada ao programa de Pós – Graduação em Engenharia Elétrica e Computação e aprovada pela banca examinadora:

Data da defesa pública: 12/12/2016

Prof. Dr. Carlos Roberto Mendonça da Rocha – (Orientador)

Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

Prof. Dr. Eduardo Cesar Dechechi

Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE

Prof. Dr. Julio Cesar Royer

Instituto Federal do Paraná - IFPR

Resumo

Neste trabalho é apresentada uma maneira alternativa de monitoramento de barragens usando conceitos de Análise Multivariada, Mineração de Dados e de Estatística, assim é possível, de maneira fácil, identificar possíveis anomalias que possam estar ocorrendo ou na eminência de ocorrer. Tais anomalias podem ser, por exemplo, o Deslizamento ou Tombamento de um dos blocos que compõe a estrutura da barragem.

O monitoramento consiste em conhecer os valores máximos e mínimos de leituras de cada instrumento dentro de uma faixa denominada Bom Comportamento (BC), e com isso usar uma função de desempenho que possa determinar se uma leitura indica um Bom Comportamento ou uma Mudança de Comportamento (MC).

Como as leituras dos diferentes instrumentos são realizadas com periodicidades distintas, antes de processar estes valores, é necessário realizar a padronização dos dados e a verificação de suas normalidades, apenas assim é possível realizar a Análise Fatorial (AF) para criar fatores que agrupem os instrumentos com base em suas características, e os relacione com suas respectivas anomalias, assim, é possível analisar o fator e não instrumento por instrumento.

Para análise e resultados foi desenvolvida uma função de desempenho utilizada em um algoritmo desenvolvido com MatLab que realiza testes com dados simulados e também com dados reais de leituras dos instrumentos da barragem de Itaipu com o objetivo de monitorar mudanças no comportamento estrutural da barragem.

Palavras Chave: Segurança de Barragens; Sistemas Especialista; Análise Fatorial.

Abstract

This work presents an alternative way of monitoring dams using concepts of Multivariate Analysis, Data Mining and Statistics, so it is possible, in an easy way, to identify possible anomalies that may be occurring or eminently occurring. Such anomalies may be, for example, the Slip or Tapping of one of the blocks of the dam structure.

The monitoring procedure consists of knowing the maximum and minimum values of readings of each instrument within a range called Good Behavior (GB), and using a performance function that can determine if a reading indicates a Good Behavior or a Change of Behavior (CB).

Since the readings of the different instruments are performed with different periodicities, before processing these values, it is necessary to standardize the data and verify their normalities, only so it is possible to perform Factorial Analysis (FA) to create factors that group the Instruments based on their characteristics, and relates them to their respective anomalies, so it is possible to analyze the factor and not instrument by instrument.

To analyse and results was developed na performance function used in an algorithm writen with MathLab that performs tests with simulated data and also with real data of readings of the Itaipu dam instruments to monitor changem in Dam Structure Behavior.

Keywords: Dam Savety; Especialist Systems; Factoril Analisis

Dedico este trabalho a toda minha Família,
Professores e Amigos

Agradecimentos

Nesta seção vão os agradecimentos a todas as pessoas que contribuíram de forma direta ou indireta para a realização deste trabalho.

Assim agradeço ao meu orientador professor Carlos Roberto Mendonça da Rocha, por ter aceitado ao meu pedido de orientação, pois de outra forma eu não teria conseguido cursar este mestrado.

Agradeço ao meu amigo Professor Orlando Catarino da Silva, seus conhecimentos foram essenciais para a realização deste trabalho.

Agradeço a minha esposa Jaqueline que assumiu muitas vezes o meu papel como pai para que eu pudesse fazer os trabalhos e cumprir com as exigências do curso.

E finalmente, mas não menos importante, agradeço a minha mãe que embora não esteja aqui para comemorar comigo mais esta conquista, enquanto em vida me motivou a ser o que sou hoje.

Sumário

Lista de Figuras	xiii
Lista Tabelas	xv
Lista Símbolos	xvii
Introdução	1
1.1. Revisão Bibliográfica	3
1.1.1. Segurança de Barragens	3
1.1.2. Monitoramento de Barragens	5
1.2. Objetivos	6
1.2.1 Objetivo Geral	6
1.2.2 Objetivo específico.....	6
1.3. Estrutura do Trabalho	7
Instrumentação e Monitoramento	9
2.1. Instrumentação	9
2.2. Instrumentos.....	10
2.3. Correlação dos Instrumentos com Anomalias	13
2.4 Considerações finais.....	15
Descoberta de conhecimento	17
3.1. Descoberta de conhecimento em Base de Dados	17
3.2. Etapas do processo de KDD.....	18
3.3. Aplicação de KDD no sistema de monitoramento	18
3.4 Considerações finais.....	25
Determinação de Modos de Falha e Regiões Críticas	27
4.1. Determinação de modos de falha	27
4.2. Determinação das regiões críticas	33
Modelo matemático para o caso geral	37
5.1 Modelo matemático.....	37
5.2 Probabilidade de falha.....	39

Aplicação do modelo matemático do caso geral	43
6.1. Extração dos Fatores.....	43
6.2. Determinação dos modos de falha.....	44
6.2.1 Escorregamentos e Subpressões	46
6.2.2 Fluência.....	48
6.2.3 Tombamento à jusante	49
6.3 Modelo matemático.....	51
6.4 Validação do Modelo Matemático	54
Conclusão	59
Referências Bibliográficas	61
Apêndice A Fatores	65
Apêndice B - Coeficientes	67
Apêndice C - O Algoritmo.....	69

Lista de Figuras

1.1 Fluxograma do algoritmo.....	2
1.2 Esforços em Barragens.	6
1.3 – Organização dos Capítulos.....	7
2.1 Correlação entre instrumentos e anomalias.....	9
2.2 Esquema de Blocos Chave na barragem de Itaipu.....	10
2.3 Instrumentos instalados em Bloco de Concreto.....	12
3.1. Representação do processo de KDD.....	17
3.2 Exemplo do uso de <i>Spline Cubica</i>	19
3.3. Relação entre anomalia e Fatores.....	25
4.1. Gráfico com limites do pêndulo direto.....	28
4.2. Gráfico com limites do extensômetro múltiplo.....	29
4.3. Fluxograma do algoritmo de determinação de modos de falha.....	33
4.4. Representação das regiões críticas.....	34
6.1 - Região crítica do Escorregamento na Brecha D.....	44
6.2- Região crítica da supressão na brecha D.....	44
6.3 - Região crítica do escorregamento na junta D.....	45
6.4 - Região crítica da fluência.....	46
6.5 – Região crítica do tombamento à jusante.....	47

Lista de Tabelas

3.1 Leituras de instrumentos de um bloco chave da barragem de ITAIPU.....	20
3.2 Matriz de Covariância.....	22
3.3 Matriz de Correlação.....	22
3.4 Autovetores.....	23
3.5 Autovalores.....	23
3.6 Matriz de pesos.....	24
3.7 Matriz de Fatores após a rotação Varimax	24
6.1 Teste de Liliefors.....	41
6.2 Combinação de Fatores.....	49
6.3 Intervalos relacionados as regiões críticas.....	50
6.4 Validação do modelo matemático com dados simulados.....	52
6.5 Validação do Modelo Matemático com dados Reais.....	53
6.6 Resultado da validação com dados modificados.....	54

Lista de Símbolos

MC	Mudança de Comportamento
BC	Bom Comportamento
AF	Análise Fatorial
KDD	Knowledge Database Discovery
RC	Região Crítica.
IC	Intervalo de Confiança

Capítulo 1

Introdução

A construção da Hidrelétrica de Itaipu foi de grande importância para o desenvolvimento do país e demonstrou grande capacidade da engenharia brasileira. Uma obra muito avançada para época que envolveu em sua construção, profissionais de alta capacidade. No entanto, uma obra tão grande requer muita vigilância. No mundo todo, a segurança de barragens é um assunto muito discutido, e o Brasil mostra-se preocupado com a "saúde" de suas barragens.

As barragens são construídas para represar, armazenar ou para desviar a água para obter alguns benefícios com seu uso. Infelizmente, o represamento de água, por vezes, representa um risco potencial de segurança pública. O objetivo de um programa de segurança de barragens é reconhecer os perigos potenciais e reduzi-los a níveis aceitáveis. Represas seguras podem ser construídas e barragem com deficiências de segurança ou potenciais deficiências geralmente podem ser corrigidas com a correta aplicação de tecnologias atuais, como uso de sensores que permitem obter leituras referentes ao comportamento da estrutura, quando esses recursos estão disponíveis. Sensores permitem monitorar algum aspecto associado a segurança de barragens, mas o que confere a segurança é a adoção de procedimentos de manutenção corretiva e preventiva;

Barragens de gravidade devem ser construídas com concreto satisfazendo os critérios de projeto para resistência, durabilidade, permeabilidade e outras propriedades necessárias. Propriedades do concreto variam com a idade, tipo de cimento, agregados, outros ingredientes e suas proporções na mistura. Como diferentes concretos ganham forças em diferentes taxas, exames laboratoriais devem ser realizados em ensaios de idade suficientes para permitir a avaliação dos pontos fortes finais (BUREAU, 1989)

Para uma barragem de concreto, a inserção de instrumentos para monitorar alguns dos parâmetros importantes relacionados ao desempenho é justificada. Estes parâmetros podem incluir subpressões nas fundações, níveis de água a jusante, e movimentos internos ou superficiais. Instrumentos localizados em posições estratégicas e monitorados de acordo com um cronograma definido podem fornecer inestimáveis informações sobre o que poderia ser tendências de desempenho desfavoráveis (BUREAU, 1989).

A proposta de estudo para este trabalho consistiu em criar um algoritmo para ser usado em um sistema e que fosse capaz de realizar o monitoramento do bloco de concreto de uma barragem altamente instrumentada. Para tanto foi utilizada uma metodologia apresentada por Silva & Marques (2015), que possibilita a determinação dos modos de falha possíveis de serem monitorados, e, além disso, apresenta as regiões críticas de cada evento de falha.

Essa metodologia foi aplicada no bloco chave A-15 da barragem de Itaipu e possibilitou a determinação de cinco anomalias e suas regiões críticas. Os resultados obtidos com essa aplicação estão disponíveis em Silva & Marques (2015), onde um breve resumo desses resultados é apresentado.

O modelo matemático apresentado em Silva et al. (2016) é aplicado em um algoritmo que utiliza os dados das leituras dos instrumentos instalados no bloco de concreto estudado. Esse modelo quando implementado foi capaz de identificar quando alguma falha estiver ocorrendo ou na eminência de ocorrer, servindo como mais uma ferramenta na tomada de decisão, possibilitando uma ação antecipada dos profissionais da barragem. A Figura 1.1 apresenta um fluxograma com uma visão geral de todo processo de desenvolvimento.

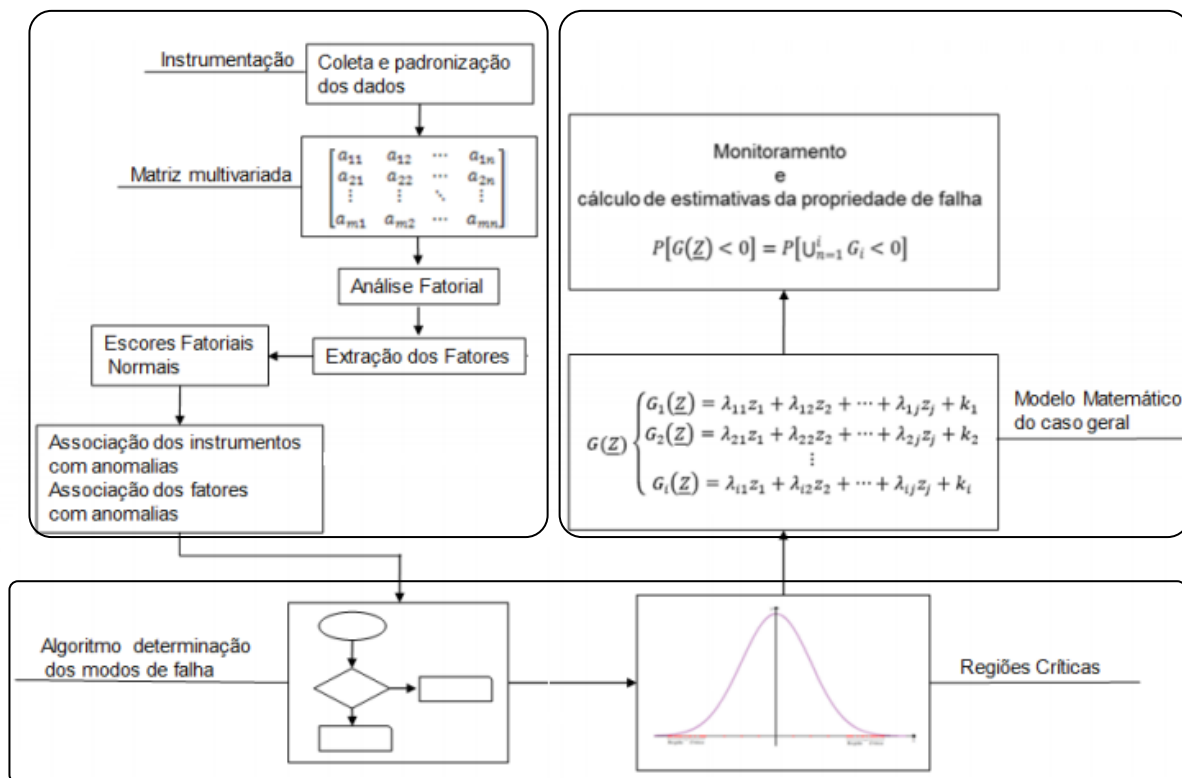


Figura 1.1 Fluxograma do algoritmo

Na Figura 1.1, cada área do fluxograma, representadas por retângulos com bordas arredondadas, se refere a módulos do sistema que foi desenvolvido, e que serão explicados ao longo deste trabalho.

Por utilizar apenas os dados da instrumentação, esse modelo não necessita das medidas físicas comumente empregadas, como coeficiente de atrito, pressão hidrostática, peso do bloco, etc., tornando possível a definição de uma função de desempenho mais simples, e com o auxílio das técnicas de confiabilidade estrutural, busca determinar a probabilidade de falha de cada evento e de todo sistema estrutural, sem que seja necessário o cálculo de integrais múltiplas e utilização de técnicas de programação linear e não linear.

1.1. Revisão Bibliográfica

Nesta seção será realizada uma breve explanação de alguns trabalhos encontrados na literatura a respeito de sistemas de segurança de barragens e instrumentação, Sistemas Inteligentes e processo de aquisição de conhecimento. Por se tratar de um problema de segurança de barragens, e pelo fato de existirem diversos tipos de barragens, geralmente os métodos aplicados para a solução são distintos, desta forma não é objetivo comparar o método de estudo com os métodos apresentados a seguir, apenas apresentar soluções já existentes dentro do mesmo contexto.

1.1.1. Segurança de Barragens

Uma barragem é uma estrutura construída no caminho das águas e destinada a retê-la para os mais diversos fins, como abastecimento de água, energia hidroelétrica, irrigação, controle das enchentes e da erosão, canalização dos rios, turismo, e etc (Jaime, 2006). As barragens podem ser classificadas em barragens de concreto e barragens de aterro. As barragens de aterro são construídas de material pouco resistente quando comparadas com as de concreto, sendo comum as barragens de terra e barragens de enrocamento. Cada um desses tipos de barragens tem características de construção diferentes, solicitações diversas e desempenho distintos (Jaime, 2006).

A construção, operação e manutenção de barragens, na maioria dos casos, tem sido benéfico à humanidade. Isso não pode ser refutado para os casos em que as previsões de planejamento não foram plenamente realizadas ou onde imprevistos dos efeitos naturais diminuíram os benefícios esperados. Um breve esboço do desenvolvimento histórico ilustra que a humanidade construiu barragens e ainda tem a intenção de manter e construí-las no futuro (Giuliani & Bowles, 2002).

A população em geral raramente pensa na possibilidade remota de que a barragem possa falhar, mas desfruta de seus benefícios. No entanto, a perspectiva remota de falha é um motivo de preocupação para os engenheiros e a comunidade científica em geral. De acordo

com Giuliani & Bowles (2002) o objetivo fundamental da segurança de barragens é proteger as pessoas, os bens e o ambiente do prejudicial efeito da falha de operação ou falha de barragens e reservatórios.

Ainda segundo Giuliani & Bowles (2002). o objetivo de proteger pessoas, bens e o ambiente contra os efeitos da falha da represa têm que ser alcançado sem limitar indevidamente os benefícios criados pela operação de barragens e reservatórios. Para alcançar os mais altos padrões de segurança que podem ser razoavelmente atingidos, devem ser tomadas medidas para:

- Controlar a liberação de descargas prejudiciais a jusante da barragem através de controles embutidos no regime de funcionamento normal da barragem;
- Restringir a probabilidade de eventos que podem levar a uma perda de controle sobre o volume de armazenado do vertedouro e outras descargas;
- Através de medidas preventivas detectar locais de possíveis acidentes, mediando as consequências de tais eventos antes que eles ocorram, possibilitando medidas emergências satisfatórias.

Portanto, em resumo, quando realizado o objetivo da segurança de barragens, é estabelecido que foram tomadas todas as medidas razoavelmente práticas para evitar falha da represa, e, para mitigar as consequências, deve ocorrer um alto nível de confiança de que a probabilidade de eventos com potencial para causar sérios danos é extremamente baixa e um alto nível de confiança de que, se ocorrer algum evento de falha, as consequências adversas serão extremamente baixas.

O problema então consiste em determinar formas de avaliar essas incertezas. Na avaliação de risco de falha de uma barragem várias forças estão atuando na estrutura, algumas forças com funções estabilizadoras e outras desestabilizadoras, tais forças podem provocar anomalias na estrutura como o tombamento e o deslizamento. Diante disso, um sistema de monitoramento deve ser implantado logo no início da construção da barragem, possibilitando o acompanhamento do comportamento da estrutura.

Com o desenvolvimento dos computadores nos últimos anos, técnicas de estatística multivariada e confiabilidade estrutural ganharam força e estão sendo amplamente aplicadas. Neste contexto pode-se citar Villwock, (2010) que em sua tese apresentou uma metodologia enquadrada no contexto KDD "Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados", que possibilitou a hierarquização dos instrumentos para automatização por suas importâncias.

Ainda segundo Villwock (2010) o conceito de Segurança de Barragens envolve aspectos estruturais, hidráulicos, geotécnicos, ambientais e operacionais, e um sistema de instrumentação capaz de monitorar o comportamento geotécnico e estrutural de uma barragem é essencial para avaliar seu comportamento e integridade.

Segundo Krüger (2008) a avaliação de confiabilidade de um sistema é complexa, pois depende de muitos fatores como, contribuição da falha dos componentes na falha do sistema, redundância da falha no sistema, comportamento de um componente ou de todo o sistema após uma falha e correlações estatísticas entre os eventos de falha progressiva de componentes.

Em *Departamento f the Army* (1987) é possível encontrar alguns objetivos da instrumentação de barragens, nesses manuais os principais objetivos de um plano de instrumentação geotécnico são agrupados em quatro categorias: avaliação analítica; previsão de desempenho futuro; avaliação jurídica, desenvolvimento e verificação de projetos futuros.

Além disso, uma boa revisão sobre a importância da instrumentação para a avaliação da segurança de uma barragem pode ser encontrada em Dibaggio (2000).

1.1.2. Monitoramento de Barragens

Em uma barragem de concreto existem forças atuando na estrutura, pode-se citar a subpressão, que é gerada pela diferença do nível de água (montante-jusante) que gera um gradiente hidráulico entre montante e jusante da barragem, fazendo com que a água do reservatório queira passar para jusante buscando o equilíbrio hidráulico (VillWock, 2010). Existem também as forças horizontais, denominadas pressões hidrostáticas, gerada pela água do reservatório que atuam de montante à jusante sobre a barragem. Como antes citado essas duas forças são chamadas de forças desestabilizadoras, ao contrário da força gerada pelo peso da barragem que é uma força estabilizadora da estrutura. A combinação dessas forças podem gerar o tombamento e/ou deslizamento da barragem, tanto pelos esforços e momentos diretamente aplicados quanto pelo alívio do peso da estrutura no caso das subpressões (VillWock, 2010).

As condições climáticas também influenciam no comportamento da estrutura. No verão ocorre uma dilatação no concreto, o que provoca o tombamento do bloco à montante. Este tombamento, por sua vez, faz com que o bloco comprima a fundação. No inverno o concreto se contrai, provocando um tombamento do bloco à jusante, voltando a posição inicial. Isto faz com que a pressão exercida sobre a fundação, ocorrida no verão, seja aliviada. Pode-se então identificar um comportamento cíclico da estrutura, intimamente condicionado a condições ambientais que envolvem a obra (VillWock, 2010).

Na Figura 1.2 é apresentado os efeitos das forças atuantes na estrutura de concreto e provocadas pelos ciclos de verão e inverno. Diante disso para preservar a estrutura da barragem um programa de instrumentação é de extrema importância. As principais grandezas monitoradas pela instrumentação, segundo Luz & Luna (1983) são:



Figura 1.2 Esforços em Barragens. Fonte: Villwock (2009)

- Deslocamentos;
- Deformações e tensões;
- Temperatura;
- Níveis piezométricos em fundações;
- Pressões de água;
- Vazões.

Para garantir segurança, a escolha dos instrumentos apropriados é essencial, pois com base nos dados gerados, anomalias serão previstas e as medidas corretivas serão tomadas. Uma boa revisão da instrumentação implantada em barragens com o objetivo de garantir essa confiança nos dados, pode ser encontrada em Matos (2002), e nesse trabalho estão todos os instrumentos utilizados nas medições de deformações de uma estrutura de concreto, suas funções e o desempenho que deles são esperados, como durabilidade e precisão.

1.2. Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral do trabalho é de desenvolver um algoritmo para o sistema de monitoramento da instrumentação de segurança de barragens, através de um estudo de caso considerando a usina de Itaipu, com os objetivos específicos descritos a seguir.

1.2.2 Objetivo específico

Para alcançar o objetivo do trabalho é necessário passar pelas seguintes etapas:

- Estudo dos instrumentos utilizados para monitoramento;
- Seleção e tratamento dos dados das leituras dos instrumentos;
- Usar Análise Fatorial para facilitar o estudo da relação entre as anomalias e Instrumentos;
- Criar algoritmo para determinar regiões críticas;
- Criar algoritmo para verificação de modos de falha.

1.3. Estrutura do Trabalho

Para apresentar a forma de organização que foi utilizada para a composição deste trabalho, a Figura 1.3 é apresentada a seguir e ilustra este procedimento.

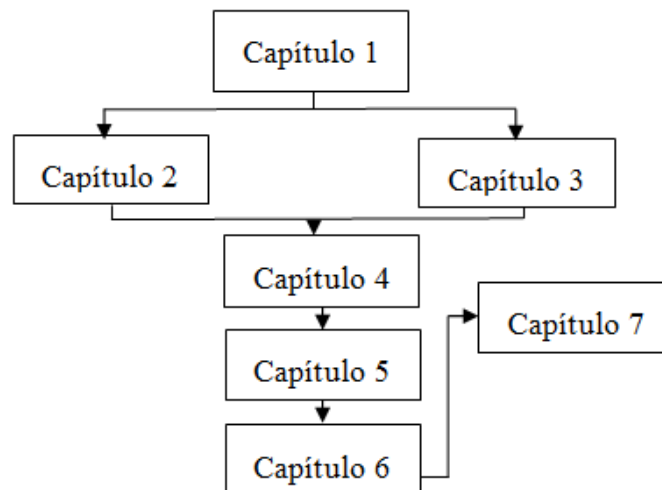


Figura 1.3 – Organização dos Capítulos

Conforme a Figura 1.3, esta dissertação está dividida em sete capítulos.

O Capítulo 1 fez uma introdução ao tema, onde procurou-se mostrar a importância do trabalho, sendo apresentado os objetivos do trabalho e a estrutura de organização.

No Capítulo 2 apresenta-se o conceito sobre instrumentação e como é realizada, bem como os instrumentos utilizados no monitoramento de barragens.

No próximo capítulo é apresentado o modelo de KDD (*Knowledge Discovery in Databases*), utilizado para construção do sistema.

No Capítulo 4 é apresentado o algoritmo utilizado na determinação dos modos de falha e é realizada a representação de gráficos apresentando as regiões críticas (RC).

No capítulo seguinte é apresentado o modelo matemático utilizado para verificar se leituras de instrumentos indicam uma mudança de comportamento.

O Capítulo 6 mostra como foi aplicado o algoritmo usando o modelo matemático apresentado no capítulo anterior apresentando análises e resultados.

No último capítulo é apresentada a conclusão deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Instrumentação e Monitoramento

Este capítulo tem por objetivo introduzir algum aspecto da instrumentação e a forma de monitoramento na Usina Hidrelétrica de ITAIPU, as informações aqui apresentadas estão disponíveis em Binacional (2003). Serão apresentados neste capítulo conceitos sobre instrumentação e também sobre os principais instrumentos utilizados neste trabalho.

2.1. Instrumentação

Muitas barragens são construídas com a junção de blocos de concreto, que é o caso da Barragem de Itaipu, e os instrumentos estão instalados nesses blocos. É natural imaginar que alguns desses instrumentos tenham uma alta correlação em suas medidas, visto que, dependendo do movimento da estrutura alguns instrumentos serão influenciados. Instrumentos altamente correlacionados estão normalmente associados ao monitoramento de uma mesma anomalia. A Figura 2.1 apresenta as correlações entre os tipos de instrumentos usualmente empregados na auscultação de barragens de concreto e as principais anomalias.

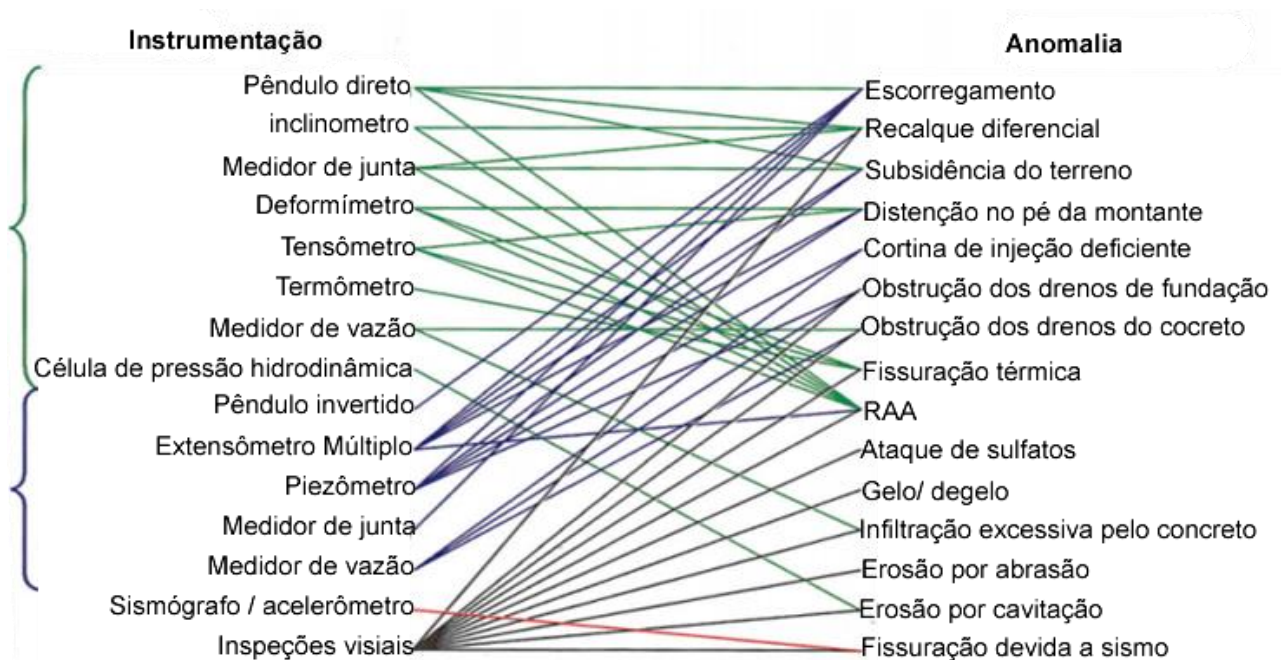


Figura 2.1 Correlação entre instrumentos e anomalias. Fonte: Silveira (2003)

O sistema de instrumentação é feito através de um plano de instrumentação que consiste em um projeto de instrumentação obtido primeiramente através dos resultados do estudo detalhado das características geológico-geotécnicas da região e do entorno onde estará localizada a barragem, através do qual são definidos seções e blocos chaves a serem observados e instrumentados (MATOS, 2002). Por exemplo, a figura 2.2 apresenta o esquema de blocos chave na barragem de Itaipu.

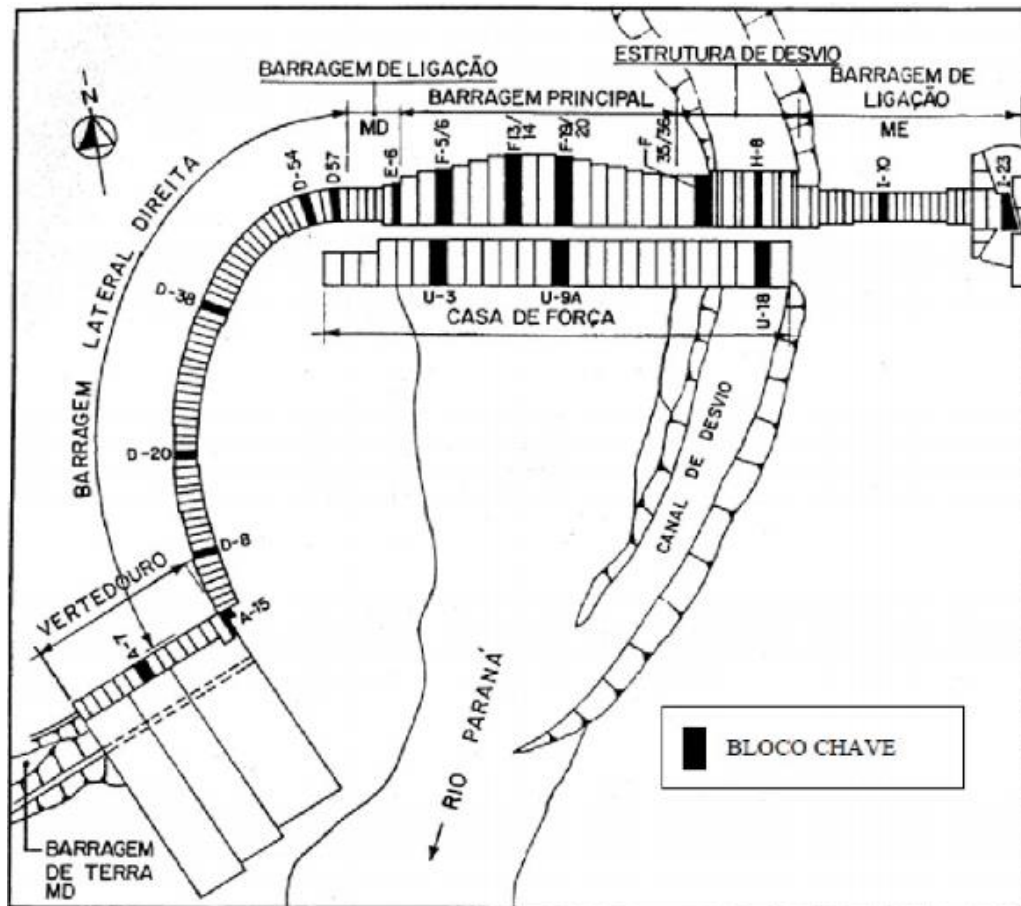


Figura 2.2 Esquema de Blocos Chave na barragem de Itaipu. Fonte: Binacional (2003)

2.2. Instrumentos

Segundo Informações coletadas dos Engenheiros da Usina de Itaipu, foram instalados mais de 2000 instrumentos, 90% dos quais considerados permanentes. Após oito anos de operação do empreendimento, a maioria dos instrumentos está funcionando ou em condições de uso. Com exceção dos marcos ou dos alvos topográficos e das bases de alongâmetro para medição da abertura das juntas ou fissuras, todos os outros instrumentos estavam embutidos ou situados no corpo da estrutura, ou instalados em furos nas fundações. Os tipos e finalidades dos instrumentos assim como os locais de instalação são apresentados a seguir.

- Nas fundações foram instalados:

Piezômetros para medir a pressão dos poros e a subpressão hidráulica em juntas ou contatos escolhidos no maciço rochoso ou no contato barragem-fundação. O valor obtido das leituras é denominada dimensão piezometria que é a soma da carga de levantamento mais a carga de pressão no ponto de instalação. Isto é, o valor em metros da carga total é dado no ponto de instalação, em relação ao nível do mar;

Furos de drenagem para medição de percolação total e da subpressão a jusante da cortina de injeção principal;

Extensômetros múltiplos para medição das deformações totais e diferenciais, tanto na direção vertical como na horizontal, das fundações em relação às estruturas. Os valores das medidas são obtidas em milímetros.

- Nas barragens de aterro foram instalados:

Piezômetros para medir a pressão dos poros no núcleo e no contato núcleo-fundação;

Marcos e alvos topográficos para levantamento de alta precisão para medição dos deslocamentos horizontais e verticais em relação a marcos de referências permanentes situados nas margens em locais afastados e não afetados pelos recalques;

Medidores de recalques para monitorar os recalques durante a construção, após a conclusão e durante a operação do empreendimento;

Células de pressão embutidas no maciço do aterro para medir as pressões nos muros de concreto da transição com as estruturas de concreto.

- Nas estruturas de concreto foram instalados:

Pêndulos diretos e invertidos para medir os deslocamentos horizontais das estruturas de concretos como também das deformações horizontais absolutas da rocha de fundação e da estrutura acima dela. Os valores das leituras de ambos os tipos de pêndulos são obtidos em milímetros;

Marcos e alvos topográficos para medir os deslocamentos horizontais da crista da barragem em relação às linhas de referências entre marcos situados nas margens em locais afastados e não afetado pelos recalques;

Bases e pinos, instalados na superfície através das juntas de contração e nas fissuras que ocorreram em alguns blocos de contrafortes, para medição das aberturas com medidor de juntas removível;

Medidores de juntas embutidos, instalados através das juntas de contração, para medição das aberturas antes e depois da injeção;

Termômetros embutidos no concreto para medição da temperatura durante a construção e operação;

Rosetas de deformímetros do tipo Carlson foram embutidas no concreto para medição das variações de volume autógenas, fluência e deformação elástica e temperatura. As tensões foram calculadas a partir dos resultados do deformímetro;

Tensômetros do tipo Carlson para medição direta das tensões de compressão no concreto;

Para medição da vazão de percolação pelas estruturas e suas fundações, foram instalados 31 vertedores, medidores de vazão em canaletas, dentro das galerias das estruturas de concreto, nos túneis e a jusante das barragens de aterro.

A Figura 2.3 apresenta os instrumentos instalados em um bloco chave da barragem de Itaipu.

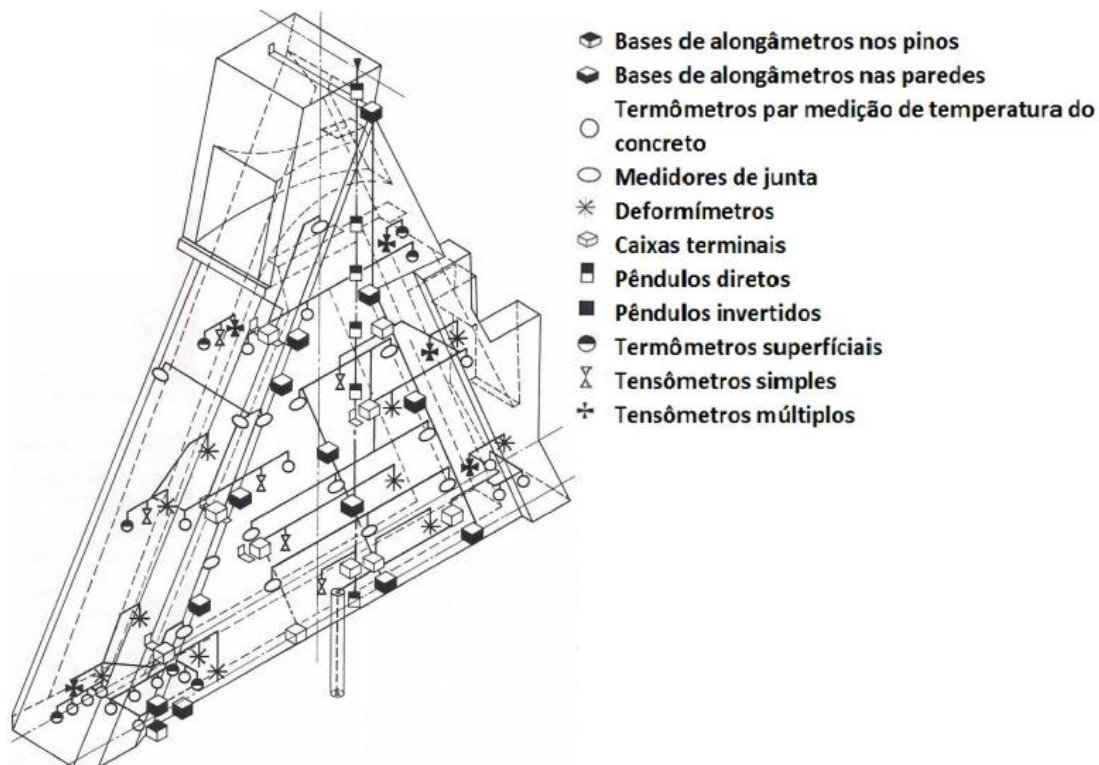


Figura 2.3 Instrumentos instalados em Bloco de Concreto. Fonte: Binacional (2003)

2.3. Correlação dos Instrumentos com Anomalias

Esta seção tem por objetivo justificar a associação dos instrumentos com as anomalias que se pretende monitorar. A maioria das informações aqui mencionadas está disponível em Jaime (2006) e pareceres técnicos fornecidos pelos profissionais da barragem de Itaipu.

A barragem tem esforços de peso próprio e de água represada, que geram deformação e em consequência um movimento. Este movimento pode ser admissível ou não, conforme o tipo de barragem. Os problemas de movimento em uma barragem são os seguintes:

- Problemas de deformação, como recalque, tombamento, etc.;
- Problemas de permeabilidade, devido a percolação de água dentro dela ou na fundação, excesso da pressão hidrostática como poro pressões;
- Problemas de resistência ao cisalhamento, como o de escorregamento de taludes;
- Problemas de transbordamento, que gera forças não avaliadas em uma barragem.

A instrumentação de maciços rochosos visa determinar, fundamentalmente, as medições de deslocamentos, deformações, tensões, sub-pressões e vazões de drenagem, existentes na fundação de uma barragem. Tendo em vista o grande número de equipamentos disponíveis, consideraram-se apenas os mais usuais e que tenham demonstrado melhor desempenho no campo: os extensômetros múltiplos, pêndulos diretos e invertidos, piezômetros, inclinômetros e medidores de vazão.

Os extensômetros múltiplos de hastes são instalados em furos de sondagem em função de sua robustez, maior precisão e simplicidade de operação. As hastes são protegidas por uma tubulação vertical, ao longo de sua extensão, entre a ponta de ancoragem e a cabeça do medidor. É frequente o emprego de mais de uma haste, três ou quatro, por furo de sondagem. Pode-se, assim, ter a medição dos deslocamentos e deformações em vários trechos da fundação (Silveira, 2003).

A medição dos recalques de uma barragem de concreto constitui uma das medições mais importantes no desempenho dessas estruturas durante o período de construção, enchimento do reservatório e operação. A partir dos recalques medidos durante a construção, pode-se fazer uma boa avaliação dos recalques durante a fase de enchimento da barragem, umas das mais importantes de seu desempenho. Portanto, a instrumentação deve ser instalada logo no início da construção da barragem, permitindo a medição de recalques.

Os pêndulos diretos visam medir os deslocamentos horizontais com um fio a prumo de aço inoxidável, diâmetro de 1mm, que corre dentro de um tubo de aço com dimensões de 440mm × 390mm. Os deslocamentos horizontais do fio do pêndulo são medidos em relação a uma das paredes da galeria com um micrômetro eletrônico. Em condições normais, os pêndulos diretos só podem ser instalados no fim do período construtivo, dando deslocamentos horizontais da crista da barragem durante o enchimento do reservatório e operação.

Os pêndulos invertidos podem ser instalados em local com galeria de drenagem, onde se faz sondagem de grande diâmetro, perfurando a rocha de fundação da barragem. Com calda de cimento, fixa-se o fio de aço inoxidável na parte mais profunda da sondagem.

O fio é tensionado verticalmente até o piso da galeria, através de um flutuador imerso em um tanque de óleo, permitindo a livre movimentação horizontal do fio.

O uso simultâneo dos pêndulos diretos e invertidos nos mesmos blocos da barragem permite determinar, pelos primeiros, os deslocamentos horizontais da crista em relação à base da estrutura, e pelos segundos, os deslocamentos da base em relação a um ponto fixo da fundação. Assim, os pêndulos permitem determinar o recalque diferencial devido a não homogeneidade da rocha de fundação, e escorregamentos nas descontinuidades da rocha.

Os piezômetros são instalados onde o nível das pressões da água pode comprometer a segurança da barragem de concreto. Apesar do seu baixo custo, os piezômetros são insubstituíveis na instrumentação de barragem, em geral, tendo em vista a sua solidez e confiabilidade.

As medições de deslocamentos cisalhantes da fundação são de grande interesse visto que refletem diretamente as condições de estabilidade da barragem, em termos de escorregamento. Segundo Silveira (2003) o uso de piezômetros é fundamental na detecção de escorregamentos em juntas-falhas sub-horizontais na fundação ou entre derrames, comuns na região Sul e Sudeste do Brasil, tendo em vista que a estabilidade dessas estruturas, em termos de escorregamentos, tombamento ou flutuação, é diretamente afetada pelo nível das pressões piezométricas na interface concreto-rocha e nas descontinuidades sub-horizontais de baixa resistência existentes na fundação.

Os medidores de vazão são instalados ao longo das canaletas de drenagem, junto ao piso das galerias. Com eles, mede-se o volume de água por drenagem da fundação e infiltrações através do concreto da barragem, durante a fase de enchimento do reservatório e no período de operação. É importante porque refletem muitos dos problemas que acontecem em barragens de concreto.

Inspeções visuais periódicas são recomendáveis, para a detecção de eventuais anomalias em seu comportamento. Medidores de junta devem ser instalados em todas as juntas de contração, visando a detecção de recalques diferenciais com os demais instrumentos.

A Figura 2.1 apresentou que muitos instrumentos têm a mesma finalidade, monitorando uma mesma anomalia. Assim, de acordo com essa figura se um recalque diferencial estiver ocorrendo, o mesmo deverá ser detectado pelos pêndulos diretos, clinômetros, medidores de junta e os extensômetros. Caso ocorra uma distensão a montante, a percepção se dará através dos tensômetros, deformímetros, extensômetro e piezômetros. Essa propriedade apresentada pelos instrumentos é utilizada adiante para justificar o monitoramento através dos fatores, e dos escores fatoriais.

2.4 Considerações finais

Neste capítulo foi apresentado o conceito de instrumentação e sua importância para o monitoramento do comportamento de uma barragem. Também foram apresentados os principais instrumentos, utilizados neste trabalho, e a relação entre instrumentos as anomalias que cada um pode monitorar além da inspeção visual que, apesar de não ser um instrumento, é indispensável para que se possa diagnosticar possíveis problemas com a barragem.

Capítulo 3

Descoberta de conhecimento

Neste capítulo será apresentado o processo utilizado para o desenvolvimento do sistema de monitoramento de falhas, este método denominado *Knowledge Discovery in Databases*(KDD), ou traduzindo, descoberta de conhecimento em base de dados, permite que seja possível encontrar informações ocultas em um conjunto de dados.

3.1. Descoberta de conhecimento em Base de Dados

Segundo Fayyad & Shapiro (1996), o modelo tradicional para transformação dos dados em informação (conhecimento), consiste em um processamento manual de todas essas informações por especialistas que, então, produzem relatórios que deverão ser analisados. Na grande maioria das situações, devido ao grande volume de dados, esse processo manual torna-se impraticável. O KDD é uma tentativa de solucionar o problema causado pela chamada "era da informação": a sobrecarga de dados. Ainda não é consenso a definição dos termos KDD e *Data Mining*. Em (Rezende, 2005), (Wang, 2005) e (Han & Kamber, 2006) eles são considerados sinônimos. Para (Cios, 2007) e (Fayyad & Shapiro, 1996) o KDD refere-se a todo o processo de descoberta de conhecimento, e a Mineração de Dados a uma das atividades do processo. No entanto, todos concordam que o processo de mineração deve ser iterativo, interativo e dividido em fases. Na Figura 3.1 é possível observar uma representação do processo de KDD.

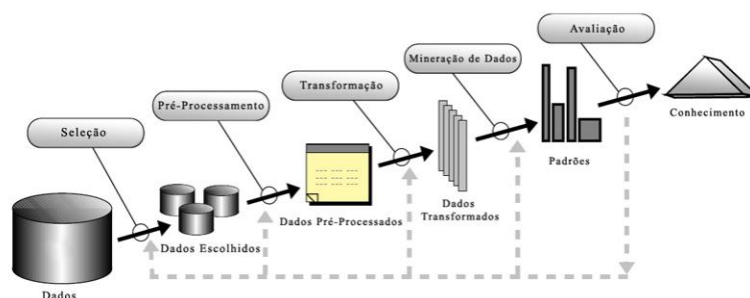


Figura 3.1. Representação do processo de KDD. Fonte: Fayyad & Shapiro (1996)

Existem diversas definições para o Termo KDD, uma das mais utilizadas é de Fayyad & Shapiro (1996) que o define como "um processo não trivial de identificação de novos padrões válidos, úteis e compreensíveis".

3.2. Etapas do processo de KDD

O processo de KDD é interativo e iterativo, envolvendo uma série de etapas onde cada uma pode requerer do usuário capacidade de análise e de tomada de decisão. Segundo Fayyad & Shapiro (1996), as fases do processo são:

a) Seleção – é a etapa que consiste na análise dos dados existentes e na seleção daqueles a serem utilizados na busca por padrões e na geração de conhecimento novo.

b) Pré-processamento – consiste no tratamento e na preparação dos dados para uso pelos algoritmos. Nesta etapa devemos identificar e retirar valores inválidos, inconsistentes ou redundantes.

c) Transformação – consiste em aplicar, quando necessário, alguma transformação linear ou mesmo não linear nos dados, de forma a encontrar aqueles mais relevantes para o problema em estudo. Nesta etapa geralmente são aplicadas técnicas de redução de dimensionalidade e de projeção dos dados.

d) Mineração – consiste na busca por padrões através da aplicação de algoritmos e técnicas computacionais específicas.

e) Avaliação – consiste na análise dos resultados da mineração e na geração de conhecimento pela interpretação e utilização dos resultados em benefício do negócio.

O processo de descoberta de conhecimento (KDD) é interativo e, em geral, envolve diversos laços de repetição dentro de uma mesma etapa e também entre fases, até que um resultado útil seja alcançado. Como mostra a Figura 3.1, KDD envolve a aplicação de diferentes tecnologias que devem ser adequadamente escolhidas dependendo do problema em questão.

3.3. Aplicação de KDD no sistema de monitoramento

Nesta seção será apresentada a maneira como o processo de KDD foi utilizado no trabalho realizado para esta dissertação.

O processo de seleção dos dados foi realizado com ajuda da equipe de engenheiros da Usina de Itaipu, que inicialmente forneceu dados das leituras dos instrumentos desde o ano de 2000, porém, nem todos os dados fornecidos foram utilizados, pois o estudo estava focado especificamente nos instrumentos do bloco chave A-15.

Após selecionar apenas os dados das leituras dos instrumentos necessários, foi dado início ao processo de pré-processamento. Para os dados faltantes foi utilizado o método de interpolação por *Spline* Cúbica, que basicamente cria pontos (valores) interpolados que foram utilizados para preencher as lacunas dos dados faltantes. A Figura 3.2 ilustra a um exemplo de como é o funcionamento da *Spline* cúbica.

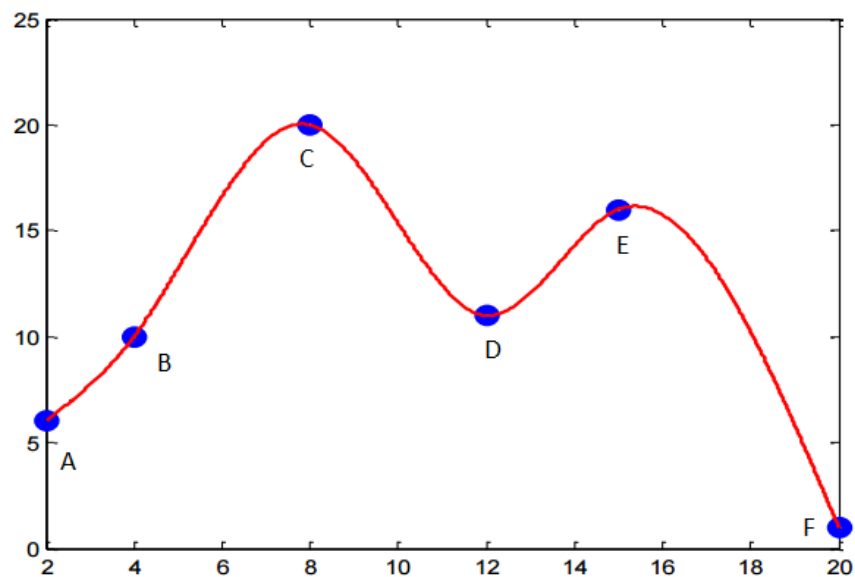


Figura 3.2 Exemplo do uso de *Spline* Cúbica

Na Figura 3.2, o ponto A representa o último valor não faltante conhecido e o ponto F o primeiro valor não faltante após, o dado ou os dados que precisam ser completados. O cálculo dos valores interpolados foi criado usando a função *splin* do MatLab. Os valores interpolados representados no exemplo pelos pontos B, C, D e E, foram utilizados para substituir os dados faltantes.

Outra operação necessária foi a padronização dos dados, pois os instrumentos não possuem um padrão no intervalo de tempo em que são lidos, fazendo com que os valores das leituras não possam ser processados devido a sua incompatibilidade, também devido ao fato das leituras apresentarem muitos valores repetidos para uma mesma data. A padronização feita usou o método trivial que consiste em subtrair o valor pela média dos valores de cada instrumento e subtraindo pelo respectivo desvio padrão.

A transformação ocorreu pela Análise Fatorial, uma técnica da estatística destinada a representar um processo aleatório multivariado por meio da criação de novas variáveis,

derivadas das variáveis originais e, geralmente, em menor número. A aplicação da Análise Fatorial permitiu agrupar os instrumentos pela sua correlação, ou seja, alguns instrumentos têm alta correlação, pois podem monitorar uma mesma anomalia. Após a aplicação desta técnica, foram criados fatores que agrupavam instrumentos correlacionados. A Análise Fatorial fornece como resultado, além dos fatores, os valores dos coeficientes fatoriais, essenciais na geração dos escores fatoriais que representam o valor de cada um dos fatores.

A seguir será apresentado um exemplo, com dados, de como a transformação dos dados foi realizada. O software utilizado para fazer a Análise Fatorial e consequente obtenção dos resultados foi o *statistica*, desenvolvido pela empresa *StatSoft*. Na ocasião do desenvolvimento deste trabalho estava na versão 12.

Os dados foram obtidos dos instrumentos instalados no bloco A-15 da usina de ITAIPU. A Tabela 3.1 apresenta estes dados.

Tabela 3.1. Leituras de instrumentos de bloco chave da barragem de ITAIPU

mês/ano	Pêndulo	Extensômetro	Inclinômetro	Piezômetro
jan/2000	-1,75	0,785	-1,15	199,45
fev/2000	-1,4	0,8	-1,7	199,9
mar/2000	-1,3	0,79	-2	200,65
abr/2000	-0,7	0,79	-2,3	201,05
mai/2000	0,4	0,78	-3,7	200,93
jun/2000	0,7	0,78	-3,6	201,6
jul/2000	1,25	0,78	-4,4	202,29
ago/2000	0,5	0,79	-2,6	202,2
set/2000	0,6	0,78	-2,9	202,775
out/2000	-0,8	0,8	-1,5	202,25
nov/2000	-0,9	0,8	-2	201,025
dez/2000	-1,2	0,78	-1,9	200,425
jan/2001	-1,4	0,79	-1,7	200,37
fev/2001	-1,2	0,8	-1,9	200,51
mar/2001	-1,2	0,8	-2	200,075
abr/2001	-0,5	0,8	-2,5	200,23
mai/2001	0,7	0,79	-3,7	200,09

Tabela 3.1. Leituras de instrumentos de bloco chave da barragem de ITAIPU, Continuação.

mês/ano	Pêndulo	Extensômetro	Inclinômetro	Piezômetro
jun/2001	0,5	0,8	-3,1	200,475
jul/2001	0,5	0,8	-2,8	201,21
ago/2001	0,1	0,8	-2,3	200,625
set/2001	0,1	0,8	-2,8	201,1
out/2001	-0,6	0,81	-1,6	201,17
nov/2001	-1	0,8	-1,6	200,125
dez/2001	-1,3	0,8	-1,6	199,28
jan/2002	-1,7	0,8	-1,6	200,01
fev/2002	-1,2	0,8	-1,8	200,05
mar/2002	-1,4	0,78	-1,5	200,05
abr/2002	-0,8	0,79	-2,3	200,05
mai/2002	0	0,76	-3,6	199,925
jun/2002	0,4	0,77	-3,9	200,283
jul/2002	0,7	0,75	-3,9	200,41
ago/2002	0,1	0,77	-2,7	200,45
set/2002	0,4	0,8	-3,3	201,07
out/2002	-0,6	0,77	-2,1	200,425
nov/2002	-0,4	0,76	-2,4	200,625
dez/2002	-1,2	0,76	-2,1	200,18

Com os dados das leituras obtém-se a matriz de covariância, que como definida por Milone (2006), a covariância ou variância conjunta, é uma medida do grau de interdependência numérica entre duas variáveis aleatórias. Assim, variáveis independentes tem covariância igual a zero.

Em teoria da probabilidade ou estatística, a covariância entre duas variáveis aleatórias reais X e Y , com valores esperados $E(X) = \mu_x$ e $E(Y) = \mu_y$ é definida como uma medida de como duas variáveis varia conjuntamente:

$$(X, Y) = E[(X - \mu_x)(Y - \mu_y)] \quad (3.1)$$

Onde E é o operador do valor esperado.

A matriz de covariância é apresentada na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 Matriz de Covariância dos dados da Tabela 3.1

0,694861	-0,00327	-0,62359	0,370205
-0,00327	0,000217	0,005352	0,000513
-0,62359	0,005352	0,692058	-0,22191
0,370205	0,000513	-0,22191	0,613137

A partir da Matriz de covariância é possível criar a matriz de correlação que permite uma análise mais clara das informações.

A matriz de correlação é obtida usando a expressão:

$$P(x, y) = E\left[\left(\frac{X-E(X)}{\sigma_X}\right)\left(\frac{Y-E(Y)}{\sigma_Y}\right)\right] \quad (3.2)$$

A Tabela 3.3 apresenta os valores da matriz de correlação.

Tabela 3.3. Matriz de Correlação dos dados da Tabela 3.1

1,000	-0,266	-0,899	0,567
-0,266	1,000	0,436	0,044
-0,899	0,436	1,000	-0,341
0,567	0,044	-0,341	1,000

Analisando a matriz de correlação é possível observar que os elementos da diagonal principal são todos iguais a um, isto se deve ao fato destes elementos se tratarem da correlação de um instrumento com ele mesmo, além disso, a matriz de correlação é simétrica.

O que é possível concluir com a matriz de correlação é que a relação do primeiro instrumento com o segundo é muito baixa, pois os valores de X_{11} representando o primeiro instrumento e X_{12} representando o segundo são muito distantes, o que indica não haver quase relação entre eles, isto pode ser comprovado observando a Tabela 3.1, observando os valores das leituras do primeiro instrumento, o pêndulo, com o segundo, o extensômetro. Em

contrapartida, observando os valores na matriz de correlação das posições X_{11} e X_{13} , são valores que, em módulo, são próximos, indicando uma alta correlação, o sinal indica que a correlação é inversamente proporcional, ou seja, enquanto um aumenta o outro diminui.

O passo seguinte é obter os autovalores e autovetores a partir da matriz de correlação. Em Apostol (1969), é definido que autovalores e autovetores são conceitos importantes de matemática, com aplicações práticas em áreas diversificadas como mecânica quântica, processamento de imagens, análise de vibrações, mecânica dos sólidos e da estatística. Na definição matemática, consideram-se transformações lineares:

$$T:V \rightarrow V \quad (3.3)$$

Onde V é um espaço vetorial qualquer.

Um vetor não nulo v em V é dito um autovetor de T se existe um número real λ tal que:

$$T(v) = \lambda v \quad (3.4)$$

O escalar λ é denominado um autovalor de T associado a v . Pode-se concluir que v e $T(v)$ são paralelos.

Os valores gerados para autovalores e autovetores são apresentados nas tabelas 3.4 e 3.5.

Tabela 3.4. Autovetores dos dados da Tabela 3.1

0,7191	-0,2869	0,1213	0,6212
-0,0946	-0,566	0,7617	-0,3007
0,662	0,4165	0,1533	-0,604
-0,1889	0,651	0,6177	0,3987

Tabela 3.5. Autovalores dos dados da Tabela 3.1

0,0585	0,4937	1,081	2,3668
--------	--------	--------------	---------------

A Análise Fatorial por Componentes Principais da matriz de covariância S ou de Correlação R é especificada em termos de seus pares de autovalor/autovetor $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2)$,

... ,(e_p , e_m) onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_p \geq 0$. Seja $m < p$ o número de fatores comuns extraídos. A matriz dos pesos estimados p_{ij} é dada por:

$$P = [\sqrt{\lambda_1}e_1 \sqrt{\lambda_2}e_2 \dots \sqrt{\lambda_p}e_m] \quad (3.5)$$

Para determinar o número de fatores (m), é adotado o critério de Kaiser (1958) que sugere utilizar os fatores com autovalores iguais ou superiores a um.

Na Tabela 3.6 é possível observar a tabela de pesos com os dois fatores obtidos.

Tabela 3.6. Matriz de pesos dos dados da Tabela 3.1

	Fator 1	Fator 2
Pêndulo	0,955679	0,126117005
Extensômetro	-0,46261	0,791948248
Inclinômetro	-0,92922	0,159387773
Piezômetro	0,613376	0,642229793

Observando a Tabela 3.6 nota-se que o pêndulo está associado ao Fator 1, já o extensômetro, piezômetro e inclinômetro, estão associados ao Fator 2, no entanto, o piezômetro também poderia estar associado ao Fator 1, pelo fato do valor correspondente ao seu peso, nos fatores, ser muito semelhante.

Para facilitar a interpretação dos fatores, é recomendável a aplicação do método de rotação Varimax apresentada em Kaiser (1958), que sugere uma medida analítica conhecida como critério Varimax que consiste em obter uma estrutura para os pesos tal que cada variável tenha peso alto em um único fator e pesos baixos ou moderados nos demais fatores. Após a aplicação do método é obtida a matriz apresentada na Tabela 3.7.

Tabela 3.7. Matriz de Fatores dos dados da Tabela 3.1, após a rotação Varimax

	Fator1	Fator 2
Pendulo	0,902965	-0,340043
Extensômetro	-0,0218097	0,92164
Inclinômetro	0,846973	0,262461
Piezômetro	-0,747851	0,574405

Na matriz dos pesos rotacionados, a primeira coluna representa o Fator 1 e a segunda coluna representa o Fator 2. Para melhorar a explicação, o Fator 1 pode ser compreendido como a anomalia Recalque Diferencial e a combinação do Fator 1 com o Fator 2, pode fornecer informações sobre a anomalia Escorregamento, a associação foi feita baseada na Figura 3.

Cada instrumento de estudo está associado com uma das colunas da matriz dos fatores rotacionada. Assim, o pêndulo, inclinômetro e o piezômetro estão associados ao Fator 1 e o extensômetro está associado ao Fator 2. Esta associação é feita baseada nos mais altos valores de cada fator.

Seguindo o processo, a próxima etapa consiste em mineração de dados que utiliza os resultados obtidos da Análise Fatorial e cruzamento das informações para buscar resultados que normalmente não são possíveis de serem obtidos usando técnicas triviais de pesquisa, os resultados obtidos são apresentadas a seguir.

A Figura 3.3 ilustra a associação dos fatores com as anomalias baseado na literatura e na Figura 2.1. Para que o recalque diferencial ocorra, é necessária uma mudança de comportamento nos instrumentos associados ao Fator 1, e, para que o escorregamento ocorra é necessário que haja mudança de comportamento nos instrumentos associados nos Fatores 1 e também no Fator 2s.

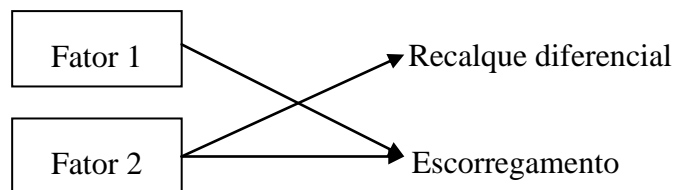


Figura 3.3. Relação entre anomalia e Fatores

3.4 Considerações finais

Neste Capítulo foi possível entender um pouco sobre a Análise Fatorial e seu uso neste trabalho. Também foi possível conhecer a associação realizada entre os Fatores e as Anomalias. Como conclusão desta etapa foi obtido um conhecimento que a literatura, atualmente, não prevê, que é o fato do inclinômetro como um instrumento associado ao escorregamento. Porém, pelo fato deste instrumento estar associado ao Fator 1, indica que há também uma relação entre eles. Esta relação descoberta é exclusiva para o caso apresentado e depende principalmente de condições climáticas, geometria da estrutura e geologia.

Capítulo 4

Determinação de Modos de Falha e Regiões Críticas

Neste Capítulo será apresentado a técnica utilizada para conhecer os Modos de Falha e também como leituras de instrumentos podem ser classificado como BC, caso sua leitura não pertença a RC, ou classificado como MC, caso sua leitura pertença a RC. Para isto ser possível foi desenvolvido um algoritmo com o objetivo fornecer de forma gráfica as RCs. O algoritmo deste trabalho foi desenvolvido usando o MatLab versão 10. O MatLab ou *Matrix Laboratory* é um software interativo de alta performance voltado para o cálculo numérico, desenvolvido pela empresa MathWorks.

4.1. Determinação de modos de falha

A determinação dos modos de falhas que a estrutura pode sofrer é o que permite o monitoramento, pois só após essa constatação o modelo matemático poderá ser formulado.

Segundo Moses (1982), a determinação de todos os modos de falha em um sistema estrutural é inviável, por esse motivo nesse trabalho é proposto outro enfoque, que considera como falha qualquer comportamento que esteja fora do que é normalmente registrado. Para isso define-se um intervalo denominado mudança de comportamento e denotado por MC.

Esse intervalo permite a determinação de regiões críticas que serão encontradas através de simulações das leituras dos instrumentos relacionados com uma determinada anomalia, gerando, através das análises anteriores, escores fatoriais capazes de monitorá-las.

É assumido que todos escores fatoriais são variáveis aleatórias normais padrão, e são independentes entre si, graças à Análise Fatorial. Além disso, eles são combinações lineares do produto do vetor das leituras dos instrumentos padronizados com a matriz dos coeficientes fatoriais, e cada escore fatorial está influenciado por alguns instrumentos, que são altamente correlacionados. A ideia é dentre os instrumentos que estão encarregados em identificar uma mesma anomalia, verificar em quais fatores eles possuem maior contribuição. Realiza-se essa

associação dos instrumentos com as anomalias a partir do apresentado em Jaime (2006) e pelo que foi sugerido pelos profissionais em segurança de barragens de Itaipu.

Primeiramente determinam-se os intervalos MC dos n instrumentos altamente correlacionados. Para determinar esses intervalos é analisado o comportamento dos instrumentos ao longo dos anos. No início da construção, vários instrumentos foram instalados, e alguns limites de especificação de projeto foram definidos e gerados, utilizando normas técnicas e o método dos elementos finitos (BINACIONAL, 2003). No entanto, com o passar dos anos, alguns instrumentos já apontam valores fora desses intervalos, mesmo quando problemas estruturais não tenham sido detectados. Há também casos onde os limites de especificação de projeto estão muito longe das leituras registradas por alguns instrumentos, e talvez nunca essas leituras cheguem perto dos valores limites. Então surgem as seguintes perguntas. Primeiro, quando saber se leituras fora do intervalo de projeto podem provocar problemas estruturais, já que alguns instrumentos já passaram desses limites e nada de grave ocorreu? E para aqueles que estão longe de alcançarem esses limites, como confiar que valores menores que eles não podem provocar problemas estruturais mais sérios? Realmente é difícil de responder a essas perguntas antes que as anomalias aconteçam. Por esse motivo define-se o intervalo MC da seguinte forma. Para cada instrumento k existem limites de especificação de projeto $IP_k=(L_i, L_s)$ e utilizando os dados coletados entre Janeiro de 2012 a Dezembro 2013, pode-se obter um intervalo para média com 95% de confiança do instrumento k denominado de $IC_k=(l_i, l_s)$. Esse período é definido como período da média e foi escolhido pelo fato dos gráficos da maioria dos instrumentos apresentarem um comportamento muito semelhante, em outros períodos há uma mudança no comportamento das leituras, provocando mudanças nos gráficos. Esse período de tempo é sempre utilizado quando for calculado o intervalo de confiança da média para um instrumento k .

As figuras a seguir apresentam gráficos com limites de especificação de projetos, definidos no início da construção da barragem.

Estes Limites são utilizados para saber se a leitura indica uma mudança de comportamento, porém ao longo deste trabalho foi constatado que alguns instrumentos nunca atingiram o limite máximo ou o limite mínimo, pois tais limites dependem também de outros fatores como, por exemplo, a geologia, o clima e a topografia. Sendo assim os limites utilizados no trabalho tiveram que ser reajustados para adequar com a realidade atual da barragem de Itaipu.

Por esta razão para este trabalho a definição do intervalo de mudança de comportamento do instrumento k , foi definida como sendo:

$$MC_k = (\min\{l_i, L_i\} - k_1s, \max\{l_i, L_i\} - k_1s) \cup (\min\{l_i, L_i\} - k_2s, \max\{l_i, L_i\} - k_2s) \quad (4.1)$$

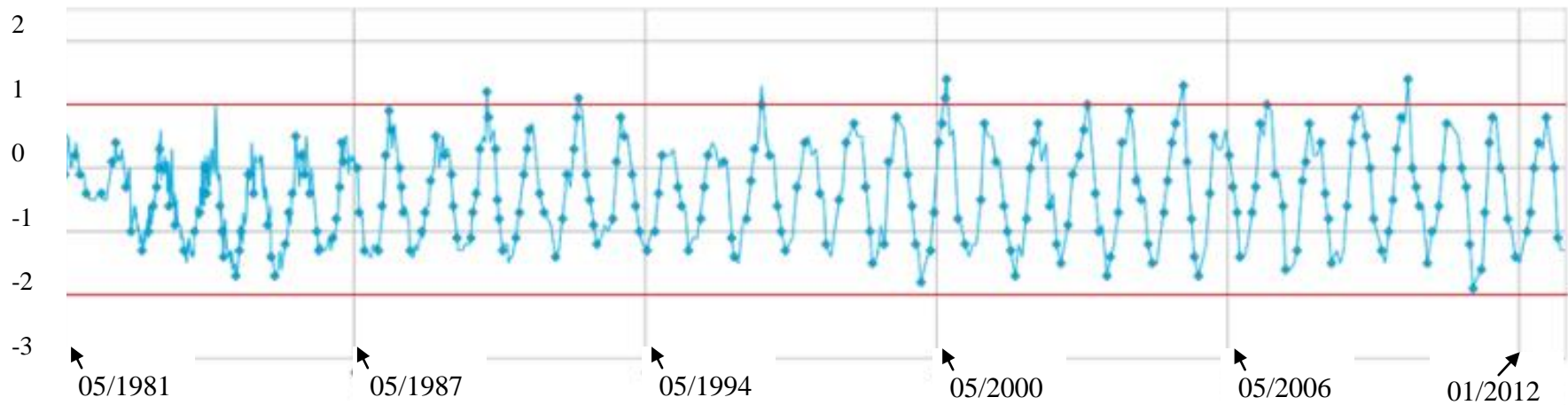


Figura 4.1. Gráfico com limites do pêndulo direto. Fonte: Maquete digital de Itaipu (2015)

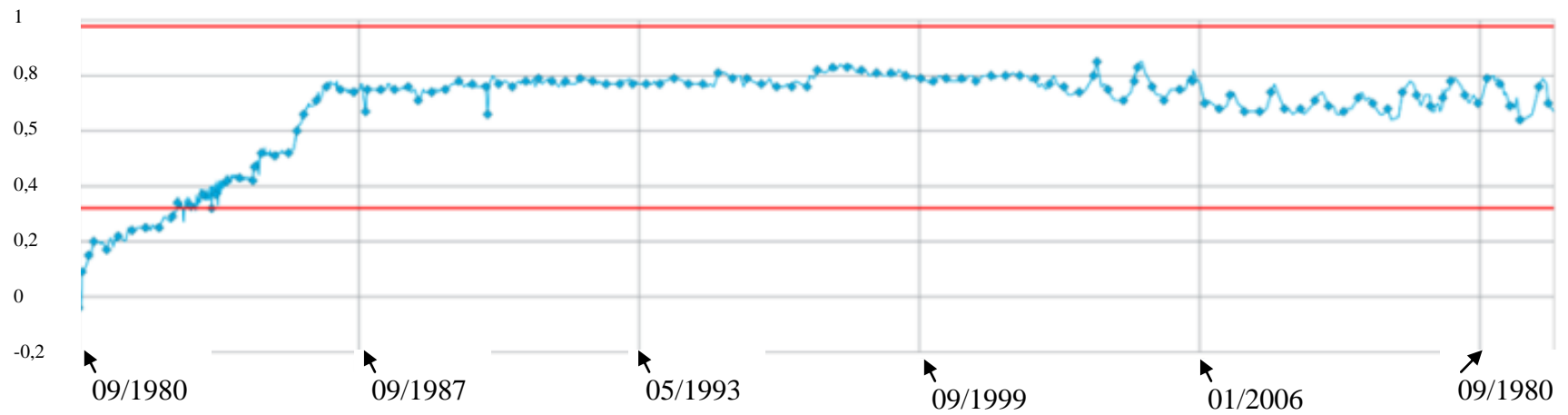


Figura 4.2. Gráfico com limites do extensômetro múltiplo. Fonte: Maquete digital de Itaipu (2015)

onde l_i e l_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, L_i e L_s são os limites inferior e superior de especificação de projeto, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são constantes, maiores ou iguais a zero, que garantam que o intervalo de mudança de comportamento possa gerar valores extremos já obtidos pelas leituras do instrumento k , mesmo que esses valores sejam raros de ocorrer e, valores distantes dos já registrados para o instrumento k .

O intervalo MC_k assim definido apresenta valores entre os limites de especificação de projeto e o intervalo de confiança da média, e, ele não sugere valores impossíveis de serem alcançados, mas que não são normalmente registrados. Por esse motivo recebe o nome de intervalo de mudança de comportamento. Valores obtidos dentro desse intervalo não sugerem um problema eminente, já que podem estar dentro dos limites de especificação de projeto ou de confiança, mas sugerem uma mudança no seu comportamento e podem servir como um aviso para um monitoramento mais detalhado.

Pode-se então definir o intervalo de bom comportamento do instrumento k , para os casos onde os instrumentos apresentam limites de especificação de projeto como sendo :

$$BC_k = (\max\{l_i, L_i\} - k_1s, \min\{l_i, L_i\} + k_2s) \quad (4.2)$$

onde l_i e l_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, L_i e L_s são os limites inferior e superior de especificação de projeto, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são as mesmas constantes que formaram o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k correspondente.

Nos casos onde os instrumentos k não apresentam limites de especificação de projeto definidos no momento da construção, define-se o intervalo de mudança de comportamento como sendo:

$$MC_k = ((l_i - k_1s) - s, l_i - k_1s) \cup (l_s + k_2s, (l_s + k_2s) + s) \quad (4.3)$$

onde l_i e l_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento k correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são constantes que garantem que o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k possa gerar valores extremos já obtidos pelas leituras de cada instrumento k , mesmo que esses valores sejam raros de ocorrer e, valores distantes dos já registrados para o instrumento k .

Para os casos onde os instrumentos l não possuem limites de especificação de projeto definidos no início da construção define-se o intervalo de bom comportamento como sendo:

$$BC_k = (l_i - k_1s, l_s + k_2s) \quad (4.4)$$

onde l_i e l_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 95% da média, respectivamente, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento correspondente ao mesmo período de tempo do intervalo de confiança da média, e, $\{k_1, k_2\}$ são as mesmas constantes que formam o intervalo de mudança de comportamento do instrumento k correspondente.

Não existe uma regra geral para a determinação dos valores de $\{k_1, k_2\}$, pois os mesmos dependem da característica de cada instrumento, de sua sazonalidade e principalmente do nível de sensibilidade que o proprietário da barragem desejar. Por exemplo, valores próximos de zero para essas constantes, fornecem uma sensibilidade maior, pois incluem valores já ocorridos nos últimos anos como uma mudança no comportamento. Já valores maiores podem não acusar um comportamento já ocorrido como anormal, mesmo que essa leitura tenha sido muito rara e mereça atenção.

Usando o algoritmo gerador de números aleatórios, desenvolvido no software Matlab, é possível gerar vetores de simulação das anomalias, que são possíveis de monitorar a partir do que foi apresentado pela Análise Fatorial. Por exemplo, se três instrumentos estão relacionados com certa anomalia, basta gerar leituras para esses instrumentos em seus respectivos intervalos MC, e para os demais instrumentos gerar leituras dentro dos intervalos BC obtidos através do intervalo de confiança(IC) de 95% da média, fazendo isso, é criado um vetor que simula essa anomalia.

É importante destacar, que essa geração por mais que seja aleatória deve seguir o seguinte princípio, se existem 3 instrumentos altamente relacionados com essa anomalia, então, antes é necessário verificar qual é o instrumento com maior influência no fator, essa informação é revelada pela Análise Fatorial. Além disso, a Análise Fatorial também revela qual é a correlação entre todos os instrumentos nesse estudo.

Assim, reordenam-se os instrumentos, de forma que todos aqueles relacionados com a anomalia fiquem nos primeiros lugares, e, o primeiro instrumento deve ser o que possui maior influência no fator. Dessa forma, quando for gerado o primeiro número aleatório para o primeiro instrumento, é verificado em qual dos conjuntos do intervalo MC ele pertence, visto que o intervalo MC é formado pela união de dois conjuntos. Se por exemplo, for gerado um número do intervalo esquerdo do conjunto MC, quando for gerado o próximo número aleatório para o próximo instrumento, deve ser verificado qual é a correlação do segundo instrumento com o primeiro. Se a correlação for positiva, este número aleatório deve estar do mesmo lado esquerdo do intervalo MC do segundo instrumento, caso contrário, ou seja, se a correlação for negativa, o número aleatório deve estar do lado direito do intervalo MC do segundo instrumento. Seguindo esse princípio para todos os instrumentos, mesmo aqueles que não têm relação com a anomalia, contudo, neste caso, deve ser verificado o lado esquerdo

e/ou direito do intervalo de bom comportamento (BC) de tais instrumentos, visto que, todos intervalos contém a média das leituras e podem ser escritos como a união de dois conjuntos, ou seja, $BC = (b_i, \bar{x}) \cup (\bar{x}, b_s)$, onde b_i e b_s são os limites inferior e superior do respectivo intervalo de bom comportamento e \bar{x} é a média amostral das leituras coletadas nos anos 2012 e 2013 dos respectivos instrumentos.

Esse processo tem a finalidade de respeitar o comportamento da estrutura, onde os instrumentos são altamente correlacionados. Dessa forma, é garantido um vetor de simulação condizente com a realidade. O algoritmo de geração do vetor de simulação e obtenção da região crítica para uma determinada anomalia é descrito como segue.

Considere certa anomalia i , e suponha que existam m instrumentos correlacionados com a anomalia i . Considere também que desses m instrumentos, um número $m' < m$ esteja altamente correlacionado com um fator j .

Os passos a seguir descrevem os passos seguidos pelo algoritmo para criar a matriz de dados simulados e apresentar o gráfico para posterior determinação das regiões críticas.

Passo 1. Ordenar os m instrumentos em ordem decrescente, isto é, de forma que o instrumento com maior influência no fator esteja em primeiro lugar no vetor de simulação e sucessivamente;

Passo 2. gerar um número aleatório para o primeiro instrumento no seu respectivo intervalo MC;

Passo 3. gerar números aleatórios para os instrumentos $2, \dots, m'$, dos seus respectivos intervalos MC, verificando suas correlações com o primeiro instrumento;

Passo 4. gerar os demais números aleatórios para os demais instrumentos, dentro dos seus respectivos intervalos de bom comportamento BC, verificando as correlações com o primeiro instrumento;

Passo 5. gerar o vetor de simulação, padronizando todas as entradas, subtraindo as respectivas médias, e dividindo pelos respectivos desvios padrão das medidas obtidas por cada instrumento;

Passo 6. multiplicar esse vetor pelo vetor de coeficientes fatoriais do fator j , some os resultados para obter o valor do escore fatorial correspondente E_{ij}

Passo 7. padronizar E_{ij} obtendo Z_{ij} , se necessário aplique antes a transformação em E_{ij} para torná-lo uma variável aleatória normal;

Passo 8. plotar Z_{ij} no eixo x , abaixo da curva normal padrão;

Passo 9. repetir esse processo para um número suficientemente grande de vezes.

Nesse algoritmo, E_{ij} representa o valor encontrado do escore fatorial k quando simulado a anomalia i , Z_{ij} é a transformação desse escore em variável normal padrão. Como o escore fatorial j é uma variável aleatória normal, e o valor Z_{ij} foi obtido simulando uma situação atípica, o valor obtido para ele se distanciará da média 0. Se for realizada essa simulação para um número suficientemente grande de vezes, então é obtido um número suficientemente grande de pontos no eixo x , que normalmente distanciarão da média, formando uma região em uma ou ambas as caldas da curva de Gauus, assim essas regiões são utilizadas para determinar a região crítica da anomalia i , monitorada a partir do fator j . A Figura 4.3, apresenta o fluxograma desse algoritmo.

4.2. Determinação das regiões críticas

A Região Crítica é a faixa de valores estipulados como sendo de MC e para determinar as regiões críticas, são analisados os pontos plotados no eixo x . Escolhe-se região onde eles se agrupem, ignorando um número de pontos fora dela, dependendo do percentual de acerto que se deseja. Se um percentual de 90% for satisfatório ao simular um número suficientemente grande de vetores, pode-se rejeitar 10% dos pontos que estejam distantes da região onde eles mais se agrupem, e para essa região, determinar um intervalo, considerando ele como um intervalo da reta real, mesmo sabendo que esse conjunto possui pontos discretos de simulações, porém, em 90% das vezes em que foi simulada aquela anomalia, os pontos se acumularam nesse intervalo.

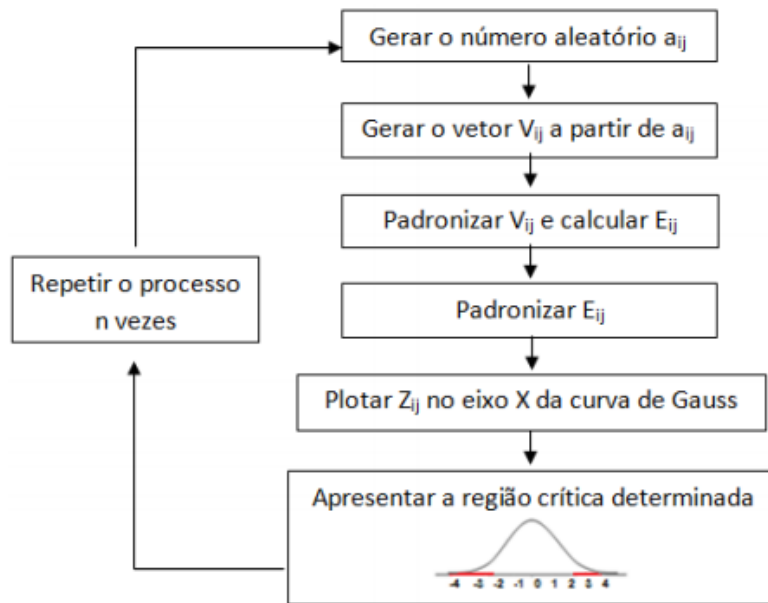


Figura 4.3. Fluxograma do algoritmo de determinação de modos de falha

Suponha que a Figura 4.4 (a), mostra a simulação de certa anomalia, nesse caso os pontos se concentram na calda direita da curva de Gauss, com a ocorrência de poucos pontos próximos da média. Nesse caso é ignorado os pontos próximos da média e determina-se a região crítica como sendo o intervalo formado por dois pontos de simulação de tal forma que a região onde os pontos mais se agruparam pertençam a esse intervalo.

A Figura 4.4 (b), o caso foi oposto ao anterior, pois os pontos se concentraram na cauda esquerda da curva de Gauss, e, de forma análoga define-se um intervalo da reta formada por dois pontos de simulação, de tal forma que a região onde os pontos se concentraram esteja contida nesse intervalo.

A Figura 4.4 (c), apresenta o caso onde uma anomalia foi simulada e houve concentração dos pontos nas duas caldas da curva de Gauss. Nesse caso rejeita-se um número pequeno de pontos próximos à média, e assume-se como região crítica a união dos intervalos que contenham as regiões onde os pontos mais se concentraram nas duas caldas da curva de Gauss.

Assim, coletadas as leituras dos instrumentos instalados em algum bloco chave de uma barragem de concreto, feita as transformações necessárias de tal forma que cada instrumento possua apenas um representante mensal, e, calculado os escores fatoriais que sejam capazes de monitorar as anomalias, pode-se verificar se os valores desses escores fatoriais pertencem a uma determinada região crítica dessas anomalias. Caso ocorra, é dito que existem indícios estatísticos para acreditar que essa anomalia pode estar ocorrendo.

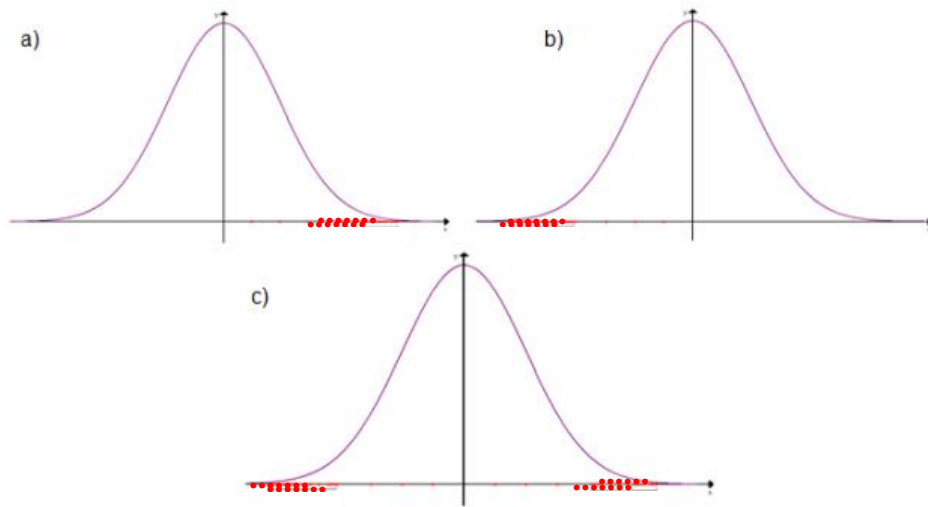


Figura 4.4. Representação das regiões críticas

4.3 Considerações finais

Conhecer os Modos de Falha e as Regiões Críticas foi essencial para o seguimento deste trabalho, pois, conhecer em quais situações as barragens podem apresentar problemas e também saber analisar as leituras dos instrumentos instalados é requisito necessário para que o modelo matemático, apresentado no capítulo seguinte, possa ser utilizado e apresentar dados confiáveis.

Capítulo 5

Modelo matemático para o caso geral

Neste capítulo será apresentado o modelo matemático utilizado pelo sistema. Este modelo foi apresentado como tese de doutorado em 2016 pelo professor Orlando Catarino da Silva da UNIOESTE Campus de Foz do Iguaçu, também publicado em Silva et al. (2016). O modelo matemático tem como objetivo informar se um evento de falha está ocorrendo ou se está na iminência de ocorrer.

5.1 Modelo matemático

Define-se o modelo matemático como função de desempenho que terá o objetivo de realizar o monitoramento de um bloco de concreto de uma barragem altamente instrumentada, onde os instrumentos são correlacionados.

Para o caso geral assumem-se algumas hipóteses:

1. A matriz de dados amostrais é proveniente de uma população normal multivariada;
2. A Análise Fatorial foi bem sucedida, garantindo uma explicação da variabilidade superior a 75%;
3. Todos os conjuntos de escores fatoriais possuem distribuição normal.

Supondo que existam n instrumentos instalados no bloco, e que, após a análise fatorial foram obtidos j fatores. Supondo também que os instrumentos instalados no bloco sejam capazes de monitorar i anomalias, e para cada anomalia exista um número $m \leq n$ instrumentos capazes de identificar i .

Se um único fator possuir os m instrumentos, com alta contribuição no fator, capazes de monitorar a anomalia i , então apenas esse fator será necessário para diagnosticar essa anomalia. Se existir $m \leq n$ instrumentos capazes de identificar a anomalia i , com esses instrumentos distribuídos em alguns fatores com alta contribuição, então todos esses fatores são necessários para monitorar i .

Assim, por exemplo, sejam as anomalias $i = \{1, 2\}$, tais que, todos os instrumentos capazes de monitorar a anomalia 1 estejam todos agrupados no fator 1, e, todos instrumentos

capazes de monitorar a anomalia 2 estejam agrupados em dois fatores, por exemplo, 2 e 3. Logo, para o primeiro caso, utiliza-se o algoritmo descrito na Figura 4.3, para fazer simulações com os instrumentos associados a anomalia 1, com valores do escore fatorial 1 no eixo x, obtém-se RC_{11} , definida como a região crítica da anomalia 1 monitorada a partir do fator 1. Para o caso da anomalia 2, utiliza-se o algoritmo apresentado na Figura 4.3, fazendo simulações com os instrumentos capazes de monitorar essa anomalia em ambos os fatores, obtendo RC_{22} e RC_{23} , definidas com região crítica da anomalia 2 a partir do fator 2 e região crítica da anomalia 2 a partir do fator 3.

Portanto, dado um vetor de leituras mensais dos instrumentos instalados no bloco de concreto, é dito que a anomalia 1 pode estar ocorrendo quando o valor do escore fatorial 1 pertencer a RC_{11} . E para o caso da anomalia 2, é dito que pode estar ocorrendo se o escore fatorial 2 pertencer a RC_{22} e o escore fatorial 3 pertencer a RC_{23} .

Considerando um bloco de uma barragem de concreto, onde foram determinadas as anomalias que os instrumentos são capazes de monitorar, e, onde as regiões críticas dessas anomalias já foram identificadas através do algoritmo descrito anteriormente, pode-se definir uma função de desempenho capaz de realizar o monitoramento, contudo, antes se deve definir:

1. G_i é a componente da função de desempenho que monitora a anomalia i ;
2. K_{ij} é um conjunto formado apenas pelos escores fatoriais k que se relacionam com a anomalia i .
3. K_i é o número de fatores relacionados com i menos um, ou seja, $k_i = \# \{K_{ij}\} - 1$;

Portanto, a função de desempenho, é definida como sendo $G(z)$, dada por:

$$G(Z) = \begin{cases} G_1(Z) = \lambda_{11}z_1 + \lambda_{12}z_2 + \dots + \lambda_{1j}z_j + k_1 \\ G_2(Z) = \lambda_{21}z_1 + \lambda_{22}z_2 + \dots + \lambda_{2j}z_j + k_2 \\ \vdots \\ G_i(Z) = \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i \end{cases} \quad (5.1)$$

Com

$$\begin{cases} \lambda_{ij} = 0 & j \notin K_{ij} \text{ ou } z_j \notin RC_{ij} \\ \text{se} \\ \lambda_{ij} = \frac{-1}{z_j} & z_j \in RC_{ij} \end{cases}$$

onde λ_{ij} representa o coeficiente da anomalia i do escore fatorial j , z_j representa o valor do escore fatorial j padronizado e RC_{ij} representa as regiões críticas definidas para a anomalia i a partir do escore fatorial j . Também λ_{ij} assume o valor 0 se o fator j não tiver influência sobre a anomalia i .

Note que o valor assumido pela constante λ_{ij} depende se o valor z_j pertence ou não a sua respectiva região crítica, que foi definida na seção anterior. Logo, dessa função tira-se as seguintes conclusões:

1. $G_i(Z) >= 0$ apenas quando nenhuma anomalia ocorreu;
2. $G_i(Z) <= 0$ para algum j quando uma ou mais anomalias ocorreram;
3. Os índices i indicam quais anomalias podem ser monitoradas pela função de desempenho e os índices j indicam quais fatores foram responsáveis pela ocorrência da anomalia, e, conseqüentemente quais instrumentos apresentaram valores fora de sua normalidade.

Obteve-se uma função de desempenho multivariada, onde cada componente da função é uma combinação linear de variáveis aleatórias normais padrão e, portanto também possui essa distribuição de probabilidade. Apesar dessa função não utilizar as variáveis físicas normalmente utilizadas na análise de confiabilidade para determinação da função de desempenho, ela preserva a condição de assumir valores menores que zero apenas quando ocorre uma ou mais anomalias. Para realizar o cálculo da probabilidade de falha de forma eficiente deve-se verificar as seguintes informações a respeito das variáveis aleatórias G_i .

1. Se os eventos G_i são dois a dois disjuntos;
2. Se os eventos G_i são todos independentes.

Se essas hipóteses forem comprovadas, o cálculo da probabilidade de falha não será uma tarefa complexa, caso contrário deve-se utilizar os conceitos da probabilidade condicional e sucessivas utilizações do cálculo de probabilidade de eventos não disjuntos sugerida por Hines (2006).

5.2 Probabilidade de falha

Pretende-se calcular a probabilidade de falha a partir da função de desempenho dada pela expressão 10. A ideia é utilizar os conceitos de probabilidade, probabilidade condicional e técnicas de confiabilidade estrutural conhecidas em cada componente da função de

desempenho. Assim, pode-se dizer que houve uma falha na estrutura quando existe i tal que $G_i < 0$. Logo,

$$P[G(\underline{Z}) < 0] = P \left[\bigcup_i G_i < 0 \right] \quad (5.2)$$

Note que o cálculo da probabilidade de falha de cada evento G_i pode ser realizado utilizando as técnicas simples de probabilidade, pois todas componentes G_i são combinações lineares de variáveis aleatórias normais padrão que são independentes entre si. No entanto, o cálculo da probabilidade de falha de todo sistema estrutural é complexa, pois exige o conhecimento da influência de cada evento G_i sobre os demais.

Portanto, a probabilidade de falha do sistema é dada pela probabilidade da união dos eventos de falha de cada componente da função de desempenho. Se as variáveis aleatórias G_i forem dois a dois disjuntas, então, essa probabilidade pode ser calculada como a soma das probabilidades de cada função G_i assumir valores menores que zero, caso contrário, deve-se usar a equação sugerida por Hines (2006).

A obtenção da probabilidade de falha do sistema estrutural proposto a partir da função 10 é o problema que se procura resolver nesse trabalho.

Logo, pode-se encontrar a probabilidade de falha de cada evento individualmente e supondo os eventos G_i independentes, pode-se encontrar uma estimativa da probabilidade de falha. Observe que para todo i as componentes da função 10 tem a forma:

$$G_i = \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i$$

Assim,

$$P[G_i < 0] = p[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i < 0] =$$

$$P[\lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j < -k_i] = P[z_1 \in RC_{i1} \cap z_2 \in RC_{i2} \cap \dots \cap z_j \in RC_{ij}]$$

Como os z_j são variáveis aleatórias normais padrão independentes entre si temos que

$$P[G_i < 0] = P[z_1 \in RC_{i1}] \cdot P[z_2 \in RC_{i2}] \cdot \dots \cdot P[z_j \in RC_{ij}]$$

Logo, para $RC_{nj} = (\inf_{nj}, \sup_{nj})$ com $n=1, \dots, i$ temos que

$$P[z_i \in RC_{ij}] = \int_{\inf_{ij}}^{\sup_{ij}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz,$$

e, portanto, a probabilidade de falha do evento G_i é dad por:

$$P[G_i < 0] = \int_{inf_{i1}}^{sup_{i1}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \int_{inf_{i2}}^{sup_{i2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \cdot \dots \cdot \int_{inf_{ij}}^{sup_{ij}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz.$$

Procedendo dessa forma para todos os eventos G_i , e, supondo os eventos independentes, encontra-se uma estimativa para a probabilidade de falha do bloco chave de concreto, dada por:

$$P[G(\underline{Z}) < 0] = P\left[\bigcup_{n=1}^i G_i < 0\right] = P[G_1 < 0] + P[G_2 < 0] + \dots + P[G_i < 0] \quad (5.3)$$

Concluindo, a probabilidade de falha existirá apenas e se todos os componentes da união dos eventos de falha de cada componente da função de desempenho ocorrer.

5.3 Considerações finais

A escolha deste Modelo Matemático como forma de analisar leituras foi devido ao fato de que os dados previamente processados coincidiam com os dados que este Modelo precisava para verificar sua eficiência. Todos os testes realizados, como apresentados no Capítulo seguinte, apresentaram dados corretos.

Capítulo 6

Aplicação do modelo matemático do caso geral.

Neste capítulo será apresentado como o processo de monitoramento, usando o modelo Matemático, foi aplicado. As etapas apresentadas iniciam na obtenção dos Fatores, resultantes da Análise Fatorial, até a os resultados gerados pelo algoritmo desenvolvido no software MatLab. Os dados utilizados foram obtidos dos instrumentos instalados no bloco A-15 da barragem de Itaipu.

6.1. Extração dos Fatores

Inicialmente aplicou-se a Análise Fatorial em uma matriz $M_{168 \times 50}$ contendo dados das leituras dos instrumentos, nesta matriz as linhas representam as leituras e as colunas os instrumentos.

O método adotado para obtenção dos coeficientes fatoriais foi o Método das Componentes Principais com rotação Varimax e aplicando o critério do mínimo autovalor, visto que esse método obteve uma maior porção da variância explicada, comparado com o método da Máxima Verossimilhança.

Foram obtidos nove fatores, entretanto, duas variáveis apresentaram comunalidades baixas, o que indica que elas não estão linearmente correlacionadas, e devido a isso uma nova análise foi realizada removendo essas variáveis. A nova análise foi realizada então em uma matriz $M_{168 \times 48}$ para reconfirmar adequação dos dados. Novamente todos os testes foram bem sucedidos.

Com a nova análise foi obtido uma variância explicada de 87, 30%, sem nenhuma variável com baixa comunalidade. Os escores fatoriais gerados a partir dos coeficientes fatoriais são utilizados para a determinação dos modos de falha e serão utilizados no cálculo da probabilidade de falha. As Matrizes com os Fatores e Escores Fatoriais são apresentadas nos Apêndices A e B. Os valores apresentados na cor vermelha no Apêndice A, representam os instrumentos que mais contribuem para cada Fator.

Após obter os fatores e gerar os escores fatoriais, foram obtidos nove escores fatoriais, que são as variáveis aleatórias que substituirão as originais, com pouca perda de informação. Essas novas variáveis aleatórias, de acordo com a teoria da Análise Fatorial, são independentes entre si, e, essa propriedade será de grande ajuda no cálculo da probabilidade de falha.

Para garantir que essas novas variáveis aleatórias obtidas sejam normais, aplica-se o teste estatístico conhecido como teste de Liliefors (1967), que é uma modificação do teste de Komolgorov - Smirnov, para o caso onde possui apenas a média e o desvio padrão da amostra

Analisando o Tabela 6.1, é possível observar que os escores fatoriais 4, 5 e 7 já possuíam a condição de normalidade, e para os escores 1 e 9 uma transformação foi realizada para garantir essa condição. Nesses casos o teste de Liliefors aceita a hipótese nula e confirma a condição normalidade dos dados. Já os escores 2, 3, 6 e 8 não são normais e não foram encontradas transformação para eles, logo os mesmos não serão utilizados no monitoramento da estrutura. Para a sequência do trabalho esses escores fatoriais são padronizados e utilizados.

Tabela 6.1 – Teste de *Liliefors*

Escores fatoriais	Transformação	Estimativas	Decisão do teste
1	$\sqrt{ x_i }$	$d = 0.05205, p > 0.20$	Normal
2	Não utilizável		
3	Não utilizável		
4	Não	$d = 0.05531, p > 0.20$	Normal
5	Não	$d = 0.05531, p > 0.20$	Normal
6	Não utilizável		
7	Não	$d = 0.03367, p > 0.20$	Normal
8	Não utilizável		
9	$\sqrt{ x_i }$	$d = 0.4487, p > 0.20$	Normal

6.2. Determinação dos modos de falha

Define-se o primeiro vetor de simulação da anomalia i a partir do fator j como sendo

$$V_{ij} = (a_{11}; a_{12}; \dots; a_{1k}; a_{1,k+1}; a_{1,k+2}; \dots; a_{1,n})$$

onde, a_{1n} é o primeiro número aleatório gerado para o instrumento n do seu respectivo intervalo MC e k é a quantidade de instrumentos altamente correlacionados com a anomalia i que pertencem ao fator j , a_{p+k} são os números aleatórios gerados dos intervalos BC, dos

instrumentos $p+k$ com $p = 1, \dots, n-k$ e sendo n o número total de instrumentos. Para que esse vetor de simulação seja eficiente para cada fator j que é utilizado, ele deve ser reordenado de forma a deixar os instrumentos principais nas primeiras entradas e os demais na sequência, e, além disso, a geração de todos os números aleatórios desse vetor depende das correlações com o primeiro número aleatório gerado.

O primeiro número aleatório é gerado do instrumento com maior representação no fator j que tenha influência com a anomalia i .

Na Análise Fatorial realizada foi obtida uma matriz com os coeficientes fatoriais, que são essenciais na geração dos escores fatoriais. Dessa matriz obtêm-se o vetor V_{cj} capaz de gerar o escore fatorial j , define-se agora o vetor

$$W = \begin{cases} \frac{a_{11} - \bar{x}_1}{s_1} \\ \frac{a_{12} - \bar{x}_2}{s_2} \\ \vdots \\ \frac{a_{1,k+1} - \bar{x}_{k+1}}{s_{k+1}} \\ \frac{a_{1,k+2} - \bar{x}_{k+2}}{s_{k+2}} \\ \vdots \\ \frac{a_{1n} - \bar{x}_n}{s_n} \end{cases}$$

como sendo o vetor de simulação padronizado, onde \bar{x}_n e s_n são, respectivamente, as médias e desvios padrão da amostra das variáveis aleatórias, desde Janeiro de 2000 a dezembro de 2013.

Para esse caso o vetor V_{cj} possui dimensões 48×1 . Fazendo $(V_{cj})_{1 \times 48}^t \cdot W_{48 \times 1}$ obtêm-se E_{1ij} , que é o primeiro valor do escore fatorial j quando simulada a anomalia i .

Nos casos onde houve uma transformação nos escores fatoriais aplica-se T_j em E_{1ij} , onde T_j é a transformação realizada no escore j , obtendo $T_j(E_{1ij})$, padronizando obtêm-se z_{1ij} , que é a primeira variável aleatória normal padrão gerada quando simulada a anomalia i a partir do fator k . Plotando z_{1ij} na curva normal, com média zero e variância um, obtêm-se um ponto no eixo y . Esse é o primeiro ponto da região crítica que é definida para anomalia i . Repetindo esse processo para um grande número de vezes obtêm-se esse número de pontos no eixo x . Como esses pontos são gerados simulando a mesma anomalia, eles se concentram em uma ou ambas as caudas da curva de Gauss, formando uma região.

As anomalias que se pretende monitorar e as regiões críticas para cada uma, são apresentadas nas próximas seções. Na sequência do trabalho, usa-se com frequência o vetor W_a , denominado vetor de amostras das leituras das medidas padronizadas dos instrumentos

instalados no bloco em certo mês, que se pretende verificar se houve ou não alguma anomalia na estrutura.

A função apresentada na Figura 6.1 tem com objetivo gerar os valores de leituras simulando a ocorrência das anomalias.

6.2.1 Escorregamentos e Subpressões

As forças horizontais mobilizam tensão de cisalhamento ao longo de uma superfície de baixa resistência ao cisalhamento, preferencialmente horizontal no corpo da barragem, em sua base ou em um plano de fraqueza da fundação. O resultado pode ser um deslizamento, ou seja, um deslocamento para jusante, Jaime (2006). O escorregamento de um bloco de uma barragem de concreto é quando há um movimento de abertura e deslizamento entre os blocos vizinhos, fazendo com que ele se movimente para uma determinada direção, no caso do bloco-chave A-15 esse movimento pode ocorrer na direção vertical oposta ao reservatório, quando as bases de alongâmetro que estão altamente correlacionados com o fator 1 apresentam resultados fora de seu estado normal de comportamento.

Como os escores fatoriais dos fatores 1 e 9, após a transformação assumem uma distribuição normal, pode-se monitorar dois tipos diferentes de escorregamento, o escorregamento na junta D e o escorregamento na brecha D. O escorregamento na junta D pode ocorrer quando existe uma mudança no comportamento das bases de alongametro instaladas no bloco-Chave A-15, em conjunto com uma subpressão detectada pelos piezômetros instalados na junta D. Do mesmo modo, um escorregamento na brecha D pode ocorrer, com uma mudança de comportamento das bases de alongametro em conjunto com uma subpressão detectada pelos piezômetros instalados na brecha D.

A subpressão na brecha D é quando os piezômetros instalados nessas regiões que se encontra a uma determinada profundidade apresentam valores fora da normalidade.

Esses instrumentos estão associados ao fator 9. No entanto, os instrumentos responsáveis em monitorar uma subpressão na junta D não estão fortemente associados com nenhum fator, e isso impede a detecção dessa anomalia.

Portanto, podem-se monitorar essas três anomalias, a primeira será o escorregamento na brecha D. Para determinar a região crítica dessa anomalia utiliza-se o algoritmo representado na figura 4.3. Simulações são criadas, onde apenas os instrumentos relacionados com o escorregamento e com a subpressão na brecha D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso é determinada a região crítica de anomalia 1 a partir do fator 1, $RC_{11} = (1, 7; 2, 3)$. A Figura 6.1 apresenta um gráfico gerado pelo algoritmos criado usando o MatLab, com a representação da RC do escorregamento na Brecha D.

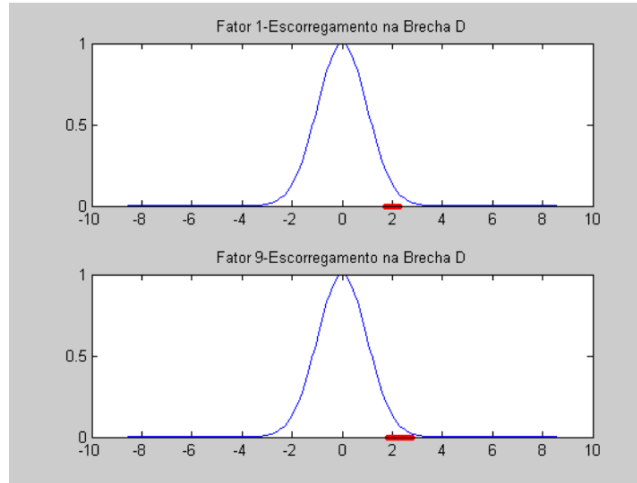


Figura 6.1 - Região crítica do Escorregamento na Brecha D

A segunda anomalia será a subpressão na Brecha D, que pode ocorrer sem que haja um escorregamento. Como os piezômetros que monitoram tal anomalia estão associados ao fator 9, utiliza-se o algoritmo descrito na Figura 4.3 e simulações são feitas apenas onde os instrumentos relacionados com a subpressão na brecha D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso é determinada a região crítica de anomalia 2 a partir do fator 9, $RC_{29} = (2, 15; 3, 13)$. A Figura 6.2 apresenta um gráfico com a região crítica.

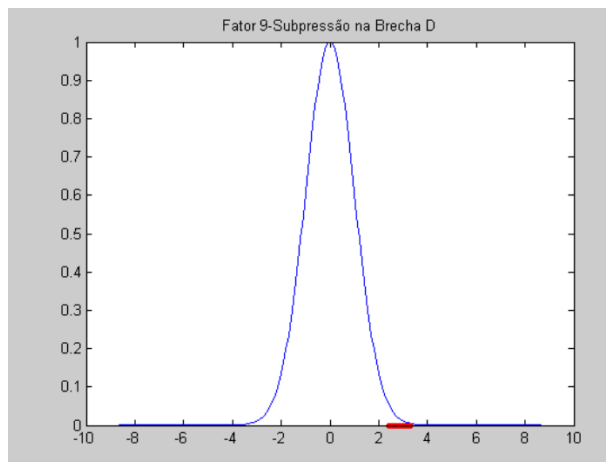


Figura 6.2- Região crítica da supressão na brecha D

A terceira anomalia será o escorregamento na junta D. Para determinar a região crítica dessa anomalia utiliza-se o algoritmo descrito na Figura 4.3, que realiza simulações onde apenas os instrumentos relacionados com o escorregamento e com a subpressão na junta D apresentam valores dentro dos intervalos MC , e nesse caso determina-se a região crítica de anomalia 3 a partir do fator 1, $RC_{31} = (2, 1; 2, 6)$. A Figura 6.3 apresenta a região crítica determinada.

Portanto, para realizar o monitoramento, dado um vetor W_a , definido anteriormente, é dito que essas anomalias podem ocorrer quando:

Escorregamento na brecha D.....se $z_1, z_9 \in RC_{11}, RC_{29}$

Subpressão na brecha D.....se $z_9 \in RC_{29}$

Escorregamento e Subpressão na junta D.....se $z_1 \in RC_{31}$

onde z_j é o valor do escore fatorial padronizado gerado a partir de W_a e do fator j , e RC_{ij} é a região crítica determinada da anomalia i a partir do escore fatorial j .

É possível observar que para ocorrer os escorregamentos é necessário que também ocorra a subpressão na região determinada, essa é uma condição necessária e está indicada figura 3, que tem a função de correlacionar os instrumentos com as anomalias. Já a subpressão pode ocorrer sem que haja um escorregamento.

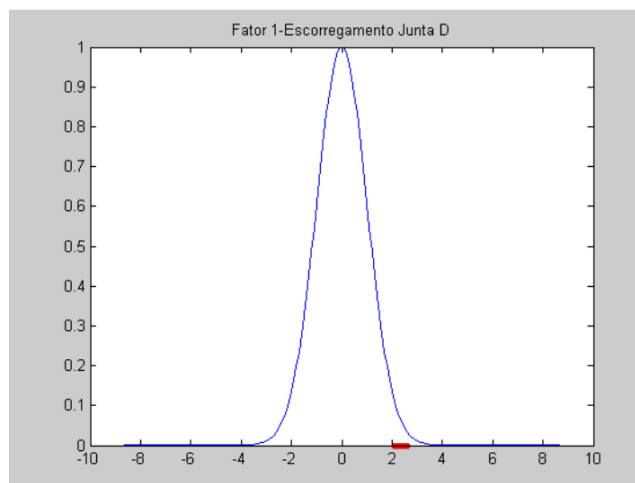


Figura 6.3 - Região crítica do escorregamento na junta D

6.2.2 Fluência

Nas estruturas de concreto massa, onde se têm grandes volumes de concreto, deve se ter especial preocupação com o estudo e controle da geração de calor, ocasionada da reação de hidratação do cimento. Esta geração de calor pode causar efeitos mecânicos que atingindo certos limites, pode levar a fissuração e posterior dano da estrutura. Somando se ao controle de geração de calor, deve-se ter atenção também a outro fenômeno mecânico causado pela acomodação dos agregados, através da ação constante de uma carga, chamado de fluência JAIME (2006).

Os instrumentos capazes de monitorar uma fluência são as rosetas de deformimêtro que estão altamente correlacionadas com os fatores 4, 5 e 7. Fazendo uso do algoritmo descrito na Figura 4.3 são realizadas simulações onde os valores desses instrumentos apresentam leituras dentro de seus respectivos intervalos MC, em todos os fatores envolvidos, após um número de simulações obtém as regiões críticas $RC_{44} = (-3, 7; -2, 9) \cup (2, 9; 3, 7)$, $RC_{45} = (-2, 9; -2, 1) \cup (2, 1; 2, 9)$ e $RC_{47} = (-2, 6; -1, 6) \cup (1, 6; 2, 6)$ denominada região crítica da anomalia 4 do fator j . A figura 6.4, apresenta as regiões críticas obtidas para essa anomalia.

Portanto, dado um vetor W_a é dito que pode estar ocorrendo uma Fluência quando ambas situações acontecem:

$$\begin{cases} Z_4 \in RC_{44} \\ Z_5 \in RC_{45} \\ Z_7 \in RC_{47} \end{cases}$$

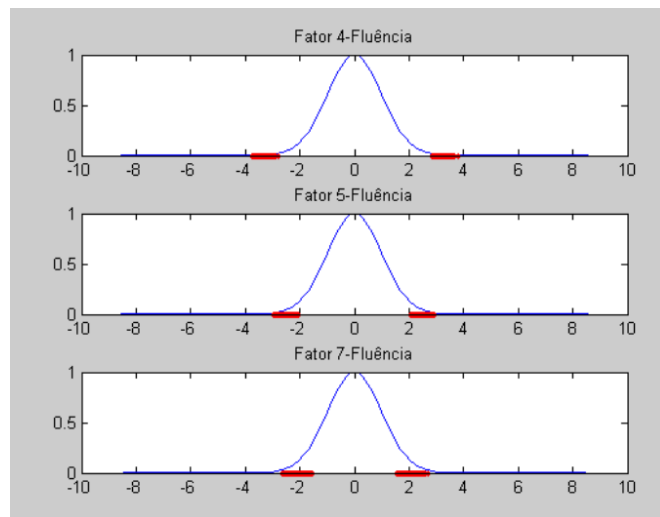


Figura 6.4 - Região crítica da fluência

6.2.3 Tombamento à jusante

A anomalia que pretende-se monitorar agora é o tombamento, que pode acontecer na direção da montante ou da jusante, como resultado das forças atuantes na estrutura.

O tombamento é o mecanismo de ruptura da barragem como um todo, tendendo a girar em torno de um ponto A . O tombamento é, no entanto, um mecanismo raro de ocorrer. Antes da ruptura por tombamento, desenvolvem-se esforços de tração e aumento de subpressão na rocha, à montante. Ocorrem, também, aumentos das tensões de compressão à jusante. As forças horizontais H estão presentes e o resultado é a ruptura por deslizamento antes da ocorrência do tombamento. A barragem desliza no seu contato inferior, ao invés de girar em

torno do ponto A. O mal desempenho da barragem é portanto de deslizamento, um problema que pode ser solucionado por injeções de cimento.

Para realizar esse monitoramento devem-se envolver todos os fatores que possuam os instrumentos que possam identificar um tombamento. De acordo com as funções e localidades dos instrumentos instalados nesse bloco, foram identificados os fatores que contribuem com essa tarefa, nesse caso, os fatores 1, 2, 3, 4, 5, 7, 8 e 9. No entanto, apenas os escores fatoriais 1, 4, 5, 7 e 9 são normais. Então, define-se como um possível estado de tombamento, quando todos esses fatores apresentarem a resultante dos seus escores fatoriais nas suas respectivas regiões críticas. As regiões críticas dos fatores são obtidas utilizando o algoritmo descrito na Figura 4.3 simulando valores para os instrumentos dentro de seus respectivos intervalos MC , para todos os escores fatoriais envolvidos.

A Figura 6.5 apresenta as regiões críticas $RC_{51} = (-2, 9; -1, 4)$, $RC_{54} = (-2, 2; -1, 5) \cup (1, 5; 2, 2)$, $RC_{55} = (-1, 6; -0, 7) \cup (0, 7; 1, 6)$, $RC_{57} = (-4, 7; -3, 7) \cup (3, 7; 4, 7)$ e $RC_{59} = (0, 3; 1, 4)$ obtidas. Portanto, dado um vetor W_a é dito que existe a possibilidade de ocorrer um tombamento quando ambas as situações acontecem:

$$\begin{cases} z_1 \in RC_{51} \\ z_4 \in RC_{54} \\ z_5 \in RC_{55} \\ z_7 \in RC_{57} \\ z_9 \in RC_{59} \end{cases}$$

Onde z_j é o valor do escore fatorial padronizado obtido a partir de W_a e do fator j .

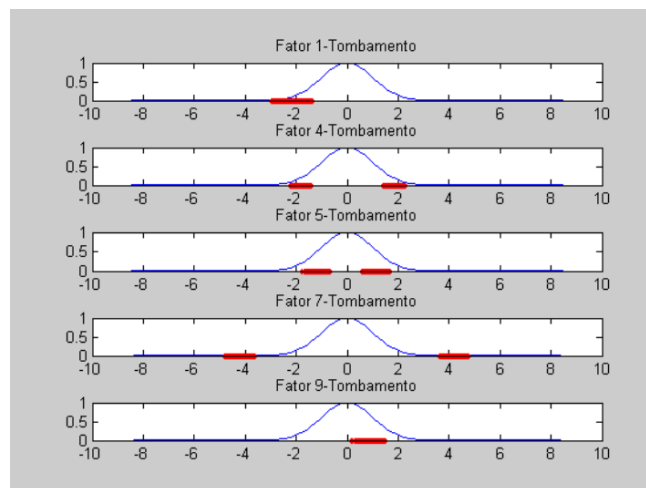


Figura 6.5 – Região crítica do tombamento à jusante

6.3 Modelo matemático

No modelo matemático apresentado em Silva et.al. (2016) define-se a função de desempenho que é capaz de monitorar toda a estrutura do bloco-chave A-15 da barragem de Itaipu.

Dado o vetor de amostra mensal padronizado

$$W_a = \begin{cases} \frac{X_1 - \bar{x}_1}{s_1} \\ \frac{X_2 - \bar{x}_2}{s_2} \\ \vdots \\ \frac{X_n - \bar{x}_n}{s_n} \end{cases}$$

onde \underline{X} é o vetor das médias mensais, \bar{x}_i e s_i são, respectivamente, a média e o desvio padrão da variável i , e a função

$$H_i(\underline{W}_a) = (V_{cj})_{1 \times n}^t \cdot \underline{W}_{a_{n \times 1}} = E_j \quad (6.1)$$

Onde $(V_{cj})_{1 \times n}^t$ é o vetor dos coeficientes fatoriais do fator j e E_j é o valor do escore fatorial correspondente ao mês do fator j com $j = 1, \dots, 9$ obtido através do vetor de amostra W_a .

Logo, utilizando as transformações T_j , quando necessário, responsáveis em transformar os escores fatoriais em variáveis aleatórias normais, e, utilizando apenas os escores fatoriais 1, 4, 5, 7 e 9 pode-se definir o seguinte vetor

$$T(\underline{E}) = (T_1(E_1), E_4, E_5, E_7, T_9(E_9)) \quad (6.2)$$

onde $T_j(E_j)$ é o valor que o escore fatorial do fator j assume após a transformação em variável normal. Padronizando $T(\underline{E})$ utilizando as médias e os desvios padrão dos escores fatoriais normalizados obtém-se o vetor $\underline{Z} = (z_1, z_4, z_5, z_7, z_9)$.

A Tabela 6.2 tem a função de facilitar a interpretação da função de desempenho que será definida a seguir.

Tabela 6.2 – Combinação de Fatores

Índice	Anomalia	Fatores Envolvidos	Regiões críticas
1	Escorregamento na brecha D	1,9	Figura 6.1
2	Subpressão na Brecha D	9	Figura 6.2
3	Escorregamento na Junta D	1	Figura 6.3
4	Fluência	4,5,7	Figura 6.4
5	Tombamento à Jusante	1,4,5,7,9	Figura 6.5

Portanto, a função de desempenho, é definida como sendo $G(\underline{Z})$, dada por:

$$G(\underline{Z}) = \begin{cases} G_1(\underline{Z}) = \lambda_{11}z_1 + \lambda_{19}z_9 + 1 \\ G_2(\underline{Z}) = \lambda_{29}z_9 \\ G_3(\underline{Z}) = \lambda_{31}z_1 \\ G_4(\underline{Z}) = \lambda_{44}z_4 + \lambda_{45}z_5 + \lambda_{47}z_7 + 2 \\ G_5(\underline{Z}) = \lambda_{51}z_1 + \lambda_{54}z_4 + \lambda_{55}z_5 + \lambda_{57}z_7 + \lambda_{59}z_9 + 4 \end{cases} \quad (6.31)$$

com

$$\begin{cases} \lambda_{ij} = \frac{-1}{z_j} \text{ se } z_j \in RC_{ij} \\ \lambda_{ij} = 0 \quad C/C \end{cases}$$

onde λ_{ij} representa o coeficiente da anomalia i do escore fatorial j , z_j representa o valor do escore fatorial gerado a partir do vetor de amostra padronizado W_a e do fator j e RC_{ij} representa as regiões críticas definidas para a anomalia i a partir do escore fatorial j . O valor assumido pela constante λ_{ij} depende se o valor z_j pertence ou não a sua respectiva região crítica. Logo, dessa função tiram-se as seguintes conclusões:

1. $G_i(\underline{Z}) \geq 0 \forall i = 1, \dots, 5$ apenas quando nenhuma anomalia ocorreu;
2. $G_i(\underline{Z}) < 0$ para *algum* $i = 1, \dots, 5$ quando uma ou mais anomalias ocorreram;
3. Os índices $i=1, \dots, 5$ indicam quais anomalias podem ser monitoradas pela função de desempenho e os índices $j=1, \dots, 9$ indicam quais fatores foram responsáveis pela ocorrência, e conseqüentemente, quais instrumentos apresentaram valores fora de sua normalidade.

Segundo Silva (2016), ao obter uma função de desempenho multivariada, onde cada componente da função é uma combinação linear de variáveis aleatórias normais padrão e,

portanto também possui essa distribuição de probabilidade. Essa função é capaz de diagnosticar quando uma das anomalias descritas no Quadro 6.1 pode estar ocorrendo, ou na eminência de ocorrer, basta que alguma das componentes dessa função assuma um valor menor que zero.

Para os casos onde nem todos os escores fatoriais podem ser transformados em variáveis normais, a função de desempenho, pode dar uma previsão de quando uma dessas anomalias podem estar ocorrendo, e, obtiver uma estimativa da probabilidade de falha de cada anomalia.

Um detalhamento matemático pode ser obtido em Silva (2016) onde são apresentados casos de uso do modelo matemático com dados de leituras dos instrumentos da barragem de Itaipu.

Para o caso onde as componentes G_i não necessitam de todos os fatores para seu monitoramento, o cálculo da probabilidade de falha é simplificado, utilizando apenas as regiões críticas correspondentes.

Portanto, após analisar as regiões críticas RC_{ij} é possível determinar os intervalos $RC_{ij} = [inf_{ij}, sup_{ij}]$ e é possível efetuar o cálculo de uma estimativa da probabilidade de falha de cada componente da função de desempenho. O Quadro 6.2 apresenta os intervalos relacionados a cada região crítica das anomalias monitoradas.

Tabela 6.3– Intervalos relacionados às regiões críticas

Índice	Anomalia	Regiões críticas
1	Escorregamento na Brecha D	$(1,7; 2,3) \cap (2,15; 3,13)$
2	Subpressão na Brecha D	$(2,15; 3,13)$
3	Escorregamento na Junta D	$(2,1; 2,6)$
5	Fluência	$[(-3,7; -2,9) \cup (2,9; 3,7)] \cap$ $[(-2,9; -2,1) \cup (2,1; 2,9)] \cap$ $[(-2,6; -1,6) \cup (1,6; 2,6)]$
6	Tombamento à Jusante	$(-2,9; -1,4) \cap$ $[(-2,2; -1,5) \cup (1,5; 2,2)] \cap$ $[(-1,6; -0,7) \cup (0,7; 1,6)] \cap$ $[(-4,7; -3,7) \cup (3,7; 4,7)] \cap$ $(0,3; 1,4)$

6.4 Validação do Modelo Matemático

Nesta sessão é apresentado um teste para verificar a eficiência da função de desempenho. Para tanto são gerada cinco matrizes $M_{500 \times 48}^i$, onde cada matriz apresenta 500 vetores com dados simulando uma determinada anomalia i . O método de geração dos dados simulados levam em consideração os instrumentos relacionados com cada anomalia, seus intervalos de mudança de comportamento e o instrumento de maior importância no fator.

Utiliza-se também nesse processo de validação uma matriz $R_{21 \times 48}$ com dados reais, a dimensão dessa matriz não é igual as demais matrizes pelo fato de depender das leituras realizadas dos instrumentos a partir do ano de 2014 até Setembro de 2015.

O objetivo é verificar a porcentagem de acertos do modelo matemático, para isso, é realizado o cálculo dos escores fatoriais para cada vetor de cada matriz que simule uma determinada anomalia. E, após, aplica-se os escores correspondentes na função de desempenho, verificando quais componentes dessa função apresentam valores menores que zero, o que caracteriza uma determinada anomalia. No caso da matriz com dados reais, é verificado se o modelo acusou alguma anomalia em algum determinado mês, caso isso ocorra é verificado se os instrumentos correspondentes àquela anomalia apresentaram dados em seus respectivos intervalos de mudança de comportamento, isso justificaria o fato de tal anomalia ser detectada. Utiliza-se também uma matriz $RM_{21 \times 48}$ com dados reais onde algumas linhas foram modificadas a fim de provocarem uma anomalia.

As tabelas 6.1, 6.2 e 6.3 apresentam os resultados obtidos pelo modelo matemático.

Na primeira linha da Tabela 6.4 estão os resultados referentes a anomalia Escorregamento na Brecha D. Observe que após 500 simulações a função de desempenho diagnosticou 423 vezes essa anomalia, no entanto, em 77 vezes a função não conseguiu monitorá-la e indicou valores maiores que zero para a componente G_1 . É possível observar também que em 359 e 33 vezes a função de desempenho indicou a ocorrência de outras anomalias, respectivamente para $j = 2$ e $j = 3$. No caso de $j = 2$ foi indicado uma Subpressão na Brecha D. Esse fato não se caracteriza um erro, pois de acordo com a literatura, para que um escorregamento ocorra em uma determinada região é necessário que ocorra uma subpressão nessa região, além disso, os instrumentos responsáveis no monitoramento de subpressões nessa região, também são responsáveis em monitorar um escorregamento.

No caso de $j = 3$, a função de desempenho indicou a ocorrência de um escorregamento na Junta D, isso pode ser justificado pelo fato dos instrumentos conhecidos como bases de alongâmetro serem responsáveis em monitorar tanto o escorregamento na Brecha D quanto o escorregamento na Junta D, a única alteração que ocorre entre essas anomalias são os diferentes piezômetros que são utilizados nesse monitoramento. Portanto, pode-se considerar

normal quando a função de desempenho acusar essas duas anomalias quando um escorregamento na Brecha D ocorrer. Para esse caso obteve-se 84,6% de acertos.

A segunda linha apresenta os resultados referentes a Subpressão na Brecha D, para esse caso a função de desempenho conseguiu diagnosticar 499 vezes a ocorrência dessa anomalia, e em apenas uma vez ela não conseguiu identificá-la, isso garantiu um percentual de acerto de 99,8%. Nesse caso não foi diagnosticada a ocorrência de outra anomalia.

Na terceira linha estão os resultados referentes a um Escorregamento na Junta D. Nesse caso a função de desempenho conseguiu diagnosticar em 495 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 5 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 99% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Na quarta linha estão os resultados referentes a Fluência. A função de desempenho conseguiu diagnosticar em 493 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 7 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 98,6% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Na quinta linha estão os resultados referentes a um tombamento à Jusante. Nesse caso, a função de desempenho conseguiu diagnosticar em 472 vezes a ocorrência dessa anomalia, mas em 28 vezes não identificou essa ocorrência. Para esse caso obteve-se 94,4% de acertos. Não houve a identificação de outra anomalia.

Portanto, para validação do modelo matemático a partir de dados simulados, os resultados são considerados satisfatórios, pois em todos os casos foi obtido um desempenho superior a 80%.

Tabela 6.4 Validação do modelo matemático com dados simulados

Anomalias	Simulações	$G_i < 0$	$G_i > 0$	$G_i < 0, j \neq i$	%Erro	%acerto
1- Escorregamento na brecha D	500	423	77	j=2;359 j=3;33	15,4	84,6
2- Subpressão na brecha D	500	499	1	0	0,2	99,8
3- Escorregamento na junta D	500	495	5	0	1	99
4- Fluência	500	493	7	0	1,4	98,6
5- Tombamento	500	472	28	0	5,6	94,4

A Tabela 6.4 apresenta os resultados referentes aos dados reais, que foram coletados e padronizados a partir de Janeiro de 2014 até setembro de 2015. O objetivo dessa análise é verificar se nesse período houve a ocorrência de alguma anomalia possível de ser monitorada pela função de desempenho, e, se essa função foi capaz de identificá-la.

Ao analisar a Tabela 6.5 é possível observar que no período de Janeiro de 2014 a setembro de 2015 a função de desempenho constatou apenas a ocorrência de uma das anomalias apresentadas no Quadro 6.2. A anomalia diagnosticada foi uma subpressão na Brecha D, e, ocorreu em Março de 2014. De acordo com a metodologia aplicada nesse trabalho, para que essa anomalia ocorra é necessário que ocorra uma mudança no comportamento dos instrumentos conhecidos como piezômetros que estão instalados na Brecha D. Verificando o vetor que apresenta as médias das leituras mensais correspondentes ao mês de Março de 2014, comprovou-se que nesse mês de fato houve uma mudança de comportamento nas leituras desses instrumentos, o que justifica a identificação dessa anomalia pela função de desempenho. Segundo Jaime (2006), problemas com subpressões podem ser facilmente resolvidos com a desobstrução de drenos no concreto.

Cada linha da matriz $R_{21 \times 48}$ corresponde a um vetor que apresenta o comportamento do bloco chave em um determinado mês. Ficou constatado que em apenas um mês ocorreu uma determinada combinação de leituras fora da normalidade, o que justifica os resultados apresentados pelo modelo.

Para confirmar se a função de desempenho é capaz de realizar o monitoramento do Bloco-Chave A-15 é apresentado um novo teste. São escolhidos cinco meses de forma aleatória na matriz de dados reais e altera-los de forma que cada mês apresente uma determinada anomalia.

Tabela 6.5 - Validação do Modelo Matemático com dados Reais

$M_{21 \times 48}$	$G_i < 0$	$G_i > 0$
G_1	0	21
G_2	1	20
G_3	0	21
G_4	0	21
G_5	0	21

Isso é feito alterando as leituras dos instrumentos relacionados com cada anomalia, após é realizada uma padronização dessa nova matriz, para que a partir dela possa ser calculado os escores fatoriais.

Dessa forma é possível aplicar esses escores na função de desempenho, a fim de verificar se o modelo foi capaz de identificar essas alterações nos dados, apontando nos

respectivos meses selecionados, as anomalias construídas. Foram selecionados os seguintes meses, Abril de 2014, Agosto de 2014, Dezembro de 2014, Abril de 2015 e Agosto de 2015, e, em cada mês foram adicionadas respectivamente, as seguintes anomalias:

Escorregamento Brecha D, Subpressão Brecha D, Escorregamento Junta D, Fluência e Tombamento a Jusante.

A Tabela 6.6 apresenta os resultados obtidos após aplicação dos escores no modelo matemático.

Tabela 6.6 - Resultado da validação com dados modificados

$M_{21 \times 48}$	$G_i < 0$	$G_i > 0$	Linhas
G_1	1	20	4
G_2	3	18	3,4,8
G_3	1	20	12
G_4	1	20	16
G_5	1	20	20

A Tabela 6.6 apresenta no período de 21 meses, quantas vezes cada componente da função de desempenho apresentou valores menores que zero e em qual linha da matriz $RM_{21 \times 48}$ isso ocorreu, além disso, também informa quantas vezes as componentes da função de desempenho apresentaram valores maiores que zero.

Como a primeira linha da matriz $R_{21 \times 48}$ corresponde as leituras realizadas em Janeiro de 2014, é possível afirmar a partir da Tabela 6.6, que o modelo identificou anomalias nos meses onde foram realizadas alterações nos dados para que determinadas anomalias ocorressem. É possível observar também que as anomalias ocorridas em cada mês são exatamente as que foram alteradas para os meses correspondentes, isso é verificado pelos valores obtidos pelas componentes da função de desempenho. Merece destaque a componente G_2 que apresentou valores menores que zero em três meses. Isso se deve pelo fato de o mês de Março de 2014 já apresentava essa anomalia, que corresponde a linha três da matriz $R_{21 \times 48}$ na linha quatro foi adicionada a anomalia Escorregamento na Brecha D e como visto anteriormente, nesses casos a função de desempenho também pode constatar uma subpressão na Brecha D, por fim, temos a linha oito que corresponde ao mês de Dezembro de 2014, onde foi de fato modificado o vetor da matriz $R_{21 \times 48}$, a fim de que ocorresse uma subpressão na Brecha D.

Portanto, pode-se constatar a eficiência do modelo quando aplicado os dados reais modificados.

Capítulo 7

Conclusão

Para aplicação desse método, inicialmente estudou-se as funções de todos os instrumentos instalados no bloco-chave A-15 da barragem de Itaipu, descobrindo suas funções e periodicidade de leituras, com o propósito de filtrar e padronizar os dados. A partir da matriz multivariada gerada das leituras padronizadas dos instrumentos, realizou-se a Análise Fatorial, utilizando o software *statistica*, que gerou grupos de instrumentos altamente correlacionados. A partir desses grupos foi possível reconhecer padrões entre os fatores e anomalias na estrutura, pois em alguns casos alguns instrumentos capazes de detectar determinada anomalia na estrutura encontravam-se agrupados em um mesmo fator com alta correlação. Notou-se que nem todos os escores fatoriais possuíam a condição de normalidade e até o momento uma transformação nos dados não foi encontrada para estes casos. Esse fato diminuiu o número de anomalias possíveis de serem diagnosticadas. Algumas anomalias importantes que um bloco de concreto pode sofrer tais como recalques diferenciais, distensão pé de montante e abertura da cortina de injeção, não foram consideradas nesse monitoramento, pelo fato dos escores fatoriais 2 e 8 não apresentarem uma distribuição de probabilidade normal, no entanto, essas anomalias podem ser acrescentadas, se transformações em variáveis aleatórias normais forem encontradas para esses escores fatoriais.

Como apresentado, a função de desempenho pode ser utilizada como uma metodologia na tomada de decisão, fornecendo não só uma previsão de que algum comportamento atípico pode estar ocorrendo na estrutura ou na eminência de ocorrer, mas também estimativas das probabilidades de falha de cada evento de falha possível de ser monitorada, utilizando para isso os conceitos de confiabilidade estrutural. O algoritmo desenvolvido utiliza a função de desempenho e apresenta tais resultados de forma que seja possível provar a eficiência do modelo matemático, porém, devido ao fato de ter sido desenvolvido usando o MatLab, o algoritmo serve apenas como uma forma de prova de conceito, permitindo que a partir dele um produto de software possa ser desenvolvido.

Como sugestão para melhoria do método, pretende-se aperfeiçoar a periodicidade da coleta e padronização dos dados, aplicando um planejamento estratégico tático, possibilitando a coleta dos dados em datas e horários mais próximos possíveis. Com esse planejamento pretende-se diminuir os erros de aproximações com as interpolações, e erros de correlações nos dados, já que a temperatura influencia quase todos os instrumentos.

Os estudos relacionados a este trabalho não serão interrompidos com estes resultados, ainda há o desejo de criar um produto de software que realize todas as operações, desde a padronização dos dados, Análise fatorial e apresentação de resultados, sem que seja necessário uso de software de terceiros, como por exemplo o uso do *statistica*, para realizar a Análise Fatorial. Grande parte de bibliotecas para usar com alguma linguagem de programação que permita realizar a Análise Fatorial é muito cara e nem todas pesquisadas apresentam os resultados desejados, como por exemplo

A contribuição científica apresentada nesse trabalho consiste em uma nova metodologia para realizar o monitoramento e cálculo de estimativas da probabilidade de falha em um bloco de concreto altamente instrumentado. Como falha, nesse caso, consiste em uma mudança de comportamento em determinados instrumentos capazes de diagnosticar uma certa anomalia, a função de desempenho pode ser utilizada como um mecanismo de previsão, proporcionando tempo hábil para realizar a tomada de decisão mais eficiente. Dependendo da qualidade dos dados de onde for aplicada, essa metodologia poderá ter melhores resultados, no entanto, por ser uma metodologia nova, sua eficiência pode aumentar desde que mais estudos sejam realizados com esse fim.

Referências Bibliográficas

- Alves, D., Meneguette, M., & Monico, J. (2005). Utilizando Splines Cúbicas Naturais para Atenuação de Erros no Posicionamento do GPS. *SBMAC* , 198-206.
- ANA. (2013). Conjuntura de Recursos Hídricos no Brasil. *Agência Nacional de Águas*, (p. 432). Brasília.
- Apostol, T. (1969). *Calculus, one-variable calculus, with an introduction to linear algebra*. Massachussets: Blaisdell.
- Binacional. (2003). *Itaipu- Usina Hidrelétrica- Aspectos de Engenharia. Foz do Iguaçu*. Foz do Iguaçu: TAB Marketing Editorial.
- BUREAU. (1989). Policy and procedures for dam safety modification decision making. Denver.
- Castro, L., & Ferrari, D. (2016). *Introdução a Mineração de Dados*. São Paulo: Gomes Ferrariiva.
- Cios, K. J. (2007). *Data Mining - A Knowledge Discovery Approach*. London: Springer.
- Department of the Army. (1987). *Intrumentation for Concrete Structures*. Acesso em 16 de Junho de 2016, disponível em U.S. Army Corps of Engineers: http://www.publications.usace.army.mil/Portals/76/Publications/EngineerManuals/EM_1110-2-4300.pdf
- Dibaggio, E. (2000). Monitoring of dams and their foundations. *Proc. Of Twentieth Congress on Large Dams* (pp. 1459-1545). Beijin: General Report.
- Fayyad, U., & Shapiro, G. P. (1996). *From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases*. New York: American Association for Artificial Intelligence.
- Giuliani, F., & Bowles, D. (2002). Dam Safety Management: Operational Phase of the Dam Life Cycle. *Committee on Dam Safety International Commission on Large Dams (ICOLD)*. , 170.
- Han, J., & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. New York: Elsevier.
- Hines, W. (2006). *Probabilidade e Estatística na Engenharia*. Rio de Janeiro: LTC.

- ICOLD. (1982). Automation in monitoring the safety of dams. Paris.
- Jaime, G. F. (2006). *Desempenho de Obras Geotécnicas*. Recife: Editora Universitária UFPE.
- Kaiser, H. F., & Ferreira, D. (1974). Educational and Psychological Measurement. *Little Jiffy* , 111-117.
- Kaiser, H. (1958). *The varimax criterion for analytc Rotation in Factor Analysis*. Amesterdã: Elsevier.
- Krüger, C. M. (2008). *Análise de Confiabilidade Estrutural Aplicada às Barragens de Concreto, UFPR*. Curitiba: Doutorado em métodos numéricos em Engenharia.
- Liliefors, H. (1967). On the Kolmogorov-smirnov test for normality with mean and variance unknown. *American Statistical Association Stable* , 399-402.
- Luz, G., & Luna, S. (1983). Sistema computadorizado de instrumentação do concreto. *Reunião Anual do IBRACON*. Brasília.
- Matos, S. F. (2002). Avaliação de Instrumentos para Auscultação de Barragem de Concreto. *Dissertação de Mestrado* . Curitiba: Universidade Federal do Paraná.
- Milone, G. (2006). *Estatística Geral e Aplicada*. São Paulo: Thompson Learning.
- Moses, F. (1982). System reability Developments in Structural Engineering. *Struct Safety* , 3-13.
- Rezende, S. O. (2005). *Mineração de Dados*. São Paulo: XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação.
- Silva, O. C. (2016). *Análise Multivariada e Confiabilidade Estrutural no Estudo de Riscos em Blocos de Concreto de Barragens Altamente Instrumentadas, Tese de Doutorado*., Curitiba: UFPR.
- Silva, O. C., & Marques, J. M. (2015). Estudo da Variabilidade dos Instrumentos Instalados em Blocos Chave da Barragem de Itaipu para Determinação de Modos de Falha.
- Silva, O. C., Nieradka, I. P., Marques, J., & Rocha, C. (1 de 2016). Determination of Mathematical model for application of the reliabity os structural analisys in monitoring and calculation of risk probability in concrete clocks of Itaipu dam. *International Journal of Engineering an Applied Sciences* .
- Silveira, J. F. (2003). *Instrumentação e Comportamento de Fundações de Barragens de*. São Paulo: Oficina de Textos.

Villwock, R. (2010). Visual data mining techniques applied for the analysis of data collected at Itaipu power plant. *Dissertação de Mestrado* . Foz do Iguaçu.

Wang, J. (2005). *Encyclopedia of Data Warehousing and Mining*. Idea Group Reference.

Apêndice A

Fatores

	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
CO-A-2/X	0,703	0,124	-0,643	0,037	-0,005	0,097	0,127	0,006	-0,020
CO-A-2Y	-0,441	-0,021	0,805	-0,017	0,051	-0,091	-0,043	0,097	0,008
EM-A-6/1	0,254	0,397	0,249	0,052	0,067	-0,022	0,007	0,652	0,310
EM-A-6/2	0,101	0,398	0,144	0,023	0,056	-0,180	0,048	0,770	0,217
EM-A-7/1	-0,173	0,903	-0,125	0,000	-0,030	-0,009	0,007	0,053	0,272
EM-A-7/2	-0,064	0,905	-0,157	0,009	0,001	0,057	0,033	-0,020	0,274
EM-A-8/1	-0,053	0,908	0,052	-0,024	0,025	0,011	-0,005	0,254	0,178
EM-A-8/2	-0,107	0,923	0,054	-0,005	0,004	0,079	-0,017	0,166	0,203
PG-A-11	0,287	0,205	0,316	0,065	0,089	0,590	-0,062	-0,258	-0,172
PS-A-38	0,453	-0,241	-0,087	0,062	0,005	0,407	0,119	0,595	-0,135
PS-A-41	-0,091	0,401	0,067	0,014	-0,021	0,033	0,003	0,030	0,843
PS-A-42	0,498	-0,289	0,186	0,020	0,125	0,399	0,211	-0,153	0,414
PS-A-43	-0,081	0,472	0,102	-0,011	0,014	0,012	-0,002	0,158	0,764
PS-A-44	0,002	-0,592	0,353	-0,059	0,156	0,409	-0,008	0,247	-0,024
PS-A-45	-0,028	0,438	0,057	0,029	0,046	-0,027	0,035	0,142	0,808
TI-A-5	-0,795	0,001	-0,413	-0,003	0,192	0,049	0,149	-0,085	-0,059
TI-A-8	0,743	-0,169	-0,071	-0,014	0,051	-0,083	0,182	-0,111	-0,301
TN-A-2	0,414	-0,076	0,802	0,004	0,185	0,094	0,152	0,100	0,063
TS-A-2	-0,867	-0,100	0,403	-0,034	-0,067	-0,046	-0,171	-0,063	-0,019
JS-A-27/d	-0,798	-0,068	-0,033	-0,007	-0,086	-0,161	-0,084	-0,169	-0,149
JS-A-27/a	0,952	-0,189	-0,001	0,056	0,078	0,052	0,099	-0,021	-0,062
JS-A-28/as	0,925	0,138	-0,084	0,034	0,075	-0,029	0,128	0,071	0,097
JS-A-28/ab	0,950	-0,203	0,044	0,052	0,086	0,042	0,117	0,022	-0,060
RD-A-6/tr4	0,318	0,009	-0,122	0,034	0,784	0,060	0,274	0,003	0,040
RD-A-6/tr5	0,233	-0,039	0,358	-0,040	0,765	0,027	0,171	0,097	0,024
RD-A-6/tr1	0,226	-0,004	-0,023	-0,125	0,895	-0,016	-0,053	0,032	0,005
RD-A-6/tr2	-0,239	0,034	-0,718	-0,074	0,481	-0,070	-0,264	-0,083	-0,060
RD-A-6/tr3	-0,137	0,035	-0,773	-0,025	0,484	-0,060	-0,057	-0,102	-0,047
JS-D-1/ab	0,930	-0,232	0,069	0,051	0,098	0,060	0,126	0,070	-0,143
JSA-D-1/de	0,917	0,162	-0,103	0,020	0,102	0,092	0,128	0,116	0,116
JS-D-2/ab	0,933	-0,209	0,116	0,044	0,107	0,075	0,130	0,064	-0,120
JS-D-2/as	0,283	-0,423	-0,650	0,056	-0,088	0,210	0,081	0,020	-0,040
JS-D-3/ab	0,884	-0,064	-0,311	0,031	0,046	0,099	0,052	-0,065	-0,082
JS-D-3/de	0,917	0,241	-0,086	0,037	0,067	0,062	0,142	0,090	0,053
RD-A-4/Tr1	0,412	0,029	-0,130	0,059	0,035	0,053	0,820	0,105	-0,025

RD-A-4/tr2	0,251	-0,068	0,617	-0,012	0,220	-0,011	0,616	0,072	0,054
RD-A-4/tr3	0,447	-0,006	0,139	0,052	0,189	0,010	0,767	-0,016	0,068
RD-A-4/tr4	0,440	0,059	-0,507	0,091	0,024	0,029	0,690	-0,021	0,003
RD-A-4/tr5	0,078	0,108	-0,768	0,116	-0,192	0,025	0,303	0,020	-0,115
RD-A-5/tr1	-0,033	-0,004	0,216	-0,909	0,089	-0,004	-0,048	0,021	-0,022
RD-A-5/tr2	-0,214	0,023	-0,301	-0,847	-0,075	-0,047	-0,187	-0,084	-0,030
RD-A-5/tr3	-0,097	-0,010	-0,298	-0,872	-0,041	-0,050	-0,028	-0,094	0,021
RD-A-5/tr4	0,095	-0,017	0,184	-0,912	0,110	0,009	0,119	-0,007	0,040
RD-A-5/tr5	-0,009	-0,014	0,152	-0,859	0,042	0,013	-0,029	0,067	-0,039
TEMP	-0,618	-0,059	0,716	0,008	-0,002	-0,027	-0,082	-0,022	0,023
NIVEL	0,124	0,058	-0,301	0,023	-0,061	0,837	0,048	0,041	0,124
PS-A-39	0,576	0,714	0,091	0,055	0,017	0,121	0,006	-0,107	0,009
PS-A-46	0,741	-0,140	0,074	-0,008	0,152	0,358	0,246	0,290	-0,003
Expl.Var	13,306	5,825	6,551	3,970	2,858	1,895	2,829	1,940	2,780
Prp. Totl	0,277	0,121	0,136	0,083	0,060	0,039	0,059	0,040	0,058

Quadro A – Pesos ou cargas fatoriais

Apêndice B

Coeficientes

	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor	Factor
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
CO-A-2/X	0,055	0,021	-0,091	0,006	-0,025	0,008	-0,013	0,002	0,002
CO-A-2Y	-0,037	0,012	0,119	0,007	0,026	-0,019	0,022	0,033	-0,046
EM-A-6/1	0,011	0,016	0,002	0,006	0,000	-0,045	-0,054	0,331	0,020
EM-A-6/2	-0,010	0,018	-0,022	-0,002	0,001	-0,124	-0,013	0,432	-0,036
EM-A-7/1	-0,017	0,171	-0,008	-0,004	0,002	0,034	0,029	-0,023	-0,034
EM-A-7/2	-0,010	0,178	-0,007	-0,003	0,010	0,067	0,030	-0,075	-0,027
EM-A-8/1	-0,014	0,190	0,014	-0,011	0,015	0,043	0,006	0,097	-0,117
EM-A-8/2	-0,019	0,196	0,020	-0,006	0,012	0,088	0,008	0,039	-0,102
PG-A-11	0,003	0,142	0,091	0,015	0,040	0,368	-0,051	-0,198	-0,160
PS-A-38	-0,026	-0,044	-0,047	-0,003	-0,021	0,203	-0,004	0,379	-0,110
PS-A-41	0,130	-0,065	-0,016	0,002	-0,022	-0,015	-0,019	-0,093	0,386
PS-A-42	0,024	-0,119	0,019	-0,003	0,009	0,165	0,025	-0,178	0,276
PS-A-43	0,007	-0,037	-0,013	-0,004	-0,008	-0,020	-0,022	-0,009	0,313
PS-A-44	-0,047	-0,125	0,022	-0,013	0,050	0,224	-0,022	0,159	0,029
PS-A-45	0,012	-0,057	-0,023	0,006	0,000	-0,053	-0,014	-0,024	0,350
TI-A-5	-0,084	0,000	-0,070	0,003	-0,022	0,096	0,033	0,025	-0,024
TI-A-8	0,073	0,020	0,014	-0,012	-0,016	-0,096	0,016	-0,066	-0,100
TN-A-2	0,029	0,001	0,126	0,000	0,031	0,021	0,011	-0,020	-0,002
TS-A-2	-0,074	-0,011	0,056	0,006	0,013	0,040	0,018	-0,010	-0,018
JS-A-27/d	-0,077	-0,002	-0,053	0,008	0,016	-0,026	0,066	-0,021	-0,045
JS-A-27/a	0,101	-0,030	0,012	0,005	-0,016	-0,051	-0,068	-0,050	0,026
JS-A-28/as	0,100	0,011	-0,005	-0,003	-0,020	-0,094	-0,053	-0,017	0,048
JS-A-28/ab	0,098	-0,035	0,016	0,004	-0,016	-0,057	-0,060	-0,025	0,023
RD-A-6/tr4	-0,036	0,007	-0,031	0,027	0,288	0,021	0,071	-0,028	-0,001
RD-A-6/tr5	-0,028	0,007	0,041	0,012	0,276	0,007	0,027	0,013	-0,028
RD-A-6/tr1	-0,007	0,005	-0,018	0,002	0,341	-0,015	-0,085	0,003	-0,011
RD-A-6/tr2	-0,026	-0,002	-0,123	0,009	0,224	-0,013	-0,115	0,014	-0,002
RD-A-6/tr3	-0,039	-0,002	-0,130	0,014	0,215	-0,015	-0,022	-0,007	0,003
JS-D-1/ab	0,087	-0,026	0,019	0,003	-0,009	-0,040	-0,051	0,015	-0,027
JSA-D-1/de	0,086	0,017	-0,011	-0,008	-0,007	-0,019	-0,053	0,008	0,040
JS-D-2/ab	0,087	-0,021	0,027	0,002	-0,007	-0,031	-0,050	0,004	-0,022
JS-D-2/as	0,000	-0,114	-0,117	0,002	-0,040	0,083	0,008	0,062	0,083
JS-D-3/ab	0,092	-0,001	-0,032	-0,002	-0,016	-0,009	-0,076	-0,057	0,006
JS-D-3/de	0,088	0,051	0,000	-0,004	-0,019	-0,290	-0,040	-0,007	-0,008
RD-A-4/Tr1	-0,060	0,021	-0,024	-0,016	-0,032	0,007	0,368	0,035	-0,054

RD-A-4/tr2	-0,043	0,003	0,092	-0,015	0,038	-0,026	0,269	-0,026	-0,016
RD-A-4/tr3	-0,040	0,007	0,022	-0,007	0,022	-0,027	0,327	-0,070	0,010
RD-A-4/tr4	-0,038	0,012	-0,078	-0,004	-0,025	-0,012	0,301	-0,024	-0,005
RD-A-4/tr5	-0,038	0,028	-0,118	0,008	-0,069	0,019	0,160	0,060	-0,063
RD-A-5/tr1	0,008	0,014	0,030	-0,231	0,000	0,015	0,004	0,014	-0,026
RD-A-5/tr2	0,009	0,003	-0,048	-0,216	-0,039	0,001	-0,036	-0,005	0,007
RD-A-5/tr3	0,006	-0,013	-0,050	-0,227	-0,040	-0,015	0,029	-0,026	0,040
RD-A-5/tr4	0,006	0,002	0,025	-0,238	-0,005	0,009	0,072	-0,019	0,012
RD-A-5/tr5	0,006	0,011	0,019	-0,022	-0,018	0,022	0,012	0,047	-0,035
TEMP	-0,054	0,003	0,109	0,014	0,019	0,032	0,027	-0,027	-0,020
NIVEL	-0,059	0,021	-0,051	-0,012	-0,016	0,497	0,014	0,011	0,009
PS-A-39	0,069	0,198	0,057	0,006	-0,009	0,065	-0,053	-0,142	-0,124
PS-A-46	0,015	-0,022	-0,002	-0,018	0,014	0,153	0,025	0,137	-0,026

Quadro B – Coeficientes dos escores fatoriais

Apêndice C

O Algoritmo

Para criar o algoritmo do Sistema foi utilizado o software MatLab (R2010a). As funções apresentadas são explicadas de modo que seja possível compreender como são realizadas as rotinas que identificam as regiões críticas, como geram gráficos e como usam o modelo matemático apresentado no Capítulo 5.

Gerando valores para simulação

Como o objetivo do algoritmo é de detectar uma possível anomalia ou uma possibilidade de que uma anomalia esteja na iminência de ocorrer, os valores de simulação permitem que sejam gerados valores de leituras que indiquem uma mudança de comportamento, tais valores simulados compõe uma matriz que é utilizada para plotar em um gráfico as regiões críticas e com isso possibilitar o uso do modelo matemático para detectar a anomalia.

A função apresentada na Figura A.1 tem como objetivo gerar valores de leituras simulando a ocorrência das anomalias.

```
1. function [dadosPlotagem] =principal(anomalia)
2. data=xlsread('dados.xlsx',anomalia);
3. if(strcmp(anomalia,'EscBrechaD'))
4.     vFatores={3,7};
5.     vetCoef={17,21};
6.     vetMediaDesv={22,23;30,31};
7. else if(strcmp(anomalia,'SubpBrechaD'))
8.     vFatores={7};
9.     vetCoef={21};
10.    vetMediaDesv={30,31};
11. else if(strcmp(anomalia,'EscJuntaD') )
12.     vFatores={3};
13.     vetCoef={17};
14.     vetMediaDesv={22,23};
15. else if(strcmp(anomalia,'Fluencia'))
16.     vFatores={4,5,6};
```



```
17. vetCoef={18,19,20};
18. vetMediaDesv={24,25;26,27;28,29};
19. else if(strcmp(anomalia,'Tombamento') || strcmp(anomalia,'BomComp'))
20. vFatores={3,4,5,6,7};
21. vetCoef={17,18,19,20,21};
22. vetMediaDesv={22,23;24,25;26,27;28,29;30,31};
23. end
24. end
25. end
26. end
27. end
28. [linha]=size(vFatores);
29. mSimulacao=zeros(linha,48);
30. mSimulacaoGeral=zeros(linha,48);
31. vetSomaEscores=zeros(linha,48);
32. vetEscoreFatorial=zeros(linha,1);
33. [l,c]=size(vFatores);
34. [maior,pos]=maiorValor(data,vFatores{1});
35. for x=1:c
36. co=1;
37. for j=1:2500
38. intervalo = round((2-1).*rand() + 1);
39. if(strcmp(anomalia,'BomComp'))
40. if (intervalo==1)
41. esq=data(pos,8); dir=data(pos,9);
42. else
43. esq=data(pos,9); dir=data(pos,10);
44. end
45. else
46. if (intervalo==1)
47. esq=data(pos,11); dir=data(pos,12);
48. else
49. esq=data(pos,13); dir=data(pos,14);
50. end
51. end
52. valorM=(dir-esq).*rand() + esq;
53. mSimulacao(x,pos)=valorM;
54. mSimulacaoGeral(x,pos)=(valorM-data(pos,9))/data(pos,16);
55. soma=0;
56. for i=1:48
57. if(i ~= pos)
```

```

58.  valor=geraAleatorio(data,i,intervalo,vFatores{1});
59.  mSimulacao(x,i)=valor;
60.  mSimulacaoGeral(x,i)=(valor-data(i,9))/data(i,16);
61.  end
62.  end
63.  for i=1:48
64.  col=vetCoef{x};
65.  mult=mSimulacaoGeral(x,i)*data(i,col);
66.  vetSomaEscores(x,i)=mult;
67.  soma=soma+mult;
68.  end
69.  if(vFatores{x}== 3 ||vFatores{x}== 7 )
70.  resultado=sqrt(abs(soma));
71.  else
72.  resultado=soma;
73.  end
74.  media= data(1,vetMediaDesv{x,1});
75.  desvPad = data(1,vetMediaDesv{x,2});
76.  vetEscoreFatorial(x,1)=(resultado-media)/desvPad;
77.  dadosPlotagem(x,co)=vetEscoreFatorial(x,1);
78.  soma=0;
79.  co=co+1;
80.  end
81.  end
82.  end

```

Figura A.1 – Função para gerar valores aleatórios simulando anomalias.

Inicialmente na linha 1 da função apresentada na Figura A.1, o parâmetro **anomalia** é recebido, este parâmetro traz o nome da anomalia a ser simulada. Na sequencia a variável **data** recebe os dados da planilha dados.txt, que contém valores resultantes da Análise Fatorial, como coeficiente fatorial, limites máximos e mínimos de leituras de cada instrumento, média e desvio padrão. Entre as linhas 3 a 27, é verificada qual a anomalia a ser simulada comparando com o valor do parâmetro recebido. Para todas as anomalias são criados três vetores denominados **vFatores**, **vCoef** e **vediaDesv**, estes vetores contém valores que indicam quais colunas da variável data, que recebeu os valores do arquivo **dados.txt** e no algoritmo é tratada como uma matriz, que devem ser utilizadas para criara os valores das simulações.

Entre as linhas 28 a 32 são criados os vetores que serão utilizados para armazenar os valores de simulação e dos escores, lembrando que um escore é o valor que representa as leituras simuladas e será utilizado para ser plotado no gráfico.

Na linha 34 a função **maiorValor**, apresentada no Figura 7.2, é utilizada para encontrar o maior valor do primeiro fator da anomalia que está sendo utilizada, este maior valor será utilizado como base para as demais simulações.

A partir da linha 37 a rotina de repetição irá fazer com que 2500 leituras simuladas sejam criadas. Os valores aleatórios criados obedecem ao valor da variável **intervalo** da linha 38, esta variável recebe dois possíveis valores, 1 ou 2, importantes na definição dos valores mínimo e máximo que serão usado para gerar a leitura aleatória.

É importante ressaltar que todos os valores devem se padronizados, de outra forma não será possível utiliza-los devido ao fato de que as leituras possuem periodicidade diferente, ou seja elas não seguem um padrão, dessa forma como pode ser observado na linha 76 para compor os vetor de escores fatoriais é necessário padronizar usando a formula

A função **geraAleatório** envia parâmetros com os quais o valor será criado, esta função é apresentada no Figura A.3. A Tabela A.1 ajuda a compreender como isto é feito.

Tabela A.1 – Valores a serem usado para compor a leitura simulada

inf BC	Médias	sup BC	Inf MC E	sup MC E	Inf MC D	Sup MC D
-0,87783	-0,50417	-0,13051	-3,53249	-2,6476	1,639269	2,524156
-2,95077	-2,59583	-2,2409	-5,47238	-4,63184	-0,55982	0,280713
0,704733	0,724375	0,744017	0,565185	0,611701	0,837049	0,883565
0,732516	0,73875	0,744984	0,688228	0,702991	0,774509	0,789272
-0,6915	-0,6825	-0,6735	-0,75545	-0,73413	-0,63087	-0,60955

Observando a Tabela A.1 é possível notar que em cada linha há duas colunas em destaque, os valores nas colunas são utilizados para gerar o valor aleatório, por exemplo, cada linha representa leituras de BC ou de MC de um instrumento, na primeira linha o instrumento lido não detecta a anomalia que está sendo simulada, portanto, o valor aleatório a ser gerado será qualquer valor entre **inf BC** e **Média**, já na segunda linha o Instrumento tem alta relação com a anomalia portanto será simulada uma Mudança de comportamento (MC), A escolha das colunas é feita com base no relacionamento que este instrumento tem com o instrumento que possui a maior leitura. Tal instrumento é identificado com uso da função **maiorValor**, apresentada no Figura A.2, ter o maior valor significa que o mesmo tem uma maior

importância na detecção de uma anomalia. Esta estratégia é seguida até serem realizadas verificações em todos os instrumentos.

```

1. function [maior,pos] = maiorValor(data,col)
2. v=zeros(48,1);
3. for i=1:48
4. if(data(i,1)==1)
5. v(i)=abs(data(i,col));
6. end
7. end
8. maior=max(v);
9. pos=find(v==maior);
10. end

```

Figura A.2 – Função para encontrar o instrumento com maior valor

Como explicado no Capítulo 3, a Análise Fatorial agrupa instrumentos com características semelhantes, tais grupos são denominados de fatores em que um conjunto de instrumentos é agrupado e ao invés de analisar cada instrumento é possível analisar apenas o fator. Dentro destes fatores o instrumento que possui o maior valor significa que ele é o que contribui mais para o monitoramento da anomalia, e este instrumento deve ser usado como base para a criação das leituras simuladas. A função da Figura A.2 encontra o instrumento com o maior valor dentro do primeiro fator criado para a anomalia.

A estratégia da função é inserir em um vetor **V** os valores dos instrumentos que tem relação com a anomalia monitorada. Isto é feito verificando se a coluna 1 possui valor igual a 1, tal coluna é referente a matriz **data**, que como explicado na função da Figura 1, recebe os dados de uma planilha com dados resultantes da AF, nesta coluna as linhas que possuem o valor 1 são referentes a instrumentos que tem relação com a anomalia. Depois de criado o vetor é aplicada a função **Max**, nativa do MatLab, que retorna o maior valor existente em um vetor. Por fim além de retornar o maior valor (**maior**), também é retornada a linha onde está localizado este instrumento, isto é feito com uso da função **find** que localiza a posição onde um determinado valor está.

Outra função de grande importância é a que gera valores aleatórios, esta função é apresentada na Figura A.3.

```

1. function [valor]= geraAleatorio(data,pos,intervalo,col)
2. %escolhe o aleatório usando os valores das colunas da mudança de comportamento
3. if(data(pos,1)==1)
4. %verifica se tem o mesmo sinal que o valor com maior valor
5. if(data(pos,col+29)==1)
6. %verifica o lado escolhido para gerar o maior valor
7. if(intervalo==1)
8. esq=data(pos,11); dir=data(pos,12);

```

```

9. else
10. esq=data(pos,13); dir=data(pos,14);
11. end
12. else
13. if(intervalo==1)
14. esq=data(pos,13); dir=data(pos,14);
15. else
16. esq=data(pos,11); dir=data(pos,12);
17. end
18. end
19. else
20. %Escolhe o aleatório baseado no valores das colunas da média
21. if(data(pos,col+29)==1)
22. if(intervalo==1)
23. esq=data(pos,8); dir=data(pos,9);
24. else
25. esq=data(pos,9); dir=data(pos,10);
26. end
27. else
28. if(intervalo==1)
29. esq=data(pos,9); dir=data(pos,10);
30. else
31. esq=data(pos,8); dir=data(pos,9);
32. end
33. end
34. end
35. valor=(dir-esq).*rand() + esq;
36. end

```

Figura A.3. Função para gerar valor aleatório

Na Figura A.3, a função recebe como parâmetro quatro valores, **data**(Matriz de dados) **pos** (linha a ser gerado o valor aleatório), **intervalo**(valor 1 ou 2, que informa o lado a ser escolhido o valor aleatório), **col** (Coluna que possui a informação se o instrumento é o não correlacionado com a anomalia monitorada. Entre as linhas 3 e 19 é verificado quais colunas serão utilizadas para gerar o valor aleatórios para quando o instrumento tem relação com a anomalia. Isto é feito armazenando nas variáveis **esq** e **dir** o número das colunas que serão utilizadas como limites para gerar o valor aleatório. O mesmo é feito entre as linhas 21 e 31, porém, na situação em que o instrumento não tem relação com a anomalia, assim o valor aleatório será gerado com valores das médias das leituras consideradas como BC, ou seja, leituras normais. Ao final da função, na linha 35, é usada a função **rand** que gera um número aleatório baseado em um limite mínimo (**esq**) e um limite máximo (**dir**) e atribui o resultado na variável **valor** que será retornada.

Após criar os valores para simulação, gráficos são criados apresentando as regiões críticas, tais gráficos são apresentados nas Figuras 6.1 a 6.5. O Algoritmo responsável por gerar os gráficos é apresentado na Figura A.4.

```

1. function plotar (dados,f,anomalia,fator)
2. [linhas,colunas] = size(dados);
3. figure;
4. for i=1:linhas
5. p=dados(i,1:colunas);
6. x = -10:0.1:10;
7. y = gaussmf(x,[1 0]);
8. subplot(f,1,i);
9. plot(x,y,p,0,'r. ');
10. title([fator{i},'- ',anomalia]);
11. end
12. end

```

Figura A.4. Algoritmo para criação de graficos

Para gerar o gráfico, algumas informações prévias são necessárias, como pode ser observado na linha 1 da Figura A.4, Os parâmetros recebidos são respectivamente, a matriz de dados a ser apresentado no gráfico (dados), o número de fatores existentes (f), o nome da anomalia (anomalia) e o vetor contendo os fatores envolvidos na anomalia(fator).

A ideia é criar para cada gráfico (figure) subgráficos, **subplot**, para cada anomalia, assim se uma anomalia é monitorada por instrumentos que se agrupam em três fatores, serão apresentados três gráficos, um para cada fator.

Na linha dois as variáveis **linhas** e **colunas**, recebem a dimensão da matriz a ser usada para que seja possível saber quantas vezes será necessário repetir as instruções que inserem os pontos referentes a leitura dentro do gráfico. A função **gaussmf** cria o gráfico apresentando a curva de Gauss.

Com os gráficos gerados para cada anomalia possível de ser monitorada, é possível conhecer as regiões críticas de cada anomalia.

Validação do modelo Matemático

Após a construção dos gráficos é necessário validar o modelo matemático testando se os valores gerados realmente são possíveis de serem detectados, como sendo leituras de MC. Esta validação foi feita usando o algoritmo apresentado na Figura A.5.

```

1. function [] = Catarino()
2. aba={'EscBrechaD','SubpBrechaD','EscJuntaD','Fluencia','Tombamento'};
3. for i=1:5
4.   ng1=0;ng2=0;ng3=0;ng4=0;ng5=0;
5.   data=xlsread('Scores.xls',aba{i});
6.   for(l=1:500)
7.     if(pertence(data(l,1),1.7,2.3)) l11=-1/data(l,1);
8.     else l11=0;
9.     end
10.    if(pertence(data(l,5),2.15,3.13)) l19=-1/data(l,5);
11.    else l19=0;
12.    end
13.    g1=l11*data(l,1)+l19*data(l,5)+1;
14.    if(pertence(data(l,5),2.23,3.13)) l29=-1/data(l,5);
15.    else l29=0;
16.    end
17.    g2=l29*data(l,5);
18.    if(pertence(data(l,1),2.1,2.6)) l31=-1/data(l,1);
19.    else l31=0;
20.    end
21.    g3=l31*data(l,1);
22.    if(pertence(data(l,2),-3.7,-2.9) || pertence(data(l,2),2.9,3.7))
23.      l54=-1/data(l,2); else l54=0;
24.    end
25.    if(pertence(data(l,3),-2.9,-2.1) || pertence(data(l,3),2.1,2.9))
26.      l55=-1/data(l,3); else l55=0;
27.    end
28.    if(pertence(data(l,4),-2.6,-1.6) || pertence(data(l,4),1.6,2.6))
29.      l57=-1/data(l,4); else l57=0;
30.    end
31.    g4=l54*data(l,2)+l55*data(l,3)+l57*data(l,4)+2;
32.    if(pertence(data(l,1),-2.9,-1.4)) l61=-1/data(l,1);
33.    else l61=0;
34.    end
35.    if(pertence(data(l,2),-2.2,-1.5) || pertence(data(l,2),1.5,2.2))

```

```

36. l64=-1/data(1,2); else l64=0;
37. end
38. if(pertence(data(1,3),-1.6,-0.7) || pertence(data(1,3),0.7,1.6))
39. l65=-1/data(1,3); else l65=0;
40. end
41. if(pertence(data(1,4),-4.7,-3.7) || pertence(data(1,4),3.7,4.7))
42. l67=-1/data(1,4); else l67=0;
43. end
44. if(pertence(data(1,5),0.3,1.4)) l69=-1/data(1,5);
45. else l69=0;
46. end
47. g5=l61*data(1,1)+l64*data(1,2)+l65*data(1,3)+l67*data(1,4)+l69*data(1,5)+4;
48. if(g1<0) ng1=(ng1+1);end
49. if(g2<0) ng2=(ng2+1);end
50. if(g3<0) ng3=(ng3+1);end
51. if(g4<0) ng4=(ng4+1);end
52. if(g5<0) ng5=(ng5+1);end
53. end
54. porcentagens=[ng1,ng2,ng3,ng4,ng5];
55. xlswrite('Resultados.xls',porcentagens,aba{i},'A1');
56. end
57. end

```

Figura A.5. Aplicação do Modelo Matemático na matriz de dados simulados

O Algoritmo da Figura A.5, implementa a função (10) apresentada no Capítulo 5.

O Objetivo é verificar se os valores das leituras representadas pela variável **data** da linha cinco, cujo os dados são recebidos da planilha **Scores.xls** criada a partir dos dados padronizados apresentados na linha 76 da Figura A.1, pertencem ou não a **RC**, isso é feito usando a função **pertence**, apresentada na Figura 7.6, que retorna um valor verdadeiro (**true**) caso o valor esteja na **RC** ou falso (**false**) caso o valor não esteja na **RC**.

As variáveis iniciadas por **l** como **l11**, **l19**, representam o valor *Lambda*, que como explicado na função (10), representa o coeficiente da anomalia *i* do escore fatorial *j*. Assim, **l19** é o coeficiente da primeira anomalia analisada (Escorregamento na Brecha D) do escore 9. As Variáveis **g1,g2...gn**, são componentes da função de desempenho que monitora a anomalia *i*, conforme apresentado na explicação da função (10). O resultado de contendo a quantidade de vezes em que o Algoritmo detectou uma anomalia é armazenado em uma planilha de cálculo com apresenta a linha 55.

Os resultados desta validação podem ser observados na Tabela 6.4. A seguir é apresentado a função que verifica se um valor de simulação pertence ou não a uma RC.

```
1. function [ resp ] = pertence( n1,n2,n3)
2.   if(n1>=n2 && n1<=n3)
3.     resp=true;
4.   else
5.     resp=false;
6.   end
7. end
```

Figura A.6 Função que verifica se uma simulação pertence a uma RC

Apesar de pequena e simples a função da Figura A.6 é de extrema importância, pois o resultado informado por ela indica se um valor, representado pela variável **n1**, está contido entre os limites, representado pelas variáveis **n2** e **n3**, da RC da anomalia. A função retorna, usando a variável **resp**, dois possíveis valores, verdadeiro (**true**) caso o valor esteja na RC ou falso (**false**) caso o valor não esteja na RC.

Teste com dados reais

Comprovada e eficácia do algoritmo usando simulações, foi necessário coletar dados reais de leituras feitas por leituristas da usina de Itaipu.

Após o primeiro teste com dados reais com uma matriz $R_{21 \times 48}$, a dimensão desta matriz não é igual as demais pelo fato de depender das leituras realizadas entre 2014 e setembro de 2015, com esta matriz algoritmo detectou apenas uma leitura de MC, e após comprovar com a equipe técnica o mês e o ano desta ocorrência foi constatado que ela realmente existiu.

Um novo teste foi realizado alterando a planilha com dados de leituras, em meses específicos, usando valores de MC e após executar o algoritmo com a planilha alterada os resultados foram os esperados, informando exatamente os meses alterados como sendo uma MC. O resultado do teste com dados reais e com alterações pode ser observado na Figura A.7. A explicação mais detalhada de como foram realizados os testes com dados reais e dados reais alterados é possível ser lembrado nas explicações feitas para as Figuras 6.2 e 6.3.

```
Command Window
Anomalia EscBrechaD
Ocorrencia :1
Linhas
[4]
Anomalia SubpBrechaD
Ocorrencia :3
Linhas
[3][4][8]
Anomalia EscJuntaD
Ocorrencia :1
Linhas
[12]
Anomalia Fluencia
Ocorrencia :1
Linhas
[16]
Anomalia Tombamento
Ocorrencia :1
Linhas
[20]
fx >>
```

Figura A.7. Resultado do Algoritmo usando dados reais com alterações.