

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
COMPUTAÇÃO

Yuri Andrade Dias

**Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de
Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral
Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção**

Goiânia

2019

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico: **Dissertação** **Tese**

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

Nome completo do autor: Yuri Andrade Dias

Título do trabalho: Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento **SIM** **NÃO**¹

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Assinatura do(a) autor(a)²

Ciente e de acordo:

Assinatura do(a) orientador(a)²

Data: 12/03/2019

¹ Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

² A assinatura deve ser escaneada.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
COMPUTAÇÃO

Yuri Andrade Dias

Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção

Dissertação defendida no Programa de Pós-Graduação da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás como requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação.

Área de concentração: Engenharia Elétrica
Orientador: Prof. Dr. Leonardo da Cunha Brito

Goiânia
2019

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Andrade Dias, Yuri

Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção [manuscrito] / Yuri Andrade Dias. - 2019.

CX, 110 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo da Cunha Brito.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Goiânia, 2019.

Bibliografia. Anexos. Apêndice.

Inclui siglas, abreviaturas, símbolos, gráfico, tabelas, algoritmos, lista de figuras, lista de tabelas.

1. confiabilidade. 2. manutenção. 3. redes bayesianas. 4. técnicas preditivas. 5. transformadores de potência. I. da Cunha Brito, Leonardo, orient. II. Título.

CDU 621.3

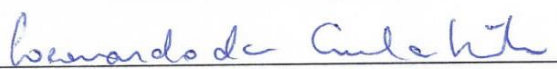


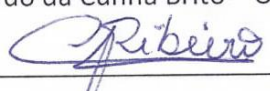
Ata de Dissertação de Mestrado

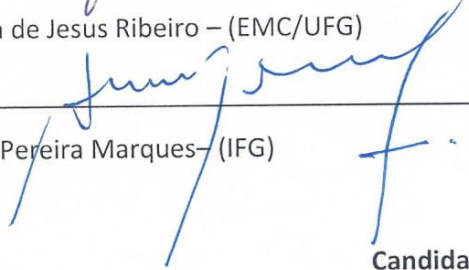
Ata da sessão de julgamento da Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica e de Computação, área de concentração Engenharia Elétrica, do candidato **Yuri Andrade Dias**, realizada em 12 de março de 2019.

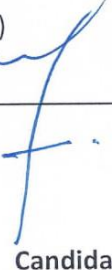
Aos doze de março de dois mil e dezenove, às 18:30 horas, na Sala 08, bloco "B" da Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC), Universidade Federal de Goiás (UFG), reuniram-se os seguintes membros da Comissão Examinadora designada pela Coordenadoria do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação: os Doutores Leonardo da Cunha Brito – Orientador (EMC/UFG), Cacilda de Jesus Ribeiro (EMC) e André Pereira Marques (IFG), para julgar a Dissertação de Mestrado de **Yuri Andrade Dias**, intitulada "**Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante Utilizando Técnicas Preditivas de Manutenção**", apresentada pelo Candidato como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre, em conformidade com a regulamentação em vigor. O Professor Doutor Leonardo da Cunha Brito, Presidente da Comissão, abriu a sessão e apresentou os membros da Comissão e o candidato, que discorreu sobre seu trabalho, após o que, foi arguido pelos membros da Comissão na seguinte ordem: Cacilda de Jesus Ribeiro e André Pereira Marques. A parte pública da sessão foi então encerrada e a Comissão Examinadora reuniu-se em sessão reservada para deliberar. A Comissão julgou então que o candidato, tendo demonstrado conhecimento suficiente, capacidade de sistematização e argumentação sobre o tema de sua Dissertação, foi considerado **APROVADO** e deve satisfazer as exigências listadas na Folha de Modificação de Dissertação de Mestrado, em anexo a esta Ata, no prazo máximo de 60 dias, ficando o professor orientador responsável por atestar o cumprimento dessas exigências. Os membros da Comissão Examinadora descreveram as justificativas para tal avaliação em suas respectivas Folhas de Avaliação, anexas a esta Ata. Nada mais havendo a tratar, o presidente da Comissão declarou encerrada a sessão. Nos termos do Regulamento Geral dos Cursos de Pós-graduação desta Universidade, a presente Ata foi lavrada, lida e, julgada conforme, segue assinada pelos membros da Comissão supracitados e pelo candidato. Goiânia, 12 de março de 2019.

Comissão Examinadora Designada:


Leonardo da Cunha Brito – Orientador (EMC/UFG) (Avaliação: Aprovado)


Cacilda de Jesus Ribeiro – (EMC/UFG) (Avaliação: Aprovado)


André Pereira Marques – (IFG) (Avaliação: APROVADO)


Candidato:



Yuri Andrade Dias

A todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para minha formação, me incentivando a ser persistente quanto aos meus objetivos, dentre os quais, em especial, o desenvolvimento deste trabalho

Agradecimentos

Ao orientador, Prof. Dr. Leonardo da Cunha Brito, pelos conhecimentos compartilhados, pela disponibilidade e pelo interesse no desenvolvimento deste trabalho.

À Profa. Dra. Cacilda de Jesus Ribeiro, pelo grande apoio e incentivo, pelos conhecimentos compartilhados e pelas importantes contribuições para o desenvolvimento desta dissertação.

Ao Prof. Dr. André Pereira Marques, pelo grande apoio e incentivo, pelos conhecimentos compartilhados, seja como professor, seja como engenheiro da Unidade de Alta Tensão da Enel Distribuição Goiás, e pelas importantes contribuições para o desenvolvimento desta dissertação.

À Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação (EMC) da Universidade Federal de Goiás (UFG), pela oportunidade de integrar o corpo discente do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela concessão da bolsa de mestrado durante uma parte do período de desenvolvimento deste trabalho.

À Medral Fabricação e Comércio de Equipamentos Elétricos Ltda., pela oportunidade de atuação como engenheiro eletricitista na área de Engenharia de Manutenção da Unidade de Alta Tensão (UAT-EMA) da Enel Distribuição Goiás, propiciando a aquisição de experiências enriquecedoras para minha formação profissional, as quais foram de suma importância para a escrita desta dissertação.

À Enel Distribuição Goiás, sobretudo à equipe de Engenharia de Manutenção da Unidade de Alta Tensão (UAT-EMA) da Enel Distribuição Goiás, pela receptividade e pelo compartilhamento de conhecimentos.

À minha família, pelo carinho, pelo apoio e pelo incentivo sempre presentes, desde as etapas da minha formação básica, tendo sido grande motivadora do desenvolvimento deste trabalho e à qual devo minhas conquistas.

“Os investimentos em conhecimento geram os melhores dividendos”.

– Benjamin Franklin

Resumo

O conhecimento da criticidade do estado de um equipamento é indispensável à determinação de ações eficientes, no que tange às manutenções preventivas ou, eventualmente, corretivas a ele aplicáveis. No caso de transformadores de potência, que, por sua importância estratégica para a transmissão e distribuição de energia elétrica, ensejam grande atenção por parte das empresas mantenedoras do sistema elétrico, informações sobre confiabilidade são de grande utilidade como subsídios para a tomada de decisão, auxiliando na determinação de quais intervenções são necessárias para se assegurar o fornecimento ininterrupto de energia elétrica às unidades consumidoras. Neste contexto, apresenta-se, como contribuição neste trabalho, uma rede bayesiana para determinação da confiabilidade de transformadores de potência imersos em óleo mineral isolante, cujas evidências dos nós componentes são obtidas a partir dos resultados da aplicação das principais técnicas preditivas de manutenção, a saber: ensaios elétricos; de grau de polimerização do papel, de contagem de partículas, de análise de gases dissolvidos (cromatografia), ensaios físico-químicos e de teor de dibenzil dissulfeto (DBDS) em óleo isolante; e inspeções visuais e verificações locais. O objetivo principal é prover, às equipes de manutenção do sistema elétrico, informações concretas sobre a criticidade do estado de transformadores de potência, propiciando uma adequada definição das intervenções aplicáveis, otimizando os recursos técnicos e pecuniários disponíveis e, concomitantemente, maximizando a confiabilidade do sistema elétrico ao qual estes equipamentos se integram. Por conseguinte, espera-se obter uma redução das interrupções não programadas de fornecimento associadas à retirada forçada de operação de transformadores de potência. Com isto, espera-se uma melhoria substancial dos serviços prestados aos consumidores finais, com impactos diretos nos indicadores de qualidade do fornecimento de energia elétrica estabelecidos pelo Agente Regulador.

Palavras-chave: confiabilidade, manutenção, redes bayesianas, técnicas preditivas, transformadores de potência.

Abstract

The knowledge of the criticality of the state of an electrical equipment is indispensable to the determination of efficient actions, regarding the preventive maintenance or, if necessary, corrective to it applicable. For power transformers, which, due of their strategic importance for the transmission and distribution of electric power, demands great attention from the companies maintaining the electric system, information about reliability are of great utility to decision making, assisting in determining which interventions are necessary to ensure the uninterrupted supply of electricity to the consumer units. In this context, this work presents, as contribution, a Bayesian network for determining the reliability of mineral insulating oil filled power transformers, whose evidence of the component nodes is obtained from the results of the application of the main predictive maintenance techniques, namely: electrical tests; degree of polymerization of paper, particle counting, dissolved gas analysis (chromatography), physicochemical tests and dibenzyl disulfide (DBDS) in mineral insulating oil; and visual inspections and local checks. The main objective is to provide, to the electrical system maintenance teams, concrete information about the criticality of the state of power transformers, providing adequate definition of the applicable interventions, optimizing the available technical and monetary resources and, at the same time, maximizing the reliability of the electric system to which these equipments belong. Therefore, it is expected that there will be a reduction of unscheduled supply interruptions associated with failures in power transformers operation. This way, we hope to reach a substantial improvement of the services provided to final consumers, with direct impacts on the quality indicators of the electricity supply established by the Regulatory Agent.

Keywords: Bayesian networks, maintenance, power transformers, predictive techniques, reliability.

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Eventos reunião e intersecção dos eventos A e B	22
Figura 2.2 – Comparação entre um grafo não direcionado (a) e um grafo direcionado (b)	25
Figura 2.3 – Comparação entre um grafo acíclico (a) e um grafo cíclico (b)	26
Figura 2.4 – Exemplo de v-estrutura em uma rede bayesiana.....	30
Figura 2.5 – Três condições para a d-separação.....	30
Figura 3.1 – Estrutura da rede bayesiana desenvolvida.....	55
Figura 3.2 – Rede plotada em MATLAB utilizando a BNT	64
Figura 3.3 – Fluxograma das principais etapas de desenvolvimento da rede bayesiana para estimativa da confiabilidade de transformadores de potência	65
Figura 4.1 – Equipamentos analisados na etapa de validação: divisão por classe de tensão ...	71
Figura 4.2 – Equipamentos analisados na etapa de validação: estratificação por potências máximas.....	71
Figura 4.3 – Equipamentos analisados na etapa de validação: estratificação por faixas de idade	72
Figura 4.4 – Distribuição dos acertos por nó.....	77

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – CPT para a RB da Figura 2.3 a).....	27
Tabela 3.1 – Critérios para $I_{e,c}$ em função da ligação dos enrolamentos	35
Tabela 3.2 – Critérios para $I_{e,l}$	36
Tabela 3.3 – Faixas de valores e conceitos definidos para o fator de potência do isolamento de transformador em função da idade do equipamento	36
Tabela 3.4 – Faixas de valores definidas para R_{AB} em função da idade	37
Tabela 3.5 – Faixas de valores definidas para R em função da idade	38
Tabela 3.6 – Faixas de valores e conceitos definidos para o índice de polarização, IP , em função da idade	38
Tabela 3.7 - Critérios de classificação do índice de absorção, IA , em função da idade.....	38
Tabela 3.8 – Critérios para classificação da relação de transformação	39
Tabela 3.9 – Critérios para classificação dos erros percentuais positivos, ε_{max} , as medidas de resistência elétrica dos enrolamentos em função do valor da resistência mediana .	40
Tabela 3.10 – Critérios para classificação dos erros percentuais negativos, ε_{min} , nas medidas de resistência elétrica dos enrolamentos em função do valor da resistência mediana	40
Tabela 3.11 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{cd} entre condutor e derivação.....	41
Tabela 3.12 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{ct} entre condutor e terra em função da idade da bucha	41
Tabela 3.13 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{at} entre derivação e terra.....	41
Tabela 3.14 – Critérios para classificação do fator de potência fp entre condutor e derivação,	41
Tabela 3.15 – Critérios para classificação do erro percentual ε da medida de capacitância entre condutor e derivação em relação ao valor nominal	42
Tabela 3.16 – Concentrações dos gases dissolvidos, baseadas do IEEE Std. C57.104:2008 – classificação sem histórico	43
Tabela 3.17 – Ações baseadas nos gases combustíveis dissolvidos totais (GCDT) adaptadas do IEEE Std. C57.104:2008 – classificação com histórico	44
Tabela 3.18 – Critérios de classificação da tensão interfacial.....	45

Tabela 3.19 – Critérios de classificação do índice de neutralização	45
Tabela 3.20 – Critérios de classificação do índice de cor	45
Tabela 3.21 – Critérios de classificação da rigidez dielétrica em função da tensão nominal V_N	46
Tabela 3.22 – Critérios de classificação do teor de água em função da tensão nominal V_N	46
Tabela 3.23 – Critérios de classificação do fator de potência	46
Tabela 3.24 – Critérios para classificação do grau de polimerização do papel.....	47
Tabela 3.25 – Critérios para classificação dos resultados dos ensaios de teor de DBDS	48
Tabela 3.26 – IV_BU: aspectos analisados	49
Tabela 3.27 – Inspeções visuais e verificações locais (IV) (adaptado).....	50
Tabela 3.28 – IV_BU e IV: possíveis conceitos e seus pesos correspondentes	51
Tabela 3.29 – Valores numéricos atribuídos aos conceitos.....	57
Tabela 3.30 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Circuito Elétrico”	57
Tabela 3.31 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Núcleo Magnético”	57
Tabela 3.32 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Dielétrico”	58
Tabela 3.33 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Isolação Líquida”	58
Tabela 3.34 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Isolação Sólida”	58
Tabela 3.35 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Sistema Isolante”.....	58
Tabela 3.36 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Estruturas Interfaciais”.....	58
Tabela 3.37 – Pesos dos nós pais (<i>pp</i>) do nó “Transformador”	59
Tabela 3.38 – Pesos acelerados (<i>pa</i>) atribuídos aos estados dos nós raízes e intermediários..	59
Tabela 3.39 – Pesos acelerados (<i>pat</i>) atribuídos aos estados do nó “Transformador”	59
Tabela 3.40 – Nomes dos nós e seus números correspondentes no código MATLAB.....	63
Tabela 3.41 – Critérios para classificação da confiabilidade final (nó Transformador)	66
Tabela 4.1 – Conjunto de evidências considerado para a validação	70
Tabela 4.2 – Grupos de classificações da confiabilidade final do transformador para fins de contagem de acertos parciais	72
Tabela 4.3 – Resultados da validação: percentuais de acertos obtidos	74
Tabela 4.4 – Confiabilidades numéricas estimadas pela rede bayesiana desenvolvida	77
Tabela 4.5 – Nível de criticidade do equipamento de acordo com a classificação de sua confiabilidade final	78
Tabela 4.6 – Conjunto de equipamentos ordenado por nível de criticidade e prioridade de manutenção.....	79

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABNT:	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AGD:	análise de gases dissolvidos (em óleo)
ANEEL:	Agência Nacional de Energia Elétrica
BNT:	<i>Bayes Net Toolbox</i>
CDC:	comutador de derivações com carga
CDST:	comutador de derivações sem tensão
CPT:	<i>conditional probability table</i> (tabela de probabilidade condicional, em Inglês)
DAG:	<i>directed acyclic graph</i> (grafo acíclico direcionado, em Inglês)
DBDS:	dibenzil dissulfeto (teor de)
DEC:	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
EE_BU:	ensaios elétricos em buchas condensivas
EE_CE:	ensaios elétricos de corrente de excitação
EE_FP:	ensaios elétricos de fator de potência do isolamento
EE_RE:	ensaios elétricos de resistência dos enrolamentos
EE_RI:	ensaios elétricos de resistência de isolamento
EE_RT:	ensaios elétricos de relação de transformação
EM:	maximização de expectativa (algoritmo de) – <i>expectation-maximization</i> , do Inglês
FEC:	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FQ:	físico-químicos (ensaios)
GP:	grau de polimerização (do papel)
IA:	inteligência artificial
IC:	<i>Inductive Causation (algorithm)</i>
IV:	inspeções visuais e verificações locais
IEC:	Comissão Eletrotécnica Internacional (<i>International Electrotechnical Commission</i> , do Inglês)
IEEE:	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i> , do Inglês)
RB:	rede bayesiana
SDPN:	Soma Duplamente Ponderada e Normalizada (SDPN)

Sumário

Capítulo 1: Introdução	17
Capítulo 2: Redes Bayesianas	21
2.1 Introdução.....	21
2.2 Probabilidade Condicional e Independência de Eventos.....	21
2.3 Teorema de Bayes	24
2.4 Construção de Redes Bayesianas	24
2.4.1 Denominações e Hierarquização	26
2.4.2 Etapas Necessárias à Construção.....	26
2.4.3 Definição da Estrutura: Aprendizado Semiautomático	29
2.1 Considerações Finais Sobre Redes Bayesianas	32
Capítulo 3: Rede Bayesiana Para a Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante.....	33
3.1 Introdução.....	33
3.2 Técnicas Preditivas de Manutenção Aplicadas a Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante	34
3.2.1 Ensaios Elétricos de Corrente de Excitação (EE_CE)	35
3.2.2 Ensaios Elétricos de Fator de Potência do Isolamento (EE_FP).....	36
3.2.3 Ensaios Elétricos de Resistência de Isolamento (EE_RI)	37
3.2.4 Ensaios Elétricos de Relação de Transformação (EE_RT)	38
3.2.5 Ensaios Elétricos de Resistência Elétrica dos Enrolamentos (EE_RE).....	39
3.2.6 Ensaios Elétricos em Buchas Condensivas (EE_BU)	40
3.2.7 Ensaios Elétricos em Transformadores de Corrente de Buchas (EE_TCB).....	42
3.2.8 Análise de Gases Dissolvidos (AGD)	42
3.2.9 Ensaios Físico-Químicos (FQ)	44
3.2.10 Grau de Polimerização (GP) do Papel e Idade do Transformador	46
3.2.11 Teor de Dibenzil Dissulfeto (DBDS)	47
3.2.12 Inspeções Visuais e Verificações Locais (IV).....	48
3.3 Rede Bayesiana Desenvolvida.....	51
3.4 Considerações Finais Sobre a Rede Bayesiana Para a Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante.....	67
Capítulo 4: Resultados da Aplicação da Rede Bayesiana Desenvolvida	68

4.1 Introdução.....	68
4.2 Resultados e Validação.....	69
4.3. Considerações Finais Sobre os Resultados da Aplicação da Rede Bayesiana Desenvolvida	79
Capítulo 5: Conclusões.....	81
Referências	83
APÊNDICE A – CPT Para o Nó Circuito Elétrico	86
APÊNDICE B – CPT Para o Nó Núcleo Magnético.....	90
APÊNDICE C – CPT Para o Nó Dielétrico	91
APÊNDICE D – CPT Para o Nó Isolação Líquida	92
APÊNDICE E – CPT Para o Nó Isolação Sólida	93
APÊNDICE F – CPT Para o Nó Sistema Isolante	97
APÊNDICE G – CPT Para o Nó Estruturas Interfaciais	101
APÊNDICE H – CPT Para o Nó Transformador	102
APÊNDICE I – Código MATLAB	103
APÊNDICE J – Método da Máxima Verossimilhança	109
Referências	110

Capítulo 1: Introdução

A garantia da confiabilidade dos equipamentos que integram um sistema elétrico de potência está relacionada, sobretudo, à frequência com que os mesmos são submetidos a inspeções, manutenções preventivas ou, quando da necessidade, corretivas. Esta frequência, por sua vez, deve ser definida por meio da observância de uma pluralidade de variáveis, tais como, o tipo de equipamento considerado, suas características construtivas e especificações, suas condições operativas, sua idade, dentre outras. O objetivo, ao analisá-las, é quantificar a confiabilidade do equipamento de interesse e, deste modo, atribuir-lhe um nível de criticidade, propiciando um gerenciamento mais eficiente de suas manutenções, por meio da definição de nível de urgência para a realização de intervenções preventivas ou corretivas. Neste contexto, a confiabilidade pode ser definida como a probabilidade de um sistema ou componente realizar suas funções previstas de forma contínua, adequada e segura, por um período de tempo preestabelecido, sob condições operativas predefinidas [1]. Já a criticidade pode ser descrita como o grau de prioridade de um modo de falha baseado em algum critério de avaliação, como a classificação do nível de gravidade do modo de falha [2].

Sendo assim, os transformadores de potência, por sua importância estratégica para a transmissão e para a distribuição de energia elétrica, ensejam grande atenção, no que tange às suas confiabilidades operativas. Isto porque, via de regra, tratam-se de equipamentos responsáveis por suprir grandes blocos de carga, correspondentes a um número expressivo de unidades consumidoras. Deste modo, considerando a necessidade de se assegurar a não ocorrência de retiradas forçadas de operação – que culminem na interrupção do fornecimento de energia elétrica aos consumidores finais, comprometendo os indicadores de qualidade do fornecimento estabelecidos pelo Agente Regulador –, tratam-se de equipamentos para os quais o conhecimento da confiabilidade associada é indispensável. Ademais, destacam-se os dispêndios técnicos e pecuniários associados à aquisição e à reparação deste tipo de ativo, o que ressalta ainda mais a necessidade de um controle sistêmico de sua confiabilidade e, por meio deste, de suas rotinas de manutenção.

Haja vista as considerações supracitadas, apresenta-se, neste trabalho, uma rede bayesiana [3] para estimativa da confiabilidade de transformadores de potência imersos em óleo mineral isolante, cujo objetivo principal é prover, às empresas mantenedoras do sistema elétrico, subsídios para o controle das condições de operação de seus equipamentos.

A rede desenvolvida nesta dissertação foi baseada na modelagem da expertise de especialistas em manutenção utilizando um algoritmo (motor) de inferência exato. Como será descrito, para desenvolvê-la, foram definidas as relações entre as técnicas preditivas e cada um dos cinco principais grupos de elementos componentes de um transformador, a saber: circuito elétrico, núcleo magnético, sistema isolante, estruturas interfaciais e tanques e acessórios. Na rede, estes grupos correspondem, cada um, a nós intermediários, cujos pais, que são os nós folhas e seus únicos antecessores, são as classificações definidas em [4] (com adequações à proposta deste trabalho) para as principais técnicas preditivas aplicáveis à manutenção de transformadores de potência, a saber: ensaios elétricos de corrente de excitação; de fator de potência do isolamento; de resistência dos enrolamentos; de resistência de isolamento; de relação de transformação; ensaios elétricos em buchas condensivas (fator de potência, resistência de isolamento e capacitância); análise de gases dissolvidos (cromatografia); contagem de partículas; ensaios físico-químicos e de teor de dibenzil dissulfeto em óleo mineral isolante; grau de polimerização do papel; e inspeções visuais e verificações locais. Por fim, os nós intermediários (representando os grupos de elementos supracitados) têm suas confiabilidades correspondentes estimadas e confluem para o único nó folha da rede, intitulado Transformador de Potência, a partir do qual obtém-se uma confiabilidade final do equipamento em análise. Estas confiabilidades correspondem à probabilidade de um elemento do transformador (no caso do nó intermediário) ou o próprio transformador (no caso do nó folha) não falharem. O ineditismo desta dissertação, portanto, está na combinação das técnicas preditivas supracitadas, de utilização consagrada no setor elétrico, à inteligência artificial, por meio do uso de uma rede bayesiana – com parâmetros definidos com base em estudos realizados durante o desenvolvimento deste trabalho e em consulta a especialistas em manutenção – para a estimativa da confiabilidade de transformadores de potência.

Cabe destacar que, como será descrito ao longo do texto, embora não analisada como um nó na rede bayesiana desenvolvida, a idade do equipamento é uma grandeza contemplada nas análises propostas, visto que os resultados do ensaio do grau de polimerização (GP) do papel fornecem evidências bastante precisas acerca desta.

Assim, de posse das evidências acerca das técnicas preditivas citadas (que correspondem às classificações para os resultados da aplicação das mesmas, como definido em [4]), obtém-se a confiabilidade final do equipamento e, posteriormente, procede-se com sua análise, definindo ações recomendadas, de acordo com a faixa de valores em que se encontra a confiabilidade numérica estimada, de modo a facilitar as programações de manutenção aplicáveis.

Ademais, cabe salientar que, embora se utilize, de maneira genérica ao longo dos capítulos, o termo transformador de potência, as abordagens apresentadas contemplam também os autotransformadores, sendo os critérios definidos aplicáveis, da mesma forma, a equipamentos com ou sem isolamento galvânica entre os enrolamentos.

Para melhor organização e compreensão, pelo leitor, dos temas em abordagem, o trabalho se encontra dividido em cinco capítulos, cujos conteúdos são brevemente descritos em subsequência.

No Capítulo 2 apresentam-se conceitos sobre redes bayesianas, abordando denominações e hierarquização, aspectos construtivos e algoritmos de inferência aplicáveis à obtenção das probabilidades condicionais a partir de evidências.

No Capítulo 3 apresenta-se uma breve descrição das técnicas preditivas contempladas pela rede bayesiana desenvolvida e os critérios utilizados nesta dissertação para classificar os resultados obtidos ao aplicá-las.

Ainda no Capítulo 3, detalha-se a construção e a estrutura da rede bayesiana desenvolvida, abordando as características da Bayes Net Toolbox (BNT) [5] para o *software* MATLAB, que foi utilizada para o desenvolvimento da rede apresentada neste trabalho. Ao final, apresentam-se critérios para a análise do valor de confiabilidade obtido, definindo ações recomendadas com o objetivo de se maximizar a eficiência do programa de manutenção a ser aplicado ao equipamento em análise.

No Capítulo 4 apresentam-se e validam-se os resultados da utilização da rede bayesiana desenvolvida nesta dissertação e detalhada no Capítulo 3 para a estimativa da confiabilidade – incluindo as classificações qualitativas dos valores numéricos obtidos – de um conjunto representativo de 15 transformadores de potência, com classes de tensão de 36,2 kV a 145 kV, tensões nominais do enrolamento de alta tensão de 34,5 kV a 138 kV, potências máximas de 10 a 5 MVA e idades entre 1 e 47 anos e 5 equipamentos fictícios – estes últimos considerados para fins de aumento do nível de rigor da validação. Os resultados são comparados com as classificações definidas por especialistas da área de manutenção para os mesmos estudos de caso. Ao fim, comparam-se as classificações, quantificando os acertos obtidos (conceitos coincidentes e/ou próximos) e, desta forma, corroborando a aplicabilidade da rede desenvolvida para a modelagem do conhecimento de especialistas, com o objetivo de se estimar a confiabilidade de um transformador de potência.

No Capítulo 5 apresentam-se as conclusões gerais sobre o trabalho desenvolvido, enfatizando a aplicabilidade das redes bayesianas desenvolvidas para a manutenção centrada em confiabilidade e destacando-se as contribuições desta dissertação para a melhoria dos

indicadores de qualidade do fornecimento de energia elétrica (duração e frequência de interrupções).

Por fim, nos apêndices de A a H, apresentam-se as principais tabelas de probabilidade condicional utilizadas e, no Apêndice I, o código MATLAB desenvolvido. No Apêndice J, apresenta-se, ainda, uma breve descrição do método da máxima verossimilhança.

Capítulo 2: Redes Bayesianas

2.1 Introdução

As redes bayesianas (RB) são ferramentas de grande utilidade para o processo decisório envolvendo a modelagem de probabilidades condicionais, sendo amplamente utilizadas para prover a relação entre a probabilidade de ocorrência de um evento classificado como causa levar à ocorrência de um evento classificado como efeito. Contudo, antes de se proceder com uma descrição mais detalhada das características destas redes, é necessária a compreensão de alguns princípios básicos da teoria de probabilidades condicionais, abordados nas seções subsequentes.

Uma vez introduzidos os conceitos referentes à teoria de probabilidades condicionais, aborda-se ainda, neste capítulo, a construção de redes bayesianas, com a apresentação de considerações relevantes acerca de denominações e hierarquização, dentro da estrutura de uma RB, bem como das principais etapas necessárias à construção de uma rede.

Adicionalmente, na Seção 2.4.3, aborda-se o aprendizado semiautomático de estruturas de RBs, recurso que, embora não tenha sido necessário neste trabalho – como será descrito –, pode ser de grande valia quando da necessidade de se definirem eventuais relações desconhecidas entre os nós de uma rede em desenvolvimento.

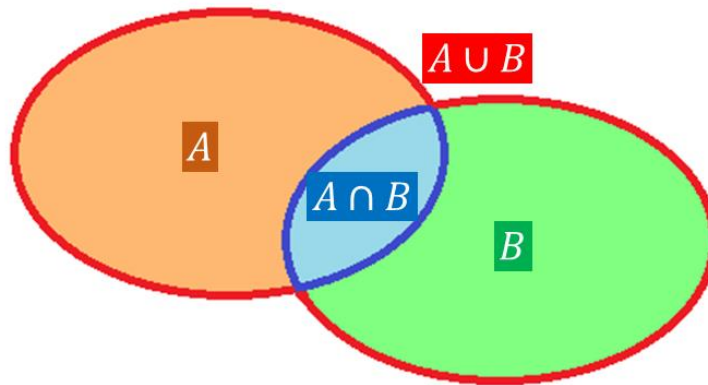
2.2 Probabilidade Condicional e Independência de Eventos

Conforme descrito em [6], dados dois eventos A e B , têm-se, a eles associados, dois novos eventos, a saber:

- $A \cup B$, denominado reunião de A e B , quando pelo menos um dos eventos ocorrer (A ou B); e
- $A \cap B$, denominado intersecção de A e B , quando A e B ocorrerem simultaneamente.

Na Figura 2.1, representam-se, em relação aos eventos A e B , os eventos $A \cup B$ e $A \cap B$.

Figura 2.1 – Eventos reunião e intersecção dos eventos A e B



Fonte: próprio autor (2019)

A probabilidade de ocorrência dos eventos $A \cup B$ e $A \cap B$ dependerá das características dos eventos A e B . Sendo assim, para o caso em que A e B podem ocorrer simultaneamente, tem-se $A \cap B \neq \emptyset$. Portanto, a probabilidade de ocorrência de $A \cup B$, denotada por $P(A \cup B)$ é dada na Equação (2.1).

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B) \quad (2.1)$$

Sendo os eventos A e B mutuamente exclusivos, tem-se $A \cap B = \emptyset$. Portanto, $P(A \cup B)$ passa a ser dada na Equação (2.2).

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) \quad (2.2)$$

Obviamente, as equações (2.1) e (2.2) são expansíveis a um número k de eventos, tornando-se as equações genéricas (2.3) e (2.4), respectivamente.

$$P\left(\bigcup_{i=0}^k E_i\right) = \sum_{i=0}^k P(E_i) - P\left(\bigcap_{i=0}^k E_i\right) \quad (2.3)$$

$$P\left(\bigcup_{i=0}^k E_i\right) = \sum_{i=0}^k P(E_i) \quad (2.4)$$

Sendo E_i , o evento de número i .

Assim, para dois eventos quaisquer, A e B , sendo $P(B) > 0$, tem-se que a probabilidade de A ocorrer, dado que B tenha ocorrido, denotada por $P(A|B)$, é determinada com o uso da Equação (2.5).

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

Note-se que a ocorrência do evento B é condição indispensável para que o evento $P(A|B)$ exista. Isto é, $P(A|B)$ existe se e somente se $P(B) > 0$. Portanto, A é um evento condicionado ao evento B e, devido a isto, $P(A|B)$ é também denominada probabilidade condicional de A dada a ocorrência de B .

Novamente, generalizando a Equação (2.5) para k eventos, a probabilidade de um evento A ocorrer, dado que os eventos E_i , com i variando de 0 a k tenham ocorrido, é definida por meio da Equação (2.6).

$$P(A|E_0, E_1, \dots, E_k) = \frac{P(\bigcap_{i=0}^k E_i)}{P(\bigcup_{i=0}^k E_i)} \quad (2.6)$$

Em relação à independência de eventos, como definido em [6], diz-se que três eventos são independentes se e somente se as condições estabelecidas nas equações de (2.7) a (2.10) são satisfeitas.

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \quad (2.7)$$

$$P(A \cap C) = P(A)P(C) \quad (2.8)$$

$$P(B \cap C) = P(B)P(C) \quad (2.9)$$

$$P(A \cap B \cap C) = P(A)P(B)P(C) \quad (2.10)$$

Se apenas as condições das equações de (2.7) a (2.9) são satisfeitas, diz-se que os eventos A , B e C são mutuamente independentes, embora não completamente independentes – para tanto, a Equação (2.10) deve ser satisfeita.

2.3 Teorema de Bayes

Um dos legados do teólogo Thomas Bayes [7], deixado em seu livro “Ensaio buscando resolver um problema na doutrina das probabilidades”, é o que atualmente se conhece como Teorema de Bayes, nome do qual se origina a denominação das importantes ferramentas empregadas neste trabalho e objetos de estudo deste capítulo: as redes bayesianas.

Dado um evento A e i eventos totalmente exclusivos, denotados por E_0, E_1, \dots, E_i , define-se a probabilidade de um evento E_k ocorrer, dada a ocorrência do evento A , por meio do Teorema de Bayes apresentado na Equação (2.11).

$$P(E_k|A) = \frac{P(E_k)P(A|E_k)}{\sum_{n=0}^i P(E_n)P(A|E_n)} \quad (2.11)$$

Na equação (2.11), $P(E_k)$ é denominada probabilidade a priori, pois seu conhecimento antecede a observação do evento A . Por sua vez, $P(E_k|A)$ é denominada probabilidade a posteriori, pois seu conhecimento é posterior à observação do evento A , e as probabilidades $P(A|E_n)$ são denominadas verossimilhanças dos eventos E_n . Note-se que, em síntese, $P(E_k|A)$ é a atualização de $P(E_k)$ após a observação do evento A .

No caso deste trabalho, as relações entre nós e arcos de uma RB destinada à determinação da confiabilidade de um transformador de potência são definidas por meio da atualização das probabilidades a priori, definidas a partir da classificação dos resultados obtidos com a aplicação de técnicas preditivas de manutenção. Ao final, a partir da probabilidade atualizada (a posteriori), definida após a observação de um ou mais eventos de interesse, é que se obtém, com o uso de um algoritmo de inferência adequado, a confiabilidade final do equipamento.

2.4 Construção de Redes Bayesianas

As redes bayesianas podem ser conceituadas como um mecanismo de raciocínio automatizado baseado nas leis da teoria de probabilidade [1]. Tratam-se de importantes ferramentas oriundas da área de inteligência artificial (IA) que propiciam estimativas de grande auxílio para o processo decisório em meio a incertezas, sendo amplamente utilizadas em diversas áreas do conhecimento.

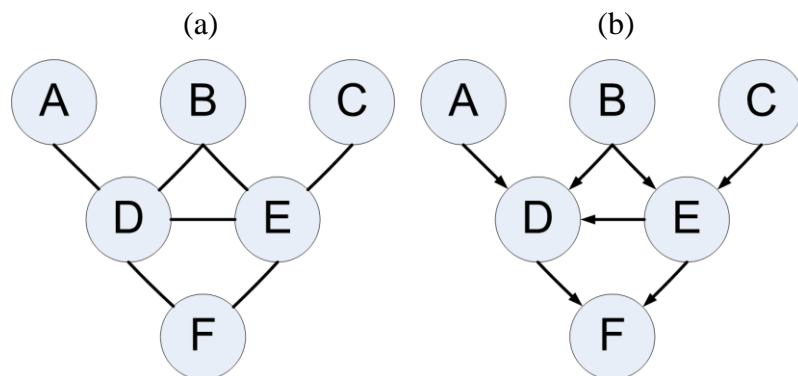
No contexto deste trabalho, a aplicação das RBs se volta à modelagem da confiabilidade de transformadores de potência, tendo como base o conhecimento de especialistas em

manutenção sobre estes equipamentos. Para tanto, como será descrito nos parágrafos ulteriores, provendo tabelas de probabilidade condicional para as variáveis de interesse – tabelas estas preenchidas com base em critérios preconizados por especialistas, com embasamento em *expertise* e normas técnicas pertinentes –, obtém-se, com o auxílio de algoritmos de inferência adequados, RBs satisfatoriamente precisas, no que tange às estimativas de probabilidade fornecidas como resultados. Estas estimativas, aqui, consistem nas confiabilidades esperadas para os equipamentos submetidos a análise. Todavia, cabe destacar a aplicabilidade destas redes à resolução de problemas em diversas outras áreas do conhecimento, sendo, atualmente, ferramentas consagradas para uma pluralidade de processos decisórios.

A ampla utilização das RBs é também ensejada pelo desenvolvimento de ferramentas computacionais que propiciam a rápida construção destas, facilitando a modelagem das incertezas inerentes ao problema que se deseja resolver. Uma destas ferramentas é a *Bayes Net Toolbox* (BNT), do *software* MATLAB [5], utilizada neste trabalho.

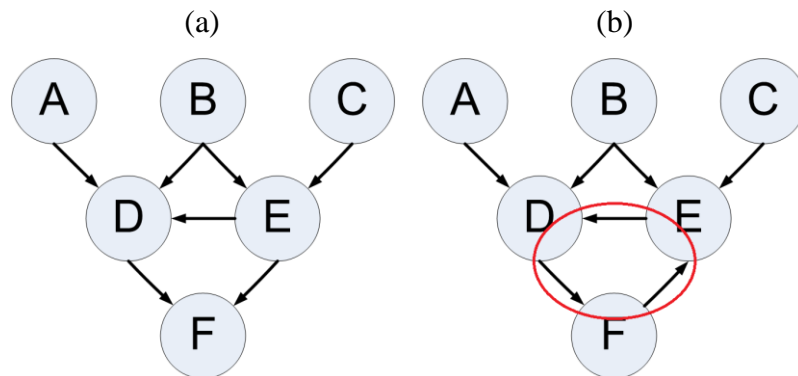
Uma RB pode ser classificada como uma estrutura constituída de nós e arcos na forma de um grafo acíclico e direcionado (DAG – directed acyclic graph, em Inglês) [3]. Isto é, há uma hierarquização dos nós e não há a constituição de ciclos relacionando-os: o fluxo de raciocínio, ao passar por um nó, não retorna a ele. As diferenças entre grafos não direcionados e direcionados e entre grafos acíclicos e cíclicos são ilustradas nas figuras 2.2 e 2.3. Note-se, Figura 2.3, um ciclo destacado.

Figura 2.2 – Comparação entre um grafo não direcionado (a) e um grafo direcionado (b)



Fonte: próprio autor (2019)

Figura 2.3 – Comparação entre um grafo acíclico (a) e um grafo cíclico (b)



Fonte: próprio autor (2019)

2.4.1 Denominações e Hierarquização

Em uma rede bayesiana, como a da Figura 2.3 a), os círculos contendo as variáveis são identificados como nós e as ligações entre os nós são denominados arcos.

Um nó do qual se origina um arco (do qual parte a origem da seta) é denominado pai do nó de destino deste mesmo arco (ao qual é direcionada a flecha da seta). Portanto, ainda utilizando como exemplo a Figura 2.3 a), os nós *A*, *B* e *E* são pais do nó *D* (*D* é, pois, filho de *A*, *B* e *E*), que, por sua vez, é pai do nó *F*, que também tem como pai o nó *E* (*F* é, pois, filho de *D* e *E*). O nó *E*, por sua vez, tem como pais os nós *B* e *C*, sendo, portanto, filho destes.

Todos os nós pais de um determinado nó ou seus antecessores, por exemplo, pais dos pais deste mesmo nó, são denominados seus ancestrais. Portanto na rede da Figura 2.3 a): *A*, *B*, *C*, *D* e *E* são ancestrais de *F*; *A*, *B*, *C* e *E* são ancestrais de *D*; e *A*, *B* e *C* são ancestrais de *D*. Da mesma forma, os nós filhos e seus sucessores, por exemplo, filhos dos filhos, de um determinado nó, são denominados seus descendentes: *E* é descendente de *B* e *C*; *D* é descendente de *A*, *B*, *C* e *E*; e *F* é descendente de *A*, *B*, *C*, *D* e *E*.

Ademais, denominam-se raízes os nós que não têm ancestrais e folhas os nós que não têm descendentes. Na rede da Figura 2.3 a), *A*, *B* e *C* são nós raízes e *F* é um nó folha.

2.4.2 Etapas Necessárias à Construção

Para a construção de uma rede bayesiana, que se dá, via de regra, assistida por programas computacionais – por questões de praticidade e rapidez –, é necessário, primeiramente, que se determinem as variáveis a serem consideradas para a obtenção das probabilidades a posteriori

para a(s) variável(eis) de interesse. Isto é, que se conheçam quantos e quais serão os nós da RB de interesse, além dos possíveis estados que a variável de um nó pode assumir.

Conhecidas as variáveis de interesse, é necessário que se definam as relações existentes entre elas. Isto é, a definição da estrutura da rede bayesiana, estabelecendo quais variáveis se relacionam entre si e os sentidos dos arcos que as interligam. Nesta etapa e, eventualmente, na anterior, a presença de um especialista sobre o assunto de interesse pode ser de grande valia, pois senão indispensável para que se obtenha uma RB com desempenho adequado, no que tange à modelagem probabilística do problema de interesse.

Por fim, definida a estrutura da rede (nós e arcos), é necessária a atribuição, à rede, de tabelas de probabilidade condicional (CPTs – da sigla em inglês para *Conditional Probability Tables*) a determinados nós – mais especificamente os que têm ancestrais –, relacionando as probabilidades a posteriori da variável de um determinado nó filho às variáveis de seu(s) nó(s) pai(s). Aqui, novamente, a presença de um especialista pode ser indispensável.

Para exemplificar a atribuição de CPTs a uma RB, ainda analisando a rede da Figura 2.3 a), considerando que as variáveis D e E assumam três possíveis estados, 0, 1 e 2, e que a variável F corresponda ao correto funcionamento de um dado dispositivo, tem-se, como possível CPT associada ao nó F , a Tabela 2.1.

Tabela 2.1 – CPT para a RB da Figura 2.3 a)

D	E	$P(F D, E)$
0	0	0,92
0	1	0,87
0	2	0,74
1	0	0,87
1	1	0,80
1	2	0,65
2	0	0,74
2	1	0,65
2	2	0,40

Fonte: próprio autor (2019)

Assim, da Tabela 2.1, observa-se que quando, por exemplo, os eventos D e E assumem os estados 1 e 2, respectivamente, tem-se que a probabilidade de ocorrência do evento F , dados os estados dos eventos D e E , denotada por $P(F|D, E)$, é igual a 0,65.

De posse da estrutura da rede e da(s) CPT(s) necessária(s), procede-se com a última etapa, por meio da qual se obtém as probabilidades a posteriori (desconhecidas): a inferência bayesiana. Para tanto, utilizam-se algoritmos de inferência que, alimentados por evidências

acerca de uma ou mais variáveis da rede construída, proveem probabilidades para os nós de interesse, utilizando, fundamentalmente, o Teorema de Bayes, descrito na seção 2.2. Nesta etapa, sobretudo no caso de redes mais elaboradas, no que tange à relação entre os nós e ao número deles, torna-se conveniente, pois senão, indispensável, a implementação computacional desses algoritmos.

No caso deste trabalho, a RB desenvolvida para a estimativa da confiabilidade de um transformador de potência teve sua estrutura e as CPTs previamente definidas com base em estudos prévios e em consulta a especialistas em manutenção. Já para a inferência bayesiana, implementou-se a rede no programa MATLAB, utilizando a *Bayes Net Toolbox*, detalhada na seção 3.3, com o uso do algoritmo de inferência *JTree*¹[5].

Cabe destacar ainda que, à medida em que se tem mais variáveis sendo consideradas, a complexidade da rede a ser construída aumenta exponencialmente, sobretudo quando as variáveis não são dicotômicas, podendo assumir vários estados, como no caso das classificações dos resultados da aplicação de técnicas preditivas de manutenção. Nestes casos, por mais que se tenha especialistas capazes de definir as probabilidades a posteriori para cada combinação de estados das variáveis, a tarefa de uma definição linha a linha das CPTs pode se tornar inviavelmente dispendiosa. Para exemplificar, a CPT associada a um nó que tem como pais 10 nós, cada qual referente a uma variável que pode assumir 5 possíveis estados, terá exatamente $5^{10} = 9.765.625$ linhas.

Como solução para suprimir a necessidade de definir todas as probabilidades para as combinações de estados de variáveis em CPTs com tantas linhas, utilizaram-se, neste trabalho, funções de ponderação para auxílio ao preenchimento, as quais serão abordadas no Capítulo 3.

Ademais, cabe destacar que, embora não tenha sido o caso da RB desenvolvida nesta dissertação, para fins de definição da estrutura de uma rede cuja relação entre as variáveis é desconhecida, pode se optar pelo aprendizado semiautomático, conforme descrito em [8], havendo, para tanto, vários algoritmos que podem ser utilizados, inclusive abordagens híbridas, nas quais se tem a combinação de algoritmos. Todavia, não sendo estes o objeto de estudo neste trabalho, descreve-se, na seção 2.3.3, apenas de maneira sucinta, a ideia dos algoritmos baseados em restrições e em escores para aprendizado semiautomático de estruturas, sem detalhar os vários modelos disponíveis.

¹ Doravante, nas abordagens que se seguem, este algoritmo será, por vezes, citado como motor de inferência, uma tradução do termo *inference engine*, do Inglês

Em síntese, são quatro as principais etapas necessárias à construção de uma rede bayesiana, a saber:

- a) Determinação das variáveis de interesse e seus possíveis estados;
- b) Determinação da estrutura da rede, estabelecendo as relações entre as variáveis definidas na etapa anterior, cada qual associada a um nó, sendo os nós interligados por meio de arcos orientados;
- c) Determinação da tabela de probabilidade condicional para cada um dos nós que tenham antecessores; e
- d) Aplicação de um algoritmo de inferência bayesiana para obtenção das probabilidades a posteriori desconhecidas, a partir de evidências sobre variáveis da rede.

2.4.3 Definição da Estrutura: Aprendizado Semiautomático

2.4.3.1 Algoritmos Baseados em Restrições

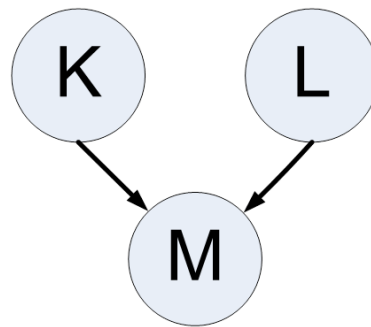
Como descrito [8], algoritmos baseados em restrições utilizam testes de independência, a partir dos quais é definida a estrutura básica da rede (ligações entre os nós). Uma vez obtida esta estrutura, procede-se com a proposição de métodos para orientar os arcos, sempre verificando a não formação de ciclos, de modo que a rede em definição permaneça sendo um grafo acíclico.

A principal inspiração para os métodos baseados em restrições é o algoritmo IC (*Inductive Causation*), que pode ser resumido em três passos [8]:

- 1) Descobrir o esqueleto (estrutura básica) da rede;
- 2) Encontrar as v-estruturas e fixar o direcionamento de seus arcos; e
- 3) Direcionar todos os outros arcos, de forma que o grafo seja acíclico.

As v-estruturas consistem em três nós, sendo que, de dois deles, obrigatoriamente não adjacentes (sem ligação entre si), partem os arcos em direção a um terceiro nó. Na Figura 2.4 tem-se um exemplo de v-estrutura. Note-se ainda, na Figura 2.3 a), a existência de duas v-estruturas – (A,D,B) e (B,E,C).

Figura 2.4 – Exemplo de v-estrutura em uma rede bayesiana



Fonte: próprio autor (2019)

Um dos algoritmos de aprendizado baseado em restrições mais famosos é o algoritmo PC, proposto por Spirtes, Glymour e Scheines [10]. O nome PC vem das iniciais dos nomes de seus principais criadores, Peter Spirtes e Clark Glymour. Sua ideia básica, conforme citado em [9], é realizar testes estatísticos com o objetivo de determinar grupos de variáveis independentes, utilizando, para tanto, o critério da d-separação.

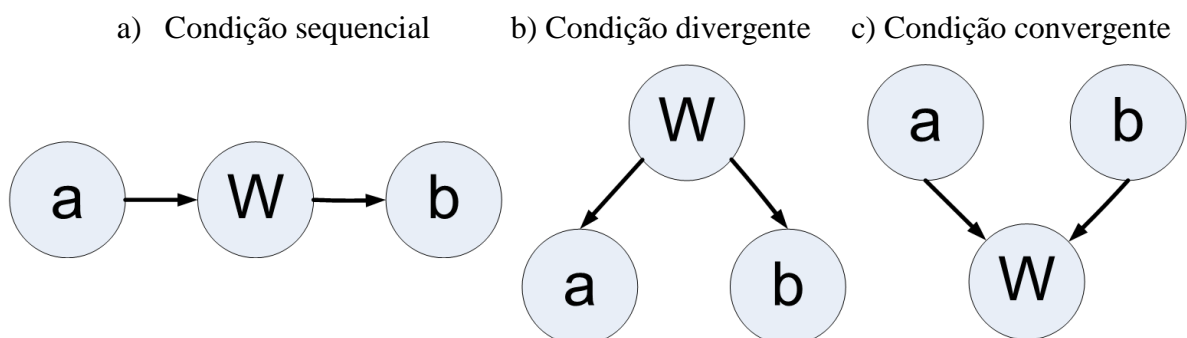
Conforme citado em [1], dois conjuntos A e B de um grafo acíclico direcionado são ditos d-separados se, entre cada um dos nós de um conjunto A e cada um dos nós de um conjunto B , há um nó W que satisfaça a uma das três condições subsequentes:

- a) $a \rightarrow W \rightarrow b$ – condição sequencial;
- b) $a \leftarrow W \rightarrow b$ – condição divergente; e
- c) $a \rightarrow W \leftarrow b$ – condição convergente.

Sendo a e b nós contidos nos pertencentes aos conjuntos de variáveis A e B .

Estas três condições são ilustradas na Figura 2.5, em a), b) e c), respectivamente.

Figura 2.5 – Três condições para a d-separação



Fonte: adaptado de Darwiche (2009) [3]

Geralmente, para implementar o algoritmo PC, utilizam-se testes estatísticos de qui-quadrado, de posse do conjunto de dados existente. De acordo com o resultado dos testes, verifica-se se as variáveis estão conectas e, caso estejam, se estabelece a orientação de cada arco necessário, utilizando o critério de d-separação para manter as variáveis independentes em grupos distintos.

2.4.3.2 Algoritmos Baseados em Escores

Os algoritmos baseados em escores, como o próprio nome sugere, atribuem um valor, ou escore, para cada estrutura candidata a formar uma rede bayesiana [8].

Conforme citado em [8], para que se apliquem adequadamente os algoritmos necessários à determinação da estrutura de uma rede bayesiana, assume-se que o processo ou fenômeno a ser estudado (modelado) segue uma distribuição de probabilidade P_0 , chamada de distribuição de probabilidade subjacente do processo. Sendo assim, a fonte de dados considerada pode ser representada por uma amostra desta distribuição.

Nos algoritmos baseados em escores, o escore é maior quanto mais próxima da rede verdadeira [8], definida a partir de P_0 , se encontra a estrutura em avaliação. Estes algoritmos, portanto, têm como função encontrar a rede cujo escore correspondente é o maior dentre os obtidos após uma série de iterações sucessivas. Para esta finalidade, uma das funções de avaliação que, segundo [8], é uma das mais usadas é o chamado Critério de Informação Bayesiano, ou BIC (*Bayesian Information Criterion*, do Inglês). Esta função pode ser definida por meio de (2.12) [8]:

$$BIC(S|D) = \log P(D|\hat{\theta}_s, S) - \frac{\dim(S)}{2} \log(N) \quad (2.12)$$

Sendo:

- S , a estrutura de RB em avaliação;
- D , os dados considerados (estrutura verdadeira, definida a partir de P_0);
- $\hat{\theta}_s$, o estimador de máxima verossimilhança para a estrutura S ;
- $\dim(S)$, o número de parâmetros livres ou graus de liberdade de S ; e
- N , o número de casos em D .

O escore, portanto, é igual ao valor numérico de $BIC(S|D)$, de modo que a determinação da estrutura mais adequada para a rede de interesse se dá pelo teste de diferentes escores com o uso de operadores de busca [8], que perturbam a estrutura atual da rede, a cada iteração, por meio de três ações básicas, conforme descrito por [11], a saber:

- a) adição de arco entre dois nós não interligados;
- b) remoção de arcos entre dois nós; e
- c) reversão da orientação de um arco.

2.1 Considerações Finais Sobre Redes Bayesianas

Neste capítulo abordaram-se conceitos básicos indispensáveis à compreensão das abordagens dos capítulos subsequentes desta dissertação. Foram apresentadas considerações sobre as denominações e hierarquização no contexto das redes bayesianas, propiciando a compreensão dos principais termos utilizados neste trabalho, bem como as etapas necessárias à construção de uma rede bayesiana, desde o levantamento das variáveis a serem consideradas à utilização de um algoritmo de inferência adequado.

Ademais, abordou-se o aprendizado semiautomático da estrutura de redes bayesianas utilizando algoritmos baseados em restrições e em escores. Embora sejam recursos desnecessários para o desenvolvimento deste trabalho, podem ser de grande auxílio para outros tipos de problemas nos quais não se conheçam as relações entre as variáveis envolvidas.

Capítulo 3: Rede Bayesiana Para a Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante

3.1 Introdução

Um transformador de potência, durante sua vida útil, é submetido a condições operativas diversas, que, com maior ou menor celeridade, contribuem para a degradação de seus componentes, sobretudo os que integram seu sistema isolante e sua parte ativa. Um acompanhamento eficiente do estado desta degradação é, portanto, indispensável para se propiciar a realização de manutenções em tempo ótimo e/ou com periodicidade adequada, corrigindo eventuais defeitos com antecedência suficiente para evitar que evoluam para falhas, culminando, em casos mais extremos, na interrupção do fornecimento de energia elétrica a milhares de unidades consumidoras.

Neste trabalho, com o objetivo de prover esse acompanhamento, emprega-se uma rede bayesiana cujas probabilidades associadas aos nós são obtidas a partir da classificação dos resultados da aplicação de 12 técnicas preditivas de manutenção ao equipamento em análise, a saber:

- a) Ensaio elétrico de corrente de excitação;
- b) Ensaio elétrico de fator de potência do isolamento;
- c) Ensaio elétrico de resistência de isolamento;
- d) Ensaio elétrico de relação de transformação;
- e) Ensaio de resistência elétrica dos enrolamentos;
- f) Ensaio elétrico em buchas condensivas (resistência elétrica de isolamento, fator de potência do isolamento e capacitância);
- g) Ensaio elétrico em transformadores de corrente de buchas (relação de transformação, resistência elétrica de isolamento e resistência elétrica dos enrolamentos);
- h) Análise de gases dissolvidos;
- i) Ensaio físico-químico;
- j) Grau de polimerização do papel;
- k) Teor de dibenzil dissulfeto; e
- l) Inspeções visuais e verificações locais.

Neste capítulo descrevem-se, sucintamente, os objetivos e grandezas mensuradas a partir da aplicação de cada uma das técnicas preditivas supracitadas, bem como os critérios para classificação dos resultados por elas providos, conforme definidos em [4].

Cabe destacar que não foram consideradas informações sobre o carregamento do transformador, para evitar que a estimativa de confiabilidade provida pela rede variasse em função da carga do equipamento, impossibilitando, assim, a obtenção de um valor numérico constante.

Ao final descrevem-se todas as etapas e elementos da rede bayesiana desenvolvida neste trabalho, desde a etapa de determinação da estrutura à parte de inferência bayesiana, para determinação das confiabilidades parciais (grupos de elementos) e final de cada transformador de potência que se deseja analisar, que correspondem às probabilidades de que um grupo de elementos do equipamento e o próprio equipamento, respectivamente, não venham a falhar.

3.2 Técnicas Preditivas de Manutenção Aplicadas a Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante

Para que se definissem os critérios para classificação dos resultados obtidos por meio da aplicação das 12 técnicas preditivas consideradas neste trabalho, realizou-se, inicialmente, uma pesquisa bibliográfica por trabalhos concernentes ao tema na literatura especializada. Para tanto, consultaram-se os trabalhos [4] e de [12] a [24] à procura de métricas para a determinação do índice de saúde de transformadores de potência que contemplassem o maior número de técnicas preditivas possível. Igualmente, buscaram-se métricas que explicitassem um nível de sensibilidade adequado, no que tange ao número de faixas de classificação e aos parâmetros utilizados para considerar as variações de cada grandeza (resistências elétricas de isolamento, relação de transformação, corrente de excitação etc.) com as especificações técnicas dos equipamentos analisados, as condições operativas a que são submetidos e, também, suas idades.

No fim, comparadas as referências supracitadas à referência [4]², verificou-se que esta última contemplava o maior número de técnicas preditivas, em detrimento das outras, e que suas métricas de classificação dos resultados de ensaios eram as mais completas, no que se refere ao número de faixas de classificação e aos parâmetros considerados para aplicá-las (idade, potência, classe de tensão e outros).

² Nesta dissertação, os índices de saúde de [4] correspondem às classificações (notas e conceitos) dos resultados obtidos por meio da aplicação das técnicas preditivas consideradas

Portanto, os critérios preconizados em subsequência foram extraídos ou adaptados de [4] para suprir a necessidade, nesta dissertação, de se obterem evidências precisas e confiáveis para as grandezas a serem consideradas na rede bayesiana desenvolvida.

3.2.1 Ensaios Elétricos de Corrente de Excitação (EE_CE)

Os ensaios elétricos de corrente de excitação propiciam evidências acerca das condições do circuito magnético do transformador. Em um equipamento em condições adequadas de operação, espera-se que as correntes de excitação sejam de baixa magnitude, quando comparadas à sua corrente nominal. Ademais, para transformadores de núcleo envolvido (três colunas, que são maioria dos equipamentos utilizados em sistemas elétricos de potência), espera-se que a amplitude da corrente de excitação da fase central seja inferior às amplitudes das correntes de excitação das fases laterais. Isto devido à menor relutância magnética do circuito da fase central, demandando uma menor corrente para magnetizar o núcleo do equipamento a partir desta fase, quando comparada à corrente demandada pelas fases laterais – que se espera serem semelhantes entre si, devido à simetria construtiva do núcleo.

Para a os ensaios elétricos de corrente de excitação, têm-se os critérios apresentados nas tabelas 3.1 e 3.2 para classificação dos valores medidos das correntes de excitação da fase central em relação às fases laterais – $I_{e,c}$ – e das fases laterais em relação à fase central – $I_{e,l}$ –, respectivamente, conforme apresentados em [4]. Estes critérios mudam de acordo com o tipo de ligação entre os enrolamentos (delta ou estrela). A classificação final dos ensaios corresponde à pior dentre as classificações obtidas para as correntes $I_{e,c}$ e $I_{e,l}$ medidas.

Tabela 3.1 – Critérios para $I_{e,c}$ em função da ligação dos enrolamentos

Conceito	Delta	Estrela
A (Excelente)	$25,0\% \leq I_{e,c} \leq 60,0\%$	$40,0\% \leq I_{e,c} \leq 80,0\%$
B (Bom)	$60,0\% < I_{e,c} \leq 85,0\%$	$80,0\% < I_{e,c} \leq 85,0\%$
C (Marginal)	$85,0\% < I_{e,c} \leq 90,0\%$	$85,0\% < I_{e,c} \leq 90,0\%$
D (Ruim)	$90,0\% < I_{e,c} \leq 95,0\%$	$90,0\% < I_{e,c} \leq 95,0\%$
E (Péssimo)	$I_{e,c} > 95,0\%$	$I_{e,c} > 95,0\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.2 – Critérios para $I_{e,l}$

Conceito	$I_{e,l}$
A (Excelente)	$I_{e,l} \leq 103,1\%$
B (Bom)	$103,1\% < I_{e,l} \leq 111,1\%$
C (Marginal)	$111,1\% < I_{e,l} \leq 117,6\%$
D (Ruim)	$117,6\% < I_{e,l} \leq 142,9\%$
E (Péssimo)	$I_{e,l} > 142,9\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.2 Ensaios Elétricos de Fator de Potência do Isolamento (EE_FP)

Os ensaios elétricos de fator de potência do isolamento (EE_FP) proveem informações acerca da qualidade do sistema isolante do transformador em teste, dando indícios do estado das isolações sólida e líquida por meio da avaliação da razão entre as potências ativa e aparente fornecidas ao sistema isolante pelo instrumento de testes, quando da realização dos ensaios.

Os critérios para a classificação dos valores de fator de potência, FP , tanto medido entre enrolamentos quanto entre um enrolamento e a terra são apresentados na Tabela 3.3 [4].

Tabela 3.3 – Faixas de valores e conceitos definidos para o fator de potência do isolamento de transformador em função da idade do equipamento

Conceito	Idade ≤ 5 anos	$5 < \text{Idade} \leq 10$ anos	Idade > 10 anos
A (Excelente)	$FP \leq 0,50\%$	$FP \leq 0,56\%$	$FP \leq 0,62\%$
B (Bom)	$0,50\% < FP \leq 0,70\%$	$0,56\% < FP \leq 0,85\%$	$0,62\% < FP \leq 1,00\%$
C (Marginal)	$0,70\% < FP \leq 1,00\%$	$0,85\% < FP \leq 1,25\%$	$1,00\% < FP \leq 1,50\%$
D (Ruim)	$1,00\% < FP \leq 2,00\%$	$1,25\% < FP \leq 2,50\%$	$1,50\% < FP \leq 3,00\%$
E (Péssimo)	$FP > 2,00\%$	$FP > 2,50\%$	$FP > 3,00\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

A classificação final do ensaio corresponde à obtida por meio da aplicação do método Soma Duplamente Ponderada Normalizada (SDPN) às medidas FP obtidas.

3.2.3 Ensaios Elétricos de Resistência de Isolamento (EE_RI)

Enquanto os ensaios elétricos de fator de potência do isolamento propiciam informações acerca da qualidade do sistema isolante do transformador, os ensaios elétricos de resistência de isolamento (EE_RI) proveem informações acerca da robustez deste sistema.

Espera-se que os valores das resistências elétricas de isolamento entre enrolamentos e entre um enrolamento e a terra decaiam à medida em que as isolações sólida e líquida se degradem, em função das condições operativas, e o equipamento se aproxime do fim de sua vida útil.

Os critérios para a classificação das medidas da resistência de isolamento entre enrolamentos, R_{AB} , e entre um enrolamento e a terra, R , ambas referenciadas a 20 °C, são apresentados nas tabelas 3.4 e 3.5 [4]. Note-se que os critérios mudam de acordo com a faixa de idade do equipamento.

Dentro dos ensaios EE_RI, consideram-se, ainda, os índices de polarização, IP , e de absorção, IA , que complementam a análise de robustez do sistema isolante. Os critérios para estas grandezas, dados em função da idade do equipamento, são apresentados nas tabelas 3.6 e 3.7.

Para que se obtenha uma classificação final dos ensaios de resistência de isolamento, utiliza-se o método SDPN [4], considerando o conjunto de valores medidos de resistência de isolamento e de índices de polarização e de absorção.

Tabela 3.4 – Faixas de valores definidas para R_{AB} em função da idade

Conceito	Idade ≤ 10 anos	10 anos $<$ idade ≤ 20 anos	Idade > 20 anos
A (Excelente)	$R_{AB} \geq 41.743 \text{ M}\Omega$	$R_{AB} \geq 20.085 \text{ M}\Omega$	$R_{AB} \geq 13.233 \text{ M}\Omega$
B (Bom)	$20.112 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 41.743 \text{ M}\Omega$	$12.359 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 20.085 \text{ M}\Omega$	$6.738 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 13.233 \text{ M}\Omega$
C (Marginal)	$15.135 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 20.112 \text{ M}\Omega$	$8.674 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 12.359 \text{ M}\Omega$	$4.972 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 6.738 \text{ M}\Omega$
D (Ruim)	$5.369 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 15.135 \text{ M}\Omega$	$3.318 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 8.674 \text{ M}\Omega$	$2.051 \text{ M}\Omega \leq R_{AB} < 4.972 \text{ M}\Omega$
E (Péssimo)	$R_{AB} < 5.369 \text{ M}\Omega$	$R_{AB} < 3.318 \text{ M}\Omega$	$R_{AB} < 2.051 \text{ M}\Omega$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.5 – Faixas de valores definidas para R em função da idade

Conceito	Idade \leq 10 anos	10 anos < idade \leq 20 anos	Idade > 20 anos
A (Excelente)	$R \geq 24.100 \text{ M}\Omega$	$R \geq 11.596 \text{ M}\Omega$	$R \geq 7.640 \text{ M}\Omega$
B (Bom)	$11.612 \text{ M}\Omega \leq R < 24.100 \text{ M}\Omega$	$7.135 \text{ M}\Omega \leq R < 11.596 \text{ M}\Omega$	$3.890 \text{ M}\Omega \leq R < 7.640 \text{ M}\Omega$
C (Marginal)	$8.738 \text{ M}\Omega \leq R < 11.612 \text{ M}\Omega$	$5.008 \text{ M}\Omega \leq R < 7.135 \text{ M}\Omega$	$2.870 \text{ M}\Omega \leq R < 3.890 \text{ M}\Omega$
D (Ruim)	$3.100 \text{ M}\Omega \leq R < 8.738 \text{ M}\Omega$	$1.916 \text{ M}\Omega \leq R < 5.008 \text{ M}\Omega$	$1.184 \text{ M}\Omega \leq R < 2.870 \text{ M}\Omega$
E (Péssimo)	$R < 3.100 \text{ M}\Omega$	$R < 1.916 \text{ M}\Omega$	$R < 1.184 \text{ M}\Omega$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.6 – Faixas de valores e conceitos definidos para o índice de polarização, IP , em função da idade

Conceito	Idade \leq 5 anos	5 anos < idade \leq 10 anos	Idade > 10 anos
A (Excelente)	$IP \geq 3,070$	$IP \geq 2,045$	$IP \geq 1,850$
B (Bom)	$2,333 \leq IP < 3,070$	$1,667 \leq IP < 2,045$	$1,500 \leq IP < 1,850$
C (Marginal)	$1,720 \leq IP < 2,333$	$1,400 \leq IP < 1,667$	$1,286 \leq IP < 1,500$
D (Ruim)	$1,294 \leq IP < 1,720$	$1,201 \leq IP < 1,400$	$1,151 \leq IP < 1,286$
E (Péssimo)	$IP < 1,294$	$IP < 1,201$	$IP < 1,151$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.7 - Critérios de classificação do índice de absorção, IA , em função da idade

Conceito	idade \leq 5 anos	5 < idade \leq 10 anos	idade > 10 anos
A (Excelente)	$IA \geq 1,600$	$IA \geq 1,520$	$IA \geq 1,440$
B (Bom)	$1,350 \leq IA < 1,600$	$1,520 \leq IA < 1,283$	$1,215 \leq IA < 1,440$
C (Marginal)	$1,250 \leq IA < 1,350$	$1,188 \leq IA < 1,283$	$1.125 \leq IA < 1,215$
D (Ruim)	$1,100 \leq IA < 1,250$	$1,045 \leq IA < 1,188$	$1,000 \leq IA < 1,125$
E (Péssimo)	$IA < 1,100$	$IA < 1,045$	$IA < 1,000$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.4 Ensaios Elétricos de Relação de Transformação (EE_RT)

A razão entre o número de espiras de dois enrolamentos corresponde à relação de transformação entre ambos. Esta grandeza é afetada quando o número total de espiras que envolvem o núcleo sofre alterações (por exemplo, devido a um curto-circuito). Para a classificação das medidas de relação de transformação obtidas a partir dos ensaios elétricos de

relação de transformação (EE_RT), comparam-se as medidas de relação de transformação aos respectivos valores nominais para o equipamento ensaiado (relações de tensão determinadas pelo fabricante). De acordo com os erros verificados, classificam-se as grandezas de A (Excelente) a E (Péssimo), conforme critérios apresentados na Tabela 3.8, extraída de [4].

Tabela 3.8 – Critérios para classificação da relação de transformação

Conceito	Erros positivos	Erros negativos
A (Excelente)	$\varepsilon_{max} \leq 0,20\%$	$\varepsilon_{min} \geq -0,20\%$
B (Bom)	$0,20\% < \varepsilon_{max} \leq 0,50\%$	$-0,50\% \leq \varepsilon_{min} < -0,20\%$
C (Marginal)	$0,50\% < \varepsilon_{max} \leq 0,75\%$	$-0,75\% \leq \varepsilon_{min} < -0,50\%$
D (Ruim)	$0,75\% < \varepsilon_{max} \leq 1,00\%$	$-1,00\% \leq \varepsilon_{min} < -0,75\%$
E (Péssimo)	$\varepsilon_{max} > 1,00\%$	$\varepsilon_{min} < -1,00\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Ao fim, para que se obtenha uma classificação final a partir das relações de transformação medidas, considera-se o pior, dentre os erros percentuais obtidos.

3.2.5 Ensaios Elétricos de Resistência Elétrica dos Enrolamentos (EE_RE)

Os ensaios elétricos de resistência elétrica dos enrolamentos (EE_RE) propiciam verificar eventuais problemas de continuidade elétrica decorrentes de danos por curtos-circuitos e/ou más conexões.

Os critérios para a classificação das medidas de resistência elétrica obtidas por meio da realização desses ensaios são apresentados nas tabelas 3.9 e 3.10 [4]. Note-se que, para aplicá-los, é necessário que se obtenha o erro da medida de resistência a ser classificada em relação ao valor da resistência mediana, \tilde{R} , das medidas de resistência elétrica de todos os enrolamentos. Estas medidas devem ser referenciadas a 75 °C – para equipamentos de classe de temperatura 55 °C – ou 85 °C – para equipamentos com classe de temperatura 65 °C.

Para que se obtenha uma classificação final para os ensaios EE_RE a partir de todas as medidas de resistência elétrica obtidas, aplica-se o método SDPN.

Tabela 3.9 – Critérios para classificação dos erros percentuais positivos, ε_{max} , as medidas de resistência elétrica dos enrolamentos em função do valor da resistência mediana

Conceito	$\tilde{R} > 50 \text{ m}\Omega$	$\tilde{R} \leq 50 \text{ m}\Omega$
A (Excelente)	$\varepsilon_{max} \leq 0,99\%$	$\varepsilon_{max} \leq 0,99\%$
B (Bom)	$0,99\% < \varepsilon_{max} \leq 1,91\%$	$0,99\% < \varepsilon_{max} \leq 4,74\%$
C (Marginal)	$1,91\% < \varepsilon_{max} \leq 3,23\%$	$4,74\% < \varepsilon_{max} \leq 7,99\%$
D (Ruim)	$3,23\% < \varepsilon_{max} \leq 5,41\%$	$7,99\% < \varepsilon_{max} \leq 10,11\%$
E (Péssimo)	$\varepsilon_{max} > 5,41\%$	$\varepsilon_{max} > 10,11\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.10 – Critérios para classificação dos erros percentuais negativos, ε_{min} , nas medidas de resistência elétrica dos enrolamentos em função do valor da resistência mediana

Conceito	$\tilde{R} > 50 \text{ m}\Omega$	$\tilde{R} \leq 50 \text{ m}\Omega$
A (Excelente)	$\varepsilon_{min} \geq -0,99\%$	$\varepsilon_{min} \geq -0,99\%$
B (Bom)	$-1,91\% \leq \varepsilon_{min} < -0,99\%$	$-4,74\% \leq \varepsilon_{min} < -0,99\%$
C (Marginal)	$-3,23\% \leq \varepsilon_{min} < -1,91\%$	$-7,99\% \leq \varepsilon_{min} < -4,74\%$
D (Ruim)	$-5,41\% \leq \varepsilon_{min} < -3,23\%$	$-10,11\% \leq \varepsilon_{min} < -7,99\%$
E (Péssimo)	$\varepsilon_{min} < -5,41\%$	$\varepsilon_{min} < -10,11\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.6 Ensaios Elétricos em Buchas Condensivas (EE_BU)

As buchas condensivas papel-óleo são estruturas interfaciais dotadas de elementos condutores intercalados às camadas de material isolante para fins de confinamento de campo elétrico, limitando os gradientes de potencial ao longo da isolação. Neste trabalho abordam-se apenas os ensaios elétricos neste tipo de bucha, haja vista que as buchas não condensivas acabam sendo testadas quando da realização dos ensaios elétricos de resistência de isolamento: qualquer falha nestes componentes levará à alteração indesejada dos resultados deste ensaio.

Doravante, nas seções subsequentes, ao citarem-se ensaios elétricos em buchas condensivas (EE_BU), faz-se menção aos ensaios elétricos de fator de potência, resistência de isolamento e capacitância deste tipo de estrutura interfacial. Para a classificação dos resultados desses ensaios, empregam-se os critérios relacionados nas tabelas 3.11 a 3.15 [4], que se referem às medidas obtidas entre o condutor (varão) da bucha e sua derivação capacitiva, ou entre seu condutor e a terra.

Cabe ressaltar que os critérios para as medidas de resistência de isolamento entre condutor e terra variam de acordo com a faixa de idade das buchas (não do transformador). E, no caso da capacitância, os erros classificados são entre o valor medido por meio de ensaio e o valor nominal (de placa, declarado pelo fabricante)

Como classificação final para EE_BU, tem-se o pior caso dentre as classificações obtidas por cada uma das medidas realizadas (tanto de fator de potência como de resistência de isolamento).

Tabela 3.11 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{cd} entre condutor e derivação

Conceito	R_{cd}
A (Excelente)	$R_{cd} \geq 100.000 \text{ M}\Omega$
B (Bom)	$75.000 \text{ M}\Omega \leq R_{cd} < 100.000 \text{ M}\Omega$
C (Marginal)	$50.000 \text{ M}\Omega \leq R_{cd} < 75.000 \text{ M}\Omega$
D (Ruim)	$25.000 \text{ M}\Omega \leq R_{cd} < 50.000 \text{ M}\Omega$
E (Péssimo)	$R_{cd} < 25.000 \text{ M}\Omega$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.12 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{ct} entre condutor e terra em função da idade da bucha

Conceito	Idade ≤ 10 anos	$10 < \text{Idade} \leq 20$ anos	Idade > 20 anos
A (Excelente)	$R_{ct} \geq 24.100 \text{ M}\Omega$	$R_{ct} \geq 11.596 \text{ M}\Omega$	$R_{ct} \geq 7.640 \text{ M}\Omega$
B (Bom)	$11.612 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 24.100 \text{ M}\Omega$	$7.135 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 11.596 \text{ M}\Omega$	$3.890 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 7.640 \text{ M}\Omega$
C (Marginal)	$8.738 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 11.612 \text{ M}\Omega$	$5.008 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 7.135 \text{ M}\Omega$	$2.870 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 3.890 \text{ M}\Omega$
D (Ruim)	$3.100 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 8.738 \text{ M}\Omega$	$1.916 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 5.008 \text{ M}\Omega$	$1.184 \text{ M}\Omega \leq R_{ct} < 2.870 \text{ M}\Omega$
E (Péssimo)	$R_{ct} < 3.100 \text{ M}\Omega$	$R_{ct} < 1.916 \text{ M}\Omega$	$R_{ct} < 1.184 \text{ M}\Omega$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.13 – Critérios para classificação da resistência de isolamento R_{dt} entre derivação e terra

Conceito	R_{dt}
A (excelente)	$R_{dt} \geq 2.000 \text{ M}\Omega$
B (bom)	$1.000 \text{ M}\Omega \leq R_{dt} < 2.000 \text{ M}\Omega$
C (marginal)	$100 \text{ M}\Omega \leq R_{dt} < 1.000 \text{ M}\Omega$
D (ruim)	$10 \text{ M}\Omega \leq R_{dt} < 100 \text{ M}\Omega$
E (péssimo)	$R_{dt} < 10 \text{ M}\Omega$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.14 – Critérios para classificação do fator de potência fp entre condutor e derivação,

Conceito	fp
A (excelente)	$fp < 0,5 \%$
B (bom)	$0,5 \leq fp < 1,0\%$
C (marginal)	$1,0 \leq fp < 2,0\%$
D (ruim)	$2,0 \leq fp < 3,0\%$
E (péssimo)	$fp \geq 3,0\%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.15 – Critérios para classificação do erro percentual ε da medida de capacitância entre condutor e derivação em relação ao valor nominal

Conceito	Erro negativo	Erro positivo
A (excelente)	$\varepsilon \geq -2,50 \%$	$\varepsilon \leq 2,50 \%$
B (bom)	$-5,00 \% \leq \varepsilon < -2,50 \%$	$2,50 \% < \varepsilon \leq 5,00 \%$
C (marginal)	$-7,50 \% \leq \varepsilon < -5,00 \%$	$5,00 \% < \varepsilon \leq 7,50 \%$
D (ruim)	$-10,0 \% \leq \varepsilon < -7,50 \%$	$7,50 \% < \varepsilon \leq 10,0 \%$
E (péssimo)	$\varepsilon < -10,0 \%$	$\varepsilon > 10,0 \%$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.7 Ensaios Elétricos em Transformadores de Corrente de Buchas (EE_TCB)

Neste trabalho, como ensaios elétricos em transformadores de corrente de buchas (EE_TCB), consideraram-se os ensaios de resistência elétrica dos enrolamentos, resistência de isolamento e relação de transformação. Para classificar os resultados destes ensaios, utilizaram-se os mesmos critérios para EE_RI, EE_RT e EE_RE aplicáveis a transformadores de potência, relacionados nas tabelas de 3.4 a 3.5 e de 3.8 a 3.10.

3.2.8 Análise de Gases Dissolvidos (AGD)

Por meio da realização de ensaios de análise de gases dissolvidos (AGD), por vezes citada como cromatografia na literatura especializada, obtêm-se indícios sobre o nível de degradação do sistema isolante do transformador, propiciando, com o auxílio de critérios adequados, a detecção de defeitos incipientes, o que enseja intervenções para se evitar que estes defeitos evoluam para falhas.

Neste trabalho, para classificação dos resultados de ensaios de AGD, utilizaram-se os critérios apresentados em [4], que consistem em uma combinação de critérios estabelecidos no guia IEEE Std. C57.104:2008 e norma IEC 60599:2015. Estes critérios, conforme obtidos de [4], são apresentados nas tabelas 3.16 e 3.17.

Como classificação final, utiliza-se o pior dentre os conceitos obtidos para as condições com e sem histórico de evolução de gases.

Tabela 3.16 – Concentrações dos gases dissolvidos, baseadas do IEEE Std. C57.104:2008 – classificação sem histórico

Estado	Limites de concentração dos gases chave dissolvidos [$\mu\text{L/L}$ (ppm) ^a]							
	Hidrogênio (H ₂)	Metano (CH ₄)	Acetileno (C ₂ H ₂)	Etileno (C ₂ H ₄)	Etano (C ₂ H ₆)	Monóxido de carbono (CO)	Dióxido de carbono (CO ₂)	GCDT ^{*b}
Condição 1 Classificação A	100	120	1	50	65	350	2500	720
Condição 2 Classificação B	101-700	121-400	2-9	51-100	66-100	351-570	2500-4000	721-1920
Condição 3 Classificação C	701-1800	401-1000	10-35	101-200	101-150	571-1400	4001-10000	1921-4630
Condição 4 Classificação D	>1800	>1000	>35	>200	>150	>1400	>10000	>4630
Classificação E	Quando os valores excederem em muito aos correspondentes à Classificação D.							

^a Os números mostrados nesta Tabela são dados em partes de gás por milhão de partes de óleo [$\mu\text{L/L}$ (ppm)] do volume e são baseados em um grande transformador de potência com milhares de litros de óleo. Com um pequeno volume de óleo, o mesmo volume de gás dará uma maior concentração de gás. Transformadores de distribuição pequenos e reguladores de tensão podem conter gases combustíveis por causa da operação de fusíveis ou disjuntores internos. Os códigos de estado desta Tabela também não são aplicáveis para outros equipamentos nos quais hajam disjuntores internos que operam imersos em óleo.

^b O valor do GCDT não inclui o dióxido de carbono (CO₂), que não é um gás combustível.

* GCDT: Gás combustível dissolvido total.

Tabela 3.17 – Ações baseadas nos gases combustíveis dissolvidos totais (GCDT) adaptadas do IEEE Std. C57.104:2008 – classificação com histórico

	Níveis do GCDT* [µL/L]	Taxa de GCDT* [µL/L/dia]	Intervalos de amostragem e procedimentos operacionais pelas taxas de geração de gás	
			Intervalos de amostragem	Procedimentos operacionais
Classificação E	Quando os valores excederem em muito aos correspondentes à Classificação D			
Condição 4 – Classificação D	> 4630	> 30	Diariamente	Considere a remoção do serviço.
		10 até 30	Diariamente	
		< 10	Semanalmente	Exerça extrema cautela. Análise por gases individuais. Planeje a interrupção.
Condição 3 - Classificação C	1921 até 4630	> 30	Semanalmente	Exerça extrema cautela. Análise por gases individuais. Planeje a interrupção.
		10 até 30	Semanalmente	
		<10	Mensalmente	
Condição 2 - Classificação B	721 até 1920	> 30	Mensalmente	Exerça cautela. Análise por gases individuais. Determine a dependência de carga.
		10 até 30	Mensalmente	
		< 10	Trimestralmente	
Condição 1 - Classificação A	≤ 720	> 30	Mensalmente	Exerça cautela. Análise por gases individuais. Determine a dependência de carga.
		10 até 30	Trimestralmente	
		< 10	Anualmente	Continue com a operação normal.

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.9 Ensaios Físico-Químicos (FQ)

Por meio da realização de ensaios físico-químicos (FQ), torna-se possível verificar o estado da isolação líquida do equipamento em análise, definindo a necessidade de o óleo mineral isolante que a compõe ser submetido a tratamento por termo vácuo ou, em casos extremos, regeneração ou substituição, para assegurar a robustez e qualidade do sistema isolante.

Nesta dissertação, para fins de classificação dos ensaios FQ, consideram-se seis grandezas principais, a saber: tensão interfacial (*TI*), índice de neutralização (*IN*), índice de cor (*IC*), rigidez dielétrica (*RD*), teor de água (*TA*) e fator de potência (*FP*)

Os critérios para classificação destas grandezas, atribuindo-lhes conceitos individuais correspondentes, são apresentados nas tabelas de 3.18 a 3.23, conforme definidos em [4].

Para a obtenção de uma classificação final, procede-se com a utilização do método SDPN, conforme detalhado em [4].

Tabela 3.18 – Critérios de classificação da tensão interfacial

Conceito	Tensão Interfacial (mN/m)
A (excelente)	$TI \geq 40$
B (bom)	$27 \leq TI < 40$
C (marginal)	$24 \leq TI < 27$
D (ruim)	$18 \leq TI < 24$
E (péssimo)	$TI < 18$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.19 – Critérios de classificação do índice de neutralização

Conceito	Índice de Neutralização (mg KOH)
A (excelente)	$IN \leq 0,03$
B (bom)	$0,03 < IN \leq 0,10$
C (marginal)	$0,10 < IN \leq 0,15$
D (ruim)	$0,15 < IN \leq 0,40$
E (péssimo)	$IN > 0,40$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.20 – Critérios de classificação do índice de cor

Conceito	Índice de Cor
A (excelente)	$IC \leq 1,0$
B (bom)	$1,0 < IC \leq 2,5$
C (marginal)	$2,5 < IC \leq 4,0$
D (ruim)	$4,0 < IC \leq 5,5$
E (péssimo)	$IC > 5,5$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.21 – Critérios de classificação da rigidez dielétrica em função da tensão nominal V_N

Conceito	$V_N \geq 138 \text{ kV}$	$34,5 \text{ kV} < V_N < 138 \text{ kV}$	$V_N \leq 34,5 \text{ kV}$
A (excelente)	$RD \geq 85$	$RD \geq 80$	$RD \geq 75$
B (bom)	$70 \leq RD < 85$	$65 \leq RD < 80$	$60 \leq RD < 75$
C (marginal)	$55 \leq RD < 70$	$50 \leq RD < 65$	$45 \leq RD < 60$
D (ruim)	$45 \leq RD < 55$	$40 \leq RD < 50$	$35 \leq RD < 45$
E (péssimo)	$RD < 45$	$RD < 40$	$RD < 35$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.22 – Critérios de classificação do teor de água em função da tensão nominal V_N

Conceito	$V_N \geq 138 \text{ kV}$	$34,5 \text{ kV} < V_N < 138 \text{ kV}$	$V_N \leq 34,5 \text{ kV}$
A (excelente)	$TA \leq 5$	$TA \leq 10$	$TA \leq 15$
B (bom)	$5 < TA \leq 15$	$10 < TA \leq 20$	$15 < TA \leq 25$
C (marginal)	$15 < TA \leq 25$	$20 < TA \leq 30$	$25 < TA \leq 35$
D (ruim)	$25 < TA \leq 35$	$30 < TA \leq 40$	$35 < TA \leq 45$
E (péssimo)	$TA > 35$	$TA > 40$	$TA > 45$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.23 – Critérios de classificação do fator de potência

Conceito	Fator de Potência (%)
A (excelente)	$FP \leq 0,3$
B (bom)	$0,3 < FP \leq 1,0$
C (marginal)	$1,0 < FP \leq 2,5$
D (ruim)	$2,5 < FP \leq 4,0$
E (péssimo)	$FP > 4,0$

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.10 Grau de Polimerização (GP) do Papel e Idade do Transformador

Medindo-se o comprimento da cadeia celulósica que compõe uma amostra de papel extraída da isolação de um transformador, obtém-se a medida do grau de polimerização do equipamento analisado. Esta medida, que também pode ser obtida a partir de correlação com os resultados de ensaios de teor de fulfuraldeídos no óleo mineral isolante, é considerada, neste

trabalho, como um indicador da idade real do equipamento. Isto é, da idade correspondente a seu nível real de degradação, considerando o estado da isolação celulósica, diretamente afetada pelas condições operativas a que o transformador foi submetido.

Portanto, a idade equivalente de um equipamento que, cronologicamente, está há 15 anos de operação, pode, por exemplo, ser de 25 anos ou de 12 anos (maior ou menor), dependendo das condições operativas, inclusive de carregamento, a que foi submetido.

Outrossim, espera-se que dois equipamentos submetidos a condições de carregamento idênticas, embora instalados em ambientes com temperaturas distintas, sofram diferentes degradações da isolação celulósica (mais acentuada para o equipamento que opera com maior temperatura).

Por isto não são fornecidas evidências sobre a idade do equipamento à rede bayesiana desenvolvida nesta dissertação: nela, considera-se apenas o GP, haja vista sua representatividade no que tange à estimativa precisa da idade real do equipamento (em termos de degradação da isolação celulósica).

Para a classificação do GP, utilizaram-se os critérios apresentados em [4], que se encontram resumidos na Tabela 3.24.

Tabela 3.24 – Critérios para classificação do grau de polimerização do papel

Conceito	Faixa de valores do grau de polimerização (GP)
A (excelente)	$900 \leq GP \leq 1.200^*$
B (bom)	$600 \leq GP < 900$
C (marginal)	$450 \leq GP < 600$
D (ruim)	$330 \leq GP < 450$
E (péssimo)	$0 \leq GP < 330$

*Nota: valores acima de 1200 também recebem nota 1,00.

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.11 Teor de Dibenzil Dissulfeto (DBDS)

Conforme descrito em [4], a presença de dibenzil dissulfeto (DBDS) no óleo mineral isolante leva à formação de sulfeto de cobre, que, depositado sobre os condutores dos enrolamentos, provoca redução de isolamento entre espiras adjacentes, com possível surgimento de descargas parciais, que rapidamente evoluem para curtos-circuitos, culminando na falha do equipamento.

Os critérios utilizados para a classificação dos ensaios de teor de DBDs nesta dissertação são os apresentados em [4] e relacionados na Tabela 3.25.

Tabela 3.25 – Critérios para classificação dos resultados dos ensaios de teor de DBDS

Conceito	Faixa de valores DBDS (mg/kg de óleo)
A (excelente)	$0 \leq DBDS \leq 10$
B (bom)	$10 < DBDS \leq 20$
C (marginal)	$20 < DBDS \leq 50$
D (ruim)	$50 < DBDS \leq 100$
E (péssimo)	$100 < DBDS \leq 150^*$

*Nota: valores acima de 150 também recebem nota 0 (zero).

Fonte: MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.2.12 Inspeções Visuais e Verificações Locais (IV)

As inspeções visuais e verificações locais (IV) [4] fornecem informações complementares às providas pelas técnicas preditivas supracitadas, auxiliando na detecção de problemas em elementos para os quais estas têm baixa sensibilidade.

Para tanto, estas inspeções são divididas em seis grupos de elementos, a saber:

- a) Condições Físicas e Mecânicas dos Tanques e Estruturas;
- b) Buchas;
- c) Sistema de Proteção e Controle;
- d) Sistema de Arrefecimento;
- e) Óleo Isolante e Sistema de Vedação; e
- f) Comutadores.

O grupo Buchas é considerado à parte neste trabalho, sobretudo para prover uma estimativa de confiabilidade mais acurada para os equipamentos dotados de buchas não condensivas. Isto porque, por meio das inspeções realizadas para o grupo buchas, torna-se possível detectar problemas como nível inadequado do óleo (visor de buchas condensivas) e vazamentos de óleo e trincas ou fissuras (penetração de água) em buchas condensivas e não condensivas, que podem levar a problemas de isolamento elétrico destes componentes, surgimento ou evolução acentuada de descargas parciais seguidas de ruptura dielétrica, com consequente falha da bucha, podendo culminar, até mesmo, na explosão do componente, conforme descrito em [4].

Assim, para obtenção de evidências para a rede, adaptou-se a técnica IV definida em [4] de modo que o grupo Buchas foi isolado dos demais, compondo o que se identificou, nas seções ulteriores deste trabalho, como inspeções visuais e verificações locais em buchas (IV_BU).

O resultado da aplicação da técnica IV, contudo, também é uma evidência para a rede (nó Tanques e Acessórios – vide Seção 3.3). Mas, para que se obtenha sua classificação final correspondente, o grupo Buchas não é considerado (apenas os cinco outros grupos). Isto se dá pela necessidade de se evitarem redundâncias nas evidências fornecidas à rede: na RB desenvolvida nesta dissertação, uma mesma evidência pode ser fornecida a dois nós distintos somente se eles possuírem um nó pai em comum.

Sendo assim, para a técnica IV_BU (grupo Buchas), analisam-se os seis pontos relacionados na Tabela 3.26.

Tabela 3.26 – IV_BU: aspectos analisados

1	Limpeza das buchas
2	Quebras, trincas e deslocamentos em buchas e isoladores
3	Vazamentos de óleo em buchas
4	Nível de óleo das buchas
5	Conexões de buchas de AT, MT e BT
6	Caixa de secundário de TCs de bucha (bornes e conexões)

Fonte: adaptado de MARQUES, A. P. (2018) [4]

Já para a técnica IV, adaptada de [4] para esta dissertação, analisam-se os pontos relacionados na Tabela 3.27 (cinco grupos).

Cada ponto pode ser classificado com um conceito e, de acordo com o conceito, aplicam-se pesos adequados para propiciar a utilização do método SDPN [4], por meio do qual se obtém a classificação final, tanto para a técnica IV_BU, como para a técnica IV adaptada para esta dissertação. Na Tabela 3.28 tem-se a relação de possíveis conceitos e seus pesos correspondentes.

Tabela 3.27 – Inspeções visuais e verificações locais (IV) (adaptado)

Condições físicas e mecânicas dos tanques e estruturas
Aspecto da pintura
Existência de pontos de corrosão (tanques e radiadores)
Alinhamento e ancoragem estrutural (travamento mecânico do equipamento, tirantes dos radiadores e acessórios)
Vibrações, ruídos, deslocamentos e deformações mecânicas externas
Pontos de aterramento (conexões e estado)
Equalizadores de potencial
Existência de rotulagem de PCB
Funcionamento dos registros (amostragem de óleo, radiadores, de tratamento etc)
Sistema de proteção e controle
Armários/gabinetes de controle do transformador (limpeza e vedação)
Resistência de aquecimento dos armários
Bornes, conexões do sistema de proteção e controle (estado)
Leituras dos indicadores de termômetros (enrolamentos e óleo)
Indicações de nível de óleo do tanque principal e do comutador e/ou funcionamento
Indicação/status do dispositivo de alívio de pressão (contatos) e/ou funcionamento
Indicação e contatos do relé de fluxo do comutador e/ou funcionamento
Indicação e contatos do acúmulo de gás e fluxo do relé de gás e/ou funcionamento
Indicador de ruptura de bolsa ou membrana do conservador e/ou funcionamento
Medições de fator de potência e capacitância do tap capacitivo das buchas e/ou funcionamento
Sistema de fibra óptica (conexões e estado)
Sistema de arrefecimento
Funcionamento correto de ventiladores (vazão, ruído, vibração)
Funcionamento de bombas hidráulicas (vazão e ruído, vibração)
Funcionamento de radiadores, com válvulas posicionadas corretamente (abertas)
Óleo isolante e sistema de vedação
Nível de óleo do tanque principal
Existência de vazamentos de óleo
Sistema de vedação de óleo (estado)
Manutenção da pressão positiva em transformadores com colchão de gás
Dispositivo de secagem de ar (estado, sílica-gel e filtro de óleo)
Comutadores de derivação
Limpeza dos armários/gabinetes de controle do comutador (CDC)
Funcionamento do CDC
Dispositivo de secagem de ar do CDC (estado, sílica-gel e filtro de óleo)
Bornes, conexões do comutador (estado)
Resistência de aquecimento dos armários do comutador
A posição do CDST (comutador de derivação sem tensão) corresponde à esperada
A posição do CDC (comutador de derivação com carga) corresponde à esperada

Fonte: adaptado de MARQUES, A. P. (2018) [4]

Tabela 3.28 – IV_BU e IV: possíveis conceitos e seus pesos correspondentes

Conceito individual	Nota individual	Peso normal	Peso acelerado
Adequado	1,00	1,00	1,00
Inadequado	0	3,00	8,00
Bom	1,00	1,00	1,00
Aceitável	0,65	2,00	3,00
Ruim	0	3,00	8,00
Não se aplica	0	0	0
Não há	1,00	1,00	1,00
Há poucos	0,65	2,00	3,00
Há muitos	0	3,00	8,00
Pequena intensidade	0,35	2,30	5,00
Grande intensidade	0	3,00	8,00
Desajustado	0,25	2,60	6,00
Não Funciona	0	3,00	8,00

Fonte: adaptado de MARQUES, A. P. (2018) [4]

3.3 Rede Bayesiana Desenvolvida

Considerando os conceitos abordados no Capítulo 2, concernentes à construção de redes bayesianas, bem como as técnicas preditivas de manutenção e seus respectivos critérios de classificação, apresentados nas seções anteriores deste capítulo, construiu-se uma rede para estimativa da confiabilidade final de transformadores de potência imersos em óleo isolante a partir dos resultados previamente classificados das 12 técnicas preditivas anteriormente descritas.

Nesta dissertação, de acordo com suas relações com cada componente do transformador de potência, as técnicas preditivas foram distribuídas em seis grupos principais, a saber:

- a) Circuito Elétrico, composto pelos ensaios elétricos de corrente de excitação, resistência elétrica dos enrolamentos, relação de transformação e pela análise de resposta em frequência;
- b) Núcleo Magnético, composto pelos ensaios elétricos de corrente de excitação e relação de transformação;

- c) Estruturas Interfaciais, composto por um subgrupo denominado Buchas, contemplando os ensaios elétricos em buchas condensivas e a parte de inspeções e verificações locais em buchas³, e os ensaios de termografia (verificação de conexões);
- d) Sistema Isolante, composto pelos subgrupos Isolação Líquida, Isolação Sólida e Dielétrico:
 - a. Isolação Líquida: composto pelos ensaios físico-químico e de contagem de partículas;
 - b. Isolação Sólida: composto pelos ensaios de análise de gases dissolvidos, grau de polimerização do papel e teor de dibenzil dissulfeto; e
 - c. Dielétrico: avaliado pelos ensaios elétricos de resistência de isolamento e fator de potência do isolamento.
- e) Tanques e Acessórios: nó sem antecessores, cujo estado corresponde à classificação do resultado de inspeções visuais e verificações locais realizadas no equipamento em análise;
- f) TCs de Buchas: nó sem antecessores, cujo estado corresponde à classificação do resultado de ensaios elétricos em TCs de buchas (resistência de isolamento, relação de transformação e resistência elétrica dos enrolamentos);

Cada técnica preditiva e cada grupo torna-se um nó na rede bayesiana e, ao final, todos os nós constituídos de grupos confluem (são pais) do nó folha denominado Transformador.

Todos os nós, que não o nó Transformador, podem assumir cinco possíveis estados, que correspondem, no caso dos nós constituídos por técnicas preditivas, à classificação dos resultados obtidos por meio da aplicação das mesmas. Estes estados são:

- a) Excelente;
- b) Bom;
- c) Marginal;
- d) Ruim; e
- e) Péssimo.

³ Note-se que se trata de um subgrupo da técnica Inspeções Visuais e Verificações Locais (IV_BU). As evidências fornecidas no caso das buchas condensivas, portanto, não são o resultado final da aplicação da técnica IV, mas apenas o resultado parcial, correspondente à parte de buchas (IV_BU) – para maiores detalhes, consultar a Seção 3.1.13

O nó Transformador, por sua vez, constitui-se de dois estados, que são, na verdade, as grandezas cuja obtenção é o objetivo principal da aplicação da rede bayesiana construída:

- a) Confiabilidade; e
- b) Probabilidade de Falha;

Naturalmente, por definição, tratam-se de duas variáveis complementares, cuja soma é igual a 1,00.

Ao final, todavia, o valor da confiabilidade determinado a partir do nó Transformador é classificado, podendo receber um dentre 15 possíveis conceitos, a saber:

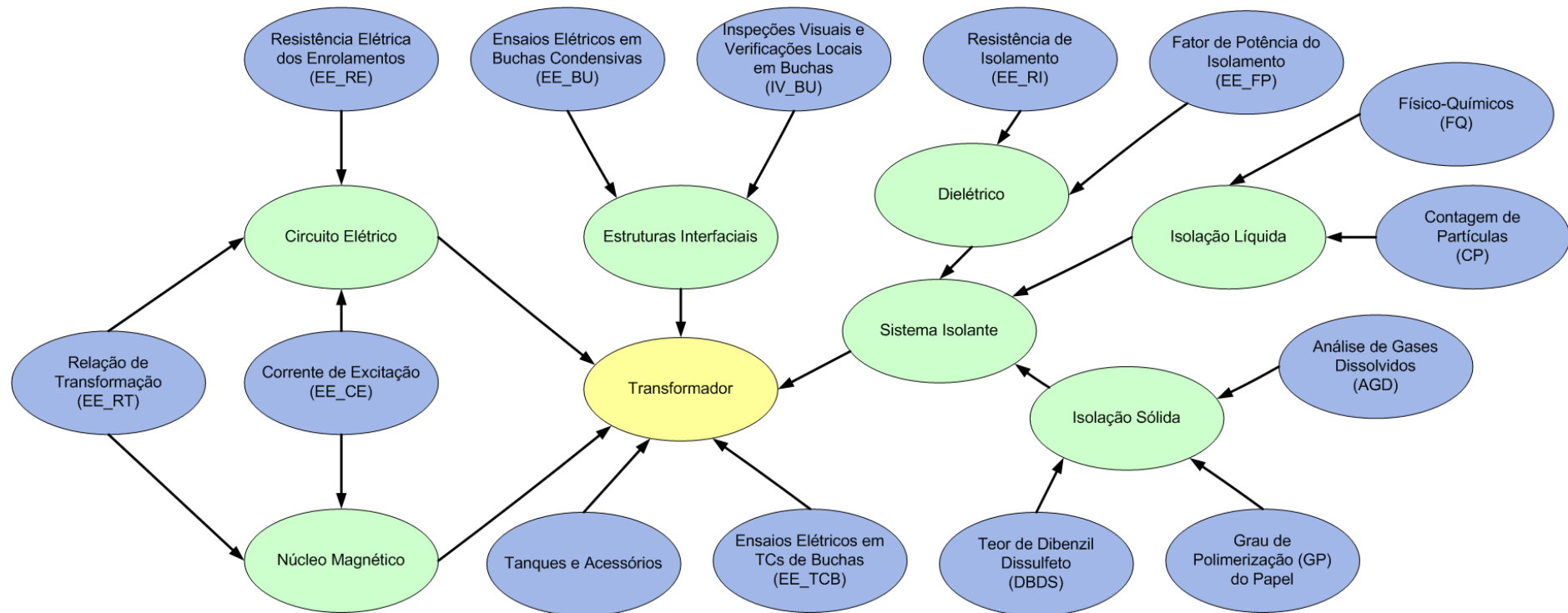
- a) Excelente+;
- b) Excelente;
- c) Excelente-;
- d) Bom+;
- e) Bom;
- f) Bom-;
- g) Suspeito+;
- h) Suspeito;
- i) Suspeito-;
- j) Ruim+;
- k) Ruim;
- l) Ruim-;
- m) Péssimo+;
- n) Péssimo; e
- o) Péssimo-.

A classificação da confiabilidade do equipamento com um número maior de conceitos, se comparado aos atribuídos às técnicas preditivas, se dá com o objetivo de propiciar uma maior sensibilidade para a determinação de diagnósticos a partir da confiabilidade estimada, além de, por conseguinte, facilitar eventuais comparações entre equipamentos. Isto porque se ganha acurácia nas classificações, visto que cada conceito corresponde a uma faixa mais estreita de valores de confiabilidade. E, em muitos casos, quando se deseja comparar dois ou mais transformadores com confiabilidades ligeiramente distintas, estes equipamentos passam a receber conceitos diferentes, enquanto que, se houvesse um número menor de faixas, poderiam receber a mesma classificação. Cabe destacar, contudo, que, além dos conceitos, o fato de

confiabilidade ser estimada numericamente também possibilita classificações por nível de criticidade, quando da necessidade de se compararem equipamentos. Este tipo de classificação é abordado no Capítulo 4.

A primeira etapa para a construção da rede bayesiana foi a determinação das variáveis e de suas relações, por meio da definição dos arcos e seus respectivos sentidos. Nesta etapa foram consideradas as 12 técnicas preditivas abordadas anteriormente e os cinco grupos de grandezas supracitados, bem como seus subgrupos, quando existentes. Cada uma destas variáveis foi associada a um nó e, ao final, todos os nós tornaram-se antecessores do nó folha Transformador. Com isto, dadas as relações entre estas variáveis, obteve-se a rede bayesiana apresentada na Figura 3.1. Note-se, nesta figura, que os nós de cor azul correspondem aos nós raízes, isto é, que não possuem antecessores. Os nós em verde, por sua vez, correspondem aos nós intermediários, sendo dotados de antecessores e sucessores. Por fim, o nó em amarelo é o único nó folha da rede, por meio do qual se obtém a confiabilidade do transformador em análise.

Figura 3.1 – Estrutura da rede bayesiana desenvolvida



Fonte: próprio autor (2019)

Uma vez obtida a estrutura da rede bayesiana, procedeu-se com a determinação das tabelas de probabilidade condicional associadas a todos os nós que possuem antecessores (não são raízes), a saber:

- a) Circuito Elétrico;
- b) Núcleo Magnético;
- c) Isolação Líquida;
- d) Isolação Sólida;
- e) Dielétrico;
- f) Sistema Isolante;
- g) Estruturas Interfaciais; e
- h) Transformador.

Contudo, para a definição das CPTs necessárias, não era prático que se definissem, em consulta a especialistas, as probabilidades a posteriori para cada combinação de evidências para alguns nós. Um exemplo é o nó folha (Transformador), que possui seis pais, cada um podendo assumir cinco possíveis estados (Excelente, Bom, Marginal, Ruim e Péssimo): para este caso é necessário definir $5^6 = 15.625$ probabilidades. Trata-se, explicitamente, de uma tarefa inviavelmente dispendiosa. Para suprimir este inconveniente, efetuou-se uma soma duplamente ponderada e normalizada – baseada no método SDPN, apresentado em [4] – das variáveis de entrada de cada CPT, atribuindo, a cada possível estado dos nós pais, um peso fixo, definido de acordo com a técnica à qual estava associado, e um peso acelerado, que aumenta à medida em que o estado a ser ponderado piora. Desta maneira, assegura-se que nós cujo estado seja pior tenham maior impacto na estimativa final de confiabilidade.

Para a dupla ponderação normalizada, primeiramente, traduziram-se os cinco possíveis conceitos de cada um dos nós antecessores do nó Transformador (nós em azul e em verde na Figura 3.1) em valores numéricos n correspondentes, relacionados na Tabela 3.29.

Tabela 3.29 – Valores numéricos atribuídos aos conceitos

Conceito	n
Excelente	1
Bom	0,8
Marginal	0,6
Ruim	0,4
Péssimo	0,2

Fonte: próprio autor (2019)

Sendo assim, se, por exemplo, para o nó Resistência Elétrica dos Enrolamentos (EE_RE) for observado o conceito Bom (evidência), a partir da classificação dos resultados obtidos por meio do ensaio de resistência elétrica dos enrolamentos, o valor numérico associado ao estado (evidência) deste nó dentro da CPT correspondente ao seu nó filho (Circuito Elétrico) será igual a 0,8. Igualmente, se, após analisadas todas as evidências dos nós pais de Circuito Elétrico, isto é, definidas todas as probabilidades a priori associadas às suas CPTs, obtiver-se, para este nó, o estado Ruim, a ele será associado o valor 0,4. Este valor, ao final, será utilizado na CPT correspondente ao nó Transformador para a obtenção da confiabilidade final do transformador em análise.

Posteriormente, ao estado de cada um dos nós pai, atribui-se um peso correspondente, p_p , ponderando-os para fins de determinação das tabelas de probabilidade condicional associadas a cada um dos seus nós filhos. Cada peso foi definido com base nos estudos realizados durante o desenvolvimento deste trabalho e em consulta a especialistas em manutenção. Nas tabelas de 3.30 a 3.37 tem-se os valores de cada peso.

Tabela 3.30 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Circuito Elétrico

Nó Pai	p_p
Corrente de Excitação (EE_CE)	1
Resistência Elétrica dos Enrolamentos (EE_RE)	1
Relação de Transformação (EE_RT)	1

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.31 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Núcleo Magnético

Nó Pai	p_p
Corrente de Excitação (EE_CE)	4
Relação de Transformação (EE_RT)	1

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.32 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Dielétrico

Nó Pai	p_p
Resistência de Isolamento (EE_RI)	10
Fator de Potência do Isolamento (EE_FP)	7

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.33 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Isolação Líquida

Nó Pai	p_p
Físico-Químicos (FQ)	8
Contagem de Partículas (CP)	1

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.34 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Isolação Sólida

Nó Pai	p_p
Análise de Gases Dissolvidos (AGD)	10
Grau de Polimerização (GP) do Papel	7
Teor de Dibenzil Dissulfeto (DBDS)	5

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.35 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Sistema Isolante

Nó Pai	p_p
Dielétrico	1
Isolação Líquida	1
Isolação Sólida	1

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 3.36 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Estruturas Interfaciais

Nó Pai	p_p
Ensaio Elétrico em Buchas (EE_BU) ⁴	5
Inspeções Visuais e Verificações Locais em Buchas (IV_BU)	4

Fonte: próprio autor (2019)

⁴ Quando o equipamento não for provido de buchas capacitivas, considerar, no lugar da classificação dos ensaios elétricos em buchas, os ensaios elétricos de resistência de isolamento (EE_RI), visto que, por meio deste ensaio, mede-se, também, a resistência de isolamento das buchas não condensivas, visto que as mesmas estão instaladas no equipamento, quando da realização dos ensaios e, portanto, afetam as medidas de resistência elétrica de isolamento.

Tabela 3.37 – Pesos dos nós pais (p_p) do nó Transformador

Nó Pai	p_p
Circuito Elétrico	5
Núcleo Magnético	5
Sistema Isolante	5
Estruturas Interfaciais	5
Tanques e Acessórios	3
TCs de Buchas	1

Fonte: próprio autor (2019)

Uma vez determinado um valor numérico correspondente a cada um dos cinco possíveis estados atribuíveis aos nós raízes e os pesos de cada nó raiz (técnica preditiva) nas CPTs de um nó intermediário (nó em amarelo, correspondente a um conjunto de elementos do transformador, por exemplo, “Núcleo Magnético”), atribui-se, ainda, um peso acelerado a cada um dos estados dos nós pais, de modo que os piores estados tenham maior impacto na determinação do estado final do nó filho. Estes pesos são relacionados na Tabela 3.38.

Tabela 3.38 – Pesos acelerados (p_a) atribuídos aos estados dos nós raízes e intermediários

Estados	p_a
Excelente	2
Bom	3
Marginal	8
Ruim	100
Péssimo	200

Fonte: próprio autor (2019)

No caso do nó folha da rede (“Transformador”), os pesos acelerados associados aos estados de suas variáveis são distintos, estando relacionados na Tabela 3.39.

Tabela 3.39 – Pesos acelerados (p_{at}) atribuídos aos estados do nó “Transformador”

Estados	p_{at}
Excelente	2
Bom	3
Marginal	8
Ruim	21
Péssimo	34

Fonte: próprio autor (2019)

Uma vez duplamente ponderados os valores numéricos de cada conceito (evidência) atribuído aos nós (variáveis) pais de um determinado nó filho para o qual se deseja obter as probabilidades a posteriori (atribuídos os pesos p_r e p_a adequados), obtém-se um valor denominado nota de confiabilidade (N_c). Este valor, para tornar-se uma probabilidade a posteriori para uma dada linha da CPT da rede desenvolvida, é elevado a um fator k , denominado fator de correção, cujo valor foi fixado em $\frac{1}{e} \approx 0,3679$. Este valor foi obtido por meio de sucessivas depurações da rede em consulta a especialistas em manutenção e trata-se de uma condição de contorno para tornar os valores numéricos das confiabilidades parciais obtidas condizentes com os por eles esperados. Para a CPT do nó Transformador, o fator k não se aplica, visto que já se encontra aplicado em todas as CPTs correspondentes aos seus nós antecessores.

A Equação (3.1), desenvolvida neste trabalho, resume todo o procedimento de ponderação dos valores numéricos atribuídos aos conceitos (evidências) de cada um dos i nós de entrada de uma CPT da rede bayesiana desenvolvida, com o objetivo de se obter a probabilidade a posteriori desejada. A esta probabilidade, denominar-se-á, doravante, confiabilidade parcial, denotada por $c_{parcial}$, visto que corresponde à confiabilidade associada a um nó, mas não se trata da confiabilidade final da rede, ou seja, a do nó folha Transformador.

$$c_{parcial} = \left(\frac{\sum_i p_{p_i} \cdot p_{a_i}(n_i) \cdot n}{\sum_i p_{p_i} \cdot p_{a_i}(n_i)} \right)^k \quad (3.1)$$

Sendo:

- p_{p_i} , o peso do nó pai de índice i na confiabilidade do nó para o qual se deseja obter o valor de c ;
- n_i , o valor numérico associado ao estado do nó pai de índice i (vide Tabela 3.29);
- $p_{a_i}(n_i)$, o peso acelerado de n_i , definido na Tabela 3.38; e
- k , o fator de correção necessário à obtenção de c .

No caso do nó folha Transformador, obtém-se a confiabilidade correspondente por meio da Equação (3.2), que se trata, portanto, da Equação (3.1) com $k = 1$.

$$c_{final} = \frac{\sum_i p_{p_i} \cdot p_{at_i}(n_i) \cdot n}{\sum_i p_{p_i} \cdot p_{at_i}(n_i)} \quad (3.2)$$

Sendo:

- c_{final} , a confiabilidade final provida pela rede. Isto é, a confiabilidade final do transformador de potência sobre o qual foram fornecidas evidências (classificações de resultados da aplicação de técnicas preditivas); e
- $p_{at_i}(n_i)$, o peso acelerado do nó pai de índice n_i , definido na Tabela 3.39.

Seguindo o procedimento de ponderação descrito, obtiveram-se, para os sete os nós da rede com antecessores e para o nó “Transformador”, as CPTs apresentadas nos apêndices de A a H.

Por fim, para inferência bayesiana, utilizou-se o motor de inferência *JTree* [5], da *Bayes Net Toolbox* (BNT) do *software* MATLAB. A implementação da rede bayesiana desenvolvida se deu utilizando o código MATLAB apresentado no Apêndice I. Ademais, apresenta-se, no Algoritmo 3.1, o pseudocódigo correspondente ao código MATLAB implementado.

A opção pela BNT do MATLAB se deu pelo fato de ser considerada a ferramenta mais útil para desenvolvimento de redes bayesianas por inferência exata, em relação, por exemplo, às outras citadas em [26], a saber: BayesiaLab, Netica, Hugin, JavaBayes, GeNIe, BNJ, MSBNX, SamIam, UnBBayes, ProBT, Analytica, AgenaRisk, BNet Builder, Bayes builder, XBAIES, BKD/BD e VIBES.

Note-se ainda, no código apresentado no Apêndice I, a importação de colunas de uma planilha Excel: tratam-se das probabilidades a posteriori das CPTs apresentadas nos apêndices de B a I, bem como da CPT do nó “Transformador”, importadas para a ferramenta como vetores, cujos elementos, embora os mesmos das tabelas dos apêndices, foram reordenados de maneira a possibilitar que sejam lidos adequadamente pelo programa.

Na linha 12 do Algoritmo 3.1, cita-se a plotagem da rede. Trata-se da mesma rede apresentada na Figura 3.1, embora simplificada, com os nós sendo apresentados por números correspondentes, conforme declarados no código MATLAB do Apêndice J (vide Figura 3.2). Os nomes dos nós e os números correspondentes declarados se encontram relacionados também na Tabela 3.40.

Algoritmo 3.1 – Pseudocódigo simplificado correspondente ao código MATLAB do Anexo J

```

1. Algoritmo
2.   Limpar tudo;
3.   Importar BNT;
4.   N = 22                                     //a rede tem 22 nós
5.   Declara nós;
6.   Declara estrutura;
7.   Importar CPTs;
8.   Para i de 1 a núm. de nós raízes
9.     Para j de 1 a 5
10.      Priori(i,j) = 0,2                       //a probabilidade a priori para cada nó
11.      FimPara                               //raíz é distribuída uniformemente
12.      FimPara                               // entre cada um dos 5 possíveis
13.      Plota rede                             //estados
14.      Chama Jtree
15.      Lê evidências
16.      Para i de 1 a núm. de nós c/ antecessores //para cada nó com antecessores,
17.        Imprime Posteriori(i,JTree)         //retorna as probabilidades a posteriori
18.      FimPara                               //desejadas (confiabilidades)
19. FimAlgoritmo

```

Fonte: próprio autor (2019)

Note-se que a rede apresentada na Figura 3.2 corresponde, ressalvadas as diferenças nos nomes dos nós, à apresentada na Figura 3.1, indicando que a declaração da estrutura (relação de nós e orientação de arcos) se deu corretamente no código MATLAB desenvolvido.

Por meio do uso do algoritmo *JTree*, obtêm-se as confiabilidades a posteriori para todas as combinações de evidências possíveis, mesmo nas situações em que não se tem evidências para um ou mais nós. Isto é, quando não foram realizados determinados ensaios, mas se deseja, com as informações sobre os ensaios feitos, obter uma estimativa da confiabilidade do equipamento em análise. Nestes casos, o algoritmo atribui uma incerteza aos nós cujas evidências são desconhecidas, definindo uma probabilidade para cada um dos cinco possíveis estados de cada nó sem evidências da rede.

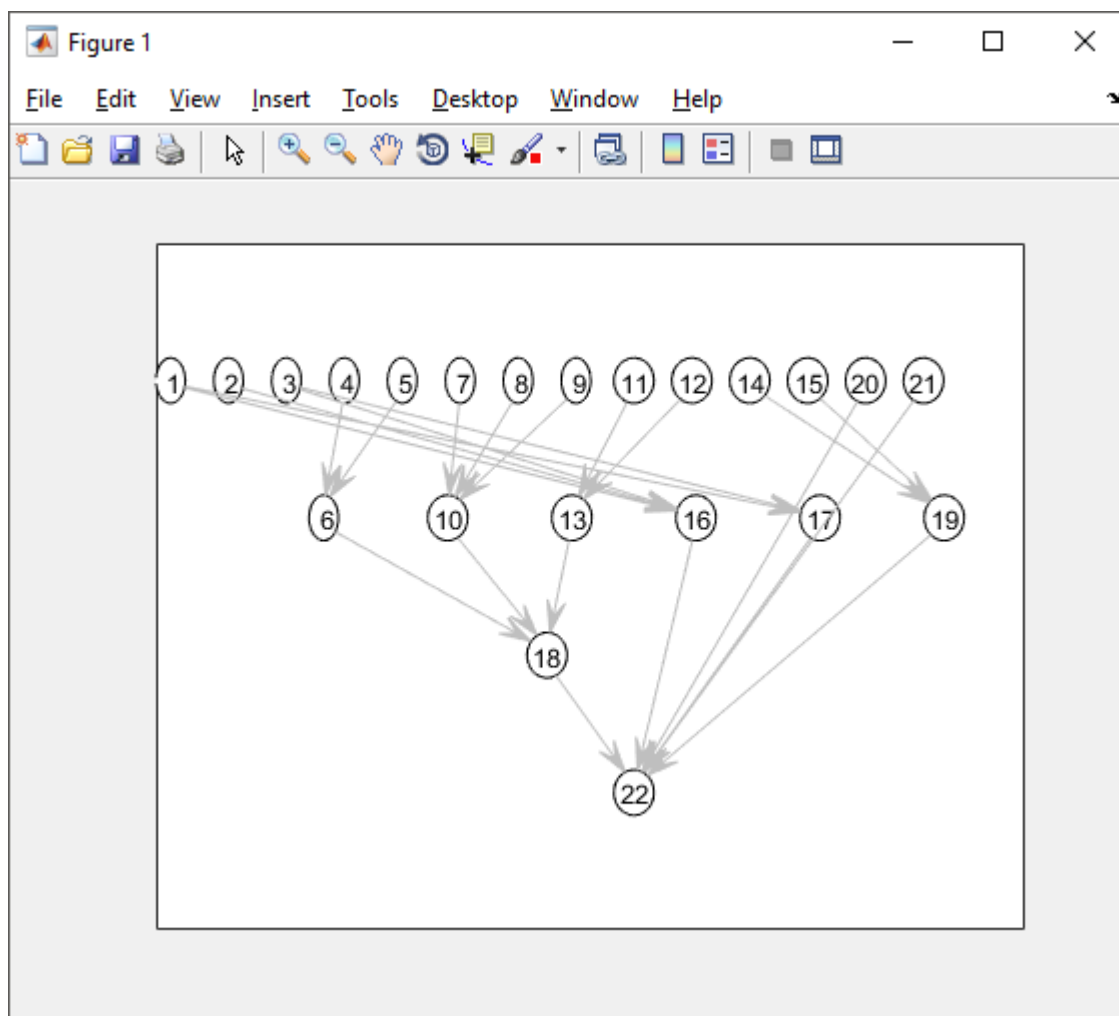
Tabela 3.40 – Nomes dos nós e seus números correspondentes no código MATLAB

Nome do nó	Número correspondente
Corrente de Excitação (EE_CE)	1
Resistência Elétrica dos Enrolamentos (EE_RE)	2
Relação de Transformação (EE_RT)	3
Físico-Químicos (FQ)	4
Contagem de Partículas (CP)	5
Isolação Líquida	6
Análise de Gases Dissolvidos (AGD)	7
Grau de Polimerização (GP) do Papel	8
Teor de Dibenzil Dissulfeto (DBDS)	9
Isolação Sólida	10
Resistência de Isolamento (EE_RI)	11
Fator de Potência do Isolamento (EE_FP)	12
Dielétrico	13
Ensaio Elétrico em Buchas (EE_BU)	14
Inspeções Visuais e Verificações Locais em Buchas (IV_BU)	15
Circuito Elétrico	16
Núcleo Magnético	17
Sistema Isolante	18
Estruturas Interfaciais	19
Tanques e Acessórios ⁵	20
Ensaio Elétrico em TCs de Buchas (EE_TCB)	21
Transformador	22

Fonte: próprio autor (2019)

⁵ Note-se, no código MATLAB, que o nome do nó de número 20 é, na verdade, IV. Isto porque, das técnicas preditivas abordadas neste trabalho, a única sensível ao estado dos elementos tanques e acessórios do transformador é a IV (Inspeções Visuais e Verificações Locais)

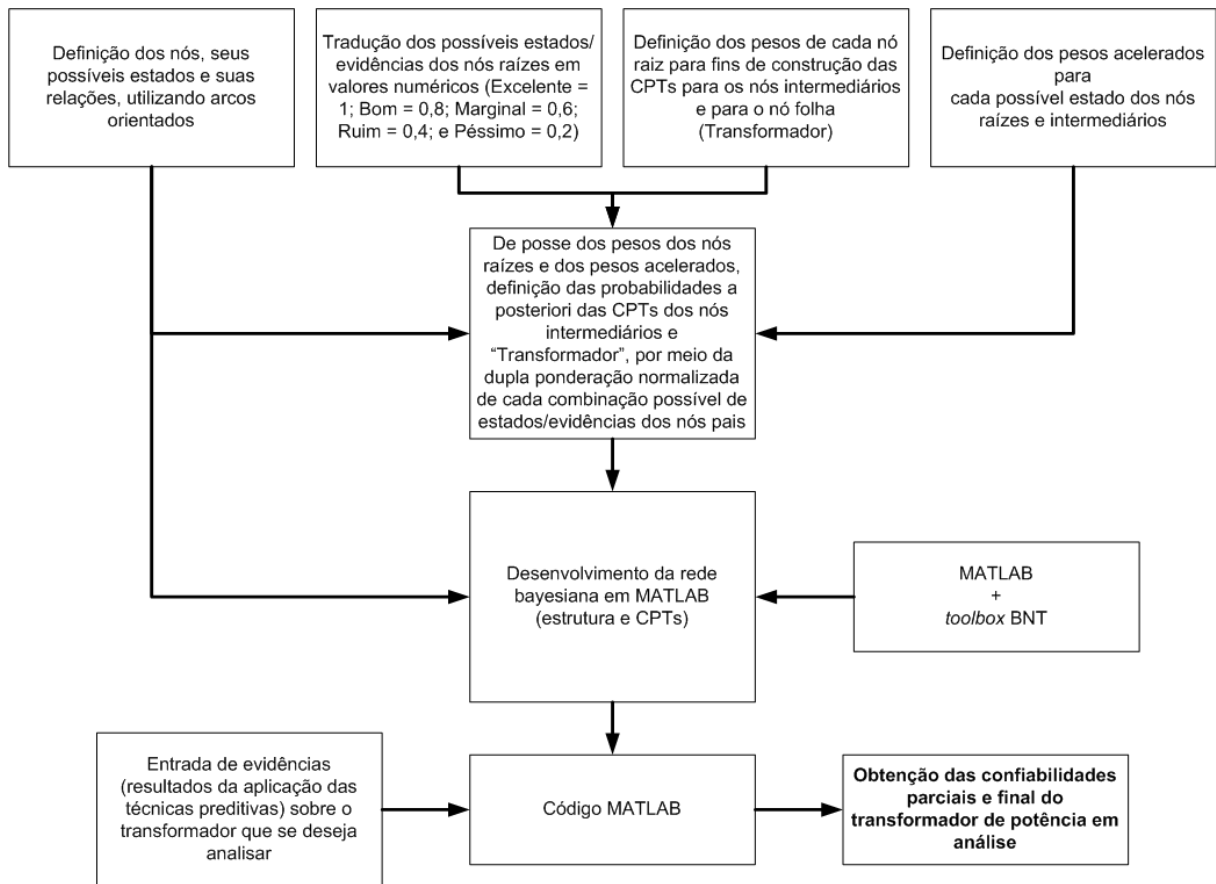
Figura 3.2 – Rede plotada em MATLAB utilizando a BNT



Fonte: próprio autor (2019)

Uma vez desenvolvidas as etapas supracitadas e compilado o código da rede, ao qual se adicionaram linhas para propiciar a entrada de evidências pelo usuário por meio do teclado (vide Apêndice I), torna-se possível a obtenção das confiabilidades parciais (nós em verde na Figura 3.1) e final do transformador (nó Transformador, em amarelo na Figura 3.1). Estas etapas, então, podem ser resumidas no fluxograma apresentado na Figura 3.3, que relaciona desde o levantamento inicial da estrutura da rede (nós, arcos e suas orientações) à entrada de evidências para fins de obtenção das confiabilidades de interesse.

Figura 3.3 – Fluxograma das principais etapas de desenvolvimento da rede bayesiana para estimativa da confiabilidade de transformadores de potência



Fonte: próprio autor (2019)

Quando não fornecidas evidências sobre determinado nó raiz (ao qual se encontra associada determinada técnica preditiva), automaticamente associam-se, a cada um dos cinco possíveis estados (classificações) daquele nó, uma mesma probabilidade, isto é 0,2. Deste modo, as probabilidades são definidas por meio de uma distribuição normal (todos os estados têm igual probabilidade de ocorrerem).

No caso dos demais nós, quando não há todas as evidências necessárias, o algoritmo procede com a atribuição automática de probabilidades utilizando o método da máxima verossimilhança, para o qual se apresenta uma breve descrição no Apêndice K. Assim, sempre será provida uma confiabilidade para o nó Transformador, cujo valor numérico recebe, como classificação, uma dentre as 15 possíveis faixas citadas anteriormente, conforme critérios apresentados na Tabela 3.41. Os limites relacionados nesta tabela também foram definidos a partir da *expertise* de especialistas em manutenção.

Em síntese, quando não se tem evidências sobre determinado ensaio, este continua sendo considerado (o grafo/estrutura da rede não se altera na ausência de uma ou mais evidências) e

supõe-se que seu estado, independentemente das evidências sobre os demais nós existentes, tem a mesma probabilidade de ser Excelente, Bom, Marginal, Ruim ou Péssimo. Trata-se de uma característica de grande importância, uma vez que uma variável cujo estado é desconhecido não pode ser simplesmente eliminada da análise, visto que esta supressão implicaria em uma menor acurácia na estimativa da confiabilidade final do transformador. Os resultados obtidos na parte da validação explicitam a maneira como a confiabilidade final varia de acordo com o número de evidências disponíveis: a rede, quando inerente a um número elevado de incertezas, tende a ser conservadora em suas estimativas, não atribuindo confiabilidades elevadas a equipamentos para os quais se tem poucas evidências para os nós raízes.

Note-se, na Tabela 3.41, as indicações “(” e “]”, denotando que o intervalo de cada faixa de classificação é aberto à esquerda (limite superior) e fechado à direita (limite inferior).

Tabela 3.41 – Critérios para classificação da confiabilidade final (nó Transformador)

Limite Superior (Conceito	Limite Inferior)
1,0000	Excelente+	0,9800
0,9800	Excelente	0,9750
0,9750	Excelente-	0,9400
0,9400	Bom+	0,9300
0,9300	Bom	0,9200
0,9200	Bom-	0,8700
0,8700	Suspeito+	0,8600
0,8600	Suspeito	0,8500
0,8500	Suspeito-	0,8400
0,8400	Ruim+	0,8300
0,8300	Ruim	0,7900
0,7900	Ruim-	0,7600
0,7600	Péssimo+	0,7000
0,7000	Péssimo	0,6400
0,6400	Péssimo-	0,0000

Fonte: próprio autor (2019)

Uma vez implementada toda a estrutura e parâmetros da RB desenvolvida, bem como o algoritmo de inferência bayesiana selecionado, procedeu-se com os testes de validação da rede, por meio da classificação de casos (evidências) utilizando a rede e consultando especialistas: comparando as classificações estimadas pela rede às definidas pelos especialistas, verificou-se o nível de acurácia da ferramenta desenvolvida, conforme detalhado no capítulo subsequente.

3.4 Considerações Finais Sobre a Rede Bayesiana Para a Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante

Neste capítulo apresentaram-se os critérios para classificação dos resultados da aplicação das técnicas preditivas contempladas pela rede bayesiana desenvolvida e todas as etapas necessárias à sua construção.

Como descrito, as probabilidades a posteriori de cada tabela de probabilidade condicional foram obtidas em consulta a especialistas em manutenção, que também definiram a estrutura da rede e os critérios para atribuição de conceitos aos valores de confiabilidades parciais e final estimados pela rede.

Uma vez abordados estes tópicos, procede-se no capítulo subsequente, com a aplicação da rede e verificação dos resultados por ela providos para um conjunto representativo de casos, concernentes, proeminentemente, a equipamentos reais.

Capítulo 4: Resultados da Aplicação da Rede Bayesiana Desenvolvida

4.1 Introdução

Como descrito no Capítulo 3, a rede bayesiana desenvolvida neste trabalho recebe, como evidências, as classificações dos resultados obtidos por meio da aplicação de técnicas preditivas de manutenção a transformadores de potência. Para que se obtenham estas classificações, empregam-se os critérios descritos na seção 3.1, conforme preconizados em [4], que se baseia em referências internacionais consagradas, como guias IEEE e normas do IEC, bem como na expertise de especialistas em manutenção. Outrossim, toda a estrutura da rede, bem como o impacto das evidências de cada nó na determinação de uma estimativa de confiabilidade parcial (associada aos nós intermediários) ou final (associada ao nó “Transformador”), foram determinadas a partir de pesquisas bibliográficas realizadas e em consulta direta a profissionais da área. A RB apresentada nesta dissertação, portanto, é uma ferramenta de inteligência artificial destinada à modelagem dos critérios adotados por especialistas para a estimativa da confiabilidade de um transformador de potência.

Contudo, para corroborar a aplicabilidade e acurácia da ferramenta proposta, é necessária a sua validação, considerando, para tanto, casos reais. Para esta finalidade, obtiveram-se 15 conjuntos de evidências, concernentes a equipamentos reais, com classes de tensão de 36,2 kV a 145 kV, tensões nominais do enrolamento de alta tensão de 34,5 kV a 138 kV, potências máximas de 10 a 5 MVA, idades entre 1 e 47 anos, com e sem comutador de derivações em carga (CDC) e dotados ou não de buchas condensivas. Adicionaram-se, ainda, cinco casos fictícios, para verificar as respostas da rede quando, eventualmente, todas as evidências fornecidas sejam conceitos “Excelente” ou “Bom” ou “Marginal” ou “Ruim” ou “Péssimo”.

Para a validação, forneceram-se as evidências necessárias à rede, referentes ao conjunto de dados de teste, e obtiveram-se as estimativas de confiabilidade parciais e final para cada equipamento analisado. Ao final, estas estimativas foram comparadas às previamente estimadas por especialistas em manutenção. Neste capítulo, analisam-se os percentuais de acertos obtidos.

4.2 Resultados e Validação

Na Tabela 4.1 relaciona-se o conjunto de evidências utilizado para a validação. Estas evidências, cabe enfatizar, são exatamente as classificações dos resultados obtidos a partir da aplicação das técnicas preditivas descritas no Capítulo 3. Os equipamentos foram identificados de TR1 a TR20, sendo os de TR1 a TR15 equipamentos reais e os de TR16 a TR20, equipamentos fictícios, criados para verificar as respostas da rede caso, eventualmente, todas as evidências fornecidas sejam conceitos Excelente ou Bom ou Marginal ou Ruim ou Péssimo. Note-se, ainda, que, na rede, as técnicas preditivas foram identificadas por suas siglas correspondentes, conforme apresentadas na Figura 3.1.

No caso dos equipamentos reais, consideraram-se, como supracitado, transformadores com classes de tensão de 36,2 kV a 145 kV, tensões nominais do enrolamento de alta tensão de 34,5 kV a 138 kV, potências máximas de 10 a 5 MVA, idades entre 1 e 47 anos, com e sem comutador de derivações em carga (CDC) e dotados ou não de buchas condensivas.

Verifica-se, na Tabela 4.1, que, para alguns casos, não se tem todas as evidências. Tratam-se justamente dos casos mais críticos para a rede, no que tange à acurácia das estimativas de probabilidade, visto que, se há nós para os quais se desconhecem as evidências, há maiores incertezas inerentes ao processo de inferência bayesiana.

Nos gráficos das figuras de 4.1 a 4.3, apresentam-se a constituição do conjunto de 15 equipamentos analisados (como supracitado, dos 20 casos apresentados, cinco são casos fictícios), no que se refere à classe de tensão, à potência máxima e à idade. Estes gráficos reforçam a representatividade dos dados utilizados, visto que há uma boa diversificação das especificações técnicas dos equipamentos.

Para a validação, consultaram-se especialistas em manutenção que atribuíram classificações para as confiabilidades parciais (nós intermediários – em verde na rede da Figura 3.1) e para a confiabilidade final de cada equipamento em análise. Posteriormente, utilizando o código MATLAB apresentado no Anexo J, obtiveram-se, para cada caso, as estimativas da rede bayesiana desenvolvida para confiabilidades parciais e final do transformador e suas respectivas classificações.

Para a comparação entre as classificações providas pela rede às determinadas pelos especialistas consultados, definiram-se três percentuais de acertos, a saber: 100%, 50% e 0% para as estimativas da rede.

O percentual de acerto de 50%, no caso das confiabilidades dos nós intermediários, ocorre nos casos em que a rede estimou uma classificação adjacente à estimada pelos especialistas.

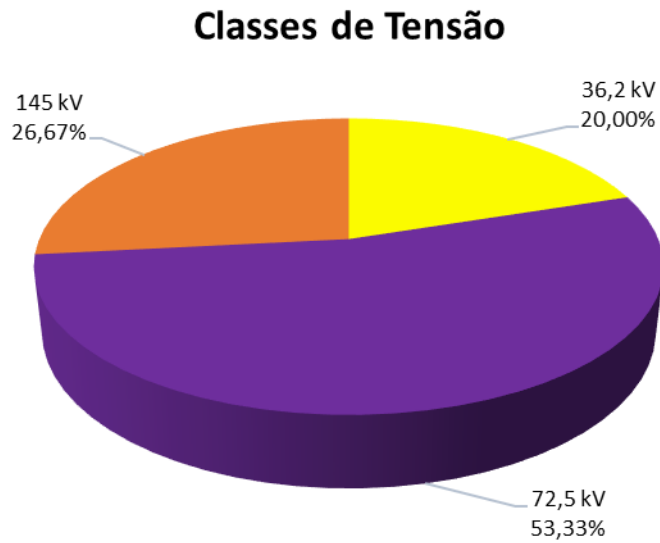
Isto é, os especialistas sugeriram “Bom” e a rede estimou “Excelente” ou “Marginal”, por exemplo.

Tabela 4.1 – Conjunto de evidências considerado para a validação

Equipamento	EE_CE	EE_FP	EE_RT	EE_RI	EE_RE	EE_BU	EE_TCB	AGD	FQ	CP	GP	DBDS	IV_BU	IV
TR1	Bom	Excelente	Bom	Bom	Bom	Excelente	-	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente
TR2	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	-	Excelente	Bom	Bom	Ruim	Bom	Excelente	Excelente
TR3	Bom	-	Excelente	Marginal	Excelente	Excelente	-	Excelente	Bom	Bom	Marginal	Bom	-	-
TR4	Bom	Excelente	Bom	Bom	Excelente	Excelente	-	Excelente	Bom	Excelente	Bom	Bom	-	-
TR5	Excelente	Excelente	Excelente	Marginal	Bom	Excelente	Bom	Excelente	Marginal	Marginal	Bom	Bom	Excelente	Excelente
TR6	Bom	Excelente	Bom	Bom	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Bom	Excelente	Excelente
TR7	Bom	Excelente	Bom	Bom	Excelente	Excelente	Ruim	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Bom	Excelente	Marginal
TR8	-	Excelente	-	Bom	-	Bom	-	Excelente	Bom	Bom	Bom	Bom	Excelente	Excelente
TR9	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Bom	Bom	Bom	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Bom	Excelente	Excelente
TR10	Bom	Bom	Bom	Excelente	Bom	Marginal	Bom	Bom	Bom	Bom	Marginal	Bom	Excelente	Excelente
TR11	Excelente	Marginal	Excelente	Péssimo	Bom	Bom	Bom	-	-	-	Marginal	Bom	Bom	Bom
TR12	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Ruim	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente
TR13	Bom	Bom	Excelente	Bom	Excelente	Bom	Bom	Excelente	Bom	Bom	Marginal	Bom	Bom	Bom
TR14	Bom	Excelente	Excelente	Bom	Excelente	Excelente	Bom	Excelente	Bom	Excelente	Ruim	Bom	Bom	Bom
TR15	-	-	-	-	-	-	-	Excelente	Péssimo	Bom	Marginal	-	-	-
TR16	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente
TR17	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom
TR18	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal
TR19	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim
TR20	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo

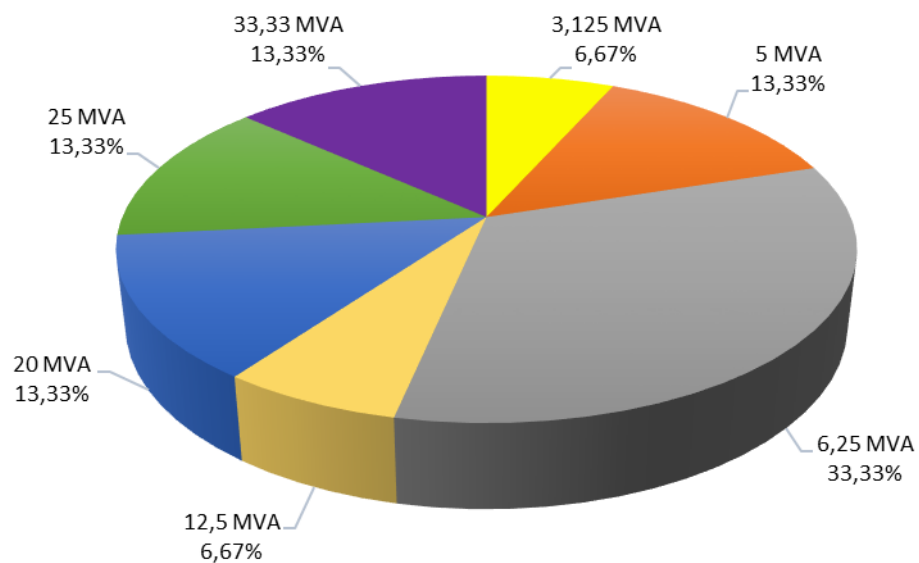
Fonte: próprio autor (2019)

Figura 4.1 – Equipamentos analisados na etapa de validação: divisão por classe de tensão



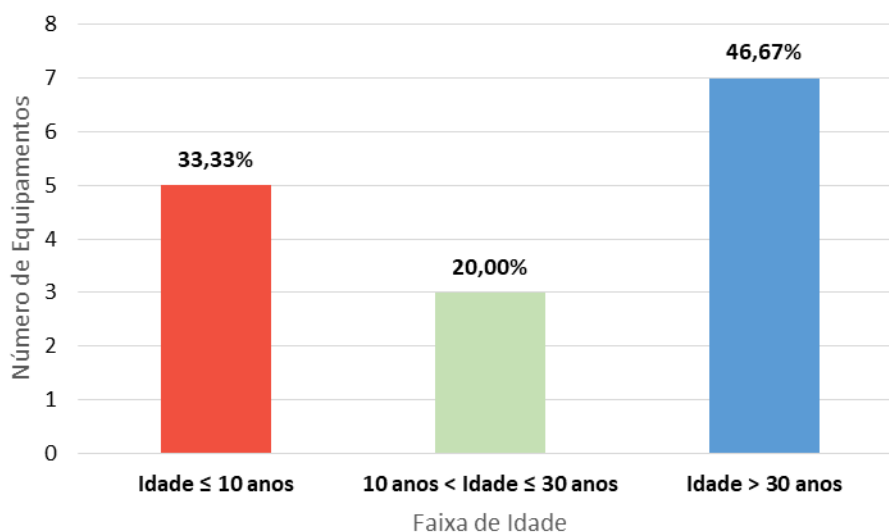
Fonte: próprio autor (2019)

Figura 4.2 – Equipamentos analisados na etapa de validação: estratificação por potências máximas



Fonte: próprio autor (2019)

Figura 4.3 – Equipamentos analisados na etapa de validação: estratificação por faixas de idade



Fonte: próprio autor (2019)

Já no caso da confiabilidade final do transformador, para a finalidade de se computarem os percentuais de acertos correspondentes, dividiram-se os 15 possíveis estados (classificações) em cinco faixas, que são relacionadas na Tabela 4.2. Como 50% de acerto, têm-se os casos em que as classificações do especialista e da rede pertencem a grupos distintos, mas são adjacentes. Isto é, uma corresponde ao limite inferior de um determinado grupo e outra corresponde ao limite superior do grupo imediatamente abaixo. Sendo assim, quando as duas classificações são iguais a Excelente- e Bom+ ou a Ruim+ e Marginal-, computa-se um percentual de acerto de 50% para a rede.

Tabela 4.2 – Grupos de classificações da confiabilidade final do transformador para fins de contagem de acertos parciais

Grupo Excelente	Grupo Bom	Grupo Marginal	Grupo Ruim	Grupo Péssimo
Excelente+	Bom+	Marginal+	Ruim+	Péssimo+
Excelente	Bom	Marginal	Ruim	Péssimo
Excelente-	Bom-	Marginal-	Ruim-	Péssimo-

Fonte: próprio autor (2019)

Por fim, como 100% de acerto para as confiabilidades parciais, têm-se os casos em que as classificações são exatamente coincidentes. Já no caso da confiabilidade final do transformador, 100% de acerto ocorre quando as duas confiabilidades – definida pelo especialista e estimada pela rede – se encontram no mesmo grupo da Tabela 4.2, não necessitando ser exatamente

iguais. Sendo assim, uma classificação Excelente+ pelo especialista e Excelente- pela estimativa da rede, correspondem a um percentual de acerto igual a 100%. Nos demais casos, isto é, aqueles que não correspondem a acertos parciais ou totais, tem-se 0% de acerto. Um exemplo deste percentual ocorre quando a rede provê para uma confiabilidade parcial (nó intermediário) uma classificação “Marginal” tendo o especialista informado “Excelente”.

No caso da confiabilidade final do transformador, o percentual de acerto igual a 0% ocorre quando, por exemplo, o especialista informa uma confiabilidade “Marginal+” e a rede estima uma confiabilidade “Bom”.

Ao fim, os percentuais de acerto obtidos em cada caso são computados, para fins da determinação dos percentuais totais de acerto para cada um dos nós intermediários e para o nó Transformador.

Na Tabela 4.3 são apresentados os percentuais de acerto obtidos. Note-se, ainda, a informação sobre o percentual de evidências fornecidas. É de valia salientar que a rede tende a errar à medida em que o número de evidências disponíveis se torna menor que aproximadamente 75%. Contudo, verifica-se que, mesmo nos casos em que ocorrem erros por um número de evidências insuficiente, as classificações providas pela rede tendem a ser mais conservadoras que as determinadas pelos especialistas. Isto é: a rede, via de regra, tem a tendência de condenar o estado dos equipamentos para os quais não há muitas evidências e, portanto, há muitas incertezas inerentes ao processo de inferência.

Verifica-se, na Tabela 4.3, que algumas classificações da rede receberam “ND” – iniciais de “não disponível”. Este estado denota que, devido à ausência de algumas das evidências dos nós pais, a estimativa da rede não foi precisa (mais de uma classificação possível foi informada, devido à incerteza inerente à inferência) tendo sido, portanto, desconsiderada. No caso dos especialistas, a classificação “ND”, igualmente, se deve à ausência de evidências em número adequado para determinação de uma classificação de confiabilidade.

Na Tabela 4.4 tem-se a relação de valores numéricos de confiabilidade estimados por meio da rede bayesiana desenvolvida. A distribuição dos percentuais de acertos por nó, por sua vez, é apresentada no gráfico da Figura 4.4.

Verificam-se, portanto, percentuais de acerto elevados, sobretudo para as confiabilidades parciais, para as quais se obteve um percentual médio de acertos de 97,30%.

No caso da confiabilidade final do transformador, como supracitado, o percentual médio de acerto de 72,50% só não é maior devido à ausência de um número maior de evidências para alguns casos.

Tabela 4.3 – Resultados da validação: percentuais de acertos obtidos (continua)

Equipamento	Circuito Elétrico			Núcleo Magnético		
	Especialistas	Rede	Percentual de Acerto (%)	Especialistas	Rede	Percentual de Acerto (%)
TR1	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR2	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR3	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR4	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR5	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100
TR6	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR7	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR8	ND	ND	ND	ND	ND	ND
TR9	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100
TR10	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR11	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100
TR12	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR13	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR14	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR15	ND	ND	ND	ND	ND	ND
TR16	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR17	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR18	Marginal	Marginal	100	Marginal	Marginal	100
TR19	Ruim	Ruim	100	Ruim	Ruim	100
TR20	Péssimo	Péssimo	100	Péssimo	Péssimo	100
	Percentual Médio de Acerto (%)		100	Percentual Médio de Acerto (%)		100

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 4.3 – Resultados da validação: percentuais de acertos obtidos (continua)

Equipamento	Dielétrico			Isolação Líquida			Isolação Sólida		
	Especialista	Rede	Percentual de Acerto (%)	Especialista	Rede	Erro ou Tipo de Acerto	Especialista	Rede	Percentual de Acerto (%)
TR1	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR2	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Ruim	Ruim	100
TR3	Marginal	ND	ND	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR4	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR5	Marginal	Marginal	100	Marginal	Marginal	100	Bom	Bom	100
TR6	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR7	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR8	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR9	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR10	Excelente	Bom	50	Bom	Bom	100	Marginal	Marginal	100
TR11	Péssimo	Péssimo	100	ND	ND	ND	Marginal	ND	ND
TR12	Bom	Bom	100	Excelente	Excelente	100	Ruim	Ruim	100
TR13	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR14	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Ruim	Ruim	100
TR15	ND	ND	ND	Péssimo	Péssimo	100	Marginal	ND	ND
TR16	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100
TR17	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100
TR18	Marginal	Marginal	100	Marginal	Marginal	100	Marginal	Marginal	100
TR19	Ruim	Ruim	100	Ruim	Ruim	100	Ruim	Ruim	100
TR20	Péssimo	Péssimo	100	Péssimo	Péssimo	100	Péssimo	Péssimo	100
	Percentual Médio de Acerto (%)		97,22	Percentual Médio de Acerto (%)		100	Percentual Médio de Acerto (%)		100

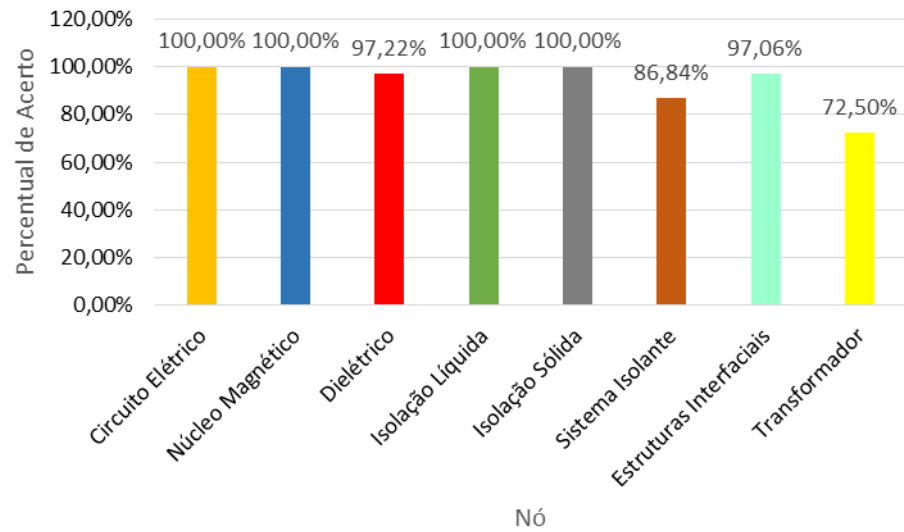
Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 4.3 – Resultados da validação: percentuais de acertos obtidos (continuação)

Equipamento	Sistema Isolante			Estruturas Interfaciais			Transformador			Percentual de Evidências Fornecidas
	Especialista	Rede	Percentual de Acerto (%)	Especialista	Rede	Percentual de Acerto (%)	Especialista	Rede	Percentual de Acerto (%)	
TR1	Excelente	Bom	50	Excelente	Excelente	100	Bom+	Bom-	100	92,86%
TR2	Ruim	Ruim	100	Bom	Bom	100	Ruim	Ruim-	100	92,86%
TR3	Bom	ND	ND	Excelente	ND	ND	Marginal+	Péssimo	0	71,43%
TR4	Bom	Bom	100	Excelente	ND	ND	Bom	Ruim-	0	78,57%
TR5	Marginal	Marginal	100	Excelente	Excelente	100	Marginal	Bom-	0	100,00%
TR6	Excelente	Bom	50	Excelente	Excelente	100	Excelente-	Excelente-	100	100,00%
TR7	Excelente	Bom	50	Excelente	Excelente	100	Marginal-	Marginal	100	100,00%
TR8	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Péssimo	0	71,43%
TR9	Excelente	Excelente	100	Bom	Bom	100	Bom+	Excelente-	50	100,00%
TR10	Bom	Marginal	50	Marginal	Bom	50	Marginal+	Marginal	100	100,00%
TR11	Péssimo	Péssimo	100	Bom	Bom	100	Péssimo	Péssimo-	100	78,57%
TR12	Ruim	Ruim	100	Bom	Bom	100	Ruim	Ruim-	100	100,00%
TR13	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom-	Bom	100	100,00%
TR14	Marginal	Ruim	50	Bom	Bom	100	Marginal+	Ruim-	0	100,00%
TR15	Péssimo	Péssimo	100	ND	ND	ND	Péssimo	Péssimo-	100	28,57%
TR16	Excelente	Excelente	100	Excelente	Excelente	100	Excelente+	Excelente+	100	100,00%
TR17	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	Bom	Bom	100	100,00%
TR18	Marginal	Marginal	100	Marginal	Marginal	100	Ruim	Ruim	100	100,00%
TR19	Ruim	Ruim	100	Ruim	Ruim	100	Péssimo	Péssimo-	100	100,00%
TR20	Péssimo	Péssimo	100	Péssimo	Péssimo	100	Péssimo-	Péssimo-	100	100,00%
	Percentual Médio de Acerto (%)		86,84	Percentual Médio de Acerto (%)		97,06	Percentual Médio de Acerto (%)		72,50	

Fonte: próprio autor (2019)

Figura 4.4 – Distribuição dos acertos por nó



Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 4.4 – Confiabilidades numéricas estimadas pela rede bayesiana desenvolvida

Equipamento	Valor Numérico	Classificação
TR1	0,777173	Bom-
TR2	0,525818	Ruim-
TR3	0,468096	Péssimo
TR4	0,541767	Ruim-
TR5	0,766667	Bom-
TR6	0,857143	Excelente-
TR7	0,688000	Marginal
TR8	0,437857	Péssimo
TR9	0,888136	Excelente-
TR10	0,675630	Marginal
TR11	0,349550	Péssimo-
TR12	0,543396	Ruim-
TR13	0,800000	Bom
TR14	0,540741	Ruim-
TR15	0,280923	Péssimo-
TR16	1,000000	Excelente+
TR17	0,800000	Bom
TR18	0,600000	Ruim
TR19	0,400000	Péssimo-
TR20	0,200000	Péssimo-

Fonte: próprio autor (2019)

De posse dos valores numéricos de confiabilidade relacionados na Tabela 4.4, é possível ordenar os equipamentos por nível de criticidade, por meio da utilização da Tabela 4.5, na qual é feita a correspondência entre as possíveis classificações das confiabilidades estimadas e seus respectivos níveis de criticidade, bem como apresentadas ações recomendadas. Neste caso, os equipamentos com maior criticidade e confiabilidade mais baixa têm maior prioridade de manutenção (vide Tabela 4.6).

Tabela 4.5 – Nível de criticidade do equipamento de acordo com a classificação de sua confiabilidade final

Classificação da Confiabilidade Final	Nível de Criticidade	Ação Recomendada
Excelente+	Muito Baixo	Continuar a operar o equipamento normalmente
Excelente		
Excelente-		
Bom+	Baixo	Continuar a operar o equipamento normalmente
Bom		
Bom-		
Marginal+	Considerável	Analisar as confiabilidades parciais e estar atento à piora das confiabilidades com o tempo, sobretudo se, para a obtenção da estimativa de confiabilidade considerada, tiverem sido fornecidas mais de 75% de evidências
Marginal		
Marginal-		
Ruim+	Alto	Caso tenham sido fornecidas mais de 75% de evidências, investigar o equipamento com urgência. Do contrário, analisar as confiabilidades parciais dos nós para os quais se tenham todas as evidências
Ruim		
Ruim-		
Péssimo+	Muito Alto	Caso tenham sido fornecidas mais de 75% de evidências, programar a retirada de operação do equipamento para realização das manutenções corretivas necessárias. Do contrário, analisar as confiabilidades parciais dos nós para os quais se tenham todas as evidências
Péssimo		
Péssimo-		

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela 4.6 – Conjunto de equipamentos ordenado por nível de criticidade e prioridade de manutenção

Equipamento	Valor Numérico	Classificação	Nível de Criticidade	Prioridade de Manutenção
TR20	0,200000	Péssimo-	Muito Alto	1
TR15	0,280923	Péssimo-	Muito Alto	2
TR11	0,349550	Péssimo-	Muito Alto	3
TR19	0,400000	Péssimo-	Muito Alto	4
TR8	0,437857	Péssimo	Muito Alto	5
TR3	0,468096	Péssimo	Muito Alto	6
TR2	0,525818	Ruim-	Alto	7
TR14	0,540741	Ruim-	Alto	8
TR4	0,541767	Ruim-	Alto	9
TR12	0,543396	Ruim-	Alto	10
TR18	0,600000	Ruim	Alto	11
TR10	0,675630	Marginal	Considerável	12
TR7	0,688000	Marginal	Considerável	13
TR5	0,766667	Bom-	Baixo	14
TR1	0,777173	Bom-	Baixo	15
TR13	0,800000	Bom	Baixo	16
TR17	0,800000	Bom	Baixo	17
TR6	0,857143	Excelente-	Muito Baixo	18
TR9	0,888136	Excelente-	Muito Baixo	19
TR16	1,000000	Excelente+	Muito Baixo	20

Fonte: próprio autor (2019)

4.3. Considerações Finais Sobre os Resultados da Aplicação da Rede Bayesiana Desenvolvida

A partir da análise dos percentuais de acertos obtidos, verifica-se a aplicabilidade da rede bayesiana desenvolvida, haja vista sua elevada acurácia. Os erros e, na maioria dos casos, acertos parciais, são justificados pelo número baixo de evidências fornecidas.

Sendo assim, é esperado que, caso fornecidas mais evidências, o número de acertos totais suba ligeiramente. Contudo, cabe destacar que, em situações reais, nem sempre se tem a possibilidade de aplicar todas as técnicas preditivas contempladas neste trabalho, com a finalidade de obter-se a totalidade de evidências necessárias. Sendo assim, os casos reunidos para a validação apresentada neste capítulo, além de contemplarem casos reais (15 primeiros equipamentos – com identificações de TR1 a TR15), oportunamente explicitam a resposta da RB a possíveis limitações quanto ao número de evidências que eventualmente ocorram. Ao fim,

as respostas obtidas foram boas, haja vista os elevados percentuais de acertos obtidos para as confiabilidades parciais – média de 97,28% – e final – 72,50%.

Ademais, os valores numéricos das confiabilidades finais estimadas, bem como suas correspondentes classificações, propiciam a determinação do nível de criticidade de cada equipamento, bem como do nível de prioridade de manutenção de um determinado conjunto de transformadores em análise, ensejando manutenções mais eficientes e direcionadas.

Capítulo 5: Conclusões

A aplicação de inteligência artificial e, mais especificamente, de redes bayesianas para o auxílio na tomada de decisões tem se tornando recorrente em diversas áreas das Engenharias, sobretudo com a acessibilidade de muitas ferramentas computacionais, que propiciam o desenvolvimento rápido de estruturas contemplando múltiplas variáveis – não raro com complexas relações entre si – e tabelas de probabilidade condicional.

Neste trabalho, abordaram-se os princípios construtivos das RBs, desde a etapa inicial, com a identificação das variáveis e das relações entre elas, por meio da definição de um grafo acíclico direcionado adequado, às etapas finais, com o uso de algoritmos de inferência bayesiana para a obtenção das probabilidades a posteriori. Ao fim, com a construção de uma rede baseada no cruzamento de técnicas preditivas de manutenção, tendo como objetivo de estimar a confiabilidade final de transformadores de potência, verificaram-se resultados satisfatórios, conforme abordado no Capítulo 4.

Os percentuais de acertos obtidos com a comparação das classificações providas pela rede bayesiana desenvolvida às determinadas por análises qualitativas feitas por especialistas da área de manutenção foram satisfatoriamente elevados: média de 97,28% de acertos para as estimativas de confiabilidades parciais e de 72,5% de acertos para a confiabilidade final. Considerando que os testes de validação contemplaram a análise de equipamentos com potências de 3,125 MVA a 33,33 MVA, classes de tensão de 36,2 kV a 145 kV e idades entre 1 e 47 anos, os resultados apresentados corroboram o bom desempenho do método de estimativa de confiabilidade desenvolvido nesta dissertação. Esta característica é ainda mais ressaltada ao considerar-se que, para a maioria dos casos nos quais ocorreram acertos parciais ou erros, o número de evidências fornecidas era baixo, enquanto o ideal é que, sempre que possível, se forneçam todas as evidências à rede, para que a estimativa de confiabilidade seja a mais precisa.

Destaca-se ainda a utilidade dos valores numéricos de confiabilidade que podem ser obtidos a partir da rede desenvolvida: tratam-se de recursos de grande valia para facilitar eventuais necessidades de classificação de equipamentos quanto à criticidade de suas confiabilidades, propiciando a determinação de uma ordem de prioridade para as intervenções necessárias. Com isto, torna-se possível assegurar que os equipamentos mais críticos sejam atendidos com maior celeridade, em detrimento dos transformadores com maiores confiabilidades, tornando as manutenções do parque elétrico mais direcionadas e eficientes.

Ademais, cabe enfatizar o ineditismo desta dissertação, ao combinar técnicas preditivas de manutenção e inteligência artificial, por meio do uso de uma rede bayesiana – com parâmetros definidos com base na expertise de especialistas em manutenção – para prover uma estimativa de confiabilidade para transformadores de potência.

Conclui-se, portanto, que o trabalho desenvolvido propiciou a obtenção de uma rede bayesiana eficiente, capaz de fornecer estimativas de confiabilidade satisfatoriamente assertivas para transformadores de potência imersos em óleo mineral isolante. Sendo assim, esta dissertação apresenta, como contribuição, uma ferramenta de grande utilidade para a área de manutenção das empresas mantenedoras do sistema elétrico, servindo de auxílio para a realização manutenções preventivas mais eficientes e direcionadas em transformadores de potência e, desta forma, ensejando melhorias nos indicadores de qualidade do fornecimento de energia elétrica, por meio da redução da duração (DEC) e frequência (FEC) de interrupções não programadas oriundas de falhas técnicas nestes equipamentos.

Referências

- [1] OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Glossário de Termos Técnicos**. Procedimentos de Rede. Submódulo 20.1, revisão 0.1, data de vigência: 07 jun. 2008.
- [2] CIGRÉ. **Transformadores de Força Imersos em Líquido Isolante: Guia de Manutenção Centrada na Confiabilidade**. Comitê de Estudos CE-B3, Grupo de Trabalho Conjunto B3/B5/A2 Manutenção Centrada na Confiabilidade. Rio de Janeiro, Brasil, 2006.
- [3] DARWICHE, A. **Modeling and Reasoning with Bayesian Networks**. Cambridge University Press, Cambridge, 2009.
- [4] MARQUES, A. P. **Diagnóstico Otimizado de Transformadores de Potência mediante a integração de técnicas preditivas**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e de Computação) – Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação, Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2018.
- [5] THE UNIVERSITY OF BRITISH COLUMBIA. **How to use the Bayes Net Toolbox**. Disponível em: <https://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Software/BNT/usage_02nov13.html>. Acesso em: 10 nov. 2018.
- [6] BUSSAB, W. O., MORETTIN, P. A. **Estatística básica**. 8.ed. São Paulo: Saraiva, 2013.
- [7] BELLHOUSE, D. R. **The Reverend Thomas Bayes, FRS: A Biography to Celebrate the Tercentenary of His Birth**. Statistical Science. Volume 19, N. 1, 3-43, 2004.
- [8] FARIA, R. C. **Redes probabilísticas: aprendendo estruturas e atualizando probabilidades**. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2014.
- [9] ARA-SOUZA, A. L. **Redes Bayesianas: Uma Introdução Aplicada a Credit Scoring**. Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas – CCET. Departamento de Estatística – Des. Universidade Federal de São Carlos – UFSCar, São Paulo, São Carlos, 2010.
- [10] SPIRITES, P.; GLYMOUR, C.; SCHEINES, R. **An algorithm for fast recovery of sparse causal graphs**. *Social Science Computer Review*, v. 9, p. 62-72, 1991
- [11] JENSEN, F.V., NIELSEN, T. D. **Bayesian Networks and Decision Graphs**. 2ª ed. Springer Verlag. 2007.
- [12] HAEMA, J., PHADUNGTHIN, R. **Condition Assessment of the Health Index for Power Transformer**. In: Power Engineering and Automation Conference (PEAM). IEEE: Wuhan, China, 2012.

- [13] JAHROMI, A. N., PIERCY, R., CRESS, S., WANG, F., SERVICE, J. R. R., FAN, W. **An Approach to Determine the Health Index of Power Transformers**. In: IEEE Electrical Insulation Magazine. IEEE: 2009.
- [14] NADERIAN, A., PIERCY, R., CRESS, S., WANG, F., SERVICE, J. **An Approach to Determine the Health Index of Power Transformers**. In: Conference Record of the 2008 IEEE International Symposium on Electrical Insulation. ISEI: Vancouver, Canada 2008.
- [15] WATTAKAPAIBOON, W., PATTANADECH, N., **The New Developed Health Index for Transformer Condition Assessment**. In: 2016 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. IEEE: Xi'an, China, 2016.
- [16] BRANDTZAEG, G. **Health Indexing of Norwegian Power Transformers**. Dissertação (Master of Energy and Environmental Engineering) – Department of Electric Power Engineering, Norwegian University of Science and Technology: Noruega, junho de 2015.
- [17] WANG, J., KUIHUA, W. U., WENBING, Z. H. U., CHAO, G. U. **Condition Assessment for Power Transformer Using Health Index**. In: 2nd Asia Conference on Power and Electrical Engineering. ACPEE: Shanghai, China, 2017.
- [18] ORTIZ, F., FERNANDEZ, I., ORTIZ, A., RENEDO, C. J., DELGADO, F., FERNÁNDEZ, C. **Health indexes for power transformers: a case study**. In: IEEE Electrical Insulation Magazine (Volume: 32, Issue: 5, September-October 2016). IEEE: United States, 2016.
- [19] MALIK, H., AZEEM, A., JARIAL, R. K. **Application research based on modern-technology for transformer health index estimation**. In: 9th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices. Pág. 1-7. IEEE: United States, 2012.
- [20] TAENGKO, K., DAMRONGKULKAMJORN, P. **Risk Assessment for Power Transformers in PEA Substations using Health Index**. In: Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2013 10th International Conference. IEEE: Krabi, Thailand, 2013.
- [21] MEYMAND-ZEINODDINI, H., VAHIDI, B. **Health index calculation for power transformers using technical and economical parameters**. IET Science, Measurement & Technology: United Kingdom, 2016.
- [22] SCATIGGIO, F., REBOLINI, M., POMPILI, M. **Health Index: the last frontier of TSO's asset management**. In: First South East European Regional CIGRÉ Conference (SEERC). CIGRÉ: Portoroz, 2016.
- [23] PANDEY, P. K., SINGH, H., RAO, M., JARIAL, R. K. **Emerging Trends in Diagnosis and Condition Assessment of Power Transformers Based on Health Index**. In: 2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET'2014). IEEE: London, UK, 2014.
- [24] ELANIEN, A. E. B. A. **Transformer Health Assessment and Techno-Economic End of Life Evaluation**. Tese (Engenharia Elétrica e de Computação) – University of Waterloo: Waterloo, Ontario, Canada, 2011.

- [25] ARSHAD, M., ISLAM, S. M., KHALIQ, A. **Power Transformer Insulation Response and Risk Assessment.** 8th International Conference on probabilistic Methods Applied to Power Systems, Iowa State University. Ames, Iowa: September, 2004.
- [26] MAHJOUR, M. A., KALTI, K. **Software Comparison Dealing with Bayesian Networks.** Advances in Neural Networks – ISNN 2011: 8th International Symposium on Neural Networks, ISNN 2011. Guilin, China, May 29–June 1, 2011, Proceedings, Part III.

APÊNDICE A – CPT Para o Nó Circuito Elétrico

Na Tabela A.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Circuito Elétrico.

Tabela A.1 – CPT para o nó Circuito Elétrico (continua)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Circuito Elétrico		
	EE_CE	EE_RE	EE_RT	N_c	$C_{parcial}$	Estado
Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
Excelente	Excelente	Bom	Bom	0,9143	0,9676	Bom
Excelente	Excelente	Marginal	Marginal	0,7333	0,8922	Bom
Excelente	Excelente	Ruim	Ruim	0,4231	0,7287	Ruim
Excelente	Excelente	Péssimo	Péssimo	0,2157	0,5688	Péssimo
Excelente	Bom	Excelente	Bom	0,9143	0,9676	Bom
Excelente	Bom	Bom	Bom	0,8500	0,9420	Bom
Excelente	Bom	Marginal	Marginal	0,7077	0,8806	Bom
Excelente	Bom	Ruim	Ruim	0,4229	0,7286	Ruim
Excelente	Bom	Péssimo	Péssimo	0,2166	0,5696	Péssimo
Excelente	Marginal	Excelente	Bom	0,7333	0,8922	Bom
Excelente	Marginal	Bom	Bom	0,7077	0,8806	Bom
Excelente	Marginal	Marginal	Marginal	0,6444	0,8508	Marginal
Excelente	Marginal	Ruim	Ruim	0,4255	0,7302	Ruim
Excelente	Marginal	Péssimo	Péssimo	0,2229	0,5756	Péssimo
Excelente	Ruim	Excelente	Bom	0,4231	0,7287	Ruim
Excelente	Ruim	Bom	Bom	0,4229	0,7286	Ruim
Excelente	Ruim	Marginal	Marginal	0,4255	0,7302	Ruim
Excelente	Ruim	Ruim	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
Excelente	Ruim	Péssimo	Péssimo	0,2715	0,6190	Péssimo
Excelente	Péssimo	Excelente	Bom	0,2157	0,5688	Péssimo
Excelente	Péssimo	Bom	Bom	0,2166	0,5696	Péssimo
Excelente	Péssimo	Marginal	Marginal	0,2229	0,5756	Péssimo
Excelente	Péssimo	Ruim	Ruim	0,2715	0,6190	Péssimo
Excelente	Péssimo	Péssimo	Péssimo	0,2040	0,5572	Péssimo
Bom	Excelente	Excelente	Bom	0,9143	0,9676	Bom
Bom	Excelente	Bom	Bom	0,8500	0,9420	Bom
Bom	Excelente	Marginal	Marginal	0,7077	0,8806	Bom
Bom	Excelente	Ruim	Ruim	0,4229	0,7286	Ruim
Bom	Excelente	Péssimo	Péssimo	0,2166	0,5696	Péssimo
Bom	Bom	Excelente	Bom	0,8500	0,9420	Bom
Bom	Bom	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
Bom	Bom	Marginal	Marginal	0,6857	0,8704	Marginal

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela A.1 – CPT para o nó Circuito Elétrico (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Circuito Elétrico		
	EE_CE	EE_RE	EE_RT	N_C	$C_{parcial}$	Estado
	Bom	Bom	Ruim	0,4226	0,7285	Ruim
	Bom	Bom	Péssimo	0,2175	0,5705	Péssimo
	Bom	Marginal	Excelente	0,7077	0,8806	Bom
	Bom	Marginal	Bom	0,6857	0,8704	Marginal
	Bom	Marginal	Marginal	0,6316	0,8445	Marginal
	Bom	Marginal	Ruim	0,4252	0,7301	Ruim
	Bom	Marginal	Péssimo	0,2237	0,5764	Péssimo
	Bom	Ruim	Excelente	0,4229	0,7286	Ruim
	Bom	Ruim	Bom	0,4226	0,7285	Ruim
	Bom	Ruim	Marginal	0,4252	0,7301	Ruim
	Bom	Ruim	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Bom	Ruim	Péssimo	0,2719	0,6194	Péssimo
	Bom	Péssimo	Excelente	0,2166	0,5696	Péssimo
	Bom	Péssimo	Bom	0,2175	0,5705	Péssimo
	Bom	Péssimo	Marginal	0,2237	0,5764	Péssimo
	Bom	Péssimo	Ruim	0,2719	0,6194	Péssimo
	Bom	Péssimo	Péssimo	0,2045	0,5577	Péssimo
	Marginal	Excelente	Excelente	0,7333	0,8922	Bom
	Marginal	Excelente	Bom	0,7077	0,8806	Bom
	Marginal	Excelente	Marginal	0,6444	0,8508	Marginal
	Marginal	Excelente	Ruim	0,4255	0,7302	Ruim
	Marginal	Excelente	Péssimo	0,2229	0,5756	Péssimo
	Marginal	Bom	Excelente	0,7077	0,8806	Bom
	Marginal	Bom	Bom	0,6857	0,8704	Marginal
	Marginal	Bom	Marginal	0,6316	0,8445	Marginal
	Marginal	Bom	Ruim	0,4252	0,7301	Ruim
	Marginal	Bom	Péssimo	0,2237	0,5764	Péssimo
	Marginal	Marginal	Excelente	0,6444	0,8508	Marginal
	Marginal	Marginal	Bom	0,6316	0,8445	Marginal
	Marginal	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Marginal	Ruim	0,4276	0,7316	Ruim
	Marginal	Marginal	Péssimo	0,2296	0,5820	Péssimo
	Marginal	Ruim	Excelente	0,4255	0,7302	Ruim
	Marginal	Ruim	Bom	0,4252	0,7301	Ruim
	Marginal	Ruim	Marginal	0,4276	0,7316	Ruim
	Marginal	Ruim	Ruim	0,4077	0,7189	Ruim
	Marginal	Ruim	Péssimo	0,2753	0,6222	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Excelente	0,2229	0,5756	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Bom	0,2237	0,5764	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela A.1 – CPT para o nó Circuito Elétrico (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Circuito Elétrico		
	EE_CE	EE_RE	EE_RT	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Marginal	Péssimo	Marginal	0,2296	0,5820	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Ruim	0,2753	0,6222	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Péssimo	0,2078	0,5611	Péssimo
	Ruim	Excelente	Excelente	0,4231	0,7287	Ruim
	Ruim	Excelente	Bom	0,4229	0,7286	Ruim
	Ruim	Excelente	Marginal	0,4255	0,7302	Ruim
	Ruim	Excelente	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Excelente	Péssimo	0,2715	0,6190	Péssimo
	Ruim	Bom	Excelente	0,4229	0,7286	Ruim
	Ruim	Bom	Bom	0,4226	0,7285	Ruim
	Ruim	Bom	Marginal	0,4252	0,7301	Ruim
	Ruim	Bom	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Bom	Péssimo	0,2719	0,6194	Péssimo
	Ruim	Marginal	Excelente	0,4255	0,7302	Ruim
	Ruim	Marginal	Bom	0,4252	0,7301	Ruim
	Ruim	Marginal	Marginal	0,4276	0,7316	Ruim
	Ruim	Marginal	Ruim	0,4077	0,7189	Ruim
	Ruim	Marginal	Péssimo	0,2753	0,6222	Péssimo
	Ruim	Ruim	Excelente	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Ruim	Bom	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Ruim	Marginal	0,4077	0,7189	Ruim
	Ruim	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Ruim	Péssimo	0,3000	0,6422	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Excelente	0,2715	0,6190	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Bom	0,2719	0,6194	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Marginal	0,2753	0,6222	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Ruim	0,3000	0,6422	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Péssimo	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Excelente	0,2157	0,5688	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Bom	0,2166	0,5696	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Marginal	0,2229	0,5756	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Ruim	0,2715	0,6190	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Péssimo	0,2040	0,5572	Péssimo
	Péssimo	Bom	Excelente	0,2166	0,5696	Péssimo
	Péssimo	Bom	Bom	0,2175	0,5705	Péssimo
	Péssimo	Bom	Marginal	0,2237	0,5764	Péssimo
	Péssimo	Bom	Ruim	0,2719	0,6194	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela A.1 – CPT para o nó Circuito Elétrico (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Circuito Elétrico		
	EE_CE	EE_RE	EE_RT	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Péssimo	Bom	Péssimo	0,2045	0,5577	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Excelente	0,2229	0,5756	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Bom	0,2237	0,5764	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Marginal	0,2296	0,5820	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Ruim	0,2753	0,6222	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Péssimo	0,2078	0,5611	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Excelente	0,2715	0,6190	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Bom	0,2719	0,6194	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Marginal	0,2753	0,6222	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Ruim	0,3000	0,6422	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Péssimo	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Excelente	0,2040	0,5572	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Bom	0,2045	0,5577	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Marginal	0,2078	0,5611	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Ruim	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE B – CPT Para o Nó Núcleo Magnético

Na Tabela B.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Núcleo Magnético.

Tabela B.1 – CPT para o nó Núcleo Magnético

Peso Nó Pai (p_p)	4	1	Núcleo Magnético		
			N_c	$c_{parcial}$	Estado
	EE_CE	EE_RT			
	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Bom	0,9455	0,9796	Excelente
	Excelente	Marginal	0,8000	0,9212	Bom
	Excelente	Ruim	0,4444	0,7421	Ruim
	Excelente	Péssimo	0,2308	0,5831	Péssimo
	Bom	Excelente	0,8286	0,9332	Bom
	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
	Bom	Marginal	0,7200	0,8862	Bom
	Bom	Ruim	0,4429	0,7411	Ruim
	Bom	Péssimo	0,2340	0,5860	Péssimo
	Marginal	Excelente	0,6235	0,8405	Marginal
	Marginal	Bom	0,6171	0,8373	Marginal
	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Ruim	0,4485	0,7445	Ruim
	Marginal	Péssimo	0,2552	0,6050	Péssimo
	Ruim	Excelente	0,4030	0,7158	Ruim
	Ruim	Bom	0,4030	0,7158	Ruim
	Ruim	Marginal	0,4039	0,7164	Ruim
	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Péssimo	0,3333	0,6675	Ruim
	Péssimo	Excelente	0,2020	0,5552	Péssimo
	Péssimo	Bom	0,2022	0,5554	Péssimo
	Péssimo	Marginal	0,2040	0,5572	Péssimo
	Péssimo	Ruim	0,2222	0,5750	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE C – CPT Para o Nó Dielétrico

Na Tabela C.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Dielétrico.

Tabela C.1 – CPT para o nó Dielétrico

Peso Nó Pai (p_p)	10	7	Dielétrico		
			N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Bom	0,8976	0,9610	Bom
	Excelente	Marginal	0,7053	0,8795	Bom
	Excelente	Ruim	0,4167	0,7246	Ruim
	Excelente	Péssimo	0,2113	0,5644	Péssimo
	Bom	Excelente	0,8636	0,9475	Bom
	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
	Bom	Marginal	0,6698	0,8629	Marginal
	Bom	Ruim	0,4164	0,7245	Ruim
	Bom	Péssimo	0,2126	0,5657	Péssimo
	Marginal	Excelente	0,6596	0,8580	Marginal
	Marginal	Bom	0,6416	0,8494	Marginal
	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Ruim	0,4205	0,7271	Ruim
	Marginal	Péssimo	0,2216	0,5745	Péssimo
	Ruim	Excelente	0,4083	0,7193	Ruim
	Ruim	Bom	0,4082	0,7192	Ruim
	Ruim	Marginal	0,4106	0,7208	Ruim
	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Péssimo	0,2833	0,6288	Péssimo
	Péssimo	Excelente	0,2056	0,5588	Péssimo
	Péssimo	Bom	0,2062	0,5595	Péssimo
	Péssimo	Marginal	0,2109	0,5641	Péssimo
	Péssimo	Ruim	0,2519	0,6021	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE D – CPT Para o Nó Isolação Líquida

Na Tabela D.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Isolação Líquida.

Tabela D.1 – CPT para o nó Isolação Líquida

Peso Nó Pai (p_p)	8	1	Isolação Líquida		
			FQ	CP	N_c
	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Bom	0,9684	0,9883	Excelente
	Excelente	Marginal	0,8667	0,9487	Bom
	Excelente	Ruim	0,4828	0,7650	Marginal
	Excelente	Péssimo	0,2593	0,6086	Péssimo
	Bom	Excelente	0,8154	0,9277	Bom
	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
	Bom	Marginal	0,7500	0,8996	Bom
	Bom	Ruim	0,4774	0,7619	Marginal
	Bom	Péssimo	0,2643	0,6129	Péssimo
	Marginal	Excelente	0,6121	0,8348	Marginal
	Marginal	Bom	0,6090	0,8332	Marginal
	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Ruim	0,4780	0,7622	Marginal
	Marginal	Péssimo	0,2970	0,6398	Péssimo
	Ruim	Excelente	0,4015	0,7148	Ruim
	Ruim	Bom	0,4015	0,7148	Ruim
	Ruim	Marginal	0,4020	0,7151	Ruim
	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Péssimo	0,3600	0,6867	Ruim
	Péssimo	Excelente	0,2010	0,5542	Péssimo
	Péssimo	Bom	0,2011	0,5543	Péssimo
	Péssimo	Marginal	0,2020	0,5552	Péssimo
	Péssimo	Ruim	0,2118	0,5649	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE E – CPT Para o Nó Isolação Sólida

Na Tabela E.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Isolação Sólida.

Tabela E.1 – CPT para o nó Isolação Sólida (continua)

Peso Nó Pai (p_p)	10	7	5	Isolação Sólida		
	AGD	GP	DBDS	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Excelente	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Excelente	Bom	0,9388	0,9770	Excelente
	Excelente	Excelente	Marginal	0,7838	0,9143	Bom
	Excelente	Excelente	Ruim	0,4382	0,7382	Ruim
	Excelente	Excelente	Péssimo	0,2263	0,5789	Péssimo
	Excelente	Bom	Excelente	0,9176	0,9689	Bom
	Excelente	Bom	Bom	0,8714	0,9506	Bom
	Excelente	Bom	Marginal	0,7506	0,8998	Bom
	Excelente	Bom	Ruim	0,4377	0,7379	Ruim
	Excelente	Bom	Péssimo	0,2275	0,5800	Péssimo
	Excelente	Marginal	Excelente	0,7395	0,8949	Bom
	Excelente	Marginal	Bom	0,7209	0,8866	Bom
	Excelente	Marginal	Marginal	0,6690	0,8625	Marginal
	Excelente	Marginal	Ruim	0,4403	0,7395	Ruim
	Excelente	Marginal	Péssimo	0,2357	0,5876	Péssimo
	Excelente	Ruim	Excelente	0,4247	0,7297	Ruim
	Excelente	Ruim	Bom	0,4245	0,7296	Ruim
	Excelente	Ruim	Marginal	0,4263	0,7308	Ruim
	Excelente	Ruim	Ruim	0,4098	0,7203	Ruim
	Excelente	Ruim	Péssimo	0,2907	0,6348	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Excelente	0,2168	0,5698	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Bom	0,2174	0,5704	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Marginal	0,2219	0,5747	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Ruim	0,2604	0,6096	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Péssimo	0,2066	0,5598	Péssimo
	Bom	Excelente	Excelente	0,8889	0,9576	Bom
	Bom	Excelente	Bom	0,8475	0,9409	Bom
	Bom	Excelente	Marginal	0,7381	0,8943	Bom
	Bom	Excelente	Ruim	0,4375	0,7378	Ruim
	Bom	Excelente	Péssimo	0,2280	0,5805	Péssimo
	Bom	Bom	Excelente	0,8328	0,9349	Bom
	Bom	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
	Bom	Bom	Marginal	0,7121	0,8826	Bom

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela E.1 – CPT para o nó Isolação Sólida (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	10	7	5	Isolação Sólida		
	AGD	GP	DBDS	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Bom	Bom	Ruim	0,4370	0,7375	Ruim
	Bom	Bom	Péssimo	0,2291	0,5815	Péssimo
	Bom	Marginal	Excelente	0,7042	0,8789	Bom
	Bom	Marginal	Bom	0,6891	0,8720	Marginal
	Bom	Marginal	Marginal	0,6476	0,8523	Marginal
	Bom	Marginal	Ruim	0,4396	0,7391	Ruim
	Bom	Marginal	Péssimo	0,2372	0,5890	Péssimo
	Bom	Ruim	Excelente	0,4243	0,7295	Ruim
	Bom	Ruim	Bom	0,4242	0,7294	Ruim
	Bom	Ruim	Marginal	0,4260	0,7306	Ruim
	Bom	Ruim	Ruim	0,4098	0,7202	Ruim
	Bom	Ruim	Péssimo	0,2913	0,6353	Péssimo
	Bom	Péssimo	Excelente	0,2181	0,5710	Péssimo
	Bom	Péssimo	Bom	0,2187	0,5717	Péssimo
	Bom	Péssimo	Marginal	0,2231	0,5759	Péssimo
	Bom	Péssimo	Ruim	0,2611	0,6102	Péssimo
	Bom	Péssimo	Péssimo	0,2074	0,5606	Péssimo
	Marginal	Excelente	Excelente	0,6923	0,8735	Marginal
	Marginal	Excelente	Bom	0,6789	0,8672	Marginal
	Marginal	Excelente	Marginal	0,6418	0,8495	Marginal
	Marginal	Excelente	Ruim	0,4411	0,7400	Ruim
	Marginal	Excelente	Péssimo	0,2395	0,5911	Péssimo
	Marginal	Bom	Excelente	0,6739	0,8648	Marginal
	Marginal	Bom	Bom	0,6621	0,8592	Marginal
	Marginal	Bom	Marginal	0,6298	0,8436	Marginal
	Marginal	Bom	Ruim	0,4406	0,7397	Ruim
	Marginal	Bom	Péssimo	0,2405	0,5920	Péssimo
	Marginal	Marginal	Excelente	0,6274	0,8424	Marginal
	Marginal	Marginal	Bom	0,6199	0,8387	Marginal
	Marginal	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Marginal	Ruim	0,4428	0,7410	Ruim
	Marginal	Marginal	Péssimo	0,2479	0,5986	Péssimo
	Marginal	Ruim	Excelente	0,4278	0,7317	Ruim
	Marginal	Ruim	Bom	0,4277	0,7316	Ruim
	Marginal	Ruim	Marginal	0,4293	0,7326	Ruim
	Marginal	Ruim	Ruim	0,4125	0,7220	Ruim
	Marginal	Ruim	Péssimo	0,2966	0,6395	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Excelente	0,2268	0,5794	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Bom	0,2274	0,5800	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela E.1 – CPT para o nó Isolaco Slida (continuao)

Peso N Pai (p_p)	10	7	5	Isolaco Slida		
	AGD	GP	DBDS	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Marginal	Pssimo	Marginal	0,2316	0,5838	Pssimo
	Marginal	Pssimo	Ruim	0,2667	0,6149	Pssimo
	Marginal	Pssimo	Pssimo	0,2129	0,5660	Pssimo
	Ruim	Excelente	Excelente	0,4141	0,7230	Ruim
	Ruim	Excelente	Bom	0,4140	0,7229	Ruim
	Ruim	Excelente	Marginal	0,4156	0,7239	Ruim
	Ruim	Excelente	Ruim	0,4055	0,7175	Ruim
	Ruim	Excelente	Pssimo	0,3049	0,6460	Pssimo
	Ruim	Bom	Excelente	0,4140	0,7229	Ruim
	Ruim	Bom	Bom	0,4139	0,7229	Ruim
	Ruim	Bom	Marginal	0,4155	0,7239	Ruim
	Ruim	Bom	Ruim	0,4055	0,7175	Ruim
	Ruim	Bom	Pssimo	0,3052	0,6462	Pssimo
	Ruim	Marginal	Excelente	0,4161	0,7243	Ruim
	Ruim	Marginal	Bom	0,4161	0,7243	Ruim
	Ruim	Marginal	Marginal	0,4175	0,7252	Ruim
	Ruim	Marginal	Ruim	0,4072	0,7185	Ruim
	Ruim	Marginal	Pssimo	0,3082	0,6485	Pssimo
	Ruim	Ruim	Excelente	0,4035	0,7161	Ruim
	Ruim	Ruim	Bom	0,4035	0,7161	Ruim
	Ruim	Ruim	Marginal	0,4046	0,7169	Ruim
	Ruim	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Ruim	Pssimo	0,3259	0,6620	Ruim
	Ruim	Pssimo	Excelente	0,2863	0,6312	Pssimo
	Ruim	Pssimo	Bom	0,2865	0,6314	Pssimo
	Ruim	Pssimo	Marginal	0,2885	0,6330	Pssimo
	Ruim	Pssimo	Ruim	0,3034	0,6449	Pssimo
	Ruim	Pssimo	Pssimo	0,2588	0,6082	Pssimo
	Pssimo	Excelente	Excelente	0,2095	0,5627	Pssimo
	Pssimo	Excelente	Bom	0,2100	0,5632	Pssimo
	Pssimo	Excelente	Marginal	0,2132	0,5664	Pssimo
	Pssimo	Excelente	Ruim	0,2442	0,5954	Pssimo
	Pssimo	Excelente	Pssimo	0,2037	0,5569	Pssimo
	Pssimo	Bom	Excelente	0,2101	0,5633	Pssimo
	Pssimo	Bom	Bom	0,2106	0,5638	Pssimo
	Pssimo	Bom	Marginal	0,2139	0,5670	Pssimo
	Pssimo	Bom	Ruim	0,2447	0,5958	Pssimo

Fonte: prprio autor (2019)

Tabela E.1 – CPT para o nó Isolação Sólida (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	10	7	5	Isolação Sólida		
	AGD	GP	DBDS	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Péssimo	Bom	Péssimo	0,2042	0,5574	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Excelente	0,2147	0,5678	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Bom	0,2152	0,5682	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Marginal	0,2183	0,5713	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Ruim	0,2479	0,5986	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Péssimo	0,2073	0,5605	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Excelente	0,2546	0,6046	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Bom	0,2549	0,6048	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Marginal	0,2569	0,6066	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Ruim	0,2750	0,6219	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Péssimo	0,2378	0,5896	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Excelente	0,2023	0,5556	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Bom	0,2026	0,5558	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Marginal	0,2047	0,5579	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Ruim	0,2256	0,5783	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE F – CPT Para o Nó Sistema Isolante

Na Tabela F.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó “Sistema Isolante”.

Tabela F.1 – CPT para o nó Sistema Isolante (continua)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Sistema Isolante		
	Dielétrico	Isolação Líquida	Isolação Sólida	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Excelente	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Excelente	Bom	0,9143	0,9676	Bom
	Excelente	Excelente	Marginal	0,7333	0,8922	Bom
	Excelente	Excelente	Ruim	0,4231	0,7287	Ruim
	Excelente	Excelente	Péssimo	0,2157	0,5688	Péssimo
	Excelente	Bom	Excelente	0,9143	0,9676	Bom
	Excelente	Bom	Bom	0,8500	0,9420	Bom
	Excelente	Bom	Marginal	0,7077	0,8806	Bom
	Excelente	Bom	Ruim	0,4229	0,7286	Ruim
	Excelente	Bom	Péssimo	0,2166	0,5696	Péssimo
	Excelente	Marginal	Excelente	0,7333	0,8922	Bom
	Excelente	Marginal	Bom	0,7077	0,8806	Bom
	Excelente	Marginal	Marginal	0,6444	0,8508	Marginal
	Excelente	Marginal	Ruim	0,4255	0,7302	Ruim
	Excelente	Marginal	Péssimo	0,2229	0,5756	Péssimo
	Excelente	Ruim	Excelente	0,4231	0,7287	Ruim
	Excelente	Ruim	Bom	0,4229	0,7286	Ruim
	Excelente	Ruim	Marginal	0,4255	0,7302	Ruim
	Excelente	Ruim	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Excelente	Ruim	Péssimo	0,2715	0,6190	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Excelente	0,2157	0,5688	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Bom	0,2166	0,5696	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Marginal	0,2229	0,5756	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Ruim	0,2715	0,6190	Péssimo
	Excelente	Péssimo	Péssimo	0,2040	0,5572	Péssimo
	Bom	Excelente	Excelente	0,9143	0,9676	Bom
	Bom	Excelente	Bom	0,8500	0,9420	Bom
	Bom	Excelente	Marginal	0,7077	0,8806	Bom
	Bom	Excelente	Ruim	0,4229	0,7286	Ruim
	Bom	Excelente	Péssimo	0,2166	0,5696	Péssimo
	Bom	Bom	Excelente	0,8500	0,9420	Bom
	Bom	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela F.1 – CPT para o nó Sistema Isolante (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Sistema Isolante		
	Dielétrico	Isolação Líquida	Isolação Sólida	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Bom	Bom	Marginal	0,6857	0,8704	Marginal
	Bom	Bom	Ruim	0,4226	0,7285	Ruim
	Bom	Bom	Péssimo	0,2175	0,5705	Péssimo
	Bom	Marginal	Excelente	0,7077	0,8806	Bom
	Bom	Marginal	Bom	0,6857	0,8704	Marginal
	Bom	Marginal	Marginal	0,6316	0,8445	Marginal
	Bom	Marginal	Ruim	0,4252	0,7301	Ruim
	Bom	Marginal	Péssimo	0,2237	0,5764	Péssimo
	Bom	Ruim	Excelente	0,4229	0,7286	Ruim
	Bom	Ruim	Bom	0,4226	0,7285	Ruim
	Bom	Ruim	Marginal	0,4252	0,7301	Ruim
	Bom	Ruim	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Bom	Ruim	Péssimo	0,2719	0,6194	Péssimo
	Bom	Péssimo	Excelente	0,2166	0,5696	Péssimo
	Bom	Péssimo	Bom	0,2175	0,5705	Péssimo
	Bom	Péssimo	Marginal	0,2237	0,5764	Péssimo
	Bom	Péssimo	Ruim	0,2719	0,6194	Péssimo
	Bom	Péssimo	Péssimo	0,2045	0,5577	Péssimo
	Marginal	Excelente	Excelente	0,7333	0,8922	Bom
	Marginal	Excelente	Bom	0,7077	0,8806	Bom
	Marginal	Excelente	Marginal	0,6444	0,8508	Marginal
	Marginal	Excelente	Ruim	0,4255	0,7302	Ruim
	Marginal	Excelente	Péssimo	0,2229	0,5756	Péssimo
	Marginal	Bom	Excelente	0,7077	0,8806	Bom
	Marginal	Bom	Bom	0,6857	0,8704	Marginal
	Marginal	Bom	Marginal	0,6316	0,8445	Marginal
	Marginal	Bom	Ruim	0,4252	0,7301	Ruim
	Marginal	Bom	Péssimo	0,2237	0,5764	Péssimo
	Marginal	Marginal	Excelente	0,6444	0,8508	Marginal
	Marginal	Marginal	Bom	0,6316	0,8445	Marginal
	Marginal	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Marginal	Ruim	0,4276	0,7316	Ruim
	Marginal	Marginal	Péssimo	0,2296	0,5820	Péssimo
	Marginal	Ruim	Excelente	0,4255	0,7302	Ruim
	Marginal	Ruim	Bom	0,4252	0,7301	Ruim
	Marginal	Ruim	Marginal	0,4276	0,7316	Ruim
	Marginal	Ruim	Ruim	0,4077	0,7189	Ruim
	Marginal	Ruim	Péssimo	0,2753	0,6222	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela F.1 – CPT para o nó Sistema Isolante (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Sistema Isolante		
	Dielétrico	Isolação Líquida	Isolação Sólida	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Marginal	Péssimo	Excelente	0,2229	0,5756	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Bom	0,2237	0,5764	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Marginal	0,2296	0,5820	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Ruim	0,2753	0,6222	Péssimo
	Marginal	Péssimo	Péssimo	0,2078	0,5611	Péssimo
	Ruim	Excelente	Excelente	0,4231	0,7287	Ruim
	Ruim	Excelente	Bom	0,4229	0,7286	Ruim
	Ruim	Excelente	Marginal	0,4255	0,7302	Ruim
	Ruim	Excelente	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Excelente	Péssimo	0,2715	0,6190	Péssimo
	Ruim	Bom	Excelente	0,4229	0,7286	Ruim
	Ruim	Bom	Bom	0,4226	0,7285	Ruim
	Ruim	Bom	Marginal	0,4252	0,7301	Ruim
	Ruim	Bom	Ruim	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Bom	Péssimo	0,2719	0,6194	Péssimo
	Ruim	Marginal	Excelente	0,4255	0,7302	Ruim
	Ruim	Marginal	Bom	0,4252	0,7301	Ruim
	Ruim	Marginal	Marginal	0,4276	0,7316	Ruim
	Ruim	Marginal	Ruim	0,4077	0,7189	Ruim
	Ruim	Marginal	Péssimo	0,2753	0,6222	Péssimo
	Ruim	Ruim	Excelente	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Ruim	Bom	0,4059	0,7177	Ruim
	Ruim	Ruim	Marginal	0,4077	0,7189	Ruim
	Ruim	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Ruim	Péssimo	0,3000	0,6422	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Excelente	0,2715	0,6190	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Bom	0,2719	0,6194	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Marginal	0,2753	0,6222	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Ruim	0,3000	0,6422	Péssimo
	Ruim	Péssimo	Péssimo	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Excelente	0,2157	0,5688	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Bom	0,2166	0,5696	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Marginal	0,2229	0,5756	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Ruim	0,2715	0,6190	Péssimo
	Péssimo	Excelente	Péssimo	0,2040	0,5572	Péssimo
	Péssimo	Bom	Excelente	0,2166	0,5696	Péssimo
	Péssimo	Bom	Bom	0,2175	0,5705	Péssimo
	Péssimo	Bom	Marginal	0,2237	0,5764	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

Tabela F.1 – CPT para o nó Sistema Isolante (continuação)

Peso Nó Pai (p_p)	1	1	1	Sistema Isolante		
	Dielétrico	Isolação Líquida	Isolação Sólida	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Péssimo	Bom	Ruim	0,2719	0,6194	Péssimo
	Péssimo	Bom	Péssimo	0,2045	0,5577	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Excelente	0,2229	0,5756	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Bom	0,2237	0,5764	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Marginal	0,2296	0,5820	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Ruim	0,2753	0,6222	Péssimo
	Péssimo	Marginal	Péssimo	0,2078	0,5611	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Excelente	0,2715	0,6190	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Bom	0,2719	0,6194	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Marginal	0,2753	0,6222	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Ruim	0,3000	0,6422	Péssimo
	Péssimo	Ruim	Péssimo	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Excelente	0,2040	0,5572	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Bom	0,2045	0,5577	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Marginal	0,2078	0,5611	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Ruim	0,2400	0,5916	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE G – CPT Para o Nó Estruturas Interfaciais

Na Tabela G.1, tem-se a tabela de probabilidade condicional para o nó Estruturas Interfaciais.

Tabela G.1 – CPT para o nó Estruturas Interfaciais

Peso Nó Pai (p_p)	5	4	Estruturas Interfaciais		
	EE_BU	IV (Buchas)	N_c	$c_{parcial}$	Estado
	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente
	Excelente	Bom	0,8909	0,9584	Bom
	Excelente	Marginal	0,6952	0,8748	Marginal
	Excelente	Ruim	0,4146	0,7233	Ruim
	Excelente	Péssimo	0,2099	0,5631	Péssimo
	Bom	Excelente	0,8696	0,9499	Bom
	Bom	Bom	0,8000	0,9212	Bom
	Bom	Marginal	0,6638	0,8601	Marginal
	Bom	Ruim	0,4145	0,7232	Ruim
	Bom	Péssimo	0,2110	0,5642	Péssimo
	Marginal	Excelente	0,6667	0,8614	Marginal
	Marginal	Bom	0,6462	0,8516	Marginal
	Marginal	Marginal	0,6000	0,8287	Marginal
	Marginal	Ruim	0,4182	0,7256	Ruim
	Marginal	Péssimo	0,2190	0,5720	Péssimo
	Ruim	Excelente	0,4094	0,7200	Ruim
	Ruim	Bom	0,4094	0,7200	Ruim
	Ruim	Marginal	0,4120	0,7217	Ruim
	Ruim	Ruim	0,4000	0,7138	Ruim
	Ruim	Péssimo	0,2769	0,6235	Péssimo
	Péssimo	Excelente	0,2063	0,5596	Péssimo
	Péssimo	Bom	0,2071	0,5603	Péssimo
	Péssimo	Marginal	0,2124	0,5656	Péssimo
	Péssimo	Ruim	0,2571	0,6068	Péssimo
	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,5532	Péssimo

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE H – CPT Para o Nó Transformador

Para o nó Transformador, tem-se uma tabela de probabilidade condicional com exatamente $5^6 = 15.625$ linhas, uma vez que este nó possui seis nós pais, cada um com cinco possíveis estados. Sendo assim, a apresentação, neste trabalho, da CPT completa demandaria um número elevado de páginas e tornaria a consulta de combinações de estados pouco prática para o leitor. Devido a isto, uma vez que se apresentou o método utilizado para a obtenção de todas as CPTs da rede bayesiana desenvolvida, optou-se, neste apêndice, por apresentar apenas algumas linhas desta CPT, para fins de exemplificação (vide Tabela H.1).

Todavia, se houver a necessidade de se obter a probabilidade a posteriori referente a uma combinação de estados não contemplada nas linhas aqui apresentadas, basta que se utilizem as tabelas apresentadas na Seção 3.2 e a Equação (3.2).

Tabela H.1 – Algumas dentre as linhas da CPT para o nó Transformador

Peso Nó Pai (p_p)						Circuito Elétrico		
5	5	5	5	3	1	N_c	C_{final}	Estado
Circuito Elétrico	Núcleo Magnético	Sistema Isolante	Estruturas Interfaciais	Tanques e Acessórios	TCs de Buchas			
Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	1,0000	1,0000	Excelente+
Excelente	Bom	Péssimo	Excelente	Excelente	Bom	0,3477	0,3477	Péssimo-
Excelente	Ruim	Bom	Ruim	Ruim	Péssimo	0,4157	0,4157	Péssimo
Bom	Excelente	Bom	Excelente	Bom	Marginal	0,8358	0,8358	Bom+
Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	Bom	0,8000	0,8000	Bom
Bom	Bom	Marginal	Péssimo	Ruim	Excelente	0,3580	0,3580	Péssimo-
Marginal	Excelente	Bom	Excelente	Péssimo	Marginal	0,4389	0,4389	Péssimo
Marginal	Bom	Ruim	Péssimo	Péssimo	Bom	0,3099	0,3099	Péssimo-
Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	Marginal	0,6000	0,6000	Ruim+
Marginal	Ruim	Bom	Excelente	Péssimo	Marginal	0,4043	0,4043	Péssimo
Ruim	Bom	Marginal	Excelente	Excelente	Excelente	0,5393	0,5393	Ruim-
Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	Ruim	0,4000	0,4000	Péssimo-
Ruim	Péssimo	Bom	Ruim	Péssimo	Péssimo	0,2960	0,2960	Péssimo-
Ruim	Péssimo	Bom	Péssimo	Bom	Péssimo	0,2704	0,2704	Péssimo-
Péssimo	Bom	Excelente	Excelente	Ruim	Ruim	0,3446	0,3446	Péssimo-
Péssimo	Marginal	Ruim	Excelente	Péssimo	Bom	0,3088	0,3088	Péssimo-
Péssimo	Ruim	Péssimo	Bom	Bom	Ruim	0,2808	0,2808	Péssimo-
Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	Péssimo	0,2000	0,2000	Péssimo-

Fonte: próprio autor (2019)

APÊNDICE I – Código MATLAB

Em subsequência tem-se o código MATLAB referente à implementação da rede bayesiana deste trabalho.

```
%Rede Bayesiana para Estimativa da Confiabilidade de Transformadores de
%Potência Imersos em Óleo Mineral Isolante
%Dissertação de Mestrado - Yuri Andrade Dias - 2019

clc
clear all
close all

%Inicialização da BNT

cd C:\Users\Yuri\Desktop\bnt-master
addpath(genpathKPM(pwd))
Nome_Arquivo = 'CPTs_v38.xlsx';
%Início do Código

N = 22; %Declaração do número de nós da rede bayesiana
dag = zeros(N,N);

%Declaração dos nós da rede bayesiana (a cada um, associa-se um número)
EE_CE = 1; EE_RE = 2; EE_RT = 3; FQ = 4; CP = 5;
Isolacao_Liquida = 6; AGD = 7; GP = 8; DBDS = 9; Isolacao_Solida = 10;
EE_RI = 11; EE_FP = 12; Ensaio_Dielectricos = 13;
EE_BU = 14; IV_Buchas = 15; Circuito_Eletrico = 16;
Nucleo_Magnetico = 17; Sistema_Isolante = 18; Estruturas_Interfaciais = 19;
Tanques_e_Acessorios = 20; TCs_de_Buchas = 21; Transformador = 22;

%Definição dos arcos da rede e suas orientações:
dag(EE_CE,Nucleo_Magnetico)=1;
dag(EE_RT,Nucleo_Magnetico)=1;
dag(EE_CE,Circuito_Eletrico)=1;
```

```

dag(EE_RE,Circuito_Eletrico)=1;
dag(EE_RT,Circuito_Eletrico)=1;
dag(Circuito_Eletrico,Transformador)=1;
dag(EE_BU,Estruturas_Interfaciais)=1;
dag(IV_Buchas,Estruturas_Interfaciais)=1;
dag(Estruturas_Interfaciais,Transformador)=1;
dag(Nucleo_Magnetico,Transformador)=1;
dag(Tanques_e_Acessorios,Transformador)=1;
dag(TCs_de_Buchas,Transformador)=1;
dag(FQ,Isolacao_Liquida)=1;
dag(CP,Isolacao_Liquida)=1;
dag(Isolacao_Liquida,Sistema_Isolante)=1;
dag(EE_RI,Ensaio_Dieletricos)=1;
dag(EE_FP,Ensaio_Dieletricos)=1;
dag(Ensaio_Dieletricos,Sistema_Isolante)=1;
dag(AGD,Isolacao_Solida)=1;
dag(GP,Isolacao_Solida)=1;
dag(DBDS,Isolacao_Solida)=1;
dag(Isolacao_Solida,Sistema_Isolante)=1;
dag(Sistema_Isolante,Transformador)=1;

discrete_nodes = 1:N; %Os 23 nós da rede são discretos

node_sizes = [5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 2];

bnet = mk_bnet(dag, node_sizes, 'names', {EE_CE, EE_RE, EE_RT, FQ,...
    CP, Isolacao_Liquida, AGD, GP, DBDS, Isolacao_Solida, EE_RI, EE_FP,...
    Ensaio_Dieletricos, EE_BU, IV_Buchas, ...
    Circuito_Eletrico, Nucleo_Magnetico, Sistema_Isolante, ...
    Estruturas_Interfaciais, Tanques_e_Acessorios, TCs_de_Buchas, Transformador}, 'discrete', 1:22); %Definição dos
nomes dos nós da rede

% Definição das probabilidades de ocorrência de cada um dos possíveis
% resultados das técnicas preditivas
bnet.CPD{EE_BU} = tabular_CPD(bnet, EE_BU, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{IV_Buchas} = tabular_CPD(bnet, IV_Buchas, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{EE_CE} = tabular_CPD(bnet, EE_CE, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{EE_RI} = tabular_CPD(bnet, EE_RI, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{EE_RE} = tabular_CPD(bnet, EE_RE, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);

```

```

bnet.CPD{EE_FP} = tabular_CPD(bnet, EE_FP, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{EE_RT} = tabular_CPD(bnet, EE_RT, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{Tanques_e_Acessorios} = tabular_CPD(bnet, Tanques_e_Acessorios, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{FQ} = tabular_CPD(bnet, FQ, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{CP} = tabular_CPD(bnet, CP, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{GP} = tabular_CPD(bnet, GP, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{AGD} = tabular_CPD(bnet, AGD, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{GP} = tabular_CPD(bnet, GP, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{DBDS} = tabular_CPD(bnet, DBDS, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);
bnet.CPD{TCs_de_Buchas} = tabular_CPD(bnet, TCs_de_Buchas, [0.2 0.2 0.2 0.2 0.2]);

bnet.CPD{Circuito_Eletrico} = tabular_CPD(bnet, Circuito_Eletrico, [xlsread(Nome_Arquivo, 'B3:B627')]);
bnet.CPD{Estruturas_Interfaciais} = tabular_CPD(bnet, Estruturas_Interfaciais, [xlsread(Nome_Arquivo, 'C3:C127')]);
bnet.CPD{Nucleo_Magnetico} = tabular_CPD(bnet, Nucleo_Magnetico, [xlsread(Nome_Arquivo, 'D3:D127')]);
bnet.CPD{Sistema_Isolante} = tabular_CPD(bnet, Sistema_Isolante, [xlsread(Nome_Arquivo, 'E3:E627')]);
bnet.CPD{Isolacao_Solida} = tabular_CPD(bnet, Isolacao_Solida, [xlsread(Nome_Arquivo, 'F3:F627')]);
bnet.CPD{Isolacao_Liquida} = tabular_CPD(bnet, Isolacao_Liquida, [xlsread(Nome_Arquivo, 'G3:G127')]);
bnet.CPD{Ensaio_Dieletricos} = tabular_CPD(bnet, Ensaio_Dieletricos, [xlsread(Nome_Arquivo, 'H3:H127')]);
bnet.CPD{Transformador} = tabular_CPD(bnet, Transformador, [xlsread(Nome_Arquivo, 'I3:I15627')'
xlsread(Nome_Arquivo, 'J3:J15627')']);

%Desenha a rede cuja estrutura foi definida
G = bnet.dag;
draw_graph(G);

%Entrada de Dados Para Cálculo da Confiabilidade Final do Transformador
NovaAnalise = 1;
while NovaAnalise == 1
    engine = jtree_inf_engine(bnet);
    evidence = cell(1,N);
    evidence{EE_FP} = input('\n\nEvidência EE_FP: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 +
Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
    evidence{EE_RI} = input('Evidência EE_RI: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 +
Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
    evidence{EE_CE} = input('Evidência EE_CE: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 +
Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
    evidence{EE_RE} = input('Evidência EE_RE: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 +
Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');

```

```

evidence{EE_RT} = input('Evidência EE_RT: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 +
Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{FQ} = input('Evidência FQ: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter -
Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{CP} = input('Evidência CP: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter -
Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{AGD} = input('Evidência AGD: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter -
Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{GP} = input('Evidência GP: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter -
Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{DBDS} = input('Evidência DBDS: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter
- Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{Tanques_e_Acessorios} = input('Evidência IV: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter -
Marginal; 4 + Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{TCs_de_Buchas} = input('Evidência EE_TCB: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal;
4 + Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{IV_Buchas} = input('Evidência IV_BU (Apenas Parte de Buchas): 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3
+ Enter - Marginal; 4 + Enter - Ruim; 5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
evidence{EE_BU} = input('EE_BU: 1 + Enter - Excelente; 2 + Enter - Bom; 3 + Enter - Marginal; 4 + Enter - Ruim;
5 + Enter - Péssimo; Enter - Ensaio Não Realizado\n');
[engine, loglik] = enter_evidence(engine,evidence);

% Determinação da confiabilidade final (nó "Transformador")
marg = marginal_nodes(engine,Transformador);
marg.T;
p = marg.T(1);
sprintf('Confiabilidade final estimada - Transformador = %f.',p)

%Classificação da confiabilidade final

if (p >= 0.9130) && (p <= 1.0000)
    sprintf('Excelente+')
end
if (p >= 0.9000) && (p < 0.9130)
    sprintf('Excelente')
end
if (p >= 0.8380) && (p < 0.9000)
    sprintf('Excelente-')
end
end

```

```
if (p >= 0.8130) && (p < 0.8380)
    sprintf('Bom+')
end
if (p >= 0.8000) && (p < 0.8130)
    sprintf('Bom')
end
if (p >= 0.7250) && (p < 0.8000)
    sprintf('Bom-')
end
if (p >= 0.7100) && (p < 0.7250)
    sprintf('\nMarginal+')
end
if (p >= 0.6750) && (p < 0.7100)
    sprintf('Marginal')
end
if (p >= 0.6500) && (p < 0.6750)
    sprintf('Marginal-')
end
if (p >= 0.6000) && (p < 0.6500)
    sprintf('Ruim+')
end
if (p >= 0.5500) && (p < 0.6000)
    sprintf('Ruim')
end
if (p >= 0.5250) && (p < 0.5500)
    sprintf('Ruim-')
end
if (p >= 0.5000) && (p < 0.5250)
    sprintf('Péssimo+')
end
if (p >= 0.4000) && (p < 0.5000)
    sprintf('Péssimo')
end
if (p >= 0.0000) && (p < 0.4000)
    sprintf('Péssimo-')
end

% Determinação das confiabilidades parciais (nós intermediários)
```

```
marg = marginal_nodes(engine,Circuito_Eletrico);
sprintf('Classificação - Circuito Elétrico:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Nucleo_Magnetico);
sprintf('Classificação - Núcleo Magnético:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Estruturas_Interfaciais);
sprintf('Classificação - Estruturas Interfaciais:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Sistema_Isolante);
sprintf('Classificação - Sistema Isolante:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Isolacao_Liquida);
sprintf('Classificação - Isolação Líquida:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Isolacao_Solida);
sprintf('Classificação - Isolação Sólida:')
marg.T

marg = marginal_nodes(engine,Ensaio_Dieletricos);
sprintf('Classificação - Dielétrico:')
marg.T

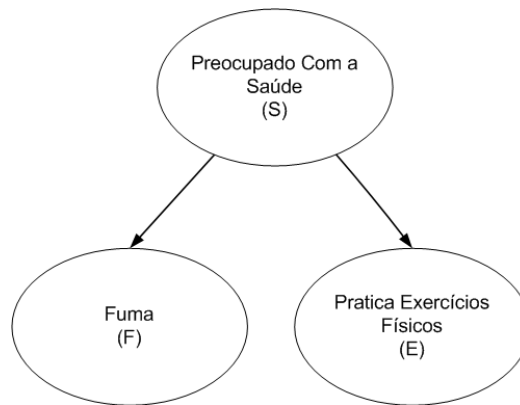
NovaAnalise = input('Digite 1 + Enter para uma fazer uma nova estimativa de confiabilidade ou Enter para
finalizar a execução do código\n');
end
```

APÊNDICE J – Método da Máxima Verossimilhança

No que tange à aplicação do método da máxima verossimilhança, a estimativa de parâmetros (CPTs) muda quando se tem uma base de dados completa (todas as evidências) e quando se tem uma base de dados incompleta (poucas ou nenhuma evidência).

Suponha que se tem como objetivo estimar os parâmetros da rede bayesiana apresentada na Figura J.1 [1], que relaciona a preocupação com a saúde com os hábitos de fumar e praticar exercícios físicos por parte de pacientes.

Figura J.1 – Rede bayesiana de preocupação com a saúde



Fonte: Darwiche (2009) [1]

Os conjuntos de dados (observações) D para a rede da Figura 1, por sua vez, é apresentado na Tabela J.1.

Tabela J.1 – Conjunto de dados para a RB da Figura J

Caso	S	F	E
1	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
2	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
3	Falso	Verdadeiro	Falso
4	Falso	Falso	Verdadeiro
5	Verdadeiro	Falso	Falso
6	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
7	Falso	Falso	Falso
8	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
9	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
10	Falso	Falso	Verdadeiro
11	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
12	Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro
13	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
14	Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro
15	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro
16	Verdadeiro	Falso	Verdadeiro

Fonte: Darwiche (2009) [1]

Conforme descrito em [1], primeiramente se assume que o conjunto de dados foi simulado de uma rede bayesiana verdadeira, que segue uma distribuição de probabilidade P_0 , como descrito na Seção 2.3.3.2. Dada esta condição. Define-se uma distribuição empírica $P_{r_D}(\cdot)$, dada pela Equação (J.1), que resume o conjunto de dados da Tabela 1 nas probabilidades relacionadas na Tabela J.2.

$$P_{r_D}(s, f, e) = \frac{D\#(s, f, e)}{N} \quad (\text{J.1})$$

Sendo $D\#(s, f, e)$ o número de casos do conjunto de dados D que satisfaz às condições s , f e e e N o número total de casos de D . Por exemplo. Se s é $S = Verdadeiro$, f é $F = Verdadeiro$ e e é $E = Verdadeiro$, $D\#(s, f, e) = 2$, pois apenas os casos 12 e 14 da Tabela J.1 satisfazem às condições requeridas. Como, neste caso, $N = 16$, tem-se que $P_{r_D}(s, f, e) = 2/16 = 1/8$.

Tabela J.2 – Distribuição empírica para o conjunto de dados da Tabela J.1

S	F	E	$P_{r_D}(\cdot)$
Verdadeiro	Verdadeiro	Verdadeiro	1/8
Verdadeiro	Verdadeiro	Falso	0/16
Verdadeiro	Falso	Verdadeiro	9/16
Verdadeiro	Falso	Falso	1/16
Falso	Verdadeiro	Verdadeiro	0/16
Falso	Verdadeiro	Falso	1/16
Falso	Falso	Verdadeiro	1/8
Falso	Falso	Falso	1/16

Fonte: Darwiche (2009) [1]

Referências

- [1] DARWICHE, A. **Modeling and Reasoning with Bayesian Networks**. Cambridge University Press, Cambridge, 2009.