



GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO HIDRÁULICA - GGH

SISTEMA ESPECIALISTA PROBABILÍSTICO PARA DIAGNÓSTICO ON-LINE DE HIDROGERADORES COM IA

**MURILO MARQUES PINTO(1);GABRIEL DE SOUZA(1);DANILO LUIZ ALVES NEGRÃO(2);GUILHERME TOYOSHIMA(2);MARCOS EDUARDO GUERRA ALVES(1);DANIEL CARRIJO POLONIO ARAUJO(1);RAFAEL PRUX FEHLBERG(1);HEBER PEDROSA SANTOS(1);MARCIO DA COSTA(3);DANIEL PEDROSA SANTOS(1);IONY PATRIOTA DE SIQUEIRA(4);BRUNO FERNANDES SARDINHA(1);ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO(1)
RADICE TECNOLOGIA(1);IBITU COMERCIALIZADORA(2);TREETECH TECNOLOGIA LTDA(3);TECNIX ENGENHARIA E ARQUITETURA LTDA.(4)**

RESUMO

Os hidrogeradores estão sujeitos a uma série de problemas de construção, operação e manutenção que podem reduzir a capacidade de geração da usina. Além disso, a planta pode sofrer enormes perdas de receita devido a vários problemas iniciais que acabam por aumentar o tempo de inatividade da planta. Com isso, garantir o bom funcionamento destes equipamentos é um serviço extremamente essencial para o setor elétrico brasileiro. Neste trabalho é apresentado um sistema especialista probabilístico para monitoramento da condição dos Hidrogeradores. Este trabalho apresenta os principais resultados do projeto de P&D ANEEL PD-00622-0119/2019 - Sistema Inteligente para Gestão Otimizada de Aerogeradores e Hidrogeradores.

PALAVRAS-CHAVE

1.0 INTRODUÇÃO

A ideia da utilização do fluxo da água como fonte de energia é um método antigo, datado de pelo menos 2000 anos atrás. Por volta do século I, surgiram os primeiros moinhos e rodas-d'água, usados principalmente para girar maquinários (Grécia e Roma) e na irrigação de campos (1). Desde então, os desenvolvimentos na área foram se aperfeiçoando até os hidrogeradores se tornarem as principais fontes de suprimento de energia elétrica em muitos países.

Devido ao seu vasto potencial hídrico, com largas bacias hidrográficas espalhadas pelo país, o Brasil tem como principal fonte de energia a geração hidráulica. Segundo dados do Ministério de Minas e Energia (MME), em janeiro de 2021 o Brasil possuía 1.470 usinas com uma capacidade total instalada de geração de 109.201 MW, correspondente a 60,9% de toda a capacidade instalada de geração de energia elétrica do país (2).

Com isso, garantir o bom funcionamento destes equipamentos é um serviço extremamente essencial para o setor elétrico brasileiro. Assim, faz-se necessário cada vez mais o desenvolvimento de novas técnicas e ferramentas para auxiliar as equipes de manutenção e de gestão de ativos na identificação de defeitos nos hidrogeradores ainda em fase incipiente, possibilitando para estas equipes um melhor suporte nas tomadas de decisão de forma a atender de modo mais eficiente os objetivos organizacionais da concessionária.

Entre essas novas tecnologias, destaca-se a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina, como os Sistemas Especialistas, que são capazes de processar e memorizar informações, aprender e raciocinar em situações determinísticas e incertas, comunicar-se com humanos e/ou outros sistemas, tomar decisões apropriadas e explicar por que essas decisões foram tomadas (3).

Os sistemas especialistas são divididos em dois tipos: Sistemas Especialistas baseados em regras e Sistemas Especialistas Probabilísticos. O núcleo da base de conhecimento de um sistema especialista baseado em regras é o conjunto de regras que descreve as relações entre o conjunto de objetos. Por outro lado, em sistemas especialistas probabilísticos, as relações entre as variáveis são descritas pela distribuição de probabilidade conjunta (Joint Probability Distribution - JPD) dos seus objetos. Assim, a distribuição de probabilidade conjunta forma o que chamamos de conhecimento abstrato ou conhecimento de aplicação geral.

Neste trabalho é apresentado um sistema especialista probabilístico para monitoramento de condição dos Hidrogeradores, que servirá de suporte às equipes de manutenção e operação desses ativos. Para o desenvolvimento do sistema, foi realizado um extenso levantamento na literatura, validado por especialistas, para correlacionar os sintomas do equipamento aos modos de falha correspondentes. Para isto, este trabalho foi dividido em as seguintes atividades principais:

- Levantamento das principais técnicas usadas atualmente no monitoramento de condição dos hidrogeradores, identificando seus principais benefícios e limitações.
- Levantamento dos principais modos de falha dos hidrogeradores, suas taxas de ocorrência e causas raízes, identificando os principais defeitos do hidrogerador e os que mais necessitam de atenção.
- Desenvolvimento do sistema inteligente para diagnóstico do Hidrogerador.

Este trabalho apresenta os principais resultados do projeto de PD-00622-0119/2019 – Sistema Inteligente para Gestão Otimizada de Aerogeradores e Hidrogeradores, proposto e financiado pela Ibitu Energia e regulamentado pelo Programa ANEEL de “Pesquisa e Desenvolvimento Tecnológico do Setor de Energia Elétrica”.

2.0 FALHA EM HIDROGERADORES

Os hidrogeradores estão sujeitos a uma série de problemas de construção, operação e manutenção que podem reduzir a capacidade de geração da usina. Além disso, a planta pode sofrer enormes perdas de receita devido a vários problemas iniciais que acabam por aumentar o tempo de inatividade da planta.

A sequência de operação da falha, para um modo de falha específico, em um componente típico como, por exemplo, o eixo principal de uma máquina, é mostrado na Figura 1.

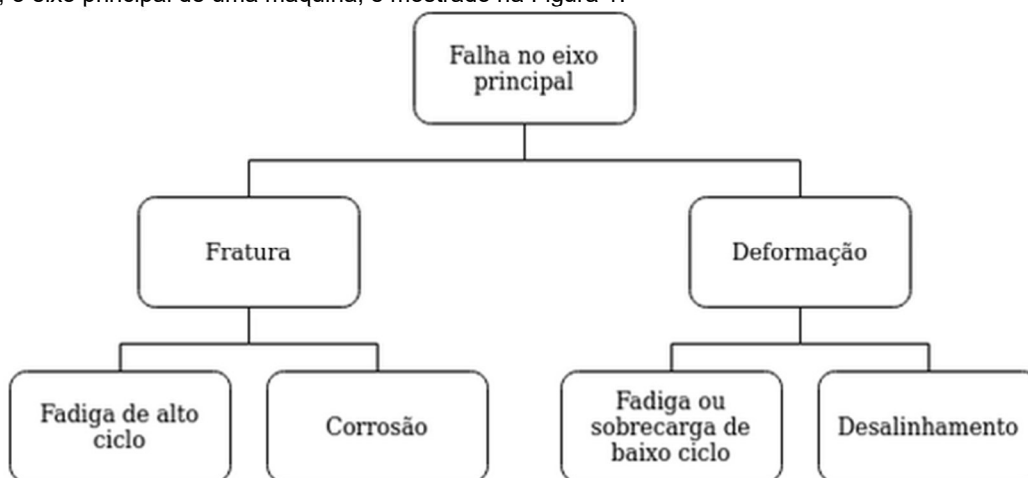


Figura 1: Diagrama de sequência da falha, adaptado de (4)

A duração da sequência da falha depende do modo de falha, da operação e das condições do ambiente da máquina. A Figura 2 demonstra a linha do tempo para esse processo, descrito por uma distribuição normal. A Figura 2 a) mostra a progressão de uma falha rápida de uma operação confiável para não confiável. A Figura 2 b) repete a sequência para uma falha lenta.

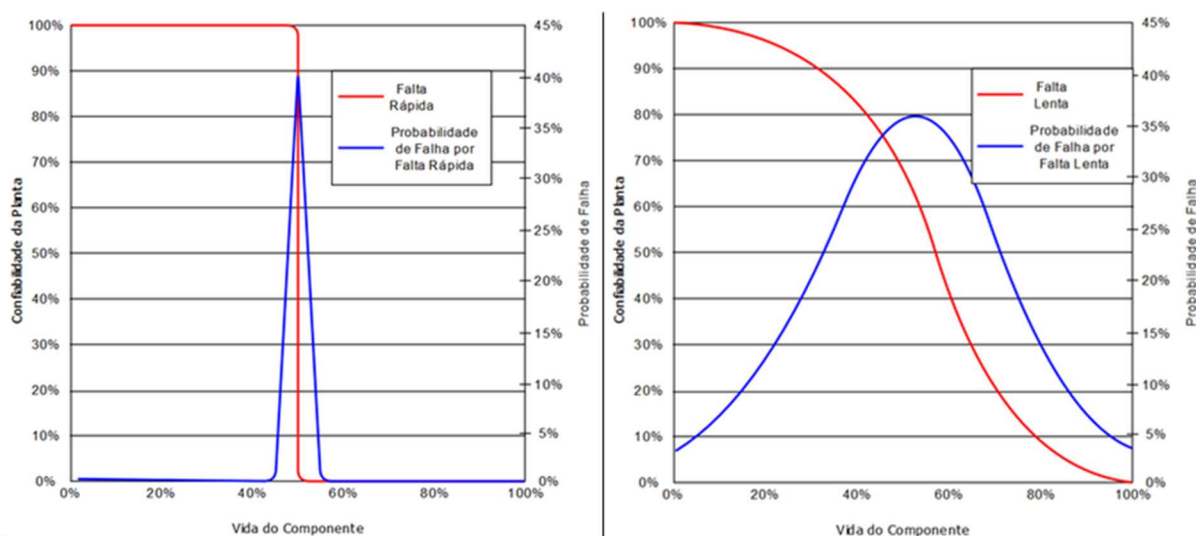


Figura 2 - Progressão de uma Falha, a) Falha Rápida e b) Falha Lenta

Esse processo é essencial para o monitoramento da condição do ativo, como mostrado por (5). Se a sequência da falha é rápida, uma monitoração eficaz da condição é impossível e esta é a situação em que as falhas elétricas são detectadas pela proteção, onde o período de ação pode ser de alguns segundos ou ciclos. Entretanto, se a sequência de falha leva dias, semanas ou meses, o monitoramento da condição poderá fornecer alertas antecipados da falha iminente, auxiliando nas tomadas de decisão da concessionária. Portanto, o monitoramento da condição deve se concentrar nas causas principais e nos modos de falha que exibem uma sequência lenta de falhas.

3.0 SISTEMAS ESPECIALISTAS PROBABILÍSTICOS

Stevens, em (6), define sistemas especialistas como máquinas que pensam e raciocinam como um especialista faria em um determinado domínio. Por exemplo, um sistema especialista em diagnósticos médicos solicitaria como entrada os sintomas do paciente, resultados de testes e outros fatos relevantes e, usando-os como indicadores, ele pesquisaria em seu banco de dados informações que pudessem levar à identificação da doença. Além disso, um Sistema Especialista não apenas executa as funções tradicionais do computador para lidar com grandes quantidades de dados, mas também manipula esses dados de forma que a saída seja uma resposta significativa a uma questão não totalmente especificada.

Um sistema especialista é composto basicamente de duas partes: Base de Conhecimento e Mecanismo de Inferência. A base de conhecimento é onde fica armazenado todo o conhecimento específico sobre o domínio de um determinado problema, por exemplo, em uma aplicação médica a base do conhecimento conteria todas as informações sobre as relações de sintomas e doenças. Já o mecanismo de inferência é o conjunto de algoritmos para processar o conhecimento armazenado na base de conhecimento, junto com qualquer outra informação específica disponível sobre uma determinada aplicação.

Os sistemas especialistas modernos buscam, idealmente, uma separação total entre a base de conhecimento e o mecanismo de inferência. Isso permite que a base de conhecimento seja aprimorada à medida que novas informações sejam disponibilizadas. Além disso, a base de conhecimento é o núcleo de um sistema especialista; por mais sofisticados que sejam os mecanismos de inferência para manipular o conhecimento em uma base de conhecimento, se o conteúdo da base de conhecimento for pobre, então as inferências serão correspondentemente pobres. No entanto, é vital ter um bom mecanismo de inferência para tirar o máximo proveito da base de conhecimento (7).

Os problemas com os quais os sistemas especialistas podem lidar podem ser classificados em dois tipos: problemas principalmente determinísticos e problemas principalmente estocásticos (3). Problemas que podem ser formulados usando um conjunto de regras bem estabelecidas que relacionam vários objetos são chamados de problemas determinísticos. Os sistemas especialistas que lidam com este tipo de problema são conhecidos como sistemas especialistas baseados em regras, pois tiram suas conclusões com base em um conjunto de regras usando um mecanismo de raciocínio lógico.

Problemas estocásticos são problemas onde as relações existentes entre os objetos do problema não podem ser claramente definidas por regras. Neste caso, é necessário introduzir alguns meios para lidar com esta incerteza. Os estudos na área levaram ao desenvolvimento de várias medidas de incerteza durante as últimas décadas. Exemplos dessas medidas são o fator de certeza (como em (8)), a lógica fuzzy (por exemplo, (9)), e a teoria da evidência de Dempster e Shafer (apresentada em (10)).

Outra medida intuitiva de incerteza é a probabilidade, onde uma distribuição de probabilidade conjunta (JPD) é usada para descrever as relações entre um conjunto de variáveis. Um exemplo disso é o sistema especialista PROSPECTOR, apresentado em (11). Os sistemas especialistas que usam probabilidade como uma medida de incerteza são conhecidos como sistemas especialistas probabilísticos e a estratégia de raciocínio que eles usam é conhecida como raciocínio probabilístico ou inferência probabilística.

3.1 BASE DO CONHECIMENTO

O núcleo dos sistemas especialistas é a base do conhecimento. Nos sistemas baseados em regras a base do conhecimento é formada pelo conjunto de regras que descreve as relações entre o conjunto de objetos. Já nos sistemas especialistas probabilísticos, as relações entre as variáveis armazenada na base do conhecimento são descritas pela distribuição de probabilidade conjunta das variáveis. Assim, para construir a base de conhecimento de um sistema especialista probabilístico, é necessário especificar a distribuição de probabilidade conjunta das variáveis.

O modelo mais geral de uma base do conhecimento para um sistema especialista probabilístico é baseado em uma especificação direta da distribuição de probabilidade conjunta para todas as combinações de valores das variáveis existentes. Um modelo desse sistema genérico é apresentado na Figura 3, onde todas as variáveis apresentam relações entre si.

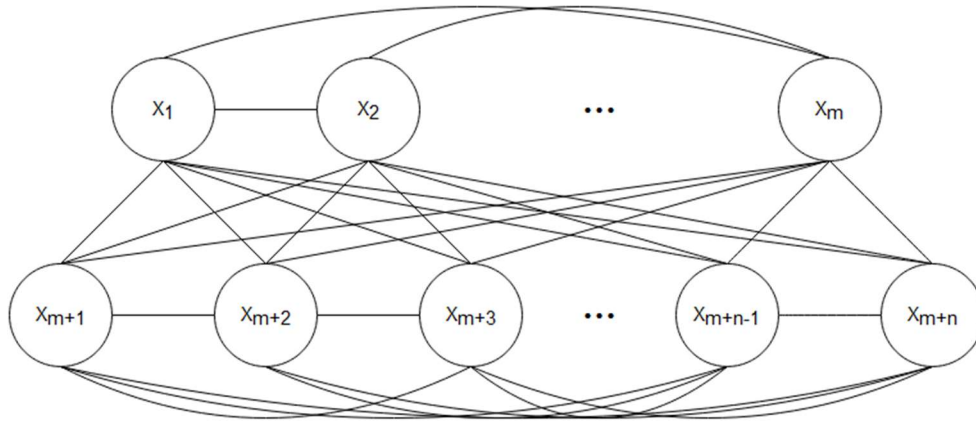


Figura 3 - Modelo Genérico de um Sistema Especialista

Porém, essa especificação direta da distribuição de probabilidade conjunta pode envolver um número muito grande de parâmetros. Por exemplo, para um caso com n variáveis binárias, a distribuição de probabilidade conjunta mais geral possui 2^n parâmetros, onde mesmo para números pequenos de n como 20 se faz necessário mais de 1 milhão de parâmetros.

Contudo, na maioria das situações práticas é possível adotar simplificações do modelo mais geral, em que alguns subconjuntos das variáveis podem ser considerados independentes ou condicionalmente independentes. Isso pode resultar em reduções significativas no número de parâmetros (12).

3.1.1 MODELO DE SINTOMAS RELEVANTES INDEPENDENTES

Uma dessas possíveis simplificações é que iremos trabalhar neste trabalho é a simplificação por Modelo de Sintomas Relevantes Independentes (12). Nessa simplificação é assumido que as falhas são independentes umas das outras e os sintomas são independentes entre si, mas dependentes com as doenças. Além disso, são definidos conjuntos de sintomas relevantes para cada modo de falha, isto é, nem todos os sintomas apresentam relevância para todos os tipos de falhas. Este modelo é apresentado na Figura 4, onde somente alguns conjuntos de sintomas é conectado em cada tipo de falha, por exemplo, para a falha f_1 somente os sintomas S_1 e S_2 são relevantes.

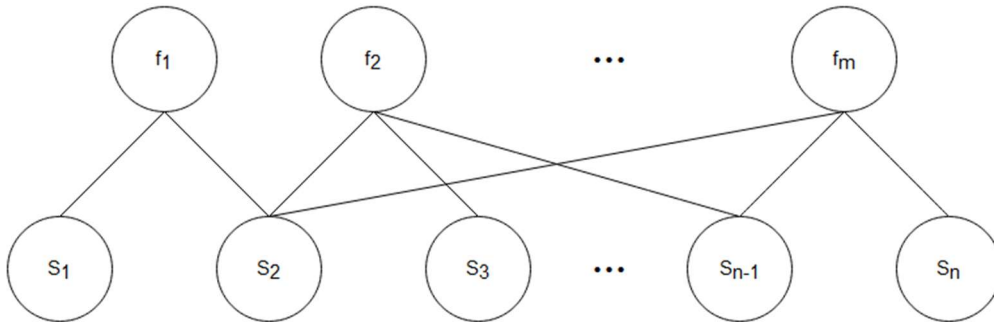


Figura 4 - Modelo de Sintomas Relevantes Independentes

Considerando que S_1, \dots, S_{r_i} são sintomas relevantes para a falha f_i e que os sintomas restantes S_{r_i+1}, \dots, S_n são irrelevantes, a distribuição de probabilidade condicional é calculada pela Equação 1.

$$p(f_i | s_1, \dots, s_n) = \frac{p(f_i) \prod_{j=1}^{r_i} p(s_j | f_i) \prod_{j=r_i+1}^n p_j}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (1)$$

Onde $p_j = (s_j | f_j)$ é igual para todos os sintomas irrelevantes de f_j .

Da Equação 1, temos que para o cálculo da probabilidade condicional $p(f_i | S_1, \dots, S_n)$ é usado somente as probabilidades marginais $p(f_i)$ para todos os valores possíveis de F , as probabilidades condicionais $p(S_j | f_i)$ para

cada combinação de valor de F e seus sintomas relevantes e a probabilidade p_j para cada valor de f que possua pelo menos um sintoma irrelevante. Assim, em um cenário com m possíveis falhas e n sintomas binários a quantidade necessária de parâmetros é de $m - 1 + n - a \sum_{i=1}^m r_i$, onde r_i é o número de parâmetros relevantes para a falha f_i e a é a quantidade de sintomas relevantes para todas as falhas.

4.0 MODELO

Para modelar um Sistema Especialista Probabilístico de diagnóstico de falhas de hidrogeradores, uma tarefa crítica é analisar os tipos de falhas, suas características e sistemas dos hidrogeradores associados.

Com isso, foi realizado neste trabalho um extenso levantamento dos dados de falhas dos hidrogeradores presentes na literatura, onde foram identificados os principais modos de falha do equipamento, as principais características das falhas, seus alarmes associados e os principais sistemas do hidrogerador afetado pelo defeito. Os dados levantados foram validados por um conjunto de especialistas em manutenção de hidrogeradores com anos de experiência na área.

Os dados levantados definiram a relação entre 10 (dez) sintomas do hidrogerador (sendo eles: Subtensão, Sobrecorrente, Aquecimento, Vibração, Ruído, Harmônicos, Curto-circuito, Sobrevelocidade, Subvelocidade e Instabilidade) com 6 (seis) diferentes modos de falha (Falha de Isolamento Estatístico, Fadiga, Falha no Regulador de Velocidade, Cavitação, Corrosão nos Mancais e Sub-refrigeração do Sistema de Resfriamento). Os Modos de Falha avaliados abrangem alguns dos principais sistemas da máquina: Gerador, Turbina, Mancais e Sistema de Resfriamento.

Assim, foram então calculadas as probabilidades condicionais $p(f_i|S_1, S_2, \dots, S_{10})$ e estruturada a rede de Sintomas Relevantes Independentes. Uma parte da rede, para dois Modos de Falha e quatro Sintomas, é apresentada na Figura 5.

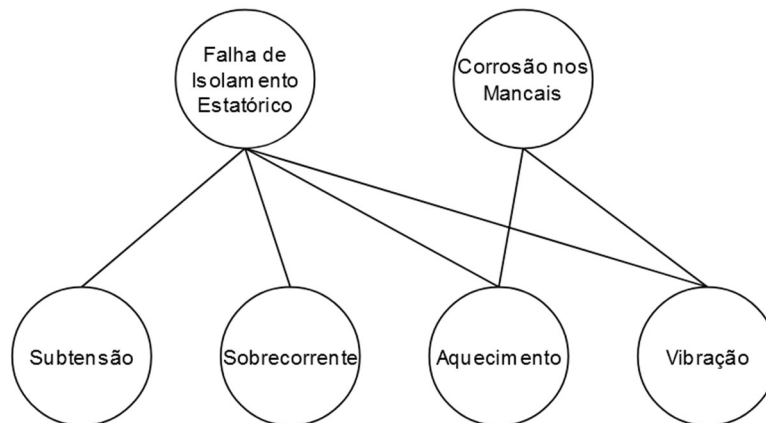


Figura 5 - Parte da Rede Desenvolvida

Como é possível notar, todos os sintomas do exemplo são relevantes para indicar falhas no isolamento estatístico. Contudo, para falhas do tipo corrosão nos mancais somente os sintomas Aquecimento e Vibração são sintomas relevantes.

5.0 ESTUDO DE CASO

Para a avaliação e validação do modelo, foi realizado um estudo de caso da aplicação do sistema especialista probabilístico para diagnóstico de hidrogeradores desenvolvido. Quatro casos de falha encontrados na literatura foram avaliados pelo modelo, como segue:

- Em (13) é apresentado um caso de falha no Sistema de Resfriamento de um hidrogerador. Já em (14) é apresentada uma falha do tipo Corrosão nos Mancais da máquina. Em ambos os casos, as falhas foram antecedidas por um aumento acima do normal na temperatura do hidrogerador, ou seja, por um sintoma de Aquecimento no equipamento. Apresentando esse sintoma ao Sistema Especialista, temos uma probabilidade de 58% da máquina apresentar o modo de falha Sub-refrigeração no Sistema de Resfriamento e 39% de apresentar Corrosão nos Mancais. Os outros modos de falha avaliados apresentaram menos de 1% de probabilidade. Com isso, podemos concluir que para esse caso o modelo apresentou um resultado satisfatório, ao indicar, na presença do sintoma Aquecimento, probabilidades muito superiores para as falhas relatadas na literatura do que para as outras falhas avaliadas.
- Em (15) é apresentado um caso em que o hidrogerador apresentou Sobrevelocidade. Essa sobrevelocidade indicava uma falha no regulador de velocidade do hidrogerador. Assim como nos casos anteriores, simulando o sintoma Sobrevelocidade no modelo desenvolvido, temos uma indicação do sistema de 89% probabilidade do hidrogerador apresentar Falha no Regulador de Velocidade. A segunda falha com maior

probabilidade foi Cavitação, com 6%. O resultado obtido para este teste também se apresentou satisfatório ao indicar uma probabilidade muito maior para a falha apresentada na referência em relação aos outros modos de falha.

- Por fim, em (16) temos um caso de falha no isolamento do estator que teve como sintomas a presença de Harmônicos e um Curto-circuito entre as espiras do hidrogerador. Para esses sintomas, o sistema especialista apresentou 55% de probabilidade da máquina apresentar o modo de falha relatado na referência. Para esse caso, duas outras falhas se destacam, sendo Falha no Regulador de Velocidade, com 21%, e Fadiga, com 17%. Contudo, ainda que a probabilidade dessas falhas seja razoável, a probabilidade da máquina apresentar Falha no Isolamento de Estator foi bem superior. Podemos concluir então, que para esse caso, o desempenho do modelo também foi satisfatório.

A tabela abaixo resume os resultados obtidos:

Sintomas	Defeito Real	Defeito predito
Sobreaquecimento	Falha no sistema de Resfriamento	Sub refrigeração (58 %) e Corrosão nos mancais (39 %)
Sobreaquecimento	Corrosão nos Mancais	Sub refrigeração (58 %) e Corrosão nos mancais (39 %)
Sobrevelocidade	Falha no regulador de velocidade	Falha no regulador de velocidade (89 %) / Cavitação (6 %)
Harmônicos e Curto-circuito	Falha no Isolamento do Estator	Falha no Isolamento do Estator (55 %), Falha no regulador de velocidade (21 %) e Fadiga (17 %)

6.0 CONCLUSÃO

Sistemas Especialistas probabilísticos possuem a capacidade de, a partir de um conjunto de sintomas, indicar o defeito mais provável em termos de probabilidade. Esses sintomas são levantados a partir de conhecimento especialista e os valores da probabilidade são calculados utilizando, geralmente, o histórico de manutenção. Na ausência deste, é possível inferir essas probabilidades a partir do conhecimento da equipe de manutenção. Com esses dados em mãos, torna-se possível o monitoramento de equipamentos não de modo determinístico, que costuma gerar alta taxa de falsos positivos, mas de modo probabilístico, servindo de suporte à tomada de decisão.

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema especialista probabilístico para monitoramento da condição de hidrogeradores. Esse modelo tinha por objetivo indicar defeitos nos subsistemas e componentes dos hidrogeradores a partir de alarmes vindos do sistema SCADA. Para isso, foram levantadas as probabilidades condicionais dos defeitos em relação aos modos de falha utilizando histórico de manutenção e conhecimento especialista. Após isso, para validar o modelo, foram utilizadas referências bibliográficas de falhas em turbinas hidráulicas.

Conforme foi possível perceber a partir dos resultados, o modelo apresentou alta taxa de acerto, mesmo no caso de poucos sintomas, como no exemplo de Falha nos Mancais e Falha no Sistema de Resfriamento, onde a partir de apenas um sintoma o modelo identificou como sendo mais prováveis os dois modos de falha indicados acima. Isso demonstrou a robustez do modelo, mesmo na ausência de uma grande quantidade de sinais de alarme. Além disso, todos os demais casos estudados o modelo apresentou o resultado correto, mostrando também que as probabilidades e as conexões estabelecidas entre os sintomas e os modos de falha foram realizadas de maneira adequada.

Deste modo, conclui-se que sistemas especialistas probabilísticos podem ser utilizados como uma ferramenta robusta, precisa e versátil na identificação de diagnósticos de defeitos em hidrogeradores a partir de sinais de alarme vindos do sistema SCADA. Como próximos passos, serão realizados mais estudos analisando diversos outros casos de falha para validar ainda mais a performance do modelo.

REFERÊNCIAS

- (1) HENN, Érico Antônio Lopes. **Máquinas de fluido**. Fundação de Apoio a Tecnologia e Ciencia-Editora UFSM, 2019.
- (2) Boletim de Monitoramento do Sistema Elétrico - Jan-2021. Disponível em: <https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/energia-eletrica/publicacoes/boletim-de-monitoramento-do-sistema-eletrico/2021/boletim-de-monitoramento-do-sistema-eletrico-jan-2021.docx/view> Acesso em: 12 de nov de 2021
- (3) CASTILLO, Enrique; GUTIERREZ, Jose M.; HADI, Ali S. **Expert systems and probabilistic network models**. Springer Science & Business Media, 2012.
- (4) TAVNER, Peter J. Review of condition monitoring of rotating electrical machines. **IET electric power applications**, v. 2, n. 4, p. 215-247, 2008.
- (5) ESCALER, Xavier et al. Detection of cavitation in hydraulic turbines. **Mechanical systems and signal processing**, v. 20, n. 4, p. 983-1007, 2006.
- (6) STEVENS, Lawrence. **Artificial Intelligence, the Search for the Perfect Machine**. Prentice Hall, 1985.
- (7) COWELL, Robert G. et al. **Probabilistic networks and expert systems: Exact computational methods for Bayesian networks**. Springer Science & Business Media, 2007.
- (8) BUCHANAN, Bruce G.; SHORTLIFFE, Edward H. Rule-based expert systems: the MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming Project. 1984.
- (9) ZADEH, Lotfi Asker. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. **Fuzzy sets and systems**, v. 11, n. 1-3, p. 199-227, 1983.
- (10) SHAFER, Glenn. **A mathematical theory of evidence**. Princeton university press, 1976.
- (11) DUDA, Richard; GASCHNIG, John; HART, Peter. Model design in the PROSPECTOR consultant system for mineral exploration. In: **Readings in Artificial Intelligence**. Morgan Kaufmann, 1981. p. 334-348.
- (12) CASTILLO, Enrique. **Expert systems; uncertainty and learning**. 1991.
- (13) MILIĆ, Saša D.; ŽIGIĆ, Aleksandar D.; PONJAVIĆ, Milan M. Online temperature monitoring, fault detection, and a novel heat run test of a water-cooled rotor of a hydrogenerator. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 28, n. 3, p. 698-706, 2013.
- (14) ILIEV, H. Failure analysis of hydro-generator thrust bearing. **Wear**, v. 225, p. 913-917, 1999.
- (15) YUCESAN, Melih; KAHRAMAN, Gökhan. Risk evaluation and prevention in hydropower plant operations: A model based on Pythagorean fuzzy AHP. **Energy policy**, v. 126, p. 343-351, 2019.
- (16) SHUTING, Wan et al. The analysis of generator excitation current harmonics on rotor winding inter-turn short circuit Fault. **Automation of Electric Power Systems**, v. 27, n. 22, p. 64-67, 2003.

DADOS BIOGRÁFICOS



Murilo Marques é graduado em Engenharia Eletrônica pela Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI) e cursando mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (2021). Atualmente trabalha na Radice Tecnologia. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica/Eletrônica, nas áreas de programação, Data Science, inteligência artificial, processamento digital de sinais, projetos de circuitos eletrônicos, diagnóstico de falhas e sistemas de potência.

(2) **GABRIEL DE SOUZA**
Graduado com Honra ao Mérito em Engenharia Eletrônica e Mestre em Engenharia Elétrica pela UNIFEI. Doutorando em Sistemas Inteligentes pela EESC-USP.

(3) **DANILO LUIZ ALVES NEGRÃO**
Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Escola de Engenharia de São Carlos (EESC), da USP (2012). Aluno/pesquisador de mestrado em Engenharia Elétrica pela EESC (2014). Tem experiência em P&D na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência, atuando principalmente nos seguintes temas: proteção de sistemas elétricos, sistemas de transmissão/distribuição de energia, desenvolvimento de ferramentas computacionais. De 2015 a 2020 atuou como engenheiro especialista trabalhando no setor de geração de energia eólica e hidrelétricas, apoiando as áreas de Desenvolvimento, Implantação, Operação e Manutenção. Desde 2020 atua como Gerente de Engenharia, Desenvolvimento e P&D.

(4) **GUILHERME TOYOSHIMA**
Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (2018) e graduação em Engenharia Elétrica pela Indiana Tech - Main Campus (2015). Atualmente é Analista de Projeto da Queiroz Galvão Exploração e Produção. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência.

(5) **MARCOS EDUARDO GUERRA ALVES**
Marcos Alves é Doutor em Ciências desde 2013 pela USP/IEE, Mestre em Ciências (2005) pela USP/Polí e Engenheiro Eletricista pela USJT (2001). É Diretor de P&D na Radice Tecnologia, onde supervisiona projetos de PD&I, e Diretor de Tecnologia na Tretech Tecnologia, onde atua desde 1992. É especializado em sistemas de sensoramento, diagnóstico e prognóstico de estado e gestão de equipamentos de alta tensão. Tem larga experiência em sensores eletrônicos inteligentes (IEDs) e sistemas de monitoramento on-line, gestão de manutenção e gestão de ativos. É membro do IEEE/PES desde 2007 e do Cigré desde 2001.

(6) **DANIEL CARRIJO POLONIO ARAUJO**
Graduado em Engenharia Elétrica pelo Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (2006), mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais (2008) e Doutorado na Universidade de São Paulo (2021), na área de Sistemas Dinâmicos. É Diretor de Engenharia / PD&I na Tretech e Pesquisador Especialista na Radice. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, ênfase em Máquinas Elétricas e Dispositivos de Potência e Alta Tensão, atuando nos temas: Monitoração Online, Sensoriamento Remoto, Subestações, Técnicas e Metodologias de Manutenção para Equipamentos de Alta Tensão, Transformadores e Reatores, Buchas Condensivas, Inteligência Computacional, Sistemas Inteligentes, Processamento Digital de Sinais.

(7) **RAFAEL PRUX FEHLBERG**
Mestrando em Engenharia Elétrica pela Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, possui graduação em Engenharia de Controle e Automação pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (2003) e MBA em Gerenciamento de Projetos pela Unilasalle Canoas (2016). Atualmente é Engenheiro Eletricista Senior na Tretech Sistemas Digitais e Gestor de Projetos pela Radice Tecnologia. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em subestações de energia, transformadores de potência, disjuntores e seccionadores. Também possui experiência com gestão de projetos e certificação PMP.

(8) **HEBER PEDROSA SANTOS**
Possui graduação em Engenharia Mecânica pela Faculdade de Engenharia Industrial – FEI, cursos extracurriculares nas áreas da mecânica e elétrica com foco em engenharia de confiabilidade. Atualmente é Diretor Industrial na Tretech Tecnologia onde supervisiona projetos de desenvolvimentos e melhorias em sensores e atuadores aplicados em subestações de alta tensão. Tem experiência em equipamentos elétricos de grande porte atuando principalmente em transformadores e reatores de potência, disjuntores e seccionadoras de alta tensão, suportes e adaptações mecânicas para captura de dados dos equipamentos para os sistemas on-line de gestão de ativos,

proteção e controle, pesquisa e desenvolvimento de algoritmos para diagnósticos on-line.

(9) **MARCIO DA COSTA**
Especialista, Diretor Comercial, Engenharia de Aplicação, Pesquisador. Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade de Mackenzie e especialização em Proteção de Sistemas Elétricos na FUPAI (UNIFEI). Possui mais de 25 anos de experiência no setor elétrico e de telecomunicações, nas áreas de Engenharia de Aplicação em medições de grandezas elétricas, mecânicas e químicas. Atualmente lidera o time comercial da Radice auxiliando na promoção de inovação nos setores de Geração, Transmissão e Distribuição de energia elétrica.

(10) **DANIEL PEDROSA SANTOS**
Formado em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, desenvolveu produtos e dirigiu o departamento de P&D da Tretech, onde hoje é CEO. É autor e coautor de diversos artigos em eventos do Cigré como Workspot ou SNPTTE e é membro suplente do conselho do CIGRE.

(11) **IONY PATRIOTA DE SIQUEIRA**
Iony Patriota de Siqueira possui doutorado (Prêmio Brasil) e graduação em Engenharia Elétrica, Mestrado (com honras) em Pesquisa Operacional, e MBA em Sistemas de Informação. CIGRE Fellow e IEEE Member. Honorary Member, Distinguished Member, Strategic Advisor e past-Chairman of Study Committee B5 do CIGRE, membro brasileiro da TC 57 da IEC, presidente da Comissão de Estudos da ABNT sobre Gestão de Sistemas de Energia e Intercâmbio de Informações. Autor de quatro livros. Convenor dos Grupos B5.32, B5.64 e TF B5.01 do CIGRE. Membro Permanente da Academia Nacional de Engenharia, Presidente da Tecnix Engenharia e Arquitetura, Diretor Técnico do CIGRE-Brasil.

(12) **ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO**
Graduado em Engenharia Elétrica pela UNESP/Bauru, mestrado em Engenharia Industrial pela UNESP/Bauru, doutorado em Engenharia Elétrica pela USP/EESC e Livre-Docente pela USP/EESC desde 2014. É revisor do Journal of Control, Automation and Electrical Systems, IEEE Transaction on Power Delivery, IEEE Transaction on Power Systems, Electric Power Systems Research, International Journal of Electrical Power & Energy Systems e Applied Soft Computing. As áreas de atuação se concentram em Sistemas Elétricos de Potência e Sistemas Inteligentes e os desenvolvimentos são direcionadas às redes inteligentes, estudo de sistemas de armazenamento de energia e gestão de ativos em sistemas elétricos.

(13) **BRUNO FERNANDES SARDINHA**
Bruno Sardinha é formado em Engenharia Elétrica pela UFRN e em Eletrotécnica pelo IFRN. De 2013 a 2017 atuou como Gerente de Projetos na Tretech Sistemas Digitais e atualmente é Analista de Projetos Sênior na Radice Tecnologia. Possui em seu histórico projetos de implantação de sistemas de monitoramento de ativos de subestações, tendo como clientes: Cemig, Eletronorte, FURNAS, Enel, Energisa, Celeo Redes, TAESA, Petrobrás, Andrade Gutierrez, Arcelormittal e Dow Corning. Hodiernamente trabalha(ou) em projeto de P&D ANEEL com as concessionárias: TAESA, CEB, Neenergia Distribuição Brasília, Queiroz Galvão Energia, Ibitu e FURNAS.