

MODELO MATEMÁTICO MULTIVARIADO PARA DETERMINAÇÃO DOS MODOS DE FALHA DE UM SISTEMA DINÂMICO

Orlando Catarino da Silva (Unioeste) E-mail: orlando.silva@unioeste.br

Aline Chaves (Unioeste) E-mail: alinechavesrs@yahoo.com.br

Itamar Pena Nieradka (IFPR) E-mail: itamar.nieradka@ifpr.edu.br

Carlos Roberto Mendonça da Rocha (Unioeste) E-mail: carlos.rocha@unioeste.br

Resumo: A teoria dos Sistemas Dinâmicos tem sua origem no estudo de modelos matemáticos que descrevem a evolução de um sistema físico. O objetivo do estudo teórico de sistemas dinâmicos é prever o futuro ou explicar o passado de modo científico. Para tanto, é necessário conhecer como as coisas são e compreender as regras que governam as mudanças que ocorrerão. Nesse artigo, pretende-se mostrar que um bloco de concreto de uma barragem altamente instrumentada pode ser tratado como um sistema dinâmico, revelando através de métodos matemáticos e estatísticos, as relações entre os instrumentos instalados nesse bloco que podem ser verificadas por suas leituras coletadas e armazenadas cuidadosamente em um banco de dados. Neste contexto, um método estatístico multivariado foi aplicado para definir uma função de desempenho multivariada capaz de diagnosticar as condições de segurança do bloco escolhido para esse estudo.

Palavras-chave: Análise Fatorial, Modos de Falha, Análise de Criticalidade.

MULTIVARIATE MATHEMATICAL MODEL FOR DETERMINING THE FAILURE MODES OF A DYNAMIC SYSTEM

Abstract: The theory of Dynamical Systems has its origins in the study of mathematical models that describe the evolution of a physical system. The aim of the theoretical study of dynamical systems is to predict the future or explain the past in a scientific way. This requires knowing how things are and understanding the rules that govern the changes that will occur. In this article, it is intended to show that a concrete block of a highly instrumented dam can be treated as a dynamic system, revealing through mathematical and statistical methods, the relationships between the instruments installed in this block that can be verified by their collected readings and carefully stored in a database. In this context, a multivariate statistical method was applied to define a multivariate performance function capable of diagnosing the safety conditions of the block chosen for this study.

Keywords: Factor Analysis, Failure Modes, Criticality Analysis.

1. Introdução

A segurança das barragens constitui uma preocupação permanente para as entidades governamentais, tanto por sua importância econômica específica como pelo risco potencial que representa a possibilidade de ruptura ou outro acidente grave, em termos de vidas humanas, impacto ambiental, prejuízos materiais e os reflexos econômico-financeiros (ICOLD, 2003).

De acordo com Monteiro 2006 um sistema pode ser definido como um conjunto de objetos agrupados por alguma interação ou interdependência, de modo que existam relações de causa e efeito nos fenômenos que ocorrem com os elementos desse conjunto.

A área de Sistemas Dinâmicos estuda processos cuja evolução é dada por uma lei

matemática, como as que encontramos na Física, na Química, na Biologia, na Economia, Meteorologia e em quase todos os ramos do conhecimento. A lei de evolução pode ser uma função ou uma equação diferencial. O objetivo é construir uma teoria matemática destes processos que permita compreender e prever sua evolução, e para tanto podemos utilizar os métodos das mais diversas áreas do conhecimento como Matemática e Métodos Computacionais.

Conforme Belato (2002), sistemas dinâmicos são encontrados em diversas áreas de aplicação, como por exemplo, em estudos populacionais, econômicos, na biologia, na eletricidade, na mecânica e muitos outros; estudar sobre essas aplicações significa conseguir estimar a variação temporal das variáveis escolhidas para a sua representação a partir das perturbações existentes.

Com esse intuito não é raro encontrar trabalhos cujo enfoque são estimar as variações temporais de variáveis inerentes a problemas aplicados, bem como realizar inferências sobre um conjunto de variáveis à procura de modelos multivariados que possam descrever um fenômeno como um sistema dinâmico.

Long (2018) propõe um método aperfeiçoado de análise de subintervalos para encontrar os limites da resposta estrutural com parâmetros de intervalo, podendo lidar com problemas com incertezas relativamente grandes dos parâmetros. Dois conjuntos de subintervalos foram selecionados de acordo com os pontos de expansão nas rotas, e o método de expansão de Taylor de primeira ordem foi usado para completar a análise de subintervalo. Baseado nos conjuntos de subintervalos selecionados, os limites superior e inferior da resposta estrutural foram obtidos empregando-se a operação de união de intervalo. Com isso, uma abordagem de convergência adaptativa foi apresentada para determinar o número apropriado de subintervalos.

Sheng (2018) apresentou a teoria da incerteza que é uma nova metodologia para representar a indeterminação subjetiva. Este estudo apresenta um problema de inventário de produção em horizonte infinito com restrições que as taxas de produção devem ser restritas a um intervalo apropriado, e a indeterminação do sistema de decisão é extraída e analisada através da teoria da incerteza. Para solucionar esse problema, um modelo de controle linear quadrático incerto foi desenvolvido com um critério de valor crítico.

Assim, as ideias e o método de sistemas dinâmicos são aplicáveis para sistemas naturais, humanos e técnicos, combinando a teoria e a simulação computacional com a aplicação prática em problemas reais.

Neste contexto, pretende-se mostrar que um bloco de concreto altamente instrumentado de uma barragem pode ser tratado como um sistema dinâmico, revelando através de métodos matemáticos e estatísticos, as relações entre os instrumentos instalados nesse bloco. Tais instrumentos têm a função de verificar comportamentos na estrutura que podem ser admissíveis ou não.

Em Silva e Marques (2016), uma função de desempenho multivariada foi definida para um bloco chave de concreto da barragem de Itaipu. Este bloco faz parte do complexo do vertedouro e possui características diferentes dos blocos que possuem o objetivo de sustentar o reservatório. Este trabalho é uma continuação, apresenta os resultados de uma mesma aplicação, porém para outro bloco, o bloco A7 do complexo do vertedouro que se encontra em uma outra extremidade. Com esta aplicação, há possibilidade de proporcionar o monitoramento de toda seção da barragem que sustenta o vertedouro, já que os dois modelos podem ser implementados e verificados simultaneamente.

Nas próximas seções são apresentadas, a fundamentação teórica para a realização deste

trabalho, uma análise descritiva e quantitativa dos resultados que foram obtidos com a aplicação da metodologia, e por fim as conclusões.

2. Método Estatístico Multivariado

De uma maneira geral, o método estatístico multivariado usado neste trabalho utiliza os resultados da análise fatorial aplicado em uma matriz multivariada, onde as variáveis aleatórias são os dados gerados pelas leituras dos instrumentos instalados em um bloco-chave da barragem da Usina Itaipu Binacional.

A análise fatorial tem o objetivo de agrupar as informações contidas em um grande número de variáveis originais, em um conjunto menor de fatores com o mínimo de perda de informação. Com esses fatores, é possível estabelecer os escores fatoriais, que são as variáveis aleatórias que substituíram as variáveis originais, que ainda são não correlacionadas entre si, o que permite a aplicação de técnicas estatísticas onde essa hipótese é necessária.

Como a análise fatorial agrupa os instrumentos altamente correlacionados a um mesmo fator, a ideia foi utilizar as associações dos instrumentos com as anomalias apresentadas por Filho (2006), Eletrobrás (2003) e Silveira (2003), e o conhecimento prático dos profissionais em segurança de barragens da Usina Itaipu Binacional, para relacionar os fatores com as anomalias.

Como não são utilizadas as grandezas físicas, deve-se verificar o comportamento anormal da estrutura através das leituras dos instrumentos. De acordo com as literaturas citadas, e das informações repassadas pelos profissionais em segurança de barragens, para que certas anomalias ocorram, é necessário que exista uma combinação de leituras fora do comportamento normal simultaneamente. Assim, deve-se determinar em quais fatores esses instrumentos estão agrupados.

Para obter as regiões críticas de uma certa anomalia, antes é necessário definir os intervalos de mudança de comportamento para os instrumentos capazes de monitorá-la. Para um certo instrumento k são utilizados os limites de especificação de projeto e os intervalos de 99% de confiança da média dos últimos cinco anos desse mesmo instrumento, obtendo-se:

$$MC_k = (\min\{l_i, L_i\} - k_1s, \max\{l_i, L_i\} - k_1s) \cup (\min\{l_s, L_s\} + k_2s, \max\{l_s, L_s\} + k_2s) \quad (1)$$

Na equação (1), l_i e l_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de confiança de 99% da média, respectivamente, L_i e L_s são os limites inferiores e superiores do intervalo de projeto, s é o desvio padrão amostral das leituras do instrumento correspondente aos últimos cinco anos, e, k_1 e k_2 são constantes maiores ou iguais a zero, que garantam que o intervalo de mudança de comportamento possa estabelecer valores extremos já obtidos pelas leituras de cada instrumento, mesmo que esses valores sejam raros de ocorrer.

Observe que o intervalo MC_k assim definido, apresenta valores entre os intervalos de projeto e o intervalo de confiança para média, não sugerindo valores impossíveis de serem alcançados, e 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 do intervalo de projeto ou de confiança, mas podem sugerir uma mudança no seu comportamento e pode servir como um aviso para um monitoramento mais detalhado.

Não existe uma regra para a determinação dos valores de k_1 e k_2 , pois dependem da característica de cada instrumento, de sua sazonalidade e principalmente do nível de sensibilidade que o proprietário da barragem desejar.

Através da utilização de um programa gerador de números aleatórios, é possível gerar vetores de simulação das anomalias, para monitorar a partir do que foi apresentado pela Análise Fatorial.

Assim, considere certa anomalia i , e suponha que existam m instrumentos, associados com a anomalia i . Considere também que desses m instrumentos, um número $m' < m$ esteja altamente correlacionado com um fator j . Se essas hipóteses são comprovadas, são realizados os passos indicados pelo fluxograma apresentado pela Figura 1. Uma descrição dos passos necessários para a execução deste algoritmo pode ser encontrada detalhadamente em Silva e Nieradka (2015).

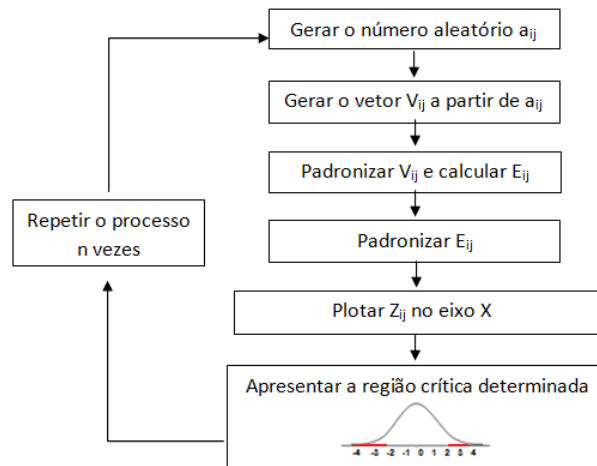


Figura 1: Fluxograma do algoritmo para a determinação dos modos de falha

Nesta figura, j representa uma variável aleatória normal, o valor z_{ij} foi obtido simulando uma situação atípica. Se for realizada essa simulação para um número suficientemente grande de vezes, então é obtido um número suficientemente grande de pontos no eixo x , formando uma região em uma ou ambas as caldas da curva de Gauss, assim é utilizado essas regiões para determinar a região crítica da anomalia i , monitorada a partir do fator j .

Para determinar as regiões críticas, são analisados os pontos plotados no eixo x . É escolhida a região onde eles se agrupam, 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 estão distantes da região onde eles mais se agrupam, e para essa região, é determinado um intervalo, o qual é considerado 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.

No trabalho desenvolvido por Silva (2016), foi definido um modelo matemático como função de desempenho com o objetivo de realizar o monitoramento de um bloco de concreto de uma barragem altamente instrumentada, onde os instrumentos são correlacionados.

Se um único fator possuir os m instrumentos com alta contribuição no fator capaz de monitorar a anomalia i , então apenas esse fator será necessário para diagnosticar essa anomalia. Se existir $m < n$ 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 .

Portanto, considerando um bloco de uma barragem de concreto, onde foi determinado 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 deve ser definido que:

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 j 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:

$$G(Z) = \begin{cases} G_1(Z) = \lambda_{11}z_1 + \lambda_{12}z_2 + \dots + \lambda_{1j}z_j + k_1 \\ G_2(Z) = \lambda_{21}z_1 + \lambda_{22}z_2 + \dots + \lambda_{2j}z_j + k_2 \\ \vdots \\ G_i(Z) = \lambda_{i1}z_1 + \lambda_{i2}z_2 + \dots + \lambda_{ij}z_j + k_i \end{cases} \quad (3)$$

Com

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

Nesta equação, λ_{ij} representa o coeficiente da anomalia i do escore fatorial z_j , que 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 . O coeficiente λ_{ij} também 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 à sua respectiva região crítica, que foi definida na seção anterior. Logo, a partir dessa função, é estabelecida as seguintes conclusões:

1. $G_i(Z) \geq 0, \forall i$ apenas quando nenhuma anomalia ocorreu;
2. $G_i(Z) < 0$ para algum i quando uma ou mais anomalias ocorreram;
3. Os índices i 's indicam quais anomalias podem ser monitoradas pela função de desempenho e os índices j 's indicam quais fatores foram responsáveis pela ocorrência da anomalia.

Na próxima seção é apresentado um resumo dos resultados obtidos com a aplicação do método estatístico multivariado para o bloco Chave A7 e uma alternativa para estimar a probabilidade de falha para cada modo de falha possível de ser monitorado, já que nem sempre é possível garantir que os escores fatoriais possuíram uma função distribuição de probabilidade normal. A Figura 2 apresenta o Bloco Chave A7 da barragem da Usina Itaipu Binacional.

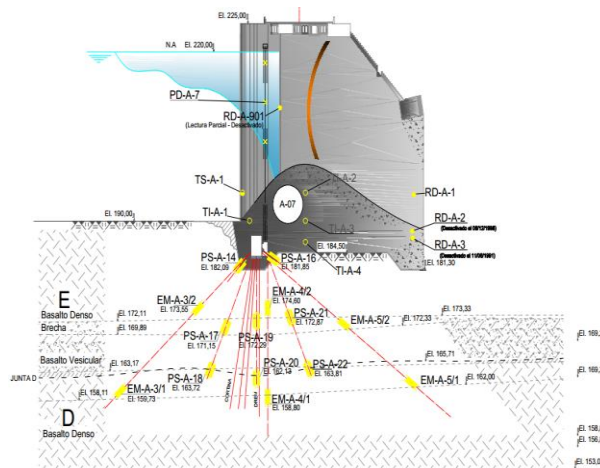


Figura 2: Bloco Chave A7 da barragem

3. Aplicação do Método para o Bloco Chave A7 da barragem

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com a aplicação do método descrito na seção anterior, no bloco-chave A-7 da barragem da Usina Itaipu Binacional. As informações dos instrumentos foram disponibilizadas através de um banco de dados fornecido pelos profissionais em segurança de barragens da Usina Itaipu Binacional. Para a aplicação foram utilizados os softwares MatLab e Statistica.

Foi elaborada uma matriz $M_{202 \times 40}$ multivariada, com as leituras estabelecidas pelos instrumentos apresentados na Figura 3, incluindo outros dois instrumentos, que mensuram a temperatura ambiente e o nível do reservatório, que não estão instalados no bloco A-7, mas influenciam todo o sistema.

Instrumentos Bloco-Chave A-7			
Instrumentos	Quantidades	Unidade de Leitura	Função
Pêndulo (PD)	2	mm	Mede os deslocamentos na direção da jusante e de montante.
Extensômetro (EM)	6	mm	Mede o deslocamento e deformações que ocorrerão entre pontos no maciço da fundação.
Base de Alongâmetro (JS)	4	mm	Medidor superficial de Junta para o Concreto.
Piezômetro Elétrico (PG)	1	mssm	Mede a Subpressão dos poros no núcleo e no contato núcleo-fundação.
Tensômetro de Concreto (TN)	1	kgf/cm ²	Para medição direta das tensões de compressão no concreto.
Termômetro Superficial (TS)	1	°C	Termômetro embutidos no concreto para medição da temperatura durante a construção e operação.
Medidor de Vação	1	l/s	Para medição de vação de percolação pelas estruturas e suas fundações.
Piezômetro Standpipe (PS)	7	mssm	Piezômetros para medir a pressão dos poros e a subpressão hidráulica em juntas ou contatos escolhidos no maciço rochoso ou no contato barragem-fundação.
Termômetro Interno (TI)	4	°C	Termômetros embutidos no concreto para medição da temperatura durante a construção e operação.
Roseta Deformação (RD)	11	kgf/cm ²	Embutidas no concreto para medição das variações de volume autógenas, fluência e deformação elástica e temperatura.

Figura 3: Quadro dos Instrumentos instalados no Bloco-chave A-7

Foi considerado um período de tempo a partir de janeiro de 2000 até outubro de 2016, correspondendo à 202 meses. As leituras, no geral, não estavam padronizadas, então para possibilitar a análise, os dados mensais foram padronizados. Para os instrumentos que possuíam mais de uma leitura mensal, foram calculadas as médias, que foi o caso da maioria. No entanto, alguns instrumentos possuíam apenas leituras trimestrais, o caso dos Termômetros (TI), neles foi aplicado a técnica de interpolação *Spline Cúbica*, que já se encontra disponível implementada no software Matlab.

Informações sobre os instrumentos instalados na barragem da Usina Itaipu Binacional e as funções que desempenham na estrutura são encontradas em (Binacional, 2003).

Antes de aplicar a Análise Fatorial na matriz $M_{202 \times 40}$, foi verificado alguns testes estatísticos, indispensáveis para aplicação do método.

Assim, inicialmente foi testada a normalidade multivariada da matriz $M_{202 \times 40}$. Foi utilizado o teste computacionalmente intensivo baseado na distância de Mahalanobis. A hipótese nula deste teste afirma:

H_0 : A matriz de dados amostrais é proveniente de uma população normal multivariada.

A aplicação do teste resultou em $p = 0.7552$ (obtido com 100.000 simulações Monte Carlo). Portanto, ao nível de significância de 0,05, a hipótese de normalidade multivariada não pode ser descartada.

Sabendo-se da normalidade multivariada dos dados, aplicou-se o Teste de Esfericidade de Bartlett para testar as hipóteses:

H_0 : A matriz de correlação é igual a matriz identidade, ou seja, $\rho = I$;

H_1 : A matriz de correlação é diferente da matriz identidade, ou seja, $\rho \neq I$.

A aplicação do teste resultou em $X^2 = 7988,4$, $p = 0,9920$, ou seja, rejeitou-se a hipótese H_0 . Portanto, a amostra multivariada é proveniente de uma população com matriz de correlação significativamente diferente da matriz identidade.

O cálculo da medida de adequacidade dos dados para realização da Análise Fatorial resultou em $KMO=0,8349$. Como o valor mínimo exigido é 0,50, a amostra multivariada satisfaz essa condição.

Comprovados os resultados dos testes, aplicou-se a Análise Fatorial na matriz $M_{202 \times 40}$. O método adotado para obtenção dos coeficientes fatoriais foi o Método das Componentes Principais com rotação Varimax, visto que esse método obteve uma maior porção da variância explicada, comparado com o método da Máxima Verossimilhança.

Aplicando o Critério de Kaiser do mínimo autovalor, foi obtido 5 fatores, que explicam 88,07% de toda variância, entretanto, duas variáveis apresentaram comunalidades baixas, menores que 0,70, e devido a isso, uma nova análise foi realizada removendo essas variáveis. A nova análise envolveu todos os testes estatísticos realizados anteriormente, mas agora em uma matriz $M_{202 \times 38}$ para reconfirmar adequação dos dados. Novamente todos os testes foram bem-sucedidos.

Com a nova análise obteve-se uma variância explicada de 89,43%, sem nenhuma variável com baixa comunalidade.

Os escores fatoriais gerados a partir dos coeficientes fatoriais são utilizados para a determinação dos modos de falha. Neles foi aplicado o teste de normalidade univariada conhecido como Teste de Lilliefors, para comprovar se são variáveis aleatórias com distribuição de probabilidade normais, caso contrário, seria necessária a aplicação de transformações nos escores. Mais informações sobre o teste de Lilliefors podem ser encontrados em (Silva e Nieradka, 2015). O quadro representado através da Figura 4 apresenta os resultados obtidos após os testes estatísticos e as transformações aplicadas.

Analisando a Figura 4, observa-se que o escore fatorial 4 já possui a condição de normalidade. Já os escores 1, 2, 3 e 5 não são normais e não se encontrou até o momento uma transformação para eles. Como o método alternativo que foi proposto nesse trabalho, não utiliza a função de distribuição de probabilidade para estimar a probabilidade de falha, os mesmos puderam permanecer na análise.

Resultados obtidos após Teste Lilliefors			
Escores	Estimativas	Transformação	Decisão Teste
1	d= 0.17910, p<0.01	$\sqrt{ x }$	Não Normal
2	d=0.08531, p<0.15	$\sqrt{ x }$	Não Normal
3	d=0.10556, p<0.05	$\sqrt{ x }$	Não Normal
4	d=0.07156, p>0.20	Não	Normal
5	d=0.20658, p<0.01	$\sqrt{ x }$	Não Normal

Figura 4: Resultados obtidos após Teste Lilliefors

De acordo com a Análise Fatorial realizada, foram estabelecidos grupos de instrumentos que estão altamente correlacionados. O quadro representado através da Figura 5 apresenta esses grupos.

Grupos de Instrumentos Altamente Correlacionados				
Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5
JS-A-13/desliz	JS-A-13/abert	EM-A-3/2	RD-A-1/tr1	PS-A-22/msnm
EM-A-3/1	JS-A-14/abert	CO-A-1/X Asoc	RD-A-1/tr2	RD-A-1/dp1
EM-A-4/1	JS-A-14/asent	CO-A-1/Y Asoc	RD-A-1/tr3	RD-A-1/dp2
EM-A-4/2	EM-A-5/1	PG-A-8/msnm	RD-A-1/tr4	RD-A-1/dp3
EM-A-5/2	TN-A-1	RD-A-1/dp5	RD-A-1/tr5	RD-A-1/dp4
PS-A-14/msnm	TI-A-1	TS-A-1	Nível do Reserv	RD-A-1/dp6
PS-A-17/msnm		Temp Amb		TI-A-3
PS-A-18/msnm				TI-A-4
PS-A-19/msnm				
PS-A-20/msnm				
PS-A-21/msnm				

Figura 5: Grupos de instrumentos altamente correlacionados

Assim, considerando os grupos gerados a partir da aplicação da Análise Fatorial, as informações da literatura e o conhecimento prático dos profissionais em segurança de barragem da Usina Itaipu Binacional, foi estabelecido que nesse caso, as anomalias possíveis de serem monitoradas são as seguintes: escorregamentos, subpressão, fluência e tombamento.

Para representar o modelo para o caso aplicado é conveniente apresentar a associação dos fatores com as anomalias. O quadro representado através da Figura 6 enumera cada anomalia e apresenta essa associação.

Associação dos Fatores com as Anomalias		
Índice	Anomalia	Fatores Envolvidos
1	Escorregamento na Brecha D	1, 3
2	Subpressão na Brecha D	1
3	Escorregamento na Junta D	1, 2
4	Fluência	3, 4
5	Tombamento	1, 2, 3, 5

Figura 6: Associação dos fatores com as anomalias

De acordo com as informações obtidas, o método estatístico multivariado permite monitorar as anomalias apresentadas na Figura 6. Para determinar as regiões críticas dessas anomalias foi utilizado o algoritmo representado pelo fluxograma apresentado na

Figura 1. Para determinar cada região de falha foram realizadas simulações, em que apenas os instrumentos relacionados com uma determinada anomalia apresentavam valores dentro dos intervalos de Mudança de Comportamento, indicados pelos fatores que possuíam influência para aquela anomalia, determinando a região crítica correspondente.

Os limites de especificação de projeto utilizados para gerar os intervalos de mudança de comportamento para cada instrumento foram informados pelos profissionais de segurança de barragens da Usina Itaipu Binacional. Os valores utilizados para as constantes k_1 e k_2 , que definem o nível de sensibilidade do sistema, são fornecidos pelo proprietário da barragem, e devem garantir que os vetores realmente simulam uma mudança de comportamento.

Dessa forma, as regiões críticas para as anomalias apresentadas na Figura 6 foram obtidas após 2500 simulações. A Figura 7 apresenta essas regiões críticas determinadas para cada anomalia.

Índice	Anomalias	Regiões Críticas
1	Escorregamento na Brecha D	$(-1,5;5,5) \cup (7,3;11,4)$
2	Subpressão na Brecha D	$(6,5;10)$
3	Escorregamento na Junta D	$(-3;3,1) \cup (7;9,9)$
4	Fluência	$(0,2;2,9) \cup (8,7;12,2)$
5	Tombamento a Jusante	$(-3,5) \cup (1,5;8,7) \cup (2,8;8,5) \cup (9,5;14,5)$

Figura 7: Regiões Críticas das Anomalias

No modelo matemático define-se a função de desempenho multivariada que foi proposta no início do trabalho, e que é capaz de monitorar toda a estrutura do bloco chave A-7 da barragem da Usina Itaipu Binacional.

Para definir a função de desempenho para o modelo aplicado, utiliza-se as informações apresentadas na Figura 7. Nesta figura observa-se que, para o bloco-chave A-7 da Usina Itaipu Binacional, foi possível monitorar 5 anomalias, juntamente com os fatores que estão encarregados de monitorá-las.

Nesse caso a função de desempenho tem a seguinte forma:

$$G(Z) = \left\{ \begin{array}{l} G_1(Z) = \lambda_{11}z_1 + \lambda_{13}z_3 + 1 \\ G_2(Z) = \lambda_{21}z_1 \\ G_3(Z) = \lambda_{31}z_1 + \lambda_{32}z_2 + 1 \\ G_4(Z) = \lambda_{43}z_3 + \lambda_{44}z_4 + 1 \\ G_5(Z) = \lambda_{51}z_1 + \lambda_{52}z_2 + \lambda_{53}z_3 + \lambda_{55}z_5 + 3 \end{array} \right. \quad (4)$$

Com

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

A função de desempenho expressa pela equação 4, definida anteriormente, é capaz de diagnosticar quando uma das anomalias descritas na Figura 7 pode estar ocorrendo, ou na eminência de ocorrer, basta que alguma das componentes dessa função assumam valores menores que zero.

Por fim, foi proposto um teste para verificar a eficiência da função de desempenho (4) apresentada anteriormente. Para tanto foram geradas cinco matrizes $M_{500 \times 38}^i$ onde cada matriz apresenta 500 vetores com dados sintéticos simulando uma determinada anomalia i .

Também foi utilizado nesse processo de validação, uma matriz $R_{17 \times 38}$ com dados reais. A dimensão dessa matriz não é igual as demais matrizes pelo fato de depender das leituras realizadas dos instrumentos a partir de novembro do ano de 2016 até fevereiro de 2018.

Foi pretendido verificar a porcentagem de acertos do modelo matemático, e para isso, foi realizado o cálculo dos escores fatoriais para cada vetor de cada matriz que simulava uma determinada anomalia. E, após, aplicou-se os escores correspondentes na função de desempenho (4), verificando quais componentes dessa função apresentavam valores menores que zero, o que caracteriza uma determinada anomalia. Esses resultados são apresentados na Figura 8.

Validação do Modelo Matemático com Dados Sintéticos						
Anomalias	Simulação	$G_i < 0$	$G_i > 0$	$G_j < 0$ $j \neq i$	% de Erros	% de Acertos
Escorregamento Brecha D	500	493	7	j=2; 342 j=3; 277	1,4	98,6
Subpressão Brecha D	500	497	3	j=1; 340 j=3; 327	0,6	99,4
Escorregamento Junta D	500	497	3	j=1; 476 j=2; 500	0,6	99,4
Fluência	500	493	7	j=7; 5	1,4	98,6
Tombamento	500	320	180	j=1; 59 j=2; 165 j=6; 275 j=7; 3	36	64

Figura 8: Validação do Modelo Matemático com Dados Sintéticos

Portanto, para validação do modelo matemático a partir de dados sintéticos, os resultados foram considerados satisfatórios, pois em apenas um caso obteve-se um desempenho inferior a 70%.

No caso da matriz com dados reais, foi verificado se o modelo acusou alguma anomalia em algum determinado mês, caso isso ocorresse, seria verificado se os instrumentos correspondentes àquela anomalia apresentavam dados em seus respectivos intervalos de mudança de comportamento, isso justificaria o fato de tal anomalia ser detectada. Assim, utilizou-se também uma matriz $R_{17 \times 38}$ com dados reais onde algumas linhas foram modificadas a fim de provocarem uma anomalia, e os resultados obtidos estão

apresentados na Figura 9.

Validação do Modelo Matemático com Dados Reais		
M _{17x38}	G _i <0	G _i >0
G ₁	0	17
G ₂	0	17
G ₃	0	17
G ₄	0	17
G ₅	0	17

Figura 9: Validação do Modelo Matemático com Dados Reais

Ao analisar os resultados apresentados através da Figura 9, observa-se que no período de Novembro de 2016 até Março de 2018 a função de desempenho (4) não constatou a ocorrência de nenhuma das anomalias apresentadas na Figura 6.

Para confirmar se a função de desempenho (4) é capaz de realizar o monitoramento do bloco-chave A-7 foi proposto um novo teste. Foram escolhidos cinco meses de forma aleatória na matriz de dados reais para serem modificados, de forma que cada mês apresentasse uma determinada anomalia. Isso foi feito alterando as leituras dos instrumentos relacionados com cada anomalia, e após isso, foi realizada uma padronização dessa nova matriz, para que a partir dela pudesse ser calculado os escores fatoriais.

A Figura 10 apresenta o quadro com os resultados obtidos após aplicação dos escores no modelo matemático.

Validação do Modelo Matemático com Dados Reais Modificados		
M _{17x38}	G _i <0	G _i >0
G ₁	2	15
G ₂	1	16
G ₃	1	16
G ₄	1	16
G ₅	1	16

Figura 10: Validação do Modelo Matemático com Dados Reais Modificados

Os resultados representados na Figura 10 apresentam quantas vezes cada componente da função objetivo de desempenho apresentou valores menores que zero no período de 17 meses e, além disso informam quantas vezes as componentes da função de desempenho apresentaram valores maiores que zero neste período. Portanto, pode-se constatar a eficiência do modelo quando aplicado os dados reais modificados.

4. Conclusão

O método estatístico multivariado utilizado nesse trabalho forneceu os modos de falha de anomalias que são possíveis de serem monitoradas no bloco-chave A-7 da barragem da Usina Itaipu Binacional, e se incorporado aos procedimentos já utilizados, pode auxiliar na tomada de decisão. Com os resultados obtidos na análise foi possível criar uma função

de desempenho multivariada que satisfaz as exigências da análise de confiabilidade estrutural, e, que pode ser implementada computacionalmente e utilizada para simplificar o monitoramento do bloco. Os testes realizados com as simulações também foram satisfatórios e mostraram um alto grau de acertos nos diagnósticos de cada evento de falha.

Referências

ICOLD. *Statistical Methods for Forecasting Critérios de Projeto Civil de Usinas Hidrelétricas*. Centrais Elétricas Brasileiras S.A, Eléctrobrás, 2003.

L. H. A. MONTEIRO, *Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada*, Livraria da Física, São Paulo (2006).

D. BELATO, *Análise Não Linear de Sistemas Dinâmicos Holonômios Não Ideais*. Campinas, 2002, 186f. Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico.

X. Y. LONG et. al., *An enhanced subinterval analysis method for uncertain structural problems*, vol. 56, pag. 217-238, Revista Applied Mathematical Modelling (2018).

L. SHENG et. al., *Uncertain dynamical system-based decision making with application to production-inventory problems*, vol. 54, pag. 580-593, Revista Applied Mathematical Modelling (2018).

O.C. SILVA & J.M MARQUES. Modelos Matemáticos para Análise de Risco em Blocos de Concreto da Barragem de Itaipu. Revista de Engenharia e Tecnologia. Vol. 8, número 1, p.115-129, 2016.

J. G. FILHO, *Desempenho de Obras Geotécnicas*, 523 p, Editora Universitária da UFPE, Recife (2006).

ELETROBRÁS, *Critérios de Projeto Civil de Usinas Hidrelétricas*, vol. 1, Rio De Janeiro (2003).

J. F. A. SILVEIRA, *Instrumentação e Segurança de Barragens de Terra e Enrocamento*, 208 p, Editora Oficina de Textos, São Paulo (2003).

O. C. SILVA, *Análise Multivariada e Confiabilidade Estrutural no Estudo de Riscos em Blocos de Concreto de Barragens Altamente Instrumentadas*, 127 f, Tese de Doutorado, Método Numéricos, Curitiba, Paraná (2016).

BINACIONAL, D. T. da I. *Usina Hidrelétrica – Aspectos de Engenharia*. Foz do Iguaçu: TAB Marketing Editorial, 2003.

O. C. SILVA, & I. P. NIERADKA, *Testes Estatísticos e Análise Multivariada na Determinação dos Modos de Falha Monitorados pelos Instrumentos em Blocos de Concreto da Barragem de Itaipu*, vol. 5, pag. 3-21, Revista Holos (2015).