

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

Murilo Marques Pinto

**Análise da Aplicação de Técnicas de Inteligência Artificial
no Diagnóstico de Máquinas Elétricas**

São Carlos

2023

Murilo Marques Pinto

**Análise da Aplicação de Técnicas de Inteligência Artificial
no Diagnóstico de Máquinas Elétricas**

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Dinâmicos

Orientador: Prof. Dr. Rogério Andrade Flauzino

Coorientador: Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva

Trata-se da versão corrigida da tese. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

São Carlos

2023

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel **MURILO MARQUES PINTO**.

Título da dissertação: "Análise da aplicação de técnicas de inteligência artificial no diagnóstico de máquinas elétricas".

Data da defesa: 20/09/2023.

Comissão Julgadora

Prof. Associado Rogério Andrade Flauzino
(Orientador)

(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC-USP)

Prof. Associado Silvio Giuseppe Di Santo
(Escola Politécnica/EP-USP)

Prof. Dr. Ricardo de Andrade Lira Rabêlo
(Universidade Federal do Piauí/UFPI)

Resultado

Aprovado

Aprovado

Aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof Associado **Marcelo Andrade da Costa Vieira**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Carlos De Marqui Junior**

Dedico esse trabalho a Deus, a Santíssima Virgem, aos meus pais Jerusa e Walter, meus irmãos Gabriel e Rodrigo e a meus amigos.

AGRADECIMENTOS

A conclusão desta dissertação de mestrado é fruto da dedicação e principalmente da colaboração de diversas pessoas que se envolveram de forma direta e/ou indireta.

Gostaria de agradecer primeiramente à Deus e à Nossa Senhora por estarem sempre comigo, me guiando e iluminando em cada etapa da minha vida. Obrigado por me darem a fé e a força necessária para lutar e enfrentar todos os obstáculos, sem nunca desistir. Agradeço também aos santos e anjos, que sempre estão olhando por mim e intercedendo a meu favor. Sem essa força divina, nenhuma conquista seria possível.

À minha mãe Jerusa Maria de Jesus Marques, ao meu pai José Walter Pinto e aos meus irmãos Gabriel Marques Pinto e Rodrigo Marques Pinto pelos incentivos e apoios que sempre me concederam.

Ao Prof. Dr. Rogério Andrade Flauzino que, mediante sua expressiva tutoria contribuiu de forma efetiva não só para que esse trabalho fosse concluído mas pelos ensinamentos e formação ética e profissional.

À Radice Tecnologia e ao Dr. Marcos Eduardo Guerra Alves pela preciosa oportunidade de realizar meu mestrado. O apoio e incentivo recebidos foram fundamentais para moldar minha jornada acadêmica e profissional.

Aos colegas Gabriel de Souza Pereira Gomes, Daniel Carrijo Polônio Araujo e Rafael Prux Felhberg que ajudaram a tornar este trabalho uma válida e agradável experiência de aprendizagem. Sou grato pela nossa amizade.

À Ibitu Energia e à ANEEL pelos recursos disponibilizados ao projeto Pesquisa e Desenvolvimento Sistema Inteligente para Gestão Otimizada de Aerogeradores e Hidrogeradores (PD-00622-0119/2019).

*“A espantosa realidade das coisas
É a minha descoberta de todos os dias.
Cada coisa é o que é,
E é difícil explicar a alguém quanto isso me alegra,
E quanto isso me basta.”
Alberto Caeiro*

RESUMO

Pinto, M. M. **Análise da Aplicação de Técnicas de Inteligência Artificial no Diagnóstico de Máquinas Elétricas**. 2023. 70p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2023.

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema especialista probabilístico para monitoramento de condição de hidrogeradores, visando apoiar as equipes de manutenção e operação desses ativos. O sistema foi construído após extenso levantamento na literatura, validado por especialistas, que correlacionou os sintomas do equipamento aos modos de falha correspondentes. Inicialmente, foram identificadas as principais técnicas utilizadas no monitoramento de hidrogeradores, bem como os defeitos relatados na literatura, analisando suas causas e modos de falha. Em seguida, o sistema inteligente de diagnóstico foi desenvolvido e testado em casos de defeitos previamente encontrados na literatura, obtendo uma alta taxa de acerto de até 91%. A aplicação desse sistema nas rotinas de manutenção de usinas hidrelétricas traz benefícios econômicos e socioambientais significativos, como a redução dos custos de falhas e manutenções, dos riscos de acidentes de trabalho e dos impactos ambientais. Para trabalhos futuros, estão previstos estudos para levantar novas probabilidades de sintomas e modos de falha não contemplados nesta versão do trabalho, bem como a validação do modelo com mais casos de falha. Além disso, está planejado o teste do sistema com dados reais de operação e manutenção de uma usina hidrelétrica, dentro do projeto Pesquisa e Desenvolvimento ANEEL PD-00622-0119/2019.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Sistemas Especialistas Probabilísticos. Diagnóstico de Máquinas Elétricas. Diagnóstico de Hidrogeradores.

ABSTRACT

Pinto, M. M. **Analysis of the Application of Artificial Intelligence Techniques in the Diagnosis of Electrical Machines**. 2023. 70p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2023.

This work presents the development of a probabilistic expert system for monitoring the condition of Hydrogenerators, aiming to support maintenance and operation teams of these assets. The system was built after an extensive literature review, validated by experts, which correlated the equipment symptoms with corresponding failure modes. Initially, the main techniques used in monitoring Hydrogenerators were identified, as well as the defects reported in the literature, analyzing their causes and failure modes. Subsequently, the intelligent diagnostic system was developed and tested on cases of defects previously found in the literature, achieving a high accuracy rate of up to 91%. The application of this system in the maintenance routines of hydroelectric power plants brings significant economic and socio-environmental benefits, such as reducing costs from failures and maintenance, minimizing workplace accident risks, and mitigating environmental impacts. For future work, studies are planned to assess new probabilities for symptoms and failure modes not addressed in this version of the work, as well as the validation of the model with more failure cases. Additionally, the testing of the system with real operational and maintenance data from a hydroelectric power plant is scheduled within the Research and Development project ANEEL PD-00622-0119/2019.

Keywords: Artificial Intelligence. Probabilistic Expert Systems. Electrical Machine Diagnostics. Hydrogenerator Diagnostics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Roda d'água em elevador de água	23
Figura 2 – Roda d'água no suprimento de ar de altos-fornos	24
Figura 3 – Turbina Boyden	24
Figura 4 – Dínamo Jumbo	25
Figura 5 – Usina Vulcan Street Plant [3]	25
Figura 6 – Turbinas Pelton, Kaplan e Francis, respectivamente	26
Figura 7 – Turbinas Pelton (esquerda) e Michell-Banki (direita)	27
Figura 8 – Turbinas Francis (esquerda), Kaplan (meio) e Bulbo (direita)	27
Figura 9 – Sistema Diretor Pelton, Francis e Kaplan, respectivamente	28
Figura 10 – Corte longitudinal da central hidrelétrica (SOUZA; SANTOS; BORTONI, 1999)	29
Figura 11 – Diagrama de sequência da falha, adaptado de (TAVNER, 2008)	30
Figura 12 – Progressão de uma Falha Rápida, adaptado de (TAVNER, 2008).	31
Figura 13 – Progressão de uma Falha Lenta, adaptado de (TAVNER, 2008).	31
Figura 14 – Padrões de Vibração de um Hidrogerador, adaptado de (BETTA et al., 2002)	33
Figura 15 – Sistema especialista e raciocínio híbrido desenvolvido por (ZHOU; PAN, 2012), adaptado de (ZHOU; PAN, 2012)	35
Figura 16 – Modelo de diagnóstico de falha para hidrogeradores utilizando máquina de vetores de suporte, adaptado de (YAO; LIU, 2016)	36
Figura 17 – Modelo de um Sistema Especialista Genérico	40
Figura 18 – Modelo de Sintomas Dependentes	41
Figura 19 – Modelo de Sintomas Independentes	41
Figura 20 – Modelo de Sintomas Relevantes Independentes	42
Figura 21 – Modelo de Sintomas Relevantes Dependentes	43
Figura 22 – Temperatura no rotor dos polos. Adaptado de (MILIĆ; ŽIGIĆ; PONJAVIĆ, 2013)	46
Figura 23 – Mancal do rolamento com falha (ILIEV, 1999)	48
Figura 24 – Pontos de Curto-circuito identificado nas inspeções visuais. Adaptado de (SILVA; SILVA; SANTOS, 2017)	50
Figura 25 – Imagem de partículas fluorescentes magnéticas da zona com falha. Adaptado de (URQUIZA et al., 2014)	53
Figura 26 – Soma das Probabilidades dos Sintomas Relevantes por Modo de Falha	54
Figura 27 – Quantidade de Sintomas Relevantes por Modo de Falha	55
Figura 28 – Quantidade de Modos de Falhas Indicados pelos Sintoma	56
Figura 29 – Resultados do Estudo de Caso 01	59

Figura 30 – Resultados do Estudo de Caso 02	60
Figura 31 – Resultados do Estudo de Caso 03	60
Figura 32 – Resultados do Estudo de Caso 04	61
Figura 33 – Resultados do Estudo de Caso 05	62
Figura 34 – Resultados do Estudo de Caso 06	62
Figura 35 – Resultados do Estudo de Caso 07	63
Figura 36 – Resultados do Estudo de Caso 08	63
Figura 37 – Resultados do Estudo de Caso 09	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados Estatísticos dos Sinais do Gerador 3	54
Tabela 2 – Tabela de Probabilidades Condicionais	56
Tabela 3 – Resultados Obtidos	57

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Motivação e Relevância do Trabalho	19
1.2	Objetivos	20
1.3	Contribuições Diretas	20
1.4	Organização do Trabalho	21
2	REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1	Principais Aplicações e Modos de Falha dos Hidrogeradores	23
2.1.1	Princípios de Funcionamento	26
2.1.1.1	Classificação das Turbinas	26
2.1.1.2	Componentes e Características	28
2.2	Sequência de um Modo de Falha	29
2.3	Estado da Arte em Monitoramento de Hidrogeradores	32
2.4	Sistemas Especialistas	36
2.4.1	Breve Revisão sobre Probabilidade	38
2.4.1.1	Distribuição de Probabilidade Conjunta	38
2.4.1.2	Teorema de Bayes	39
2.4.2	Base do Conhecimento	39
2.4.3	Mecanismo de Inferência	44
3	ABORDAGEM PROPOSTA	45
3.1	Introdução	45
3.2	Conjunto de Evidências	45
3.3	Conhecimento Abstrato	53
3.4	Modelo de Sintomas Relevantes Independentes	56
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
5	CONCLUSÃO	65
	REFERÊNCIAS	67

1 INTRODUÇÃO

1.1 Motivação e Relevância do Trabalho

Acidentes com máquinas rotativas causados por fatores como envelhecimento, defeitos internos, ou outros, podem acarretar grandes prejuízos de ordem financeira, humana e ambiental. Por conta disso, o monitoramento da condição das máquinas e seu contexto de operação aumentou e se tornou cada vez mais relevante nas últimas décadas, intensificando pesquisas em diversas áreas relacionadas ao problema, como suas estruturas e componentes. No entanto, por mais que os componentes, o projeto e o processo de fabricação das máquinas rotativas possam melhorar devido a essas pesquisas, as máquinas ainda sofrem com diversos modos de falha, além de possíveis falhas aleatórias, relacionadas a defeitos causados pelo envelhecimento da máquina ou por condições operacionais não previstas no projeto.

Além disso, 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 (MME, 2021).

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 nesses ativos 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 (CASTILLO; GUTIERREZ; HADI, 2012).

Dessa forma, o presente trabalho foi desenvolvido sobre as seguintes questões:

- Quais são as técnicas de monitoramento de condição atualmente utilizadas em hidrogeradores e quais são seus principais benefícios e limitações?
- Como a aplicação de técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina, como sistemas especialistas, pode melhorar o monitoramento de condição de hidro-

geradores?

A aplicação do sistema desenvolvido nas rotinas de manutenção e gestão de ativos das usinas hidrelétricas possibilita a obtenção de diversos benefícios tanto econômicos quanto socioambientais, tais como: Redução dos custos indiretos das falhas dos hidrogeradores e de manutenções, redução dos riscos de acidentes de trabalho, de impactos ambientais e da indisponibilidade das usinas.

1.2 Objetivos

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 entre as seguintes atividades principais:

1. Levantamento das principais técnicas usadas atualmente no monitoramento de condição dos hidrogeradores, identificando seus principais benefícios e limitações.
2. Levantamento dos defeitos de hidrogeradores relatados na literatura, suas causas e Modos de Falha.
3. Desenvolvimento do sistema inteligente para diagnóstico do Hidrogerador.

1.3 Contribuições Diretas

O trabalho desenvolvido gerou como contribuições diretas duas publicações apresentadas em congressos nacionais e internacionais, sendo elas:

- **Sistema Especialista Probabilístico para Diagnóstico On-line de Hidrogeradores com IA**, XXVI SNPTEE Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 15-18 nov, 2022.
- *Data Science and AI for on-line Diagnosis of Rotating Machines from pre-existing sensors, with applications in Hydro Generators and Wind Generators*, Cigre Paris Session 2022, Paris, França, 28 ago - 02 set, 2022.
- **Diagnóstico On-line de Máquinas Rotativas com uso de técnicas de Data Science e Inteligência Artificial, com aplicações em Aerogeradores e Hidrogeradores**, XIX Encontro Regional Ibero-Americano do CIGRE, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 21-25 mar, 2023.

1.4 Organização do Trabalho

Esta dissertação está organizada da seguinte maneira:

- O Capítulo 1 apresenta uma breve introdução contendo a motivação e os objetivos relacionados ao desenvolvimento deste trabalho.
- O Capítulo 2 aborda os principais tipos, aplicações e modos de falha dos hidrogenadores, apresentando uma breve revisão bibliográfica desses equipamentos e suas evoluções. O Capítulo também apresenta um levantamento do estado da arte em monitoramento de hidrogenadores.
- O Capítulo 3 apresenta de forma conceitual os sistemas especialistas, com enfoque nos sistemas especialistas probabilísticos que será usado no trabalho desenvolvido.
- O Capítulo 4 apresenta uma análise dos dados do conjunto de evidências e do conhecimento abstrato do modelo. Em seguida o capítulo apresenta a estruturação do modelo que será utilizado neste trabalho.
- No Capítulo 5 são apresentados os principais resultados obtidos e uma breve discussão sobre o desempenho do modelo.
- Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões e algumas possibilidades de trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Principais Aplicações e Modos de Falha dos Hidrogeradores

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 (HENN, 2019).

As aplicações possíveis para o uso da energia hidráulica se expandiram de tal forma que, por volta de 1500, ela se tornou a mais importante fonte de energia da época. Rodas d'água foram usadas para conduzir elevadores para o transporte de água, minério e detritos das minas; acionar moinhos de martelo, bem como os grandes foles para o suprimento de ar de altos-fornos e fornos de fundição nas antigas obras de ferro; e dirigir os milhares de moinhos de grãos ao longo dos rios (BOYLE, 1996). Na Figura 1 e na Figura 2 são mostradas aplicações das rodas d'água como elevador de água e no suprimento de ar de altos-fornos, respectivamente.

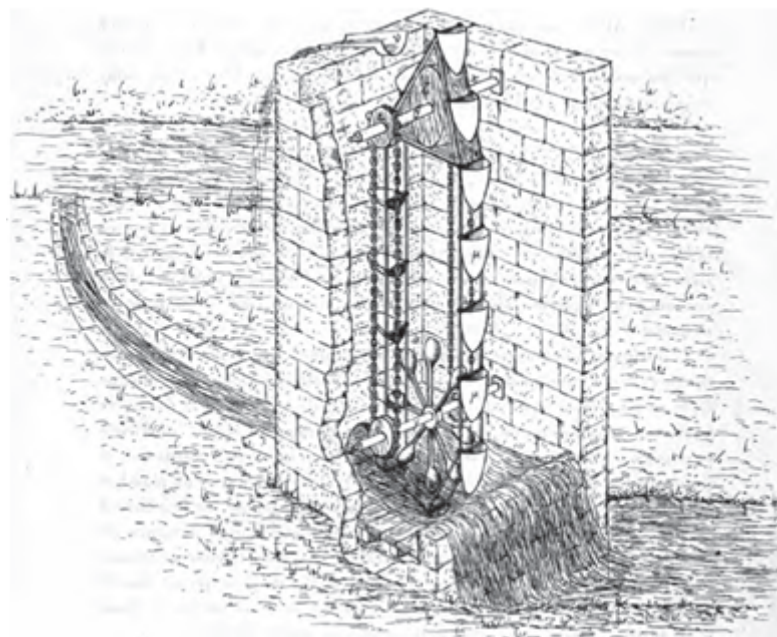


Figura 1: Roda d'água em elevador de água

O desenvolvimento de novas técnicas para o aproveitamento da energia da água e o aperfeiçoamento das práticas já utilizadas na época levou ao desenvolvimento das primeiras turbinas hidráulicas por volta do século XVIII, sendo a primeira dessas máquinas creditadas ao engenheiro francês Benoît Fourneyron, em 1827 (PEREIRA, 2015). No design de Fourneyron, ao contrário das tradicionais rodas-d'água verticais, a roda era horizontal.

Com dois conjuntos de pás curvadas em direções opostas, para obter o máximo de energia possível do movimento da água, a turbina possuía 6 cavalos de potência (4,5 kW).

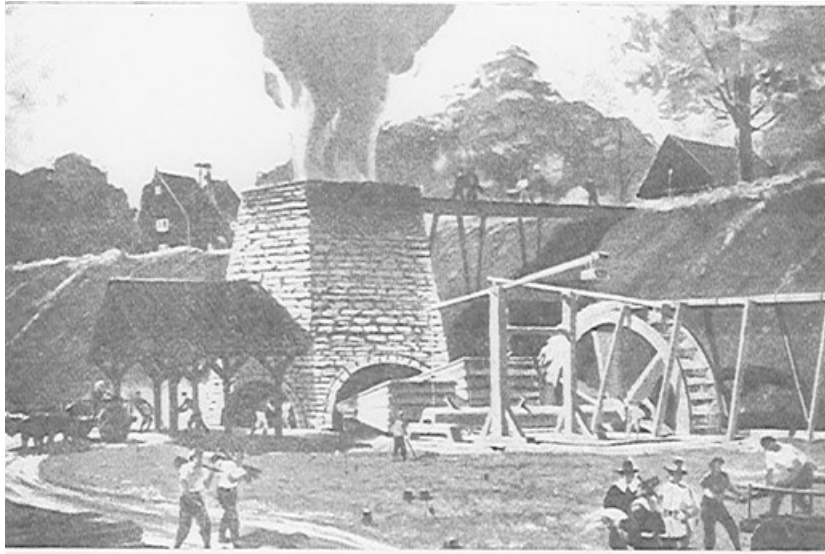


Figura 2: Roda d'água no suprimento de ar de altos-fornos

Em 1844, Uriah A. Boyden desenvolveu uma turbina de fluxo externo que melhorava o desempenho da turbina de Fourneyron. Na Figura 3 é mostrada uma turbina do tipo Boyden fabricada pela Holyoke Machine Company.

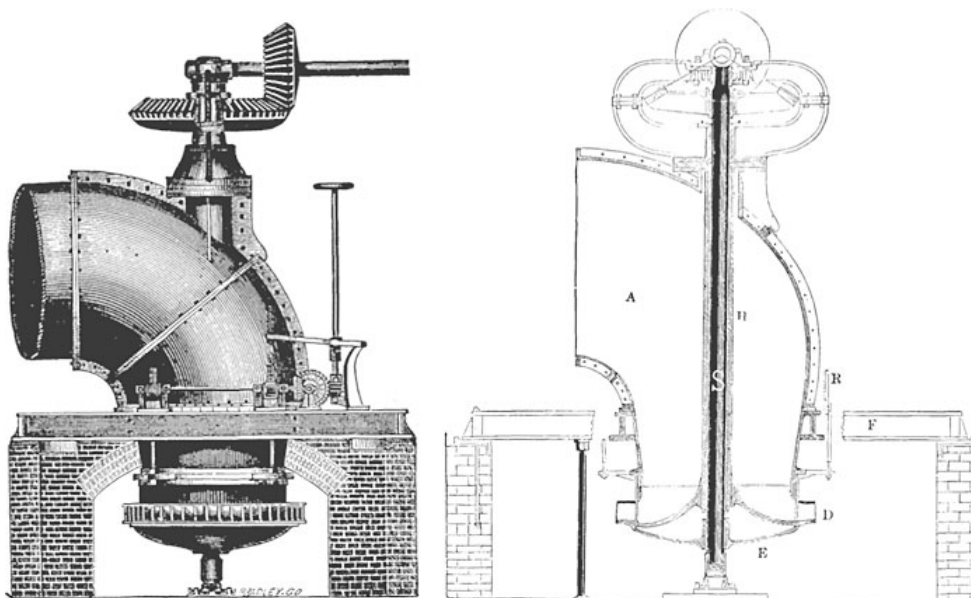


Figura 3: Turbina Boyden

Com o surgimento de tecnologias como a máquina a vapor, o motor, o dínamo, a lâmpada elétrica e a turbina hidráulica durante os séculos XVIII e XIX, tornou-se possível a conversão da energia mecânica em energia elétrica. Com isso, uma nova aplicação surgia para as turbinas: a geração de energia elétrica.

Por volta de 1880, Thomas Edison (1849-1931) desenvolveu o dínamo “Jumbo”, mostrado na Figura 4, uma máquina de 27 toneladas que produzia 100 kilowatts, sendo capaz de alimentar 1200 lâmpadas. O dínamo Jumbo era quatro vezes o tamanho de qualquer dínamo disponível anteriormente.

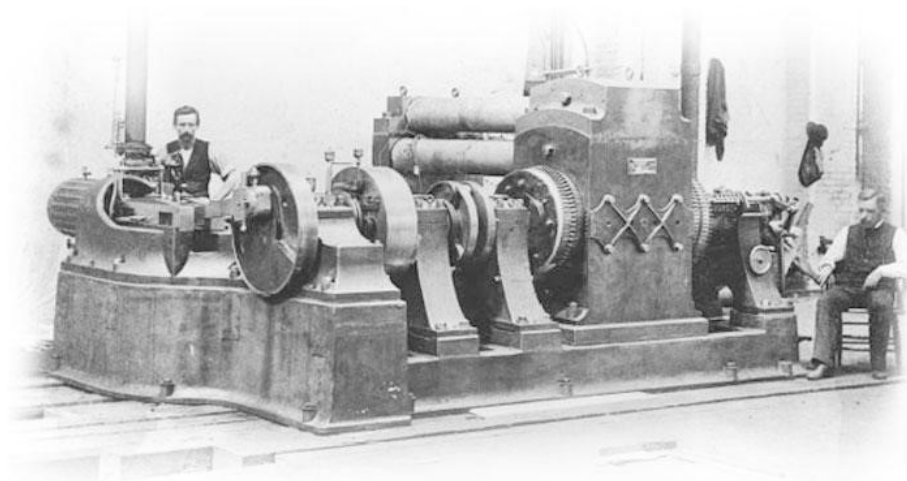


Figura 4: Dínamo Jumbo

Desde então, os geradores foram se aperfeiçoando até se tornarem as principais fontes de suprimento de energia elétrica. E finalmente, em 1882, a primeira usina hidrelétrica foi aberta nos Estados Unidos da América, a Vulcan Street Plant, de 12,5 kW, no Fox River (Appleton, Wisconsin) (Figura 5). Servia, inicialmente, de alimentação para dois moinhos de papel e para a casa do proprietário. Em 1886, a usina foi substituída por uma maior e produziu energia suficiente para alimentar os bondes elétricos da Appleton.



Figura 5: Usina Vulcan Street Plant [3]

Atualmente as turbinas são acopladas a um gerador que converte a sua energia mecânica em energia elétrica. Os modelos podem variar para trabalhar em locais com alta queda (Pelton), baixas quedas (Kaplan) ou em ambos (Francis), podendo também variar a posição do eixo entre horizontal e vertical. Exemplos destes modelos de turbina são apresentados na Figura 6.



Figura 6: Turbinas Pelton, Kaplan e Francis, respectivamente

2.1.1 Princípios de Funcionamento

Turbinas Hidráulicas são equipamentos com a finalidade de transformar a energia do fluxo da água (hidráulica) em energia mecânica por meio de um sistema de lâminas rotativas. Consiste basicamente de um sistema fixo hidráulico, para direcionamento e orientação do escoamento da água, e de um sistema rotativo hidromecânico, para transformação do movimento da água em energia mecânica.

A energia mecânica, em forma de energia cinética no rotor, pode ser usada para alimentar outras máquinas ou um gerador elétrico, como ocorre nos hidrogeradores.

2.1.1.1 Classificação das Turbinas

As turbinas hidráulicas são classificadas, principalmente, de acordo com dois critérios. Uma primeira classificação de acordo com o funcionamento e uma segunda classificação de turbina dependendo do projeto.

A classificação quanto à forma de funcionamento leva em conta a variação da pressão estática da água dentro da turbina, separando-as em dois grupos:

- Turbinas de ação (ou impulso) hidráulica: a pressão estática permanece constante entre a entrada e saída do rotor, as turbinas só aproveitam a velocidade do fluxo de água. As principais turbinas desse grupo são as turbinas Pelton e Michell-Banki, apresentadas na Figura 7.
- Turbinas de reação hidráulica: ocorre redução da pressão estática ao atravessar o rotor, com isso as turbinas aproveitam tanto a velocidade quanto a perda de pressão

da água dentro da turbina. Exemplos são as turbinas Francis, Kaplan e Bulbo, mostradas na Figuras 8.



Figura 7: Turbinas Pelton (esquerda) e Michell-Banki (direita)



Figura 8: Turbinas Francis (esquerda), Kaplan (meio) e Bulbo (direita)

A segunda classificação diz respeito ao projeto da turbina e varia de acordo com a direção do fluxo de água através do rotor, podendo ser: radial, axial, diagonal ou de fluxo misto (ou ainda, semi-axial) e tangencial (HENN, 2019).

- Nas turbinas de fluxo radiais, o escoamento do fluido através do rotor percorre uma trajetória predominantemente radial (perpendicular ao eixo do rotor). A turbina Francis é um exemplo de turbina radial;
- Já nas turbinas de fluxo axiais, o escoamento do fluido através do rotor acontece numa direção paralela ao eixo do rotor, como nas Turbinas Kaplan;
- Numa turbina de fluxo tangencial o fluido esco de forma tangencial ao rotor, geralmente proveniente de um jato injetor como no caso das turbinas Pelton;
- Quando o escoamento não é radial, axial ou tangencial, a turbina é denominada de fluxo-misto, diagonal ou semi-axial, com o fluido percorrendo o rotor em um sentido cônico.

2.1.1.2 Componentes e Características

As turbinas hidráulicas são compostas de duas partes essenciais para o funcionamento da máquina: o rotor e o sistema distribuidor (ou diretor). Além desses componentes, podemos encontrar nas turbinas hidráulicas um tubo de sucção e a caixa. Em um cenário mais amplo, como parte da instalação de uma máquina dessas, pode-se destacar ainda o reservatório, a tubulação forçada, a casa de força e o canal de fuga e uma ou mais chaminés de equilíbrio.

O rotor é o elemento fundamental de transformação de energia. É nele que acontece a transformação de energia de fluido em energia mecânica. É formado por uma série de pás giratórias, formando canais para circulação da água.

O sistema diretor tem por função principal coletar o fluido e dirigi-lo para o rotor. Além de atuar como um direcionador, muitas vezes, o sistema diretor atua com a função de transformador de energia, acelerando o fluxo de água. Assim, por exemplo, nas turbinas do tipo Pelton, o sistema diretor atua com a função de um injetor, transformando a energia de pressão do fluido em energia de velocidade que será fornecida ao rotor através de jatos convenientemente orientados.

O Rotor, o sistema diretor e o fluxo da água de uma turbina Pelton, de uma Turbina Francis e de uma Turbina Kaplan são mostrados na Figura 9, respectivamente.

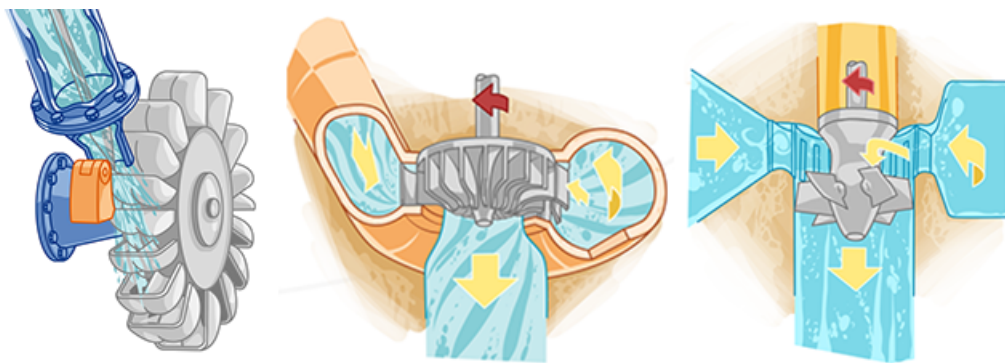


Figura 9: Sistema Diretor Pelton, Francis e Kaplan, respectivamente

O tubo de sucção só existe nas turbinas de reação. Ele é localizado após o rotor e possui forma de duto divergente.

Em uma visão mais ampla, nas hidrelétricas também se encontram o reservatório - criado por uma barragem, é responsável por armazenar a água que passará pela turbina -, a tubulação forçada (ou conduto forçado) - é uma instalação tubular que tem por função escoar o fluido do reservatório para a entrada da turbina -, a casa de força - onde concentra os equipamentos eletromecânicos responsáveis pela produção de energia, nela estão a caixa, a turbina, o gerador, o sistema de excitação e o regulador de velocidade -, o canal de fuga - pelo qual se restitui a água usada na geração ao leito natural do rio, constituindo o circuito

hidráulico de adução e geração - e uma ou mais chaminés de equilíbrio - que servem para aliviar os surtos de pressão, chamados de golpe de aríete nos condutos forçados e turbinas. Na Figura 10 é mostrada a constituição e as partes de uma usina hidrelétrica.

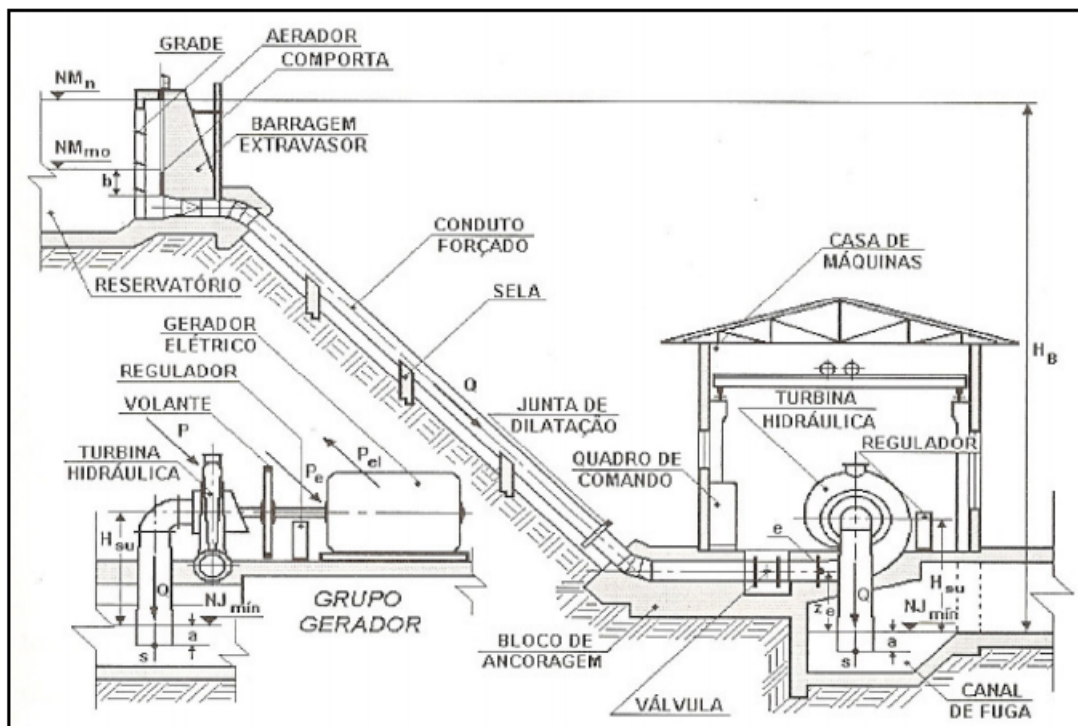


Figura 10: Corte longitudinal da central hidrelétrica (SOUZA; SANTOS; BORTONI, 1999)

2.2 Sequência de um Modo de Falha

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, causados por fatores como envelhecimento, defeitos internos, ou por condições operacionais não previstas no projeto. As principais causas de falhas nesses equipamentos podem ser divididas em dois grupos: falhas na turbina e falhas no gerador.

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 11.

A duração da sequência da falha depende do modo de falha, da operação e das condições do ambiente da máquina. As Figura 12 e 13 demonstram a linha do tempo para esse processo, descrito por uma distribuição normal. A Figura 12 mostra a progressão de uma falha rápida de uma operação confiável para não confiável. A Figura 13 repete a sequência para uma falha lenta.

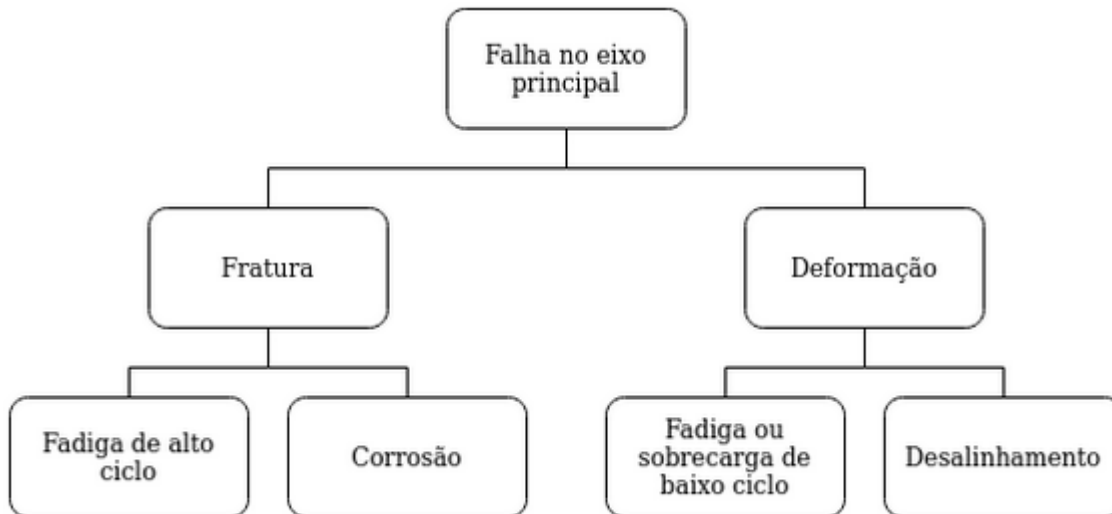


Figura 11: Diagrama de sequência da falha, adaptado de (TAVNER, 2008)

Esse processo é essencial para o monitoramento da condição do ativo, como é mostrado por (ESCALER et al., 2006). Se a sequência da falha é rápida, como na Figura 12, uma monitoração eficaz da condição é impossível e esta é a situação onde as falhas elétricas são detectadas pela proteção, onde o período de ação pode ser alguns segundos ou ciclos. Entretanto, se a sequência de falha leva dias, semanas ou meses, como as faltas lentas na Figura 13, o monitoramento da condição poderá fornecer alertas antecipados da falha iminente, auxiliando as 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.

Além disso, é importante distinguir também entre as causas principais, que iniciam a sequência de falha (como, por exemplo, vibração no hidrogenador) e podem ser detectadas por monitoramento da condição, e os modos de falha (como, por exemplo, cavitação), que terminam a sequência.

Como mostrado na seção 2.1.1, a escolha de aplicação das diferentes turbinas hidrelétricas depende principalmente de dois parâmetros:

- A altura da queda d'água
- A quantidade da vazão de água

Como as fontes de água variam de acordo com a localização geográfica, a escolha da turbina também varia para melhor se adequar a esses diferentes locais. Além disso, o projeto e seleção de turbinas de água é baseado principalmente no princípio de conversão de energia, que são divididos nos dois grupos principais, apresentados anteriormente:

- Turbinas de Impulso

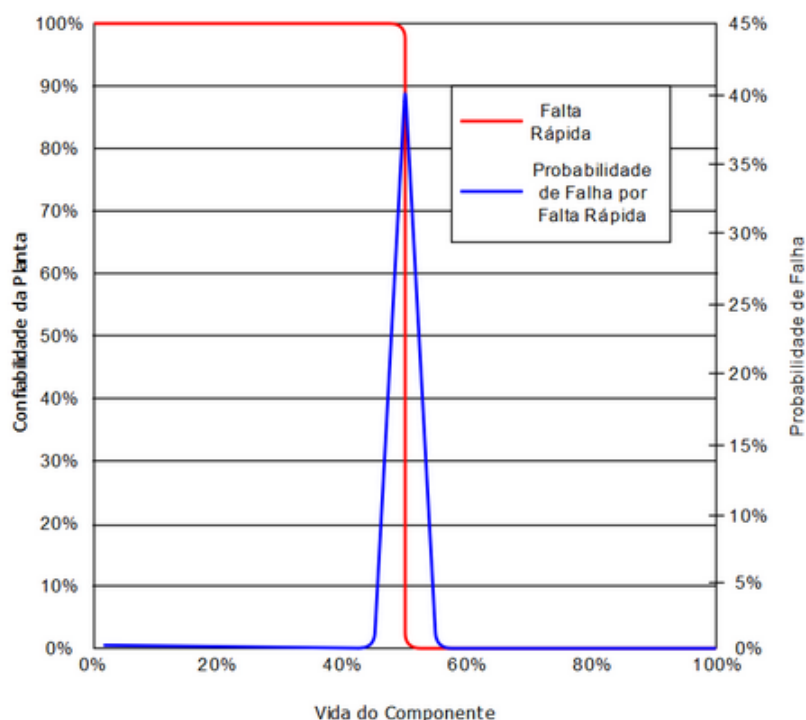


Figura 12: Progressão de uma Falha Rápida, adaptado de (TAVNER, 2008).

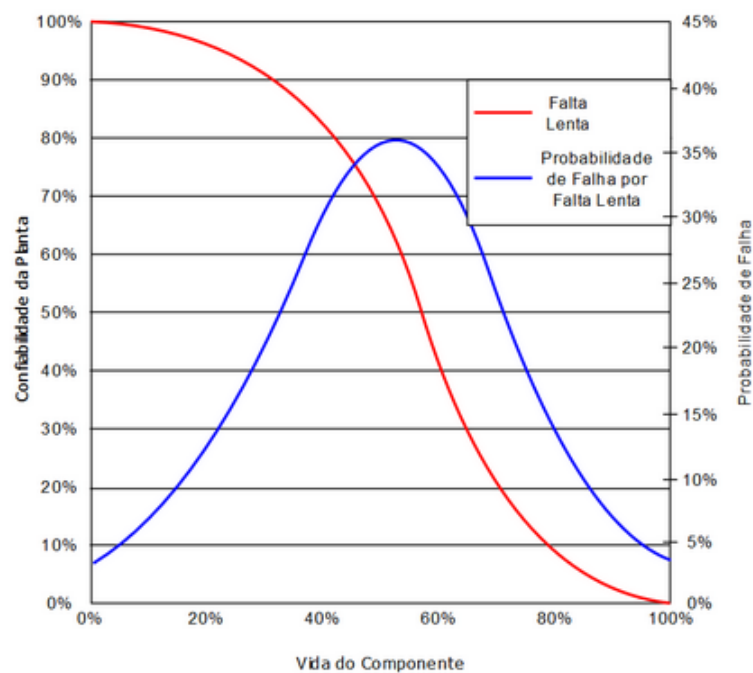


Figura 13: Progressão de uma Falha Lenta, adaptado de (TAVNER, 2008).

- Turbinas de Reação

Essa classificação de turbina é essencial para diferenciar os diferentes tipos de falhas mecânicas que podem ocorrer na turbina. Dependendo do tipo de turbina usado quatro tipos principais de modos de falhas podem ocorrer (PADHY; SAINI, 2008):

- Cavitação
- Erosão
- Fadiga
- Defeitos no material

Por exemplo, em uma turbina de reação é mais provável que ocorra uma falha causada por cavitação, enquanto em uma turbina de impulso é mais provável falhas devido à erosão.

2.3 Estado da Arte em Monitoramento de Hidrogeradores

A crescente demanda por energia limpa e sustentável fez com que os hidrogeradores fossem amplamente utilizados por diversos países. Com isso, fez-se cada vez mais necessário o desenvolvimento de novas ferramentas e tecnologias que fossem capazes de gerar diagnósticos e prognósticos sobre o estado da máquina, possibilitando que as equipes de operação e manutenção desses ativos pudessem tomar a melhor decisão sobre o ativo para garantir uma maior confiabilidade ao sistema. Entre essas técnicas, as baseadas na análise de assinatura de vibrações e em análises de óleo têm sido amplamente estudadas e empregadas para prognósticos das máquinas, por causa de suas capacidade em descrever o desempenho da máquina (PETTIGREW; SYLVESTRE; CAMPAGNA, 1978)(VLADISLAVLEV, 1979)(EISEMANN, 1998)(ZHU; HE; BECHHOEFER, 2013). Outras técnicas, como análise de temperatura, emissões acústicas (TAN; IRVING; MBA, 2007) e ultrassom também estão sendo amplamente empregadas. Além dessas, técnicas de que fazem uso de mais de um sensor são comumente usadas devido à sua superioridade inerente para mesclar e interpretar as diversas informações de vários sensores (ROEMER; KACPRZYNSKI; ORSAGH, 2001)(REICHARD; DYKE; MAYNARD, 2000)(HANSEN; HALL; KURTZ, 1995).

Em 1984, (KURTZ; LYLES; STONE, 1984) apresentou um estudo sobre um teste de descarga parcial aprimorado, realizado durante 7 anos, para verificar a condição do enrolamento de um gerador hidráulico. O teste, realizado pela própria equipa da hidrelétrica e sem a necessidade de interrupção da operação do hidrogerador, foi aplicado a cerca de 140 máquinas de oito concessionárias norte-americanas. O monitoramento de descargas parciais no isolamento do estator do gerador provou ser uma ferramenta de manutenção valiosa, pois é capaz de identificar a degradação do enrolamento com sucesso, servindo como orientação para uma confirmação por inspeção visual e reparo em um estágio próximo. Por fim, o autor conclui que com a aplicação deste teste de descarga parcial aprimorado, a condição de enrolamentos novos e reparados pode ser monitorada a um custo mínimo para

determinar a eficácia de longo prazo dos sistemas e, quando necessário, os procedimentos de reparo.

Já em (MENG; QU, 1991) é apresentado um método para diagnóstico de falha de máquinas rotativas usando a distribuição de Wigner. O método parte do princípio que a maioria dos sinais de diagnóstico de uma máquina possui uma relação próxima com variáveis de tempo, especialmente modulação de amplitude e frequência, sinais de variação rápida e giros de meia frequência. Com isso o comportamento dependente do tempo das vibrações das máquinas deve conter muitas informações úteis sobre as máquinas supervisionadas. A distribuição de Wigner pode ser interpretada como uma distribuição de energia de sinal em ambos os domínios de frequência e tempo. Assim, diferentemente das técnicas de diagnóstico tradicionais como o análise espectral, a distribuição Wigner é capaz de fornecer informações temporais ao diagnóstico do ativo.

Um sistema de medição baseado em DSP dedicado à análise de vibração em máquinas rotativas é apresentado em (BETTA et al., 2002). Nele, os sinais de vibração são adquiridos e processados on-line para obter um monitoramento contínuo do status da máquina. Os dados adquiridos são comparados com padrões normais e de defeitos, como apresentado na 14. O artigo descreve a abordagem seguida para construir modelos de falha e não-falha, juntamente com as soluções de hardware e software escolhidas. A integração de um algoritmo de processamento de sinais com um sistema baseado em regras para detecção e isolamento de falhas apresentou muitas vantagens, com diagnóstico correto em mais de 99% das situações.

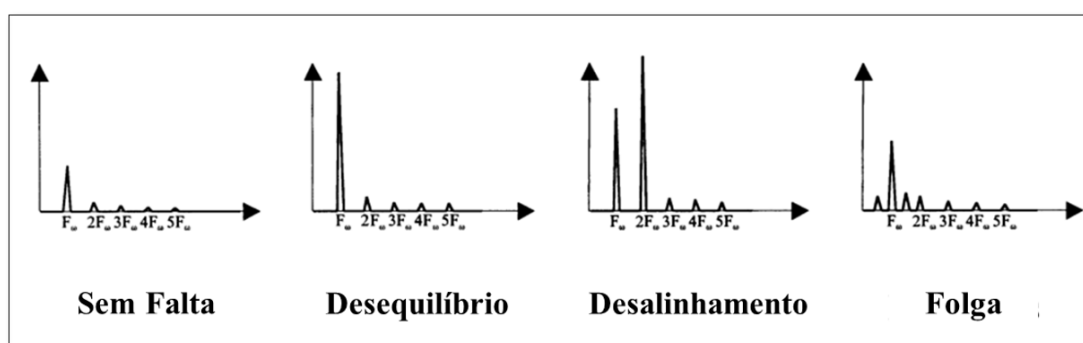


Figura 14: Padrões de Vibração de um Hidrogerador, adaptado de (BETTA et al., 2002)

Também voltado para a análise de vibração, (YANG; LIM; TAN, 2005) apresenta um sistema especialista para diagnóstico de falha de vibração de máquinas rotativas usando árvore de decisão e tabela de decisão para auxiliar os operadores de usinas hidrelétricas a diagnosticar a causa de vibrações anormais nos hidrogeradores. O autor utiliza uma tabela de decisão baseada na matriz causa-sintoma como método probabilístico de diagnóstico de vibração anormal. A matriz de causa-resultado utilizada continha 1.800 fatores de confiança. Além disso, uma árvore de decisão é usada quando a aquisição de conhecimento

estruturado na forma de conceitos é introduzida para construir uma base de conhecimento para o sistema especialista. Por fim, o autor conclui que os dois sistemas têm um bom desempenho no diagnóstico de máquinas e são robustos mesmo para os casos em que as informações não estão disponíveis.

Outro método baseado em análise de vibração é apresentado em (LIU; WANG, 2007). No artigo é proposto uma abordagem para detecção de cavitações onde sensores de vibração e sensores de ultrassom são instalados em diversas partes da turbina. A avaliação do método foi realizada através de um estudo de caso de detecção de cavitações em uma turbina Kaplan. Por fim, com os resultados do estudo, os autores concluem que: as medições de cavitações são mais precisas e confiáveis; a abordagem de ultrassom é adequada para a fase de cavitações de vapor; e o melhor sistema de monitoramento de cavitações deve integrar todas as ferramentas de processamento de sinal pertinentes e ser capaz de tratar qualquer cavitação da máquina sem perder dados pertinentes.

Em (GAO et al., 2008), é apresentado um novo método para o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas baseado na decomposição em modo empírico. Com o uso da decomposição em modo empírico, o novo método é capaz de analisar frequência de tempo para sinais não lineares e não estacionários. O modo apresenta a decomposição de sinais complexos em séries de funções de modo intrínseco com base nas características locais da escala de tempo do sinal. Além disso, o método proposto apresenta uma função de modo combinado capaz de combinar funções de modo intrínseco vizinhas para obter um modo de oscilação que descreve com maior precisão as características do sinal. Por fim, os resultados de um teste com um sinal prático de falha de um gerador é apresentado, com o método sendo capaz de extrair as características de falha da máquina e identificar os padrões de falha.

Também utilizando a decomposição em modo empírico para avaliação e diagnóstico de falha em máquinas rotativas, os autores apresentam em (LEI; HE; ZI, 2009) um método de combinação da previsão de diversos modelos, chamado de ensemble, da decomposição em modo empírico em um resultado com maior robustez e generalização. O método de ensemble proposto busca extrair do sinal os componentes com significados verdadeiramente físicos. A avaliação do método é realizada em uma aplicação ao diagnóstico de falha por impacto por atrito de um gerador de energia e diagnóstico por impacto por atrito precoce de um conjunto de máquina de craqueamento catalítico a óleo pesado. Por fim, os resultados da aplicação são comparados com os do método EMD tradicionais, com o método proposto com base no ensemble da decomposição em modo empírico apresentando uma superioridade na extração de informações características de falha de máquinas rotativas.

Buscando reduzir significativamente o custo no diagnóstico de falhas, aumentar a consistência do diagnóstico e melhor utilizar o sistema de gerenciamento de informações dos hidrogeradores, é apresentado em (SONG et al., 2008) um sistema especialista integrado

de diagnóstico de falhas de hidrogeradores. Além disso, o sistema pode ser usado como uma ferramenta de agregação de conhecimento, servindo de suporte para aqueles com mais experiência técnica e como uma ferramenta de treinamento para aqueles com menos experiência. O sistema especialista apresentado emprega regras heurísticas para diagnosticar as falhas do hidrogerador, no qual é adotado um método híbrido de apresentação de regras IF-THEN integrado com o método de fatores duplos.

Em (ZHOU; PAN, 2012), é apresentado um método de diagnóstico de falhas em uma unidade hidrelétrica, baseado em sistema especialista e raciocínio híbrido (15). Através da coleta, comparação e análise de casos de falhas comuns, o método desenvolvido é capaz de gerar diagnósticos automáticos e inteligentes para algumas falhas do hidrogerador e fornecer a base para a manutenção da máquina com base na condição do ativo. O sistema desenvolvido se mostrou confiável, fornecendo às usinas hidrelétricas uma plataforma de avaliação de estado operacional altamente eficiente e inteligente.

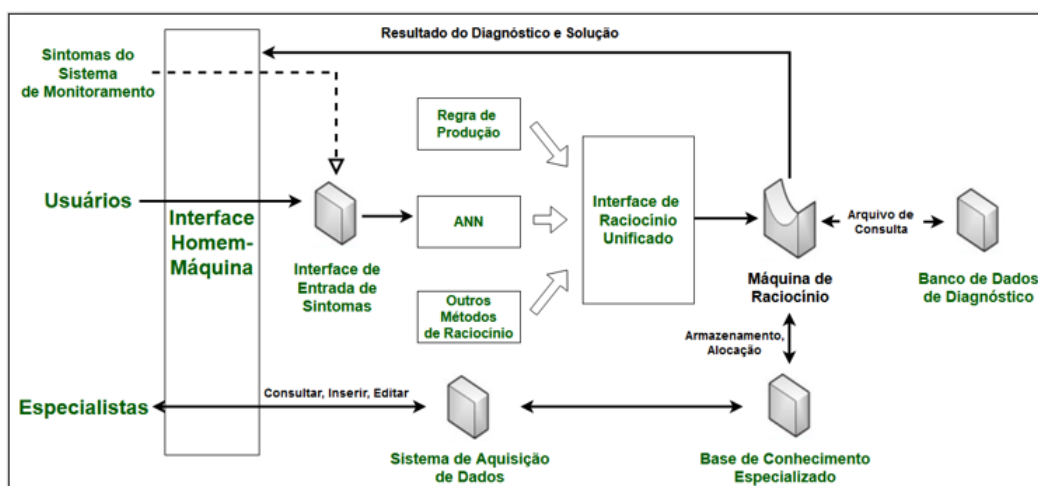


Figura 15: Sistema especialista e raciocínio híbrido desenvolvido por (ZHOU; PAN, 2012), adaptado de (ZHOU; PAN, 2012)

Outro sistema especialista para diagnóstico de falha em sistema de geração de energia é apresentado em (AMAYA; ALVARES, 2012). Dada a criticidade do processamento e seleção de regras no desempenho de sistemas especialistas, o método proposto faz uso de meta-regras hierárquicas para melhorar a seleção de regras automaticamente de acordo com a condição do dispositivo e aumentar a velocidade de processamento. O sistema especialista apresentado avalia falhas em sistemas, subsistemas e equipamentos de geração de energia, fornecendo alerta de falhas e redução no custo de inspeção, no tempo de redução e em estoque. O sistema foi implementado e testado em cinco hidrogeradores da Usina Hidrelétrica de Balbina. Por fim, o autor realiza uma análise dos indicadores Tempo Médio para Reparo (*Mean Time to Repair - MTTR*) e Tempo Médio Entre Falhas (*Mean Time Between Failure - MTBF*) e conclui que os indicadores mostram que o sistema

proposto apresenta bom desempenho no percentual de sucesso.

Outro método de diagnóstico de hidrogeradores com destaque na literatura é a aplicação de Máquina de vetores de suporte (*Support Vector Machine - SVM*), como é apresentado em (YAO; LIU, 2016). No artigo, o modelo desenvolvido (16) propõe uma abordagem de decomposição das características da falha e do subsistema da falha. Com isso, cada característica e cada subsistema da falha adotam uma modelo de LS-SVR (um modelo de SVM para regressão). Na sequência, esses resultados passam por um LS-SVC (um modelo de SVM para classificação), que gera o diagnóstico inicial da máquina.). Os resultados obtidos mostraram que a generalização do SVM é poderosa em pequenas amostras, principalmente para adquirir amostras de falhas que são difíceis no diagnóstico de falhas de unidades geradoras de energia hidrelétrica.

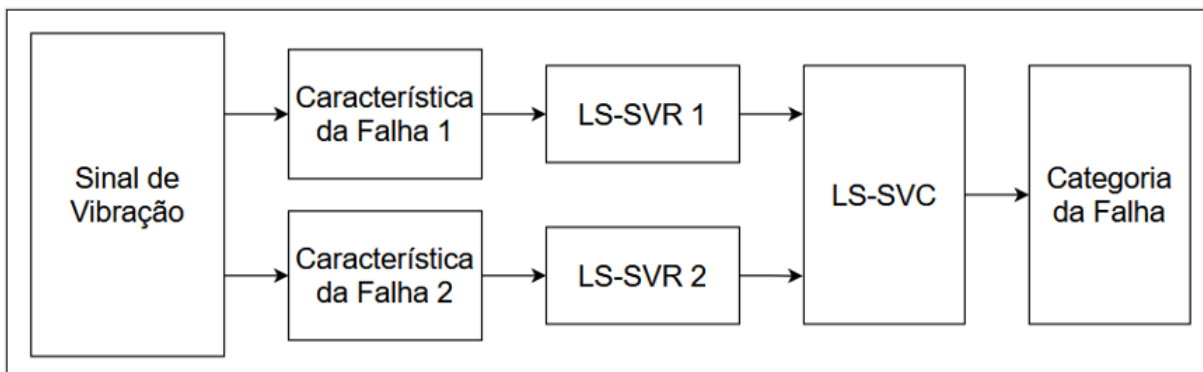


Figura 16: Modelo de diagnóstico de falha para hidrogeradores utilizando máquina de vetores de suporte, adaptado de (YAO; LIU, 2016)

2.4 Sistemas Especialistas

Stevens, em (STEVENS, 1985), 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.

Em outras palavras, um sistema especialista deve ser capaz de processar e memorizar informações, aprender e raciocinar em situações determinísticas e incertas, comunicar-se com humanos e / ou outros sistemas especialistas, tomar decisões apropriadas e explicar por

que essas decisões foram tomadas. Também se pode pensar em um sistema especialista como um consultor que pode fornecer ajuda (ou, em alguns casos, substituir completamente) os especialistas humanos com um grau razoável de confiabilidade (CASTILLO; GUTIERREZ; HADI, 2012).

Um sistema especialista é composto basicamente de duas partes:

Sistema Especialista = Base de Conhecimento + Mecanismo de Inferência.

A base de conhecimento é onde fica armazenado todo o conteúdo específico sobre o domínio de um determinado problema, por exemplo, em uma aplicação médica ela conteria todas as informações sobre as relações de sintomas e doenças. Já o mecanismo de inferência é o conjunto de algoritmos para processar a informação armazenada 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 as duas partes. 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 as informações em uma base de conhecimento, se o conteúdo dela 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 (COWELL et al., 2006).

Os problemas com os quais os sistemas especialistas podem lidar podem ser classificados em dois tipos: problemas principalmente determinísticos e problemas principalmente estocásticos (CASTILLO; GUTIERREZ; HADI, 2012).

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 (BUCHANAN; SHORTLIFFE, 1984)), a lógica *fuzzy* (por exemplo, (ZADEH, 1983)), e a teoria da evidência de Dempster e Shafer (apresentada em (SHAFER, 1976)).

Outra medida intuitiva de incerteza é a probabilidade, onde uma distribuição de probabilidade conjunta é usada para descrever as relações entre um conjunto de variáveis. Um exemplo disso é o sistema especialista PROSPECTOR, apresentado em (DUDA; GASCHNIG; HART, 1981). 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 (CASTILLO; GUTIERREZ; HADI, 2012).

2.4.1 Breve Revisão sobre Probabilidade

Antes de introduzir alguns conceitos sobre os sistemas especialista probabilísticos (seção 2.4.2), será apresentados nesta seção uma breve explicação sobre dois conceitos de provabilidade que irão auxiliar no desenvolvimento do sistema especialista. São eles:

- **Distribuição de Probabilidade Conjunta**
- **Teorema de Bayes**

2.4.1.1 Distribuição de Probabilidade Conjunta

Seja $\{A_1, \dots, A_n\}$ um conjunto de variáveis aleatórias discretas e $\{a_1, \dots, a_n\}$ um conjunto de seus possíveis valores ou realizações. Observe que uma variável é denotada por uma letra maiúscula e sua realização é denotada pela letra minúscula correspondente. Por exemplo, se X_i for uma variável binária, então x_i pode ser 1 ou 0.

Chamamos $P\{a_1, \dots, a_n\}$ de distribuição de probabilidade conjunta das variáveis A , se

$$P(A_1 = a_1, \dots, A_n = a_n) = P\{a_1, \dots, a_n\} \quad (2.1)$$

Assim, a distribuição de probabilidade marginal da i -ésima variável é obtida por

$$P(A_i = a_i) = P\{a_i\} = \sum_{a_1, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_n} P\{a_1, \dots, a_n\} \quad (2.2)$$

O conhecimento sobre a ocorrência de um evento pode modificar as probabilidades de outros eventos. Por exemplo, a probabilidade de um paciente ter uma determinada doença pode mudar depois que os resultados de um exame de sangue estiverem disponíveis. Assim, cada vez que novas informações se tornam disponíveis, as probabilidades de eventos podem mudar. Isso leva ao conceito de probabilidade condicional.

Sejam A e B dois subconjuntos disjuntos de variáveis tais que $P(B) > 0$. A distribuição de probabilidade condicional de A dado $B = b$ é dada por

$$P(A = a|B = B) = P(A|B) = \frac{P(A, B)}{P(B)} \quad (2.3)$$

A Equação 2.3 implica que a distribuição de probabilidade conjunta de A e B pode ser escrita como

$$P(A, B) = P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A) \quad (2.4)$$

2.4.1.2 Teorema de Bayes

O teorema de Bayes é a ferramenta básica para fazer inferências nos sistemas de especialistas probabilísticos. Ao rearranjarmos a Equação 2.4, obtemos o teorema de Bayes:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2.5)$$

O Teorema de Bayes pode ser interpretado da seguinte maneira: Suponha que estejamos interessados em A e temos uma probabilidade inicial $P(A)$, representando nossa crença sobre A antes de observar qualquer evidência relevante. Suponha então que observamos B. Pelo Teorema de Bayes, temos que nossa crença revisada para A, ou seja, a probabilidade $P(A|B)$, é obtida multiplicando a probabilidade anterior $P(A)$ pela razão $P(B|A)/P(B)$.

2.4.2 Base do Conhecimento

Como comentado anteriormente, um sistema especialista é formado basicamente por uma Base do Conhecimento e um Mecanismo de Inferência.

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, a relação 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 17, onde todas as variáveis apresentam relações entre si.

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.

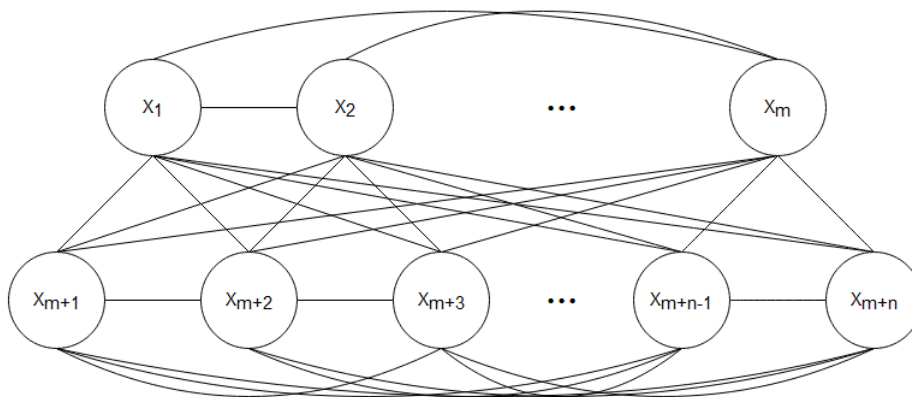


Figura 17: Modelo de um Sistema Especialista Genérico

(CASTILLO, 1991) apresenta quatro simplificações que se aplicam principalmente as áreas médicas. Contudo, esses modelos se encaixam perfeitamente em aplicações de diagnóstico de máquinas, dada as semelhanças entre as duas áreas. Enquanto um médico avalia os sintomas de seu paciente e infere um diagnóstico, um especialista avalia o estado de uma máquina e infere sobre o modo de falha.

Para apresentar os quatro modelos, será considerado um sistema com n sintomas S_1, \dots, S_n , e uma variável aleatória F que pode assumir um dos m possíveis valores f_1, \dots, f_m . O sistema busca identificar a probabilidade da presença de uma doença D dado um conjunto de sintomas s_1, \dots, s_k , ou seja, a probabilidade condicional $p(F|S_1, \dots, S_n)$.

São as seguintes simplificações:

1. Modelo de Sintomas Dependentes:

Neste modelo é assumido que os sintomas são dependentes entre si e com as doenças, mas as doenças são independentes uma das outras. Este modelo é apresentado na Figura 18, onde cada sintoma está conectado a todos os outros sintomas e a todos os valores possíveis de F .

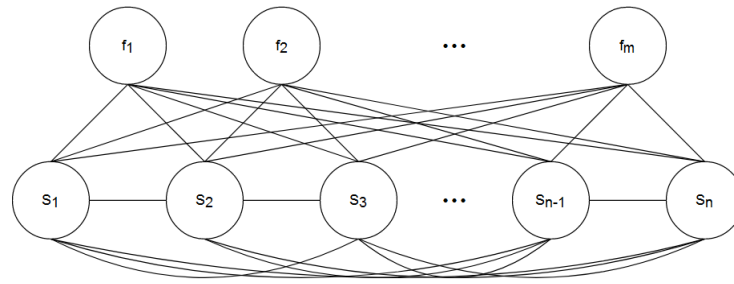


Figura 18: Modelo de Sintomas Dependentes

Para este modelo, a distribuição de probabilidade condicional $p(f_i | s_1, \dots, s_n)$ pode ser expressa como:

$$p(f_i | s_1, \dots, s_n) = \frac{p(f_i)p(s_1, \dots, s_n | f_i)}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (2.6)$$

Da equação 2.6, temos que para o cálculo da probabilidade condicional $p(f_i | s_1, \dots, s_n)$ é necessário as probabilidades marginais $p(f_i)$ para todos os valores possíveis de F e as probabilidades condicionais $p(s_1, \dots, s_n | f_i)$ para todas as combinações possíveis de valores de sintomas e falhas.

Assim, para um caso de m possíveis falhas e n sintomas binários, este modelo requer um total de $m2^n - 1$ parâmetros .

2. Modelo de Sintomas Independentes:

Em muitas aplicações práticas, a simplificação por Modelo de Sintomas Dependentes não é suficiente devido a ainda elevada quantidade de parâmetros e as dificuldades para estimar todas as combinações das probabilidades condicionais $p(s_1, \dots, s_n | f_i)$ possíveis. Com isso, uma possível simplificação é o Modelo de Sintomas Independentes que assume que, para uma determinada falha, os sintomas são condicionalmente independentes. O modelo é ilustrado na Figura 19, onde os sintomas não são vinculados, ou seja, são independentes.

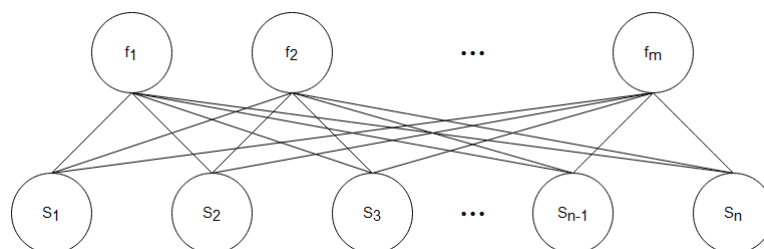


Figura 19: Modelo de Sintomas Independentes

Para este modelo, a distribuição de probabilidade condicional $p(f_i|s_1, \dots, s_n)$ é expressa como:

$$p(f_i|s_1, \dots, s_n) = \frac{p(f_i) \prod_{j=1}^n p(s_j|f_i)}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (2.7)$$

Assim, para o Modelo de Sintomas Independentes, temos que para o cálculo da probabilidade condicional $p(f_i|s_1, \dots, s_n)$ é necessário conhecer somente as probabilidades marginais $p(f_i)$ para todos os valores possíveis de F e as probabilidades condicionais $p(s_j|f_i)$ para todas as combinações possíveis de valores de sintomas e falhas.

Com essa simplificação, a quantidade necessária de parâmetros em um cenário com m possíveis falhas e n sintomas binários é de $m(n+1) - 1$.

3. Modelo de Sintomas Relevantes Independentes:

Outra redução que pode ser aplicada para tornar ainda mais plausível a aplicação dos sistemas especialistas em casos reais é a definição de conjunto de sintomas relevantes para cada modo de falha, isto é, assumir que nem todos os sintomas apresentam relevância para todos os tipos de falhas. Este modelo é apresentado na Figura 20, 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.

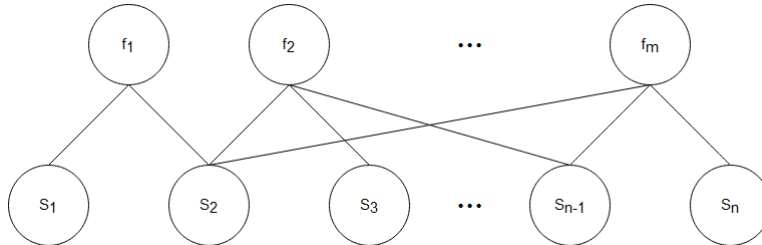


Figura 20: Modelo de Sintomas Relevantes Independentes

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 por:

$$p(f_i|s_1, \dots, s_n) = \frac{p(f_i) \prod_{j=1}^{r_i} p(s_j|f_i) \prod_{j=r_i+1}^n p_j}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (2.8)$$

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

Da equação 2.8, 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. Modelo de Sintomas Relevantes Dependentes:

Em cenários onde pode não ser razoável presumir que os sintomas relevantes são independentes e as simplificações anteriores não se aplicam, um modelo de simplificação que pode ser utilizado é o Modelo de Sintomas Relevantes Dependentes. Neste modelo, é adotado que os sintomas irrelevantes são independentes e que os sintomas relevantes podem possuir dependência. Este modelo pode ser considerado um meio-termo entre o Modelo de Sintomas Dependentes e o Modelo de Sintomas Relevantes Independentes e é apresentado na Figura 21.

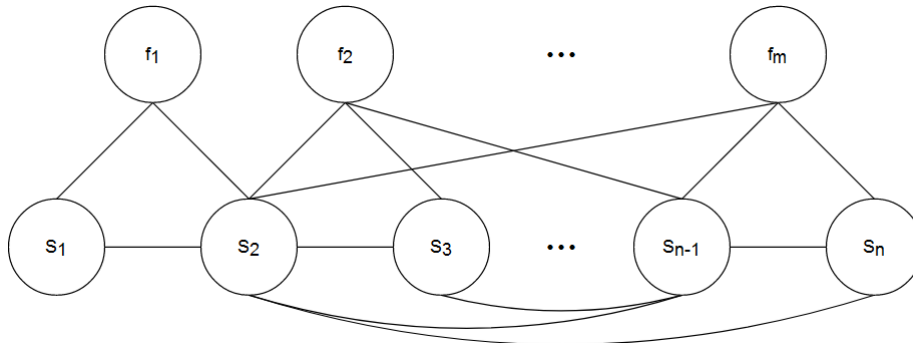


Figura 21: Modelo de Sintomas Relevantes Dependentes

Assim como no caso anterior, 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 por:

$$p(f_i | s_1, \dots, s_n) = \frac{p(f_i)p(s_1, \dots, s_{r_i} | f_i) \prod_{j=r_i+1}^n p_j}{p(s_1, \dots, s_n)} \quad (2.9)$$

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

Assim, para o Modelo de Sintomas Relevantes Dependentes, temos que para o cálculo da probabilidade condicional $p(f_i | s_1, \dots, s_n)$ é necessário conhecer as probabilidades marginais $p(f_i)$ para todos os valores possíveis de F , as probabilidades condicionais $p(s_1, \dots, s_{r_i} | f_i)$ para todas as combinações possíveis de valores de falhas e seus sintomas

relevantes e a probabilidade p_j para cada valor de F que possua pelo menos um sintoma irrelevante.

Neste modelo, para um caso com m possíveis falhas e n sintomas binários são necessários $n - 1 - a + \sum_{i=1}^m 2^{r_i}$, 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.

2.4.3 Mecanismo de Inferência

Os sistemas especialistas probabilísticos apresentam dois tipos de informações (CASTILLO, 1991):

1. O conjunto de variáveis e o conjunto associado de probabilidades necessárias para construir a distribuição de probabilidade conjunta das variáveis, chamado de conhecimento abstrato. Esse conhecimento é armazenado na base do conhecimento.
2. O conhecimento concreto, que consiste nos valores de algumas variáveis (normalmente os sintomas). Essas informações são chamadas de conjunto de evidências.

O mecanismo de inferência é responsável por associar os conhecimentos abstrato e calcular as probabilidades condicionais $p(f_i|s_1, \dots, s_k)$ de diferentes falhas quando novos sintomas ou dados se tornam conhecidos.

A importância relativa de qualquer um das falhas pode ser obtida normalizando as probabilidades condicionais $p(f_i|s_1, \dots, s_k)$ pela maior valor:

$$R_i = \frac{p(f_i, s_1, \dots, s_k)}{\max_i p(d_i, s_1, \dots, s_n)}; i = 1, \dots, m \quad (2.10)$$

3 ABORDAGEM PROPOSTA

3.1 Introdução

Como apresentado na seção 2.4.3, dois tipos de conhecimentos são utilizados nos sistemas especialistas: o conjunto de evidências e o conhecimento abstrato.

Neste capítulo será apresentado inicialmente um levantamento na literatura do conjunto de evidências, buscando identificar casos de defeitos nos hidrogeradores que, antes da ocorrência do defeito, um sintoma foi identificado pelas equipes de manutenção através de algum teste ou monitoramento.

Em seguida, será descrito o conhecimento abstrato levantado em conjunto com especialistas com anos de experiência em manutenção de hidrelétricas.

Por fim, o capítulo apresenta o modelo estruturado e tabela de probabilidade condicional calculada pelo algoritmo.

3.2 Conjunto de Evidências

Em (LIU; WANG, 2007) é apresentado um estudo de caso nas unidades 8 e 19 da Usina de Gezhouba, localizada na China, na qual sensores de vibração e ultra-som foram instalados para detecção e quantificação da agressividade de cavitações em turbinas Kaplan.

No trabalho, as características de cavitação das turbinas Kaplan foram medidas em uma série de condições operacionais. Para aumentar a disponibilidade de sinais brutos e reduzir a dimensão dos dados, foi empregada uma técnica avançada denominada Analog Threshold Trigger. Além disso, para extrair as características das cavitações, o sinal foi filtrado em banda passante, e outros ruídos redundantes foram removidos.

Os sinais históricos do sensor de vibração foram filtrados primeiramente para adaptar a melhor faixa de frequência que descreve o fenômeno de cavitação. Com base na análise detalhada do espectro, os sinais foram tratados com faixa de frequência entre 20 Hz e 25 kHz para o sensor de vibração. Foi observado que grande parte da potência dos sinais de vibração está concentrada em torno de uma frequência de domínio de cerca de 10 kHz e varia ligeiramente com as condições de operação quando as cavitações severas ocorrem.

Os sinais brutos do histórico de tempo na abordagem de ultra-som foram filtrados com faixa de banda entre 20 kHz a 300 kHz. Com base na análise detalhada dos espectros de cavitações, foi observado que a largura de banda está principalmente concentrada em torno de uma frequência de domínio de cerca de 45 kHz a 60 kHz, que varia com as condições de operação.

Em (MILIĆ; ŽIGIĆ; PONJAVIĆ, 2013) e (MILIĆ, 2015) é apresentado um caso de superaquecimento dos polos do rotor de um hidrogerador da usina hidrelétrica Djerdap II. A usina em questão está localizada na Sérvia e apresenta turbinas do tipo Kaplan, com potência total de 270 MW.

O sistema de monitoramento instalado na usina é do tipo óptico, e detecta pontualmente o aumento de temperatura dos polos do rotor, gerando sinais de parada de emergência do gerador quando detectadas temperaturas acima dos valores de trabalho habituais, que são correspondentes às condições de desligamento.

Durante a realização de experimentos para detecção de falhas em exploração real foi detectada a condição de pré-emergência causada pelo superaquecimento de dois polos. Foi constatado que durante a última hora de operação anterior ao desligamento o gerador estava carregado ao máximo, o que resultou em um aumento desproporcional de temperatura. O sistema de medição detectou esse aumento súbito de temperatura e ativou o alarme, de modo que o gerador foi manualmente desligado.

Para fins de comparação com o sistema de monitoramento óptico, também foram registradas todas as temperaturas dos pares de polos do rotor imediatamente antes e após a parada do gerador utilizando câmera infravermelha, que é útil na detecção de problemas térmicos em transformadores e geradores em usinas. A temperatura mais alta no par de polos superaquecido registrada com a câmera IR foi de 94°C, e a registrada pelo sistema implementado, no mesmo local, foi de 92°C.

A Figura 22 apresenta a temperatura no polo do rotor antes do sobreaquecimento e a temperatura média dos polos em condições normais de operação.

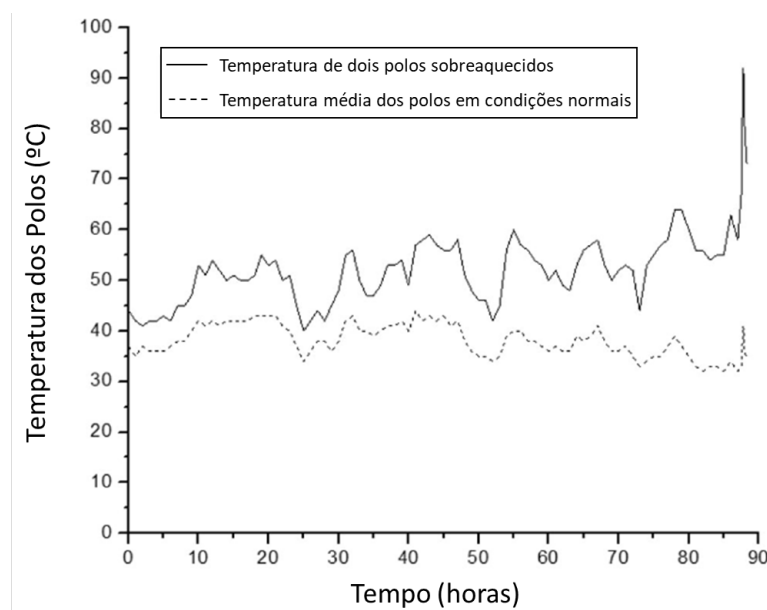


Figura 22: Temperatura no rotor dos polos. Adaptado de (MILIĆ; ŽIGIĆ; PONJAVIĆ, 2013)

A inspeção do sistema de tubulação utilizado para resfriamento dos polos revelou entupimento como causa do superaquecimento observado.

Em (MCDERMID, 1999) são analisadas as interrupções forçadas de máquinas síncronas, em sua maioria hidrogeradores, experimentadas pela concessionária de energia elétrica Manitoba Hydro durante um período de 30 anos. Dentre as falhas apresentadas, tem-se:

- A falha de um parafuso associado a um bloco V entre polos de campo salientes de dois condensadores síncronos. O fragmento do parafuso entrou no entreferro e causou uma ranhura através do núcleo do estator até que as barras do estator fossem alcançadas. Isso resultou em curtos-circuitos entre as várias barras e o núcleo que possui 108 slots. A força eletromagnética associada impulsionou muitas das barras através das cunhas para o entreferro;
- Um gerador de dois polos com um excitador separado foi desligado sem abrir o disjuntor. À medida que a velocidade diminuiu, o regulador de tensão elevou a corrente de campo ao máximo, derretendo o enrolamento do rotor e danificando o forjamento do rotor. Foi necessário um novo forjamento e um novo enrolamento do rotor. A proteção de superexcitação foi adicionada.

Em (ILIEV, 1999) é apresentado os resultados da investigação de uma falha no rolamento de empuxo de um hidrogerador. A falha ocorreu em um grande rolamento de empuxo que suporta o eixo vertical do hidrogerador. Este rolamento apresenta oito mancais suportados por mola.

O monitoramento da temperatura dos rolamentos deu a indicação de falha ao exceder o limite de advertência de 70°C. Quando a temperatura do rolamento atingiu 80°C a turbina foi retirada de serviço.

O ciclo de trabalho da turbina é de operação contínua ao longo do ano e para realização da manutenção anual a turbina fica fora de serviço por um mês. É relatado que o rolamento cujo monitoramento da temperatura deu indicação de falha estava em operação há mais de 30 anos.

Para investigação da falha foi realizada inspeção visual das pastilhas bem como análise metalográfica do material de revestimento e do óleo utilizado.

Foram constatadas que todas os oito mancais apresentaram escurecimento do material na parte central, mas apenas o N^o 8 foi seriamente danificado. Foi observado também perda da área de revestimento, extrusão, rachadura no padrão de mosaico e destruição do material do rolamento. A parte interna dos mancais sofreu derretimento e escoamento de material, enquanto a parte externa sofreu também rachaduras e perda de revestimento, apresentado na Figura 23.

O fluxo plástico do material de revestimento ocorreu na direção de rotação, resultando em entalhes na borda como uma serra. Além disso, a superfície tornou-se lisa e as linhas de rachadura não eram claramente visíveis. Não foram observados vestígios de ferrugem ou corrosão e a superfície de contato do rotor é relatada como polida e não danificada.

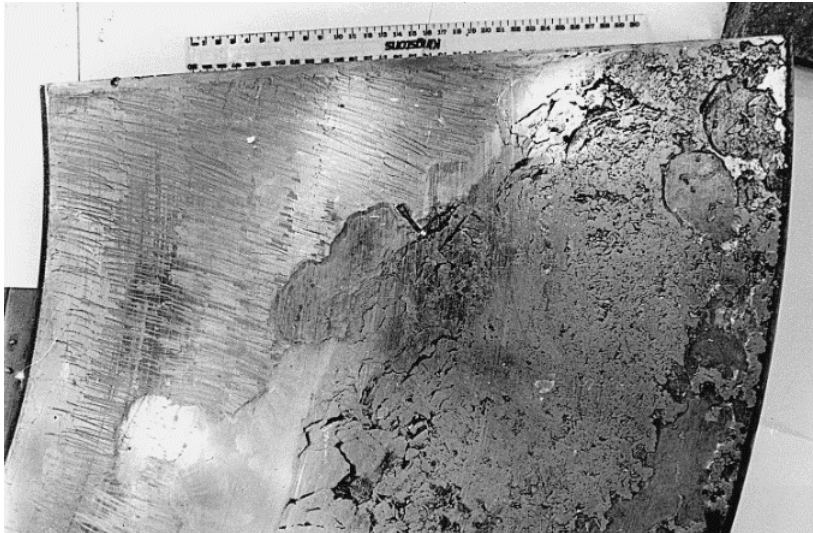


Figura 23: Mancal do rolamento com falha (ILIEV, 1999)

O mancal com falha apresentou ainda redução desigual na espessura do revestimento na direção radial. Enquanto na borda interna a espessura era aproximadamente igual à espessura inicial de 3,175 mm, na borda externa a espessura do revestimento era de 1,5 mm no lado esquerdo da pastilha e 0,7 mm no lado direito.

Com base nos resultados das análises, a causa provável apontada de superaquecimento no mancal foram as perdas excessivas por atrito, que resultaram da ruptura do filme de óleo. A ruptura do filme de óleo, por sua vez, foi causada pela espessura inadequada do filme, que é atribuída ao desalinhamento ou deflexão das pastilhas. O desalinhamento das pastilhas, confirmado pelo desgaste irregular da superfície do rolamento, tem um efeito desastroso no desempenho do rolamento e pode ter acontecido quando as pastilhas foram montadas ou durante a operação.

Em (WEIERS, 2009) é apresentado um estudo dos possíveis mecanismos que contribuíram para o envelhecimento do sistema de isolamento do enrolamento de um hidrogenador vertical de 19 MVA. Após 37 anos de vida útil, o isolamento do enrolamento do estator desta máquina falhou em um teste de sobretensão AC. A fim de verificar as causas de envelhecimento do sistema foram examinadas uma barra geradora envelhecida em serviço e uma barra de reposição não envelhecida, que estava disponível e foi usada como referência para avaliação. A tensão nominal dessas barras geradoras era de 8 kV e a espessura do isolamento de mica-epóxi era de 2,1 mm, o que corresponde a um campo elétrico de 2,2 kV/mm ao longo da parte reta das barras.

A falha do enrolamento em questão ocorreu após realização de limpeza a vapor, o que levantou a hipótese de que a absorção de umidade contribuiu para a degradação do isolamento. Assim, as medições do fator de perda foram realizadas para determinar se a barra geradora envelhecida em serviço foi contaminada com água.

As perdas dielétricas da amostra envelhecida em serviço foram consideravelmente maiores do que o valor correspondente obtido da barra de reposição não envelhecida. Enquanto o fator de perda do corpo de prova envelhecido em serviço é de 9,6% a 0,2 Vpp, o valor correspondente da barra de reposição é de apenas 1,3%.

Além das medições dielétricas, foram analisadas micrografias da barra envelhecida, que mostraram que várias das fitas de mica que constituíam o isolamento à terra haviam se separado. Além disso, foram observadas fissuras entre o isolamento à terra e os condutores de cobre. Nenhum desses defeitos foi encontrado nas micrografias da barra de reposição não envelhecida.

Foram ainda realizados testes de resistência à tensão tanto do corpo de prova envelhecido em serviço quanto da barra de reposição não envelhecida. Os resultados demonstraram que os valores de tempo de ruptura obtidos do espécime envelhecido em serviço são significativamente menores do que os obtidos da barra de reposição não envelhecida.

O estudo apresentado conclui que houve absorção de água pelo isolamento do enrolamento, devido a limpeza a vapor anteriormente realizada na máquina.

Em (SILVA; SILVA; SANTOS, 2017) é apresentado um caso de falha da unidade 1 da UHE Governador Bento Munhoz da Rocha Netto (UHE GBM). A UHE GBM é composta por quatro unidades geradoras de 465 MVA/418,5 MW, 16,5 kV, 56 polos, e um índice de disponibilidade anual em torno de 93%.

Em 19 de dezembro de 2015, decorridos 35 anos de vida operativa, a unidade geradora 1 da UHE GBM saiu de operação devido a uma falta fase-terra no estator, atribuída à falha no sistema de isolação elétrica. A equipe de manutenção realizou a avaliação do estado operativo do enrolamento estatórico, onde, por meio de ensaio de resistência de isolamento e tensão aplicada nas fases do gerador, confirmou-se a ocorrência de uma falha para terra na fase C, mais precisamente na barra de topo da ranhura nº 18 entre a segunda e terceira cunha de aperto da barra.

Em 19 de janeiro de 2016, ocorreu nova falta fase-terra no estator do mesmo gerador. Em 10 de fevereiro de 2016, mais uma falta fase-terra no mesmo estator. Em 24 de março de 2016, o mesmo gerador sofreu três defeitos simultâneos no estator, sendo duas faltas fase/fase e danos na parte inferior de centenas de barras de topo, assim como na face inferior de todas as bobinas polares.

Além disso, foram encontrados pontos de curto-circuito, seja por dano mecânico

ou elétrico, nas inspeções visuais, como é mostrado na Figura 24



Figura 24: Pontos de Curto-circuito identificado nas inspeções visuais. Adaptado de (SILVA; SILVA; SANTOS, 2017)

A quantidade de polos danificados e a grande quantidade de barras de topo danificadas mecanicamente impediu a adoção de um reparo, tendo-se então definido pela substituição de todo o enrolamento estatórico da unidade 1 da UHE GBM. Após a montagem e testes das novas barras estatóricas na unidade geradora 1, a unidade retornou à sua operação.

Em (CAMPOS; SOUZA, 2005) são descritas as principais ocorrências de defeito detectadas nos hidrogeradores da Usina de Furnas, com mais de 40 anos de operação. Dentre elas estão: falhas para a terra no estator, aberturas de circuito de campo em operação, falhas nas excitatrizes rotativas, fuga superficial nos TC, falhas nos equipamentos auxiliares e na proteção. A fim de avaliar as causas e abrangência das ocorrências nos geradores, três itens foram tomados como principais: dissecação de bobinas da armadura, inspeções em conexões dos polos e estudo dos resultados de ensaios de avaliação periódica nos dielétricos, dos últimos 15 anos.

A dissecação das bobinas da armadura apontaram sobreaquecimento ocasionado por correntes parasitas, degradação por intensa atividade de descargas parciais e o final da vida útil do enrolamento do estator, que foi constatada através de inspeções em outras unidades com o mesmo período de funcionamento, mesmo regime de carga e índice de falhas similares.

A avaliação das conexões dos polos dos geradores 1 a 6, que são rígidas, inferiu que é muito provável que o cobre atingiu seu limite de resistência mecânica e por conta disso rompimentos por fadiga ocorreram, devido às variações de temperatura e vibrações, indicando fim da vida útil do enrolamento do rotor.

E por fim, o estudo e interpretação dos ensaios de avaliação de dielétricos dos últimos 15 anos das unidades geradoras 1 a 6 da Usina de Furnas mostraram que os níveis de isolamento sempre estiveram em valores aceitáveis e sem variação significativa, não

sendo possível, desta forma, detectar qualquer iminência de falha tal como foi observado pelas inspeções anteriormente mencionadas. No entanto, a unidade continuava falhando a intervalos cada vez menores.

Em (JIAWU, 2014) é apresentada a análise detalhada da causa de uma falha em um hidrogerador de uma usina hidrelétrica da China. Em 3 de setembro de 2008, quatro unidades geradoras da Usina Hidrelétrica SBY (Nº 1-4) operavam em paralelo, quando o gerador Nº 2 operou com uma carga de 440 MW. Às 8:48 da manhã o interruptor do terminal do gerador Nº 2 disparou e o sistema de monitoramento relatou os seguintes sinais de disparo: proteção diferencial longitudinal completa, proteção diferencial transversal de fase dividida incompleta, proteção diferencial longitudinal incompleta, proteção de falta à terra do estator e proteção de falta à terra do rotor. À medida que o rotor do gerador Nº 2 acelerou até um máximo de 143% pu, o processo de desligamento de emergência foi ativado.

A investigação da falha descobriu a ruptura de uma tubulação de exaustão da válvula de resfriamento de ar no túnel de vento Nº 2 do gerador, o que levou a ejeção de água e a falha de curto-circuito. O acidente causou vários danos nas barras do estator do gerador, nos polos e na bobina do rotor, bem como nas sondas do sensor associativo.

De acordo com o registro de onda de falha principal, uma falha de aterramento ocorreu primeiro na fase B; cerca de 15 ms depois ocorreu um curto-circuito de aterramento na fase C. Por volta de 10 ms após o curto-circuito de aterramento na fase C, ocorreu outro curto-circuito de aterramento na fase A.

A análise geral e sugere que a causa inicial do curto-circuito trifásico no terminal do gerador foi o jato de água, mas as principais causas de danos graves ao enrolamento trifásico foram 3: (i) a forte força eletrodinâmica de curto-circuito, confirmada ainda pelo fato de que a tampa do gerador foi levantada; (ii) a alta sobretensão instantânea e (iii) a longa duração da corrente de curto-circuito no enrolamento.

Em (YUCESAN; KAHRAMAN, 2019) é apresentado um estudo em que foram identificados, utilizando o método *Pythagorean Fuzzy Analytical Hierarchy Process* (PFAHP), possíveis fatores de risco que podem ocorrer na operação de uma usina hidrelétrica. O estudo foi realizado em 2018, em Keban, na região leste da Turquia.

Devido ao número limitado de estudos sobre os perigos associados às usinas hidrelétricas e à dificuldade de acesso aos dados, os fatores de risco determinados no estudo foram avaliados por 5 especialistas. O grupo de especialistas era composto por especialistas nas áreas de engenharia de operação e manutenção elétrica e mecânica.

Ao considerar os tipos de falhas que são responsáveis pelas perdas mais frequentes em usinas hidrelétricas, e que podem causar danos onerosos e quedas de energia, os especialistas listaram 20 condições operacionais críticas. Dentre estas destacam-se:

1. Entrada na célula do gerador sem informar o operador de controle, que foi identificado como o risco mais significativo pelos decisores, entretanto não configura um defeito da máquina em si, mas está associado a erros humanos;
2. Mau funcionamento, tanto de interruptores, quanto de válvulas de segurança dos tanques de ar comprimido e óleo, que podem causar explosões resultando em aumento excessivo de pressão, que foi identificado como o segundo risco mais importante pelos especialistas.

O óleo pressurizado é utilizado para ligar e desligar as pás do regulador de velocidade da turbina e para ajustar a carga da unidade, e é sempre mantido pronto para uso em um tanque de óleo que utiliza fluido compressível para manter constante sua pressão. Em sistemas de alta pressão o fluido compressível utilizado é gás nitrogênio, e em sistemas de baixa pressão é ar. Dependendo da potência e estrutura do óleo, a pressão pode variar de 30 a 250 bar.

O aumento da pressão do óleo devido a falhas nas válvulas de segurança dos tanques pressurizados pode acarretar explosões, que por sua vez pode resultar em morte ou ferimentos.

(URQUIZA et al., 2014) apresenta os resultados da análise de falhas de um eixo auxiliar de turbina Kaplan de 105 MW de uma usina hidrelétrica. Este eixo com falha está localizado dentro do rotor da turbina e acoplado às pás da turbina e sua principal função era girar as pás da turbina Kaplan de acordo com a direção do fluxo para obter a eficiência ideal. Antes da interrupção, a turbina hidráulica operou por cerca de 108.768 horas, isto corresponde a aproximadamente 12,4 anos de operação efetiva.

A análise das falhas compreendeu a inspeção visual, a revisão do histórico de operação da turbina e realização de estudo metalográfico. Uma amostra do eixo da turbina trincada foi examinada usando microscopia óptica e microscopia eletrônica de varredura. Para complementar a causa da falha, foi feita uma análise de elementos finitos para calcular o nível de tensão sob a posição de inclinação máxima e mínima das pás da turbina. A Figura 25 apresenta uma imagem de partículas fluorescentes magnéticas da zona com falha.

A análise do histórico de operação da turbina mostrou que a falha ocorreu durante o ajuste da posição das pás, para atender às variação de carga, sem que houvesse aumento de potência. Foi então agendado o desligamento da máquina para sua revisão, constatando-se que o eixo da turbina auxiliar que ajusta a posição das palhetas estava fraturado.

Deste modo, os resultados da presente investigação mostraram que a falha foi causada por fadiga de alto ciclo e baixa tensão. A presença de um concentrador de tensão no eixo da turbina foi um fator crucial para a fase de iniciação da trinca por fadiga.

A análise de elementos finitos revelou também que as frequentes variações de carga, evidenciadas no histórico de operação, podem ter contribuído para a propagação da trinca.

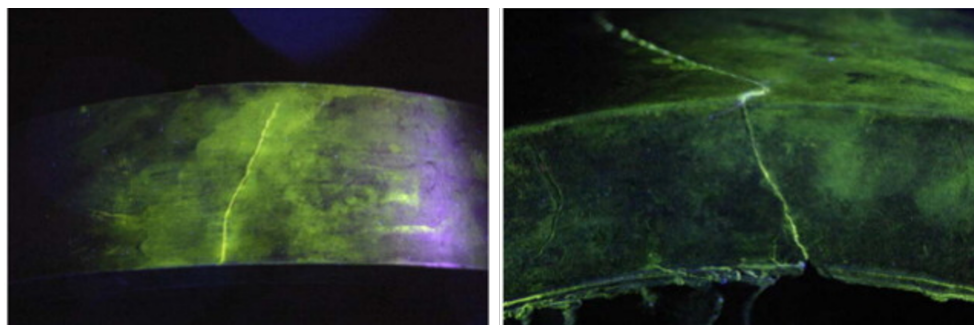


Figura 25: Imagem de partículas fluorescentes magnéticas da zona com falha. Adaptado de (URQUIZA et al., 2014)

De acordo com (MOHANTA et al., 2017) a vibração dos motores é classificada como mecânica, aerodinâmica e eletromagnética.

O estudo aponta que o desalinhamento do eixo da turbina causa vibração nas direções radial e axial. Essas vibrações aumentam com a frequência rotacional de harmônicos de ordem inferior. As vibrações também levam à falha no rolamento e ao superaquecimento da turbina.

O desalinhamento do eixo pode ser angular ou deslocado. Se for angular, o ângulo entre a turbina e a linha central do eixo de uma turbina estacionária é diferente nos planos vertical e horizontal. Este ângulo é 0° (zero graus) para qualquer máquina estacionária.

3.3 Conhecimento Abstrato

Com os sinais disponíveis levantados, foi estruturado em conjunto com especialistas com anos de experiência em manutenção de hidrelétricas uma tabela de probabilidade condicional relacionando os sintomas a diversos modos de falha de hidrogeradores. A tabela apresentou a probabilidade da existência do sintoma dado que o modo de falha existe. Foram levantados as probabilidades condicionais para 16 sintomas e 20 modos de falha.

Uma amostra da tabela de probabilidade condicional levantada é apresentada na Tabela 1. A tabela apresenta a probabilidade $p(s = 1|f)$, isto é, a probabilidade de existir o sintoma dado que o equipamento apresenta o modo de falha. Por exemplo, sabendo que um dado hidrogerador apresenta o modo de falha Fadiga no Gerador, esse ativo possui 60% de probabilidade apresentar o sintoma Subtensão no Gerador, 40% de probabilidade de apresentar o sintoma Aquecimento no Gerador, 20% de probabilidade de apresentar o sintoma Sub velocidade na Turbina e 0% de probabilidade de apresentar o sintoma Aquecimento nos Mancais.

Modos de Falha	Subtensão no Gerador	Aquecimento no Gerador	Sub velocidade na Turbina	Aquecimento nos Mancais
Fadiga no Gerador	0,6	0,4	0,2	0
Falha no regulador de velocidade	0,2	0,1	0,7	0
Falha no distribuidor ou injetor	0	0,4	0,7	0,4

Tabela 1: Dados Estatísticos dos Sinais do Gerador 3

Além disso, da tabela também é possível extrair a probabilidade $p(s=0|f)$, ou seja, a probabilidade do equipamento não apresentar o sintoma sabendo que ele apresenta determinado modo de falha. Seguindo o exemplo anterior onde o ativo apresenta o modo de falha Fadiga no Gerador, sabemos então que ele apresenta 40% de probabilidade de não apresentar o sintoma Subtensão no Gerador, 60% de probabilidade de não apresentar o sintoma Aquecimento no Gerador, 80% de probabilidade de não apresentar o sintoma Sub velocidade na Turbina e 100% de probabilidade de não apresentar o sintoma Aquecimento nos Mancais.

Na Figura 26 é apresentado a soma das probabilidades dos sintomas relevantes por Modo de Falha. Por exemplo, para o modo de falha Desalinhamento do Gerador temos 80% de probabilidade do equipamento apresentar Vibração no Eixo, 40% de Vibração nos Mancais e 10% de apresentar Aquecimento no Gerador, Ruído no Gerador e/ou Curto-Circuito que somados totaliza 150%.

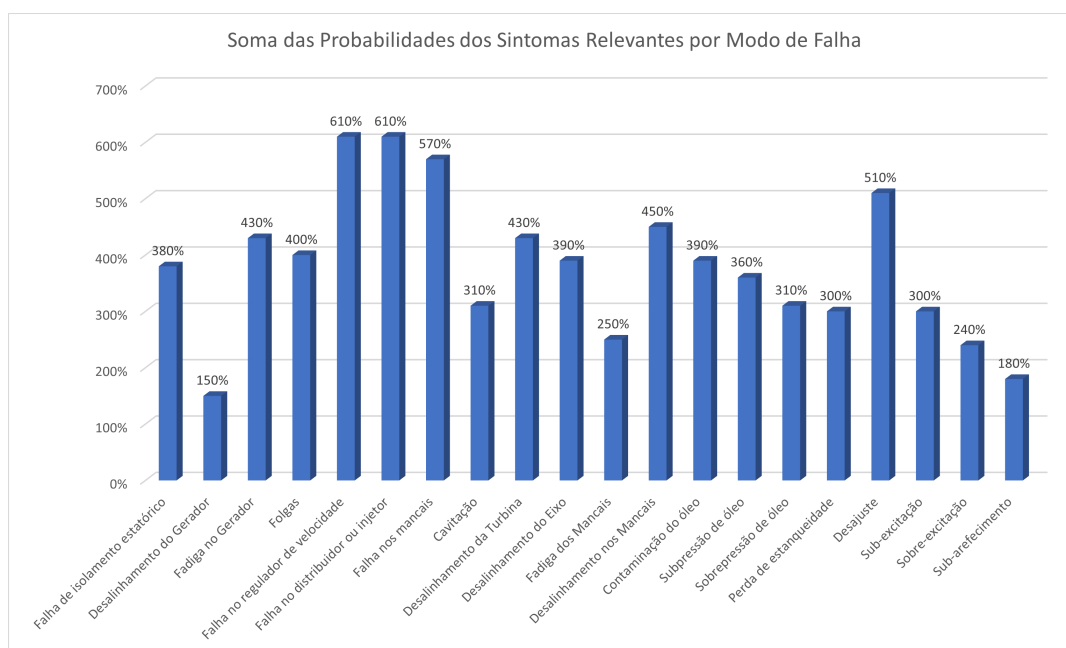


Figura 26: Soma das Probabilidades dos Sintomas Relevantes por Modo de Falha

Vale ressaltar que os valores apresentados na figura não representam a probabilidade do modo de falha apresentar algum sintoma, porém é um bom indicativo para comparar as probabilidades entre os diferentes modos de falha.

Da Figura, é possível observar os modos de falha com maior soma das probabilidade dos sintomas disponíveis. Em primeiro lugar temos Falha no Regulador de Velocidade e Falha no Distribuidor ou Injetor, com soma das probabilidades igual a 610%. Além desse, também se destacam Falha nos Mancais e Desajuste, com 570% e 510% respectivamente.

Uma informação semelhante é apresentada na Figura 27. Nela, temos a quantidade de sintomas relevantes por modo de falha.

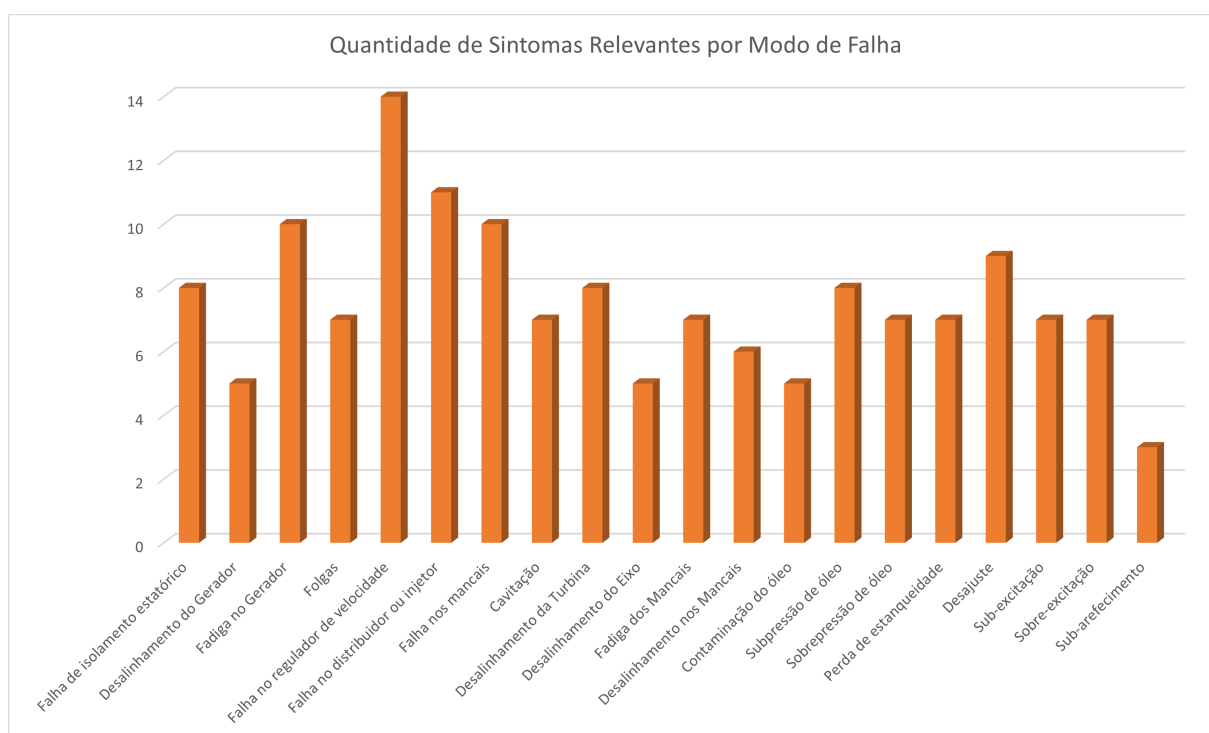


Figura 27: Quantidade de Sintomas Relevantes por Modo de Falha

Dentre os sintomas levantados, os modos de falha com maior ocorrência de sintomas relevantes são Falha no Regulador de Velocidade e Falha no Distribuidor ou Injetor.

Por fim, a Figura 28 apresenta os sintomas com mais relevância e a quantidade de Modos de Falha indicados por cada sintoma.

O sintoma que é relevante para a maior quantidade de modo de falha é o Aquecimento no Gerador. Seguido pela Sub velocidade na Turbina, Sobre velocidade na Turbina e Sobre velocidade no Gerador.

Com as informações das probabilidades levantadas, o modelo que melhor se adequa aos dados e que foi escolhido para execução deste trabalho é o Modelo de Sintomas Relevantes Independentes apresentado na seção 2.4.2.

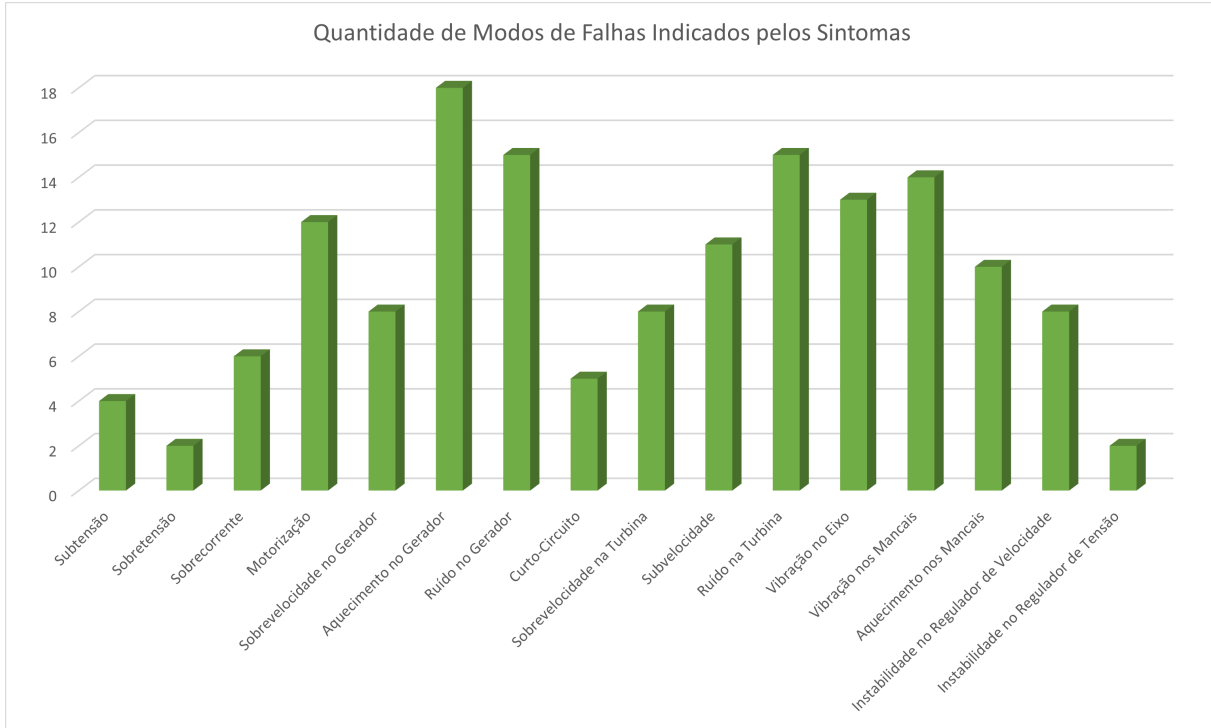


Figura 28: Quantidade de Modos de Falhas Indicados pelos Sintoma

3.4 Modelo de Sintomas Relevantes Independentes

Utilizando a equação 2.8, foi estruturada a tabela de probabilidade condicional $p(f_i | s_1, \dots, s_n)$, apresentada na 2. A tabela contém a probabilidade de ocorrência de um determinado modo de falha para todas as combinações possíveis de sintomas.

	Falha de Isolamento Estático	Desalinhamento do Gerador	Fadiga no Gerador	...	Sobre-excitação	Falha no Sistema de Resfriamento
1	0,11%	6,40%	0,16%	...	2,57%	4,59%
2	27,54%	11,25%	40,80%	...	4,51%	8,06%
3	0,03%	1,61%	0,04%	...	96,04%	1,16%
4	3,60%	1,47%	5,33%	...	87,53%	1,05%
5	40,02%	2,72%	26,35%	...	27,05%	1,95%
...
65535	0,00%	0,00%	0,00%	...	%	%
65536	0,00%	0,00%	0,00%	...	%	%

Tabela 2: Tabela de Probabilidades Condicionais

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O modelo desenvolvido foi aplicado nos 12 casos levantados na literatura e detalhados na seção 3.2. A Tabela 3 resume os resultados obtidos.

Sintomas	Defeito Real	Probabilidades Indicadas
Aquecimento no Gerador	Falha no Sistema de Resfriamento	44% Fadiga nos Mancais e 41% Falha no Sistema de Resfriamento
Aquecimento no Gerador	Fadiga nos Mancais	44% Fadiga nos Mancais e 41% Falha no Sistema de Resfriamento
Vibração no Eixo	Desalinhamento do Gerador	90% Desalinhamento do Gerador e 4% Fadiga nos Mancais
Vibração no Eixo e Ruídos na Turbina	Cavitação	37% Cavitação e 23% Fadiga nos Mancais
Subtensão	Fadiga no Gerador	82% Sub-excitação e 7% Fadiga no Gerador
Subtensão	Falha no Isolamento Estatórico	82% Sub-excitação e 7% Fadiga no Gerador
Instabilidade no Regulador de Tensão	Sobre-excitação	72% Sobre-excitação e 18% Sub-excitação
Curto-Circuito	Falha no Isolamento Estatórico	59% Desalinhamento do Gerador e 20% Falha de Isolamento Estatórico
Curto-Circuito e Aquecimento no Gerador	Falha no Isolamento Estatórico	54% Falha de Isolamento Estatórico e 12% Desalinhamento do Gerador
Sobrevelocidade no Gerador, Curto-Circuito, Sobretenção e Sobrecorrente	Sobre-excitação	89% Sobre-excitação e 8% Falha de Isolamento Estatórico
Sobre velocidade na Turbina	Sobreprensão de Óleo	39% Perda de Estanqueidade e 34% Sobreprensão de Óleo

Tabela 3: Resultados Obtidos

De forma geral, o modelo apresentou resultados bem satisfatórios com o defeito real sendo na grande maioria dos casos o primeiro ou o segundo defeito indicado com maior probabilidade, mostrando também que as probabilidades e as conexões estabelecidas entre os sintomas e os modos de falha foram realizadas de maneira adequada.

Além disso, também foi possível perceber a partir dos resultados que o modelo apresentou alta taxa de acerto mesmo nos casos com somente um sintoma. Isso demonstrou a robustez do modelo, mesmo na ausência de uma grande quantidade de sinais de alarme.

Contudo, com a adição de novos alarmes os resultados do modelo se mostram ainda mais precisos, como por exemplo no caso onde somente foi identificado um Curto-Circuito

no hidrogerador e o defeito real foi indicado como o segundo defeito mais provável e em um outro caso foi identificado além do Curto-Circuito um Aquecimento no Gerador e o defeito real foi indicado com o mais provável, com um aumento de mais de 30% no resultado.

Considerando como acerto do modelo os casos onde o modelo apresenta o modo de falha real como o primeiro ou segundo com maior probabilidade, pois dado que o objetivo do sistema é dar suporte a manutenção a indicação do resultado como segundo caso pode ser considerado uma informação útil, o modelo obteve uma acurácia de 91%, errando em somente um caso onde o defeito real foi indicado com a terceira maior probabilidade.

Contudo, se considerarmos os casos 04 e 06 como erros do modelo pela grande diferença entre o defeito com maior probabilidade e o defeito real com a segunda maior probabilidade, o modelo ainda fica com uma acurácia de 72%.

A aplicação do sistema desenvolvido nas rotinas de manutenção e gestão de ativos das usinas hidrelétricas possibilita a obtenção de diversos benefícios tanto econômicos quanto socioambientais, tais como:

- Redução dos custos indiretos das falhas dos hidrogeradores, com a indicação do defeito apresentado pelo equipamento;
- Redução dos custos diretos e indiretos de manutenções, como insumos de manutenção e homem-hora;
- Redução dos riscos de acidentes de trabalho e dos custos diretos e indiretos associados;
- Redução dos riscos de impactos ambientais por falhas de equipamentos e dos custos diretos e indiretos associados;
- Redução da indisponibilidade das usinas e consequentes aumentos na confiabilidade na geração;
- Aumento de confiabilidade do parque gerador brasileiro e do SIN;
- Aumento da vida útil dos ativos.

Os resultados detalhados dos testes são apresentados a seguir:

- **Estudo de Caso 01:** Em (MILIĆ; ŽIGIĆ; PONJAVIĆ, 2013) e (MILIĆ, 2015) é apresentado um caso de defeito no Sistema de Resfriamento de um hidrogerador. Já em (ILIEV, 1999) é apresentada uma falha do tipo Fadiga 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. O Sistema Especialista desenvolvido apresentou para esses casos uma

probabilidade de 44% da máquina apresentar o modo de falha Fadiga nos Mancais e 41% de apresentar Falha no Sistema de Resfriamento. Os outros modos de falha avaliados apresentaram 4% ou menos 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. Isso é bem retratado na Figura 29, que apresenta as probabilidades dos 4 modos de falhas mais prováveis indicados pelo sistema.

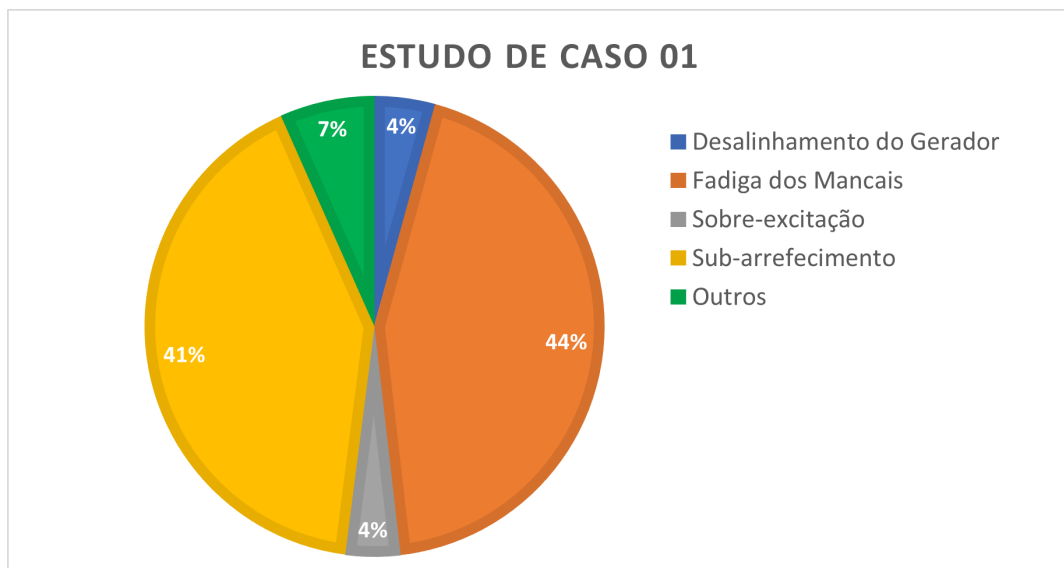


Figura 29: Resultados do Estudo de Caso 01

- **Estudo de Caso 02:** Em (MOHANTA et al., 2017) é apresentado um caso onde foi identificada uma vibração anormal no eixo do hidrogenador. Após análises, foi identificado que o equipamento estava com o Gerador Desalinhado. O Sistema Especialista desenvolvido apresentou para esse caso uma probabilidade de 90% da máquina apresentar o modo de falha Desalinhamento do Gerador. Os outros modos de falha avaliados apresentaram 4% ou menos de probabilidade. Para esse caso o modelo também apresentou um resultado satisfatório, ao indicar, na presença do sintoma Vibração no Eixo, probabilidades muito superiores para a falha relatada na literatura do que para as outras falhas avaliadas. A Figura 30 apresenta o resultado do sistema para esse estudo de caso, onde é possível notar graficamente a superioridade da probabilidade de Desalinhamento do Gerador em relação aos outros Modos de Falha.
- **Estudo de Caso 03:** Em (LIU; WANG, 2007) são apresentados casos de turbinas com diversos níveis de cavitação. A cavitação foi identificada através do monitoramento da Vibração no Eixo da turbina e de Ruídos na Turbina. Com esse novo sintoma em relação ao caso anterior, o Sistema Especialista indicou Cavitação como

o modo de falha mais provável, com uma probabilidade de 37%. Para esse caso o Sistema também indicou corretamente o modo de falha ocorrido como o modo de falha mais provável. A Figura 31 apresenta os 4 modos de falhas mais prováveis indicados para este estudo de caso. Nela é possível notar que apesar do modo de falha Cavitação ter sido indicado com o mais provável, os modos de falha Fadiga nos Mancais e Folgas apresentam probabilidades consideráveis.

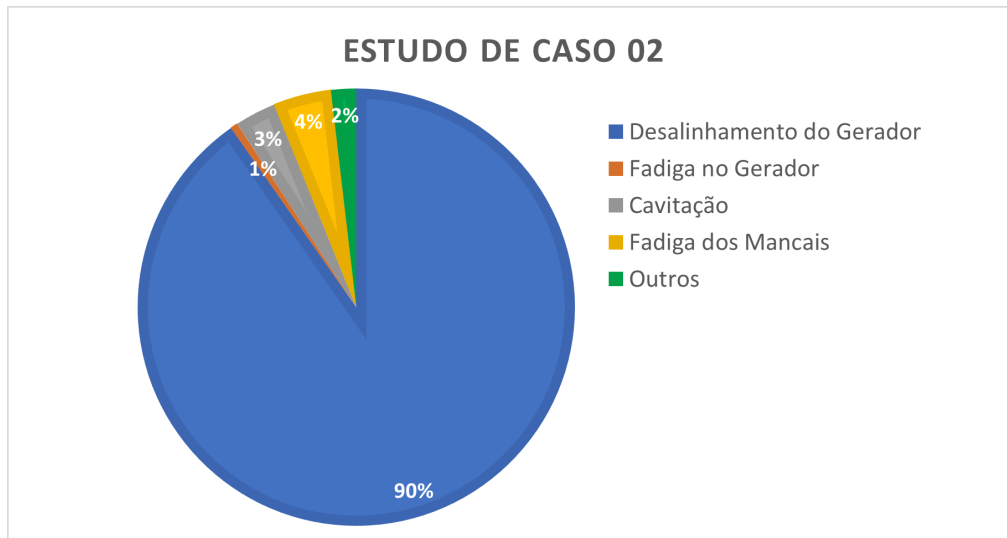


Figura 30: Resultados do Estudo de Caso 02

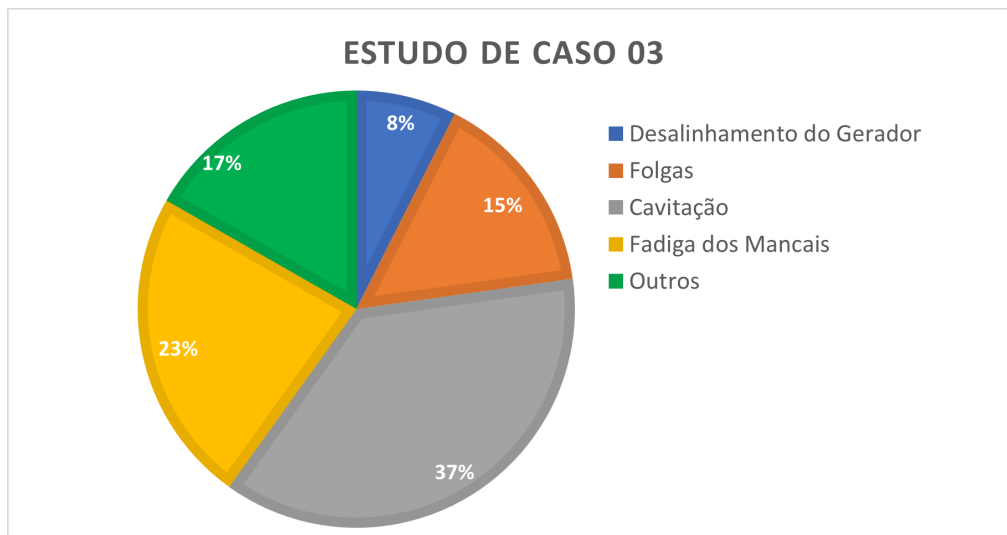


Figura 31: Resultados do Estudo de Caso 03

- **Estudo de Caso 04:** Em (URQUIZA et al., 2014) é apresentado um caso de falha em uma turbina Kaplan em que o hidrogerador apresentava níveis de Tensão abaixo do esperado. Após análise, a causa da falha identificada foi devido à Fadiga no Gerador. Um segundo caso de subtensão é apresentado em (WEIERS, 2009) onde a falha identificada foi no isolamento estatórico. Com a informação de Subtensão

existente no gerador, o modelo indicou neste caso 82% probabilidade do hidrogerador apresentar Sub-excitação. A segunda falha com maior probabilidade foi Fadiga no Gerador, com 7%. Falha no Isolamento Estatórico foi apresentada como a terceira mais provável, com 5% de probabilidade. Para esse caso, o sistema indicou os defeitos esperados como segundo e terceiro mais prováveis. Contudo a probabilidade foi bem inferior ao mais provável, como é possível ver na 32. Para este caso, é esperado que com a adição de mais informações sobre o estado do equipamento ajudem o sistema a identificar o modo de falha correto.

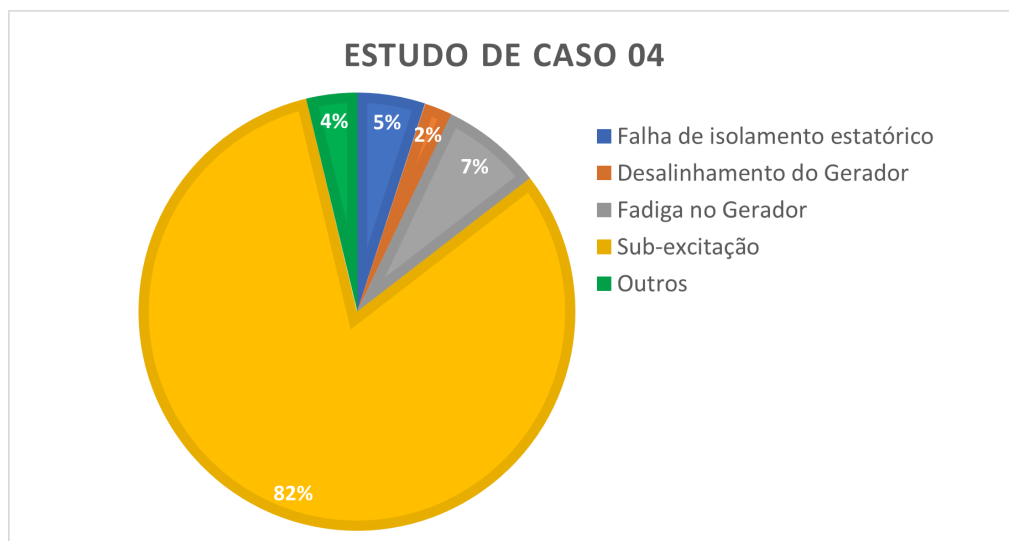


Figura 32: Resultados do Estudo de Caso 04

- **Estudo de Caso 05:** Em (MCDERMID, 1999) é apresentado diversos casos de falha de máquinas síncronas, principalmente hidrogeradores. Entre eles, destaca-se um caso de Sobre-excitação devido à uma Instabilidade no Regulador de Tensão. Para o primeiro caso, o modelo indicou uma probabilidade de 72% para Sobre-excitação e 18% para Sub-excitação, o segundo modo de falha mais provável. O sistema indicou corretamente a falha e com uma probabilidade bem elevada.
- **Estudo de Caso 06:** Um outro caso de falha apresentado em (MCDERMID, 1999) é uma Falha no Isolamento do Estator identificada através da ocorrência de um curto-circuito. Assim como na referência anterior, em (SILVA; SILVA; SANTOS, 2017) é apresentado um caso de hidrogerador com falhas no isolamento do estator. A falha também foi antecedida por curto-circuitos no ativo. Com isso, o modelo apresenta uma probabilidade de 59% para Desalinhamento do Gerador e 21% para Falha de Isolamento Estatórico. A Figura 34 apresenta as maiores probabilidades indicadas pelo sistema para esse caso. Ainda que a Falha no Isolamento Estatórico não tenha sido a indicada com maior probabilidade pelo sistema, ela foi a segunda maior e obteve uma probabilidade de 21% que não foi baixa. Além disso, caso fossem

levantados mais sintomas esta probabilidade provavelmente aumentaria, podendo até passar o modo de falha Desalinhamento do Gerador.

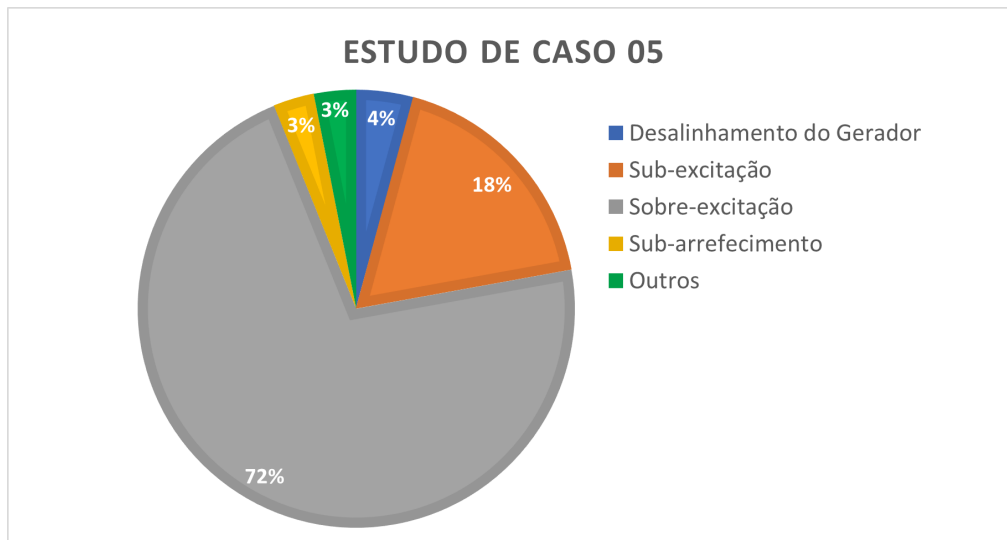


Figura 33: Resultados do Estudo de Caso 05

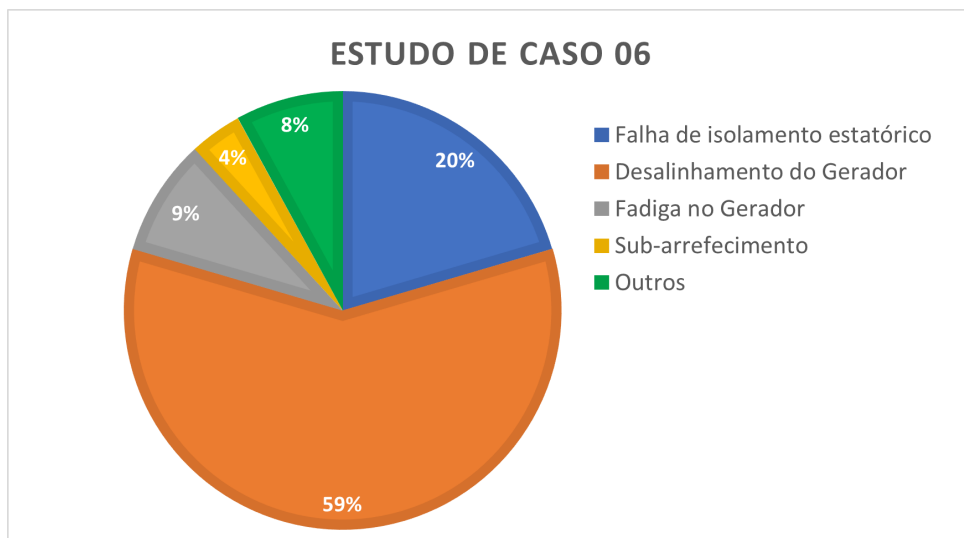


Figura 34: Resultados do Estudo de Caso 06

- Estudo de Caso 07:** Falha de Isolamento Estatórico em hidrogeradores também é apresentada em (CAMPOS; SOUZA, 2005). Neste caso também foi relatado a ocorrência de curto-circuito no equipamento. Contudo, além do curto-circuito, o hidrogerador também apresentou Aquecimento anormal. Com esse novo sintoma o Sistema Especialista indica uma probabilidade de 54% de Falha de Isolamento Estatórico e 11% de Desalinhamento do Gerador. A Figura 35 apresenta as maiores probabilidades para este estudo de caso. Como esperado, com a adição de mais um sintoma, o diagnóstico da rede indicou com mais precisão o defeito real ocorrido na máquina.

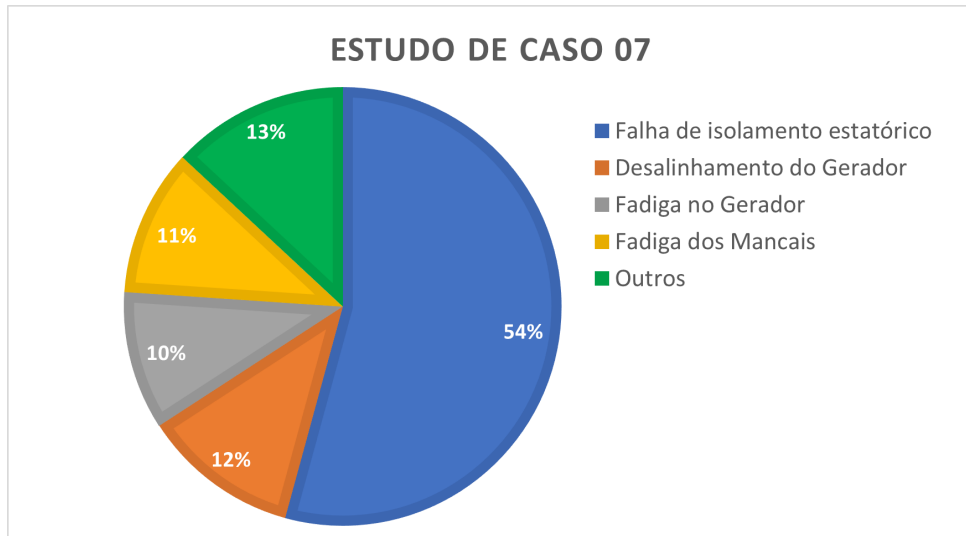


Figura 35: Resultados do Estudo de Caso 07

- Estudo de Caso 08:** Outro caso de sobre-excitação é apresentado em (JIAWU, 2014). Neste artigo, foram identificados 4 sintomas no hidrogenador, sendo eles: Sobrevelocidade no Gerador, Curto-Circuito, Sobretensão e Sobrecorrente. Para esta combinação de sintomas o modelo indicou 89% de probabilidade da máquina apresentar o modo de falha Sobre-excitação e 8% de apresentar Falha no Isolamento Estático. Na Figura 36 são apresentadas as maiores probabilidades indicadas pelo sistema. É possível notar que com a informação do estado de vários sintomas da máquina o modelo apresentou uma probabilidade muito maior para o defeito real em relação aos outros modos de falhas.

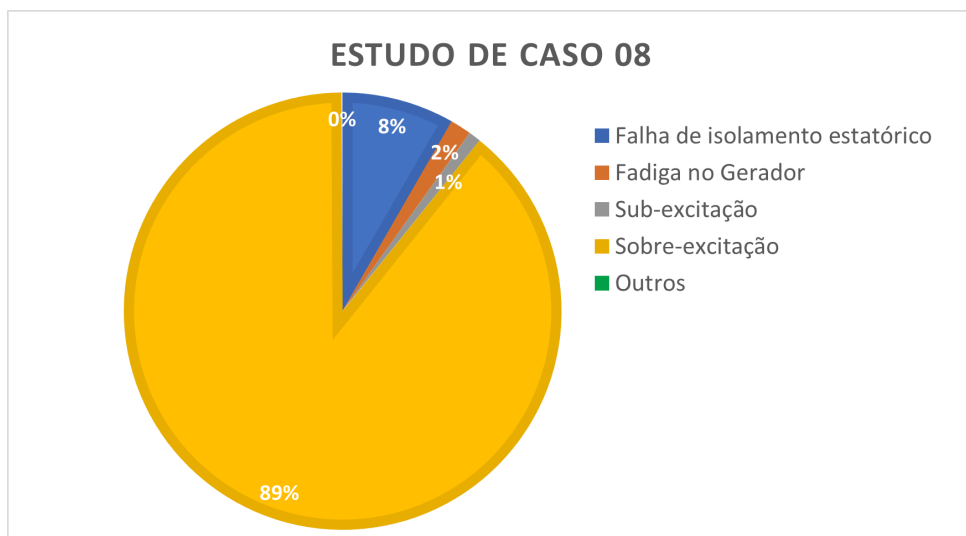


Figura 36: Resultados do Estudo de Caso 08

- Estudo de Caso 09:** Por fim, em (YUCESAN; KAHRAMAN, 2019) é apresentada uma avaliação dos principais riscos presentes na operação de uma usina hidrelétrica.

Entre eles, destaca-se como o segundo mais perigoso, o Modo de Falha Sobrepressão de Óleo no tanque. Além disso, a referência indica que o modo de falha é, normalmente, indicado através de Sobrevelocidade na Turbina. O Sistema Especialista desenvolvido apresentou para esse caso uma probabilidade de 39% do hidrogenador apresentar Perda de Estanqueidade e 34% de apresentar o modo de falha Sobrepressão de Óleo. A Figura 37 apresenta as maiores probabilidades para a indicação de Sobrevelocidade na Turbina. Neste caso, o sistema identificou o modo de falha esperado com o segundo mais provável, contudo a diferença para o mais provável foi de apenas 5%.

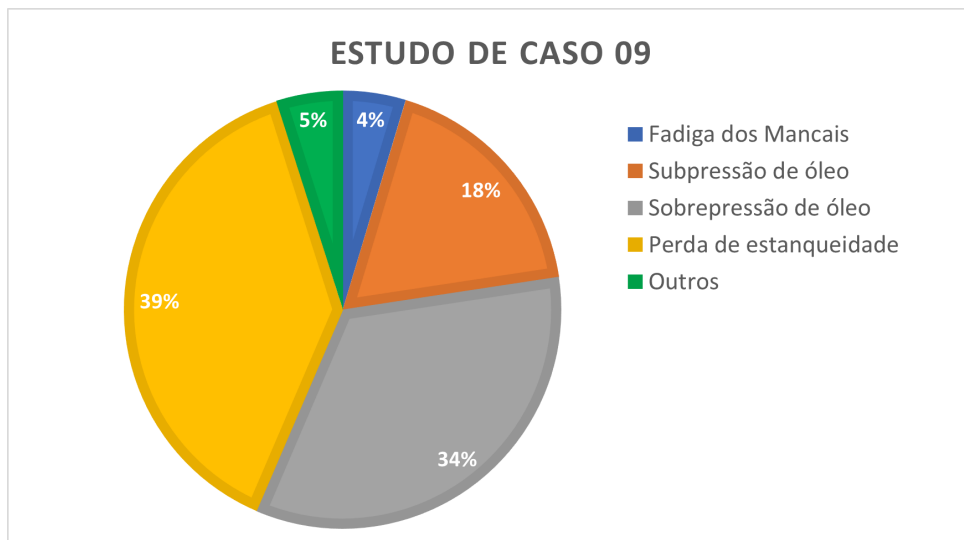


Figura 37: Resultados do Estudo de Caso 09

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentado o desenvolvimento de 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.

Inicialmente, foi realizado um extenso levantamento das principais técnicas usadas atualmente no monitoramento de condição dos hidrogeradores, identificando seus principais benefícios e limitações. Além disso, foi realizado também um levantamento dos defeitos de hidrogeradores relatados na literatura, buscando identificar a causa do defeito e o Modo de Falha.

Por fim, foi apresentado o desenvolvimento do sistema inteligente para diagnóstico do Hidrogerador e os resultados para da aplicação dele nos casos de defeitos encontrados na literatura. O sistema obteve uma alta taxa de acerto de até 91%.

A aplicação do sistema nas rotinas de manutenção de gestão de ativos de usinas hidrelétricas gera diversos benefícios de ordem econômica e socioambiental, como: redução dos custos das falhas e das manutenções, dos riscos de acidentes de trabalho e impactos ambientais.

Para trabalhos futuros, serão realizados estudos buscando levantar novas probabilidades para sintomas e modos de falha que não foram contemplados nessa versão do trabalho. Serão realizados também mais estudos analisando diversos outros casos de falha para validar ainda mais a performance do modelo. Além disso, com a finalização do modelo e dos testes, dentro do projeto Pesquisa e Desenvolvimento ANEEL PD-00622-0119/2019, serão realizados testes do sistema com dados reais de operação e manutenção de uma usina hidrelétrica.

REFERÊNCIAS

- AMAYA, E. J.; ALVARES, A. J. Expert system for power generation fault diagnosis using hierarchical meta-rules. In: IEEE. **Proceedings of 2012 IEEE 17th International Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA 2012)**. [S.l.], 2012. p. 1–8.
- BETTA, G. et al. A dsp-based fft-analyzer for the fault diagnosis of rotating machine based on vibration analysis. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, IEEE, v. 51, n. 6, p. 1316–1322, 2002.
- BOYLE, G. **Renewable energy: power for a sustainable future**. [S.l.]: Oxford University Press, 1996. v. 2.
- BUCHANAN, B. G.; SHORTLIFFE, E. H. Rule-based expert systems: the mycin experiments of the stanford heuristic programming project. CUMINCAD, 1984.
- CAMPOS, S.; SOUZA, U. Avaliação da vida Útil dos hidrogeradores da usina de furnas. In: . [S.l.]: XVIII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2005.
- CASTILLO, E. **Expert systems; uncertainty and learning**. [S.l.], 1991.
- CASTILLO, E.; GUTIERREZ, J. M.; HADI, A. S. **Expert systems and probabilistic network models**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012.
- COWELL, R. G. et al. **Probabilistic networks and expert systems: Exact computational methods for Bayesian networks**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2006.
- DUDA, R.; GASCHNIG, J.; HART, P. Model design in the prospector consultant system for mineral exploration. In: **Readings in Artificial Intelligence**. [S.l.]: Elsevier, 1981. p. 334–348.
- EISEMANN, R. Machinery malfunction diagnosis and correction: Vibration analysis and troubleshooting for process industries. Prentice Hall, Old Tappan, NJ (United States), 1998.
- ESCALER, X. et al. Detection of cavitation in hydraulic turbines. **Mechanical systems and signal processing**, Elsevier, v. 20, n. 4, p. 983–1007, 2006.
- GAO, Q. et al. Rotating machine fault diagnosis using empirical mode decomposition. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 22, n. 5, p. 1072–1081, 2008.
- HANSEN, R.; HALL, D.; KURTZ, S. A new approach to the challenge of machinery prognostics. 1995.
- HENN, É. A. L. **Máquinas de fluido**. [S.l.]: Fundação de Apoio a Tecnologia e Ciencia-Editora UFSM, 2019.

ILIEV, H. Failure analysis of hydro-generator thrust bearing. **Wear**, Elsevier, v. 225, p. 913–917, 1999.

JIAWU, H. Analysis of and reflection on the short-circuit fault of a large hydraulic generator. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Wiley Online Library, v. 8, n. 4, p. 661–669, 2014.

KURTZ, M.; LYLES, J.; STONE, G. Application of partial discharge testing to hydro generator maintenance. **IEEE transactions on power apparatus and systems**, IEEE, n. 8, p. 2148–2157, 1984.

LEI, Y.; HE, Z.; ZI, Y. Application of the eemd method to rotor fault diagnosis of rotating machinery. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 23, n. 4, p. 1327–1338, 2009.

LIU, S.-Y.; WANG, S.-Q. Cavitations monitoring and diagnosis of hydropower turbine on line based on vibration and ultrasound acoustic. In: IEEE. **2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics**. [S.l.], 2007. v. 5, p. 2976–2981.

MCDERMID, W. Synchronous machine outages resulting from winding failures and defects. In: IEEE. **IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEMDC'99. Proceedings (Cat. No. 99EX272)**. [S.l.], 1999. p. 791–793.

MENG, Q.; QU, L. Rotating machinery fault diagnosis using wigner distribution. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 5, n. 3, p. 155–166, 1991.

MILIĆ, S. „daljinski temperaturni nadzor polova rotora hidrogenatora —. **Zbornik radova, Elektrotehnički institut Nikola Tesla**, 2015.

MILIĆ, S. D.; ŽIGIĆ, A. D.; PONJAVIĆ, M. 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**, IEEE, v. 28, n. 3, p. 698–706, 2013.

MME. **Boletim Mensal de Monitoramento do Sistema Elétrico Janeiro/2021**. 2021. Url: <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>.

MOHANTA, R. K. et al. Sources of vibration and their treatment in hydro power stations-a review. **Engineering science and Technology, an international journal**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 637–648, 2017.

PADHY, M. K.; SAINI, R. A review on silt erosion in hydro turbines. **Renewable and sustainable Energy reviews**, Elsevier, v. 12, n. 7, p. 1974–1987, 2008.

PEREIRA, G. M. **Projeto de Usinas Hidrelétricas: passo a passo**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2015.

PETTIGREW, M.; SYLVESTRE, Y.; CAMPAGNA, A. Vibration analysis of heat exchanger and steam generator designs. **Nuclear Engineering and Design**, Elsevier, v. 48, n. 1, p. 97–115, 1978.

- REICHARD, K. M.; DYKE, M. V.; MAYNARD, K. Application of sensor fusion and signal classification techniques in a distributed machinery condition monitoring system. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Sensor Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications IV**. [S.l.], 2000. v. 4051, p. 329–336.
- ROEMER, M. J.; KACPRZYNSKI, G. J.; ORSAGH, R. F. Assessment of data and knowledge fusion strategies for prognostics and health management. In: IEEE. **2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings (Cat. No. 01TH8542)**. [S.l.], 2001. v. 6, p. 2979–2988.
- SHAFER, G. **A mathematical theory of evidence**. [S.l.]: Princeton university press, 1976. v. 42.
- SILVA, M.; SILVA, J.; SANTOS, M. Metodologia e resultados da reforma do gerador da ug1 da uhe gbm (foz do areia). In: . [S.l.]: XXIV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2017.
- SONG, G. et al. Hydes: A web-based hydro turbine fault diagnosis system. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 34, n. 1, p. 764–772, 2008.
- SOUZA, Z. de; SANTOS, A. H. M.; BORTONI, E. da C. **Centrais hidrelétricas: estudos para implantação**. [S.l.]: Eletrobrás, 1999.
- STEVENS, L. **Artificial Intelligence, the Search for the Perfect Machine**. [S.l.]: Prentice Hall, 1985.
- TAN, C. K.; IRVING, P.; MBA, D. A comparative experimental study on the diagnostic and prognostic capabilities of acoustics emission, vibration and spectrometric oil analysis for spur gears. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 21, n. 1, p. 208–233, 2007.
- TAVNER, P. Review of condition monitoring of rotating electrical machines. **IET electric power applications**, IET, v. 2, n. 4, p. 215–247, 2008.
- URQUIZA, G. et al. Failure analysis of a hydraulic kaplan turbine shaft. **Engineering Failure Analysis**, Elsevier, v. 41, p. 108–117, 2014.
- VLADISLAVLEV, L. A. **Vibration of hydro units in hydroelectric power plants**. [S.l.]: Amerind Publishing Company, 1979.
- WEIERS, T. Symptoms of winding insulation aging after 37 years of service life in a hydrogenerator. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, IEEE, v. 25, n. 1, p. 20–24, 2009.
- YANG, B.-S.; LIM, D.-S.; TAN, A. C. C. Vibex: an expert system for vibration fault diagnosis of rotating machinery using decision tree and decision table. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 28, n. 4, p. 735–742, 2005.
- YAO, Q.; LIU, Y. Vibration fault diagnosis of hydroelectric unit based on ls-svm and information fusion technology. In: ATLANTIS PRESS. **2016 4th International Conference on Electrical & Electronics Engineering and Computer Science (ICEEECS 2016)**. [S.l.], 2016. p. 720–725.

YUCESAN, M.; KAHRAMAN, G. Risk evaluation and prevention in hydropower plant operations: A model based on pythagorean fuzzy ahp. **Energy policy**, Elsevier, v. 126, p. 343–351, 2019.

ZADEH, L. A. The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems. **Fuzzy sets and systems**, Elsevier, v. 11, n. 1-3, p. 199–227, 1983.

ZHOU, Y.; PAN, L. Research on fault diagnosis of hydropower unit based on expert system and hybrid reasoning. In: **Proc. of the Second International Conference on Electric Technology and Civil Engineering**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 2231–2233.

ZHU, J.; HE, D.; BECHHOEFER, E. Survey of lubrication oil condition monitoring, diagnostics, and prognostics techniques and systems. **Journal of chemical science and technology**, v. 2, n. 3, p. 100–115, 2013.