

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

HASLAN RANELLI SANTANA BERNARDES

**DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO
DE ENERGIA ELÉTRICA USANDO A ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO E A REDE
NEURAL ARTIFICIAL ARTMAP-*FUZZY***

Ilha Solteira

2019

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

HAI LAN RANELLI SANTANA BERNARDES

**DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO
DE ENERGIA ELÉTRICA USANDO A ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO E A REDE
NEURAL ARTIFICIAL ARTMAP-FUZZY**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de conhecimento: Automação.

Prof. Dr. Carlos Roberto Minussi

Orientador

Dr. Mauro de Souza Tonelli Neto

Coorientador

Ilha Solteira

2019

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

B522d Bernardes, Haislan Ranelli Santana.
Detecção e classificação de faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica usando a análise multirresolução e a rede neural artificial ARTMAP-fuzzy / Haislan Ranelli Santana Bernardes. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2019
94 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. Área de conhecimento: Automação, 2019

Orientador: Carlos Roberto Minussi
Co-orientador: Mauro de Souza Tonelli Neto
Inclui bibliografia

1. Inteligência artificial. 2. Redes neurais artificiais. 3. Detecção de falta de curto-circuito. 4. Artmap-fuzzy. 5. Análise multirresolução.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE FALTAS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA USANDO A ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO E A REDE NEURAL ARTIFICIAL ARTMAP-FUZZY

AUTOR: HAISLAN RANELLI SANTANA BERNARDES

ORIENTADOR: CARLOS ROBERTO MINUSSI

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: Automação pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. DILSON AMANCIO ALVES

Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. JOSÉ GUILHERME MAGALINI SANTOS DECANINI

Câmpus de Presidente Epitácio / Instituto Federal de São Paulo - IFSP

Ilha Solteira, 05 de julho de 2019

DEDICO

Aos meus filhos **Arthur** e **Conrado**, e ao
meu amigo **Silas Henrique Palmieri Maia**
(*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Rezivan e Sillei, pelo carinho, amor e superação, pelos ensinamentos e compreensão, pelo apoio nos momentos difíceis e pelos inúmeros sorrisos e lágrimas compartilhados. Aos meus irmãos Heisler e Haron, pelo carinho e companheirismo.

À minha companheira por anos, Anelivia, por toda dedicação, companheirismo, cumplicidade e emoções compartilhadas.

Ao meu orientador Carlos Roberto Minussi, pela paciência e empenho, pelo companheirismo e entusiasmo. Às professoras Anna Diva e Mara Lopes por todas as contribuições e palavras de entusiasmo.

Ao meu coorientador Mauro de Souza Tonelli Neto, pelo conhecimento compartilhado, pelos momentos de descontração e pelas conversas de apoio e compreensão.

Aos meus colegas de laboratório Carlos, Carol, Douglas, Marleide, Monara, Ronald e Salvador, pelo apoio, pelo conhecimento compartilhado e pelos momentos de descontração.

Às minhas amigas Aline, Tânia e Tatiana, pelas longas conversas, pelos conselhos, pelo afeto e pelas inúmeras lágrimas compartilhadas.

Aos meus amigos, Bruno, Diogo, Gil, Lázaro, Marco, pelo acolhimento, pelo companheirismo, pelos momentos de confraternização, pelas palavras de apoio e pelas inúmeras gargalhadas e conversas divididas.

Aos meus amigos e colegas de trabalho, Alexandre, Andryos, Carlos, Charles, Leonardo, Tiago, Fernando, José Guilherme e Willians.

À FEIS/UNESP e a todos os seus funcionários e colaboradores, pela estrutura e pelos serviços prestados.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Estado de São Paulo (IFSP) pelo incentivo acadêmico.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

“Quem deve enfrentar monstros deve permanecer atento para não se tornar também um monstro. Se olhares demasiado tempo dentro de um abismo, o abismo acabará por olhar dentro de ti.”

(Friedrich Wilhelm Nietzsche, 1886)

RESUMO

Esta pesquisa apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta para a detecção e classificação de curtos-circuitos em sistemas de distribuição de energia elétrica, a qual é baseada no uso combinado da análise multirresolução e rede neural ARTMAP-*fuzzy*. A análise multirresolução permite a identificação de singularidades nas oscilografias e a rede da família ART garante ao sistema classificador a capacidade de aprendizado contínuo de novos padrões sem perder o conhecimento previamente adquirido. Todo o processo de diagnóstico é realizado em uma única etapa, reduzindo o custo computacional da metodologia. A eficiência do sistema é verificada por uma análise direta, na qual se contabiliza a quantidade total de acertos, e por uma avaliação comparativa, a qual envolve a substituição da rede ARTMAP-*fuzzy* pela rede ARTMAP-Euclideana. Resultados mostram que o sistema é eficiente, sendo capaz de detectar e classificar 100% das falhas elétricas.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Redes neurais artificiais. Detecção de faltas de curto-circuito. Classificação de curto-circuito. ARTMAP-*fuzzy*.

ABSTRACT

This research presents the development of a tool for the detection and classification of short circuits in electric power distribution systems, which is based on the combined use of multi-resolution analysis and fuzzy ARTMAP neural network. The multiresolution analysis allows the identification of singularities in the oscillographs and the ART family network guarantees to the classifier the ability to continuously learn new patterns without losing the previously acquired knowledge. The entire diagnostic process is performed in a single step, reducing the computational effort. The efficiency of the system is verified by a direct analysis, in which the total number of hits is counted, and by a comparative evaluation, which involves the replacement of the fuzzy ARTMAP network by the Euclidean ARTMAP network. Results show that the system is efficient, being able to detect and classify 100% of the electrical faults.

Key words: Artificial intelligence. Artificial neural networks. Detection of short circuit faults. Classification of short circuit. Fuzzy ARTMAP.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sinal de tempo contínuo.....	23
Figura 2 – Representação genérica de um sistema.	24
Figura 3 – Sinal de tempo discreto.	24
Figura 4 – Diagrama unifilar de SEP básico.	35
Figura 5 – Mapa do sistema de transmissão brasileiro – horizonte 2017.....	38
Figura 6 – Sistema de distribuição radial simples.	44
Figura 7 – Sistema de distribuição em anel.....	45
Figura 8 – Componentes da corrente de curto-circuito do gerador.	48
Figura 9 – Circuito equivalente.	50
Figura 10 – As divisões do sistema nervoso central.....	53
Figura 11 – Representação simplificada do neurônio biológico.	54
Figura 12 – Neurônio não linear.....	56
Figura 13 – Funções de ativação.	58
Figura 14 – Rede não recorrente de camada única.....	59
Figura 15 – Rede não recorrente de múltiplas camadas.	60
Figura 16 – Rede neural recorrente de multiplas camadas.....	61
Figura 17 – Arquitetura ARTMAP- <i>fuzzy</i>	63
Figura 18 – Estrutura do sistema detector e classificador de curto-circuito.....	69
Figura 19 – Sinal de corrente discretizado.	70
Figura 20 – Decomposição <i>wavelet</i> para uma falta monofásica.	71

Figura 21 – Oscilografia de corrente do sistema em operação normal.	76
Figura 22 – Oscilografia de corrente do sistema em falta.	76
Figura 23 – Sistema de distribuição modelado no software ATP/EMTP.	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características das topologias de subestações (continua).....	41
Tabela 2 – Truncamento dos coeficiente de detalhe.....	71
Tabela 3 – Codificação dos estímulos do módulo ARTb.....	74
Tabela 4 – Parâmetros do sistema de distribuição de energia elétrica.	75
Tabela 5 – Potência individual dos ramos em função do carregamento total.	77
Tabela 6 – Parâmetros iniciais da RNA ARTMAP- <i>fuzzy</i>	78
Tabela 7 – Frequências típicas de ocorrências de curtos-circuitos.....	79
Tabela 8 – Desempenho da metodologia proposta.....	79
Tabela 9 – Resultados da análise comparativa.	80
Tabela 10 – Comportamento do sistema em função da variação de α	81
Tabela 11 – Comportamento do sistema em função da variação de $\beta\alpha$	82
Tabela 12 – Comportamento do sistema em função da variação de ρa e $\rho diag$	83
Tabela 13 – Características elétricas do sistema de distribuição reduzido.....	94

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	TRABALHOS CORRELATOS	17
3	INTRODUÇÃO À ANÁLISE DE SINAIS	23
3.1	AMOSTRAGEM	24
3.2	A SÉRIE DE FOURIER	25
3.3	A TRANSFORMADA DE FOURIER	26
3.4	A TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER – DFT	27
3.5	A TRANSFORMADA JANELADA DE FOURIER	28
3.6	A TRANSFORMADA <i>WAVELET</i> CONTÍNUA	28
3.7	A TRANSFORMADA <i>WAVELET</i> DISCRETA.....	29
3.8	AS <i>WAVELETS</i> DE HAAR	30
3.9	ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO	31
4	SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA	34
4.1	SUBSISTEMA DE GERAÇÃO	35
4.2	SUBSISTEMA DE TRANSMISSÃO	36
4.2.1	Parâmetros das linhas de transmissão	37
4.3	SUBSISTEMA DE TRANSMISSÃO	38
4.4	SUBSISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO	39
4.4.1	Subestação de distribuição	39
4.4.2	Sistema primário	42
5	CURTO-CIRCUITO	46
5.1	LOCALIZAÇÃO DAS FONTES DAS CORRENTES DE CURTO-CIRCUITO	47
5.1.1	Curto-circuito nos terminais do gerador	47
5.1.2	Curto-circuito distante dos terminais do gerador	49
6	SISTEMAS INTELIGENTES	52
6.1	O SISTEMA NERVOSO	52
6.2	O NEURÔNIO BIOLÓGICO	53

7	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	55
7.1	O NEURÔNIO ARTIFICIAL	55
7.2	ESTRUTURA DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	59
7.3	TEORIA DA RESSONÂNCIA ADAPTATIVA.....	61
7.4	REDE NEURAL ARTMAP	62
7.5	REDE NEURAL ARTMAP- <i>FUZZY</i>	63
7.5.1	Parâmetros ARTMAP-<i>fuzzy</i>	64
7.6	ALGORITMO ARTMAP- <i>FUZZY</i>	65
7.6.1	Leitura dos padrões de entrada	65
7.6.2	Inicialização dos pesos	66
7.6.3	Leitura dos parâmetros	66
7.6.4	Escolha da categoria	66
7.6.5	Teste de vigilância	67
7.6.6	Aprendizado	68
8	METODOLOGIA PROPOSTA	69
8.1	PRÉ-PROCESSAMENTO.....	70
8.2	ENERGIA DO SINAL.....	72
8.3	NORMALIZAÇÃO	73
8.4	DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO.....	74
9	APLICAÇÃO E RESULTADOS	75
9.1	FERRAMENTAS UTILIZADAS.....	75
9.2	OSCILOGRAFIAS	75
9.3	TREINAMENTO E DIAGNÓSTICO	78
9.4	AValiação da metodologia proposta	78
9.4.1	Análise direta de desempenho	78
9.4.2	Análise comparativa de desempenho	80
9.5	ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DOS PARÂMETROS	80

9.5.1	Variação do parâmetro de escolha	81
9.5.2	Variação da taxa de aprendizagem	81
9.5.3	Variação dos parâmetros de vigilância	82
9.6	OBSERVAÇÕES QUANTO AOS DEMAIS PARÂMETROS	83
9.6.1	Taxa de aprendizagem ARTb	83
9.6.2	Parâmetro de vigilância ARTb	84
9.6.3	Parâmetro de vigilância interART	84
10	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	85
10.1	TRABALHOS FUTUROS	86
	REFERÊNCIAS	87
	APÊNDICE A – SISTEMA DE TESTES	93

1 INTRODUÇÃO

O problema de detecção e classificação de falhas nos sistemas de distribuição de energia elétrica é um dos temas de interesse da comunidade científica, sendo abordado há décadas. Vários pesquisadores apontam técnicas com desempenho notoriamente satisfatórios, as quais são baseadas em diversificados conceitos para a extração das características do sinal, *e.g.*, análise de ondas viajantes, análise multirresolução, sistemas de inferência *fuzzy* e entropia do sinal. A associação destas técnicas com os sistemas inteligentes, *e.g.*, máquina de vetor de suporte, redes neurais artificiais, algoritmo genético e sistemas imunológicos artificiais, permite determinar o estado operativo do sistema com o uso da classificação de padrões. Sendo assim, tem-se uma poderosa ferramenta que auxilia os operadores e as equipes de manutenção na tomada de decisão.

O desenvolvimento socioeconômico de qualquer país está vinculado diretamente à continuidade no fornecimento da energia elétrica (SINGH; SHILPA, 2017). O constante avanço tecnológico e a consequente demanda por qualidade nos produtos e serviços, seja para os meios de produção industrializados ou para o uso doméstico, demonstram a forte dependência da sociedade atual quanto à qualidade e disponibilidade das fontes energéticas (LIMA, 2016). Os sistemas de distribuição de energia elétrica são constituídos majoritariamente por linhas aéreas expostas ao meio ambiente, *i.e.*, os condutores elétricos estão vulneráveis às contingências decorrentes de contatos acidentais de animais e da vegetação com componentes energizados, queimadas e intempéries (DECANINI, 2012). A agilidade e precisão no processo de restauração da normalidade do sistema elétrico, perante as interrupções no fornecimento, são fundamentais para garantir a confiabilidade e a continuidade no fornecimento deste bem essencial à sociedade (BI; NI; WU, 2000). Os investimentos em novas técnicas, tecnologias e filosofias de diagnóstico/prognóstico de faltas, vêm sendo intensificados com o intuito de minimizar a atuação dos operadores de subestações, tornando o processo de diagnóstico de falhas mais ágil e preciso (TONELLI-NETO, 2015).

Com o propósito de garantir a confiabilidade do fornecimento de energia elétrica discute-se, atualmente, em ampla escala a implantação das Redes Inteligentes (*smart grids* - SG). Uma SG pode ser descrita como uma rede elétrica que coordena as necessidades e capacidades de todos os geradores, operadores e consumidores, usando tecnologias digitais de monitoramento e comunicação, a fim de operar o sistema da maneira mais eficiente possível (ELZINGA, 2011). As Redes Inteligentes já são aplicadas nos Estados Unidos da América e

em alguns países da Europa, Ásia e Oriente Médio. Entretanto, a implantação de tais tecnologias demanda grandes investimentos para a estruturação do sistema, *e.g.*, medidores inteligentes, automação e plataforma de comunicação de dados. No Brasil, bem como na maioria dos países subdesenvolvidos ou em desenvolvimento, a implementação destas redes ocorrem de maneira lenta em consequência do alto valor monetário a ser aplicado (MOREIRA, 2014). Frente às necessidades apresentadas a automação das subestações de distribuição de eletricidade (SE) é aplicada como uma alternativa menos onerosa e que, conseqüentemente, prepara o ambiente para a futura e ansiada implantação das redes inteligentes.

Quanto à ótica da reestruturação e proteção do sistema frente às faltas, os equipamentos de monitoramento de tensão e corrente, quando instalados nas SE's, fornecem dados preciosos que possibilitam a extração de informações referentes ao estado operativo do sistema (BARAN; KIM, 2006). O surgimento dos processadores digitais de alto desempenho alterou de maneira drástica e incisiva os sistemas de proteção, controle e automação. A análise de sinais objetiva extrair ou comprimir informações relevantes do sinal original usando decomposições ou transformações (OLIVEIRA, 2007). As técnicas de processamento de sinais no tratamento destes dados, aliadas às ferramentas de tomada de decisão, possibilitam tornar os dispositivos de proteção cada vez mais robustos e precisos, simplificando, assim, a atuação dos operadores e equipes de manutenção. A literatura apresenta diversos métodos de processamento digital de sinais *e.g.*: transformada de Fourier (*Fourier transform* - FT), transformada discreta de Fourier (*discrete Fourier transform* - DFT), transformada rápida de Fourier (*fast Fourier transform* - FFT) e transformada *wavelet* (*wavelet transform* - WT).

De forma complementar à garantia da fidedignidade do sistema elétrico, conta-se com o conhecimento técnico/teórico e com a experiência dos engenheiros, dos operadores e das equipes de manutenção para a identificação, localização e restabelecimento no fornecimento de energia elétrica. Os estudos envolvendo inteligência artificial (*artificial intelligence* - AI) têm o propósito de usufruir do conhecimento e experiência de um especialista para aconselhar o operador de uma usina de geração de energia ou um técnico de manutenção a solucionar um problema de determinado equipamento (MOORE *et al.*, 1985). A AI pode ser definida como a reprodução automática do pensamento e raciocínio humano, *e.g.*, tomada de decisão, resolução de problemas, aprendizado, percepção e raciocínio (IBRAHIM; MORCOS, 2002). A AI pode ser aplicada em variados campos, *e.g.*, na agricultura para decidir o melhor momento para o plantio, na logística e nos transportes para a produção de veículos

autônomos, na saúde possibilitando um diagnóstico mais rápido e preciso, nos serviços financeiros para avaliação de riscos de um investimento. Diversas pesquisas relacionadas à aplicação de AI para a automação de processos direcionados ao sistema elétrico de potência vêm sendo desenvolvidas, *e.g.*, sistemas especialistas para o diagnóstico de falhas em subestações de energia elétrica (YANG; CHANG; HUANG, 1995), redes neurais artificiais baseadas em algoritmos genéticos para a identificação de falhas em linhas de transmissão de energia elétrica (BI; NI; WU, 2000), sistemas imunológicos artificiais para detecção e classificação de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica (LIMA; LOTUFO; MINUSSI, 2015) e redes neurais baseadas em algoritmos genéticos para a estimativa da margem de carregamento do sistema de potência (RAZMI; TESHNEHLAB; SHAYANFAR, 2012).

Nesse contexto, é possível observar a necessidade do desenvolvimento de tecnologias de fácil implementação, operação simplificada e que demandem de investimentos financeiros minimizados. Assim, tem-se buscado soluções que utilizem as informações já disponibilizadas pelos sistemas de monitoramento do sistema elétrico, *e.g.*, os sinais de corrente e tensão coletados no barramento das próprias subestações.

O objetivo desse trabalho é o desenvolvimento de um sistema inteligente que permita a identificação de faltas de curto-circuito de forma rápida, eficaz e utilizando uma quantidade reduzida de informações. A metodologia proposta permite a detecção e a identificação das fases envolvidas em um curto-circuito, com baixo custo computacional. O sistema proposto combina a transformada *wavelet*, a análise multirresolução e a rede neural ARTMAP-*fuzzy*, proporcionando flexibilidade, robustez e precisão do resultado final. O método é aplicado em um sistema de distribuição de média tensão com topologia radial.

2 TRABALHOS CORRELATOS

Liang *et al.* (1998) desenvolveram um algoritmo baseado em análise multirresolução (*Multi-Resolution Analysis - MRA*) por *wavelets* para detecção e classificação de faltas em tempo real para linhas de transmissão. Os autores estabelecem critérios com a intenção de garantir a eficácia do algoritmo a um baixo custo computacional. Dessa forma a frequência de amostragem, estabelecida em 600 Hz, garante a extração das assinaturas do sinal sem comprometer o desempenho computacional. O algoritmo efetua a detecção da falta analisando os coeficientes de detalhe gerados pela MRA. Como os valores produzidos são significativamente pequenos, as variações acentuadas são interpretadas como uma falta. O módulo de detecção de faltas consiste na obtenção dos coeficientes de detalhes de primeiro nível, $D_{1a}f(n)$, $D_{1b}f(n)$ e $D_{1c}f(n)$, para cada uma das três fases do circuito. Em seguida a variação acentuada dos coeficientes é calculada e confrontada com os coeficientes de detalhe da operação normal do sistema. O módulo de classificação opera comparando os valores de variação aguda das diferentes fases. Inicialmente são somados os três primeiros valores de variação acentuada e posteriormente são obtidos os índices relativos. Os autores destacam a necessidade da análise meticulosa do efeito do ângulo de inserção da falta, visto que a consequência nos valores de variação acentuada é significativa. Outra técnica adotada é o uso do componente de sequência para solucionar o problema do ângulo de inserção na classificação de curtos-circuitos fase-fase-terra e trifásico.

Xu e Chow (2006) desenvolveram um classificador de causa de falta de energia em sistemas de distribuição de energia elétrica (*Power Distribution Fault Cause Classifier - PDFCC*). Os autores compararam os resultados de duas metodologias de classificação: Regressão Logística (*Logistic Regression - LR*) e Redes Neurais Artificiais (RNA). O sistema proposto analisa a causa das faltas de energia classificando-as em três categorias: contato com árvores, contato com animais e outras causas. O registro de faltas consta de 33 informações referentes à falta. Seis principais informações são utilizadas no processo de classificação (ID do circuito, condição climática, subestação, horário, número de fases afetadas e o dispositivo de proteção ativado). O vetor de entrada do sistema classificador utiliza um atributo de cada uma das seis de informações. O modelo de classificação atua com dois ramos que operam em paralelo. O primeiro ramo analisa se a falta é de causa animal, enquanto o segundo analisa se a origem da falta de energia é função do contato com árvores. Inicialmente, os dados sofrem uma análise estatística que indica a possibilidade $L_{i,j}$ de uma falta i ser causada por uma condição específica j . A próxima etapa é responsável pela classificação. As técnicas de

classificação (LR e RNA) são aplicadas nessa fase. A saída do módulo classificador é a probabilidade P_{ij} do vetor de entrada X ser referente à falta i . O passo seguinte realiza o cálculo do valor limite ótimo ζ_i , que permite gerar um rótulo de classe C_i . O módulo de fusão de decisão resolve possíveis conflitos gerados entre os ramos de processamento em virtude de decisões que apontem a presença de condições similares simultaneamente. Para isso estima-se a distância da probabilidade P_{ij} emitida por cada ramo em relação ao valor limite ζ_i .

Silva *et al.* (2006) propuseram uma técnica para detecção e classificação de faltas em redes de transmissão de energia elétrica baseada na Transformada *wavelet* e em uma rede neural Perceptron Multicamadas (*Mult Layer Perceptron - MLP*), usando dados obtidos da oscilografia de corrente e tensão do sistema. Inicialmente as amostras de corrente são normalizadas e em seguida aplica-se a transformada discreta *wavelet* (*Discrete Wavelet Transform - DWT*). A detecção da falta é dada analisando a energia dos coeficientes *wavelets*. A classificação utiliza as amostras de tensão e corrente referentes ao período de eliminação da falta. Os dados são normalizados e novamente amostrados com uma taxa de 1,2 kHz. Cada padrão de entrada da rede neural é formado por um janelamento que une cinco amostras consecutivas de tensão e corrente.

Dash *et al.* (2007) apresentam uma abordagem para a classificação de faltas e identificação da seção afetada usando uma máquina de vetores de suporte (SVM) para linhas de transmissão com compensador série controlado por tiristor (TCSC).. O método proposto usa amostras de corrente pós-falta para meio ciclo (dez amostras) desde o início da falta e do ângulo de disparo como entradas para o SVM. Três SVMs são treinados para fornecer classificação de falta, detecção do envolvimento do elemento terra e identificação de seção, respectivamente. Os SVMs são treinados com *kernel* polinomial e *kernel* Gaussian com diferentes valores de parâmetros para obter o classificador mais aprimorado. O método proposto apresentou rápida convergência com um menor número de amostras de treinamento em comparação com redes neurais e sistemas neuro-*fuzzy*.

Salim *et al.* (2008) propõe um novo esquema de diagnóstico de falhas para sistemas de distribuição de energia, composto por três processos diferentes: detecção e classificação de falhas, localização de falhas e determinação de seções com falhas. A técnica de detecção e classificação de falhas é baseada em *wavelets*. A técnica de localização de falhas é baseada em impedância e usa fasores fundamentais de tensão e corrente locais. O método de determinação de seção sob falha é baseado em rede neural artificial e usa os sinais locais de

corrente e tensão para estimar a seção com falha. O desempenho da metodologia proposta mostrou alta confiabilidade e robustez.

Dong *et al.* (2009) apresentam um algoritmo de classificação de faltas e seleção das fases com falha baseado da onda viajante da corrente inicial. As características de várias falhas são investigadas com base na transformada de Karenbauer. Para extrair as características dos sinais pós-falha é aplicada a transformada *wavelet*. Os resultados das simulações baseadas em EMTP mostram que o algoritmo proposto pode identificar com precisão os tipos de falta e a fase com falta na maioria das condições, especialmente na situação de falta de aterramento fase-fase com a tensão de uma das fases cruzando zero.

Akorede *et al.* (2010) desenvolveram um sistema classificador para faltas de alta impedância e comutação de bancos capacitores usando uma técnica baseada na abordagem de janela móvel, em que a janela de um ciclo da saída da DWT é movida continuamente pela amostra. O trabalho consiste no processamento dos sinais de corrente e de tensão usando o conceito de MRA para analisar as características dos sinais no domínio da frequência. Os sinais foram decompostos aplicando a DWT da família de Daubichies (Db4). O algoritmo apresentou resultados satisfatórios para detecção e classificação das HIF's, destacando-se pela capacidade em fornecer a magnitude da corrente de falta.

He *et al.* (2010) combinaram as técnicas de transformada *wavelet*, Decomposição em Valores Singulares (*Singular Value Decomposition* - SVD) e Entropia da Informação de Shannon (*Shannon's Information Entropy* - SIE) para a detecção e classificação de faltas em linhas de transmissão de extra-alta tensão. O método denominado por "Entropia Singular *wavelet*" (*Wavelet Singular Entropy* - WST) se inicia com a análise do sinal usando a uma *wavelet*-mãe da família Daubechies (db4) de quarto nível produzindo assim a matriz de coeficientes A de ordem $4 \times n$. A posteriori a matriz gerada é decomposta usando a SVD e obtém-se um vetor de valores singulares $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r\}$. Nessa etapa são aplicadas técnicas que objetivam a redução do custo computacional sem prejudicar a hipótese da matriz diagonal formada pelo vetor de valores singulares. A terceira etapa consiste em extrair a entropia dos coeficientes, para isso é associada uma probabilidade p_i a cada λ_i . A última fase consiste na aquisição de WST de ordem K .

Jiang *et al.* (2011) expõe uma estrutura híbrida para detectar e localizar uma falta em linhas de transmissão de energia elétrica. O algoritmo proposto apresenta um método de discriminação de falhas baseado nas formas de onda de corrente e tensão trifásicas medidas quando ocorrem eventos de falha. Os componentes de sequência-negativa das grandezas de corrente e tensão trifásica são usados para obter a detecção de faltas *on-line*. Os métodos de

classificação de falhas e de localização de falhas são formados por uma variedade de métodos incluindo transformada *wavelets* multinível, análise dos principais componentes, máquinas de vetor de suporte e redes neurais de estrutura adaptativa. Todas essas ferramentas são incorporadas à estrutura para identificar o tipo de falha e a localização simultaneamente.

Decanini *et al.* (2012) apresentaram uma estratégia para a detecção e classificação automática de curtos-circuitos no sistema de distribuição estruturada em estatística descritiva e análise das formas de onda no domínio *wavelet*. No procedimento as características dos sinais de tensão e corrente são extraídas empregando a transformada discreta *wavelet* (*Discrete Wavelet Transform - DWT*), a análise multirresolução e o conceito de energia. Os índices comportamentais obtidos compõem os vetores de entrada para um conjunto de três redes neurais artificiais da família ART (*Adaptive Resonance Theory*) – ARTMAP *fuzzy* – paralelas entre si. O estágio de detecção consiste basicamente na obtenção da média aritmética dos módulos dos coeficientes de detalhe, no valor absoluto variação de cada coeficiente em relação à média obtida e no desvio padrão. A falta é detectada conflitando esses valores contra um conjunto de regras fundamentadas na experiência do operador, compostas por uma microanálise e uma macroanálise. A classificação da perturbação tem início após a detecção da falta, com a aplicação do conceito de energia sobre os coeficientes de detalhe e aproximação obtidos na utilização da DWT e MRA. Os índices calculados atuaram como vetores de entrada para as redes neurais. A tomada de decisão quanto ao tipo de falta dá-se com a Teoria da Evidência de Dempster-Shafer.

Zhang *et al.* (2013) usaram uma técnica baseada no sistema de inferência *Fuzzy* (*Adaptive Neural Fuzzy Inference System - ANFIS*) para solucionar o problema de classificação de faltas em sistemas de distribuição com o neutro não aterrado. O método proposto consta de um módulo de identificação e um módulo de classificação. Os sinais de corrente elétrica nas três fases e o sinal da tensão de sequência zero alimentam o módulo detector. O módulo de detecção opera com dois ramos paralelos que atuam simultaneamente. O primeiro ramo decompõe os sinais de corrente usando WT. Em seguida os coeficientes extraídos são submetidos a uma análise que envolve seis medidas estatísticas para detectar a existência da falta bem como as fases envolvidas. Paralelamente, o segundo ramo decompõe o sinal de tensão via FFT. O sinal produzido permite julgar se a falta é de classe aterrada ou não. O módulo de classificação utiliza três ANFISs com objetivos distintos. O ANFIS-1 classifica a falta em cinco classes: Fase-Fase-Terra (LLG), Fase-Terra ou Outras. Os blocos ANFIS-2 e ANFIS-3 são ativados se a falta for classificada como LLG ou Outras, respectivamente.

Liu *et al.* (2014) tentam definir quatro entropias de pacotes multiwavelets para extrair as características de diferentes faltas em linhas de transmissão e uma rede neural de função de base radial (RBF) é usada para reconhecer e classificar 10 tipos de faltas. São definidas quatro entropias de pacotes *multiwavelets* (entropia de energia, entropia de tempo, entropia singular de Shannon e entropia singular de Tsallis) como métodos de extração das características dos sinais de falta. A transformação de pacotes *multiwavelet* possui mais informações de alta frequência. A entropia espectral pode ser aplicada como um índice de análise para a complexidade ou incerteza de um sinal. Os resultados experimentais mostram que a técnica usando as quatro entropias de energia de pacotes *multiwavelet* alcança um excelente desempenho no reconhecimento de faltas.

Ghaderi *et al.* (2015) projetaram um algoritmo baseado na análise tempo-frequência para a detecção de faltas de alta impedância. Para projetar apropriadamente a distribuição de tempo-frequência (*Time-Frequency Distribution* - TFD), aplica-se a generalização de Cohen de TFD's quadráticas. O primeiro passo no método de detecção consiste na eliminação das perturbações do sinal com a utilização da rotina de ajuste de curva. Nessa etapa busca-se uma TFD de alta resolução. Para que esse critério seja atendido, a harmônica fundamental é eliminada por possuir baixíssima informação. O restante do sinal, agora chamado de SID (*Super-Imposed Disturbance*), é mais informativo e possui alta resolução no tempo e na frequência. O segundo passo objetiva gerar as distribuições de tempo-frequência para o quarto de ciclo do sinal SID. Dividir o ciclo em quatro partes garante que informações importantes sejam preservadas a um baixo custo computacional. Essa etapa produz TFD extremamente úteis, porém com muitos valores redundantes que são eliminados nos passos seguintes. O terceiro estágio utiliza uma metodologia inspirada nas técnicas de processamento de sinais denominada de Momento Tempo-Frequência Associado (*Joint Time-Frequency Moment* - JTFM). A definição matemática da função característica garante que qualquer TFD pode ser reconstruída um conjunto único de JTFM e vice-versa. Portanto utiliza-se o JTFM como uma representação unidimensional e fiel ao TFD bidimensional. O quarto estágio destina-se a encontrar um conjunto ortogonal que minimize o erro quadrático médio dos dados reconstruídos e obter uma representação dos dados originais com uma dimensão reduzida. A classificação de padrões é realizada na última etapa usando a técnica Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine* - SVM).

Dehghani *et al.* (2016) sugerem um método baseado na combinação de Transformada *Wavelet*, Entropia de Shannon e Lógica Fuzzy (*Fuzzy Logic* - FL), para detecção e classificação de faltas em linhas de distribuição com presença de geração distribuída. A

técnica consiste na extração dos coeficientes de detalhe usando a WT. Os valores obtidos são tratados com a aplicação da SVD. Em seguida extirpa-se a entropia dos valores computados na etapa anterior, com base na probabilidade P_i (*Wavelet Singular Entropy* - WSE). O algoritmo proposto é fundamentado na variação das saídas da WSE. A detecção e a classificação das faltas são realizadas combinando a WSE com a FL, usando um conjunto de regras e funções para a tomada de decisão. O sistema de detecção utiliza duas funções trapezoidais de baixa e alta associação. A classificação é realizada usando uma função de associação triangular.

Tonelli-Neto *et al.* (2017) apresentaram uma comparação entre dois métodos para o diagnóstico de faltas de alta impedância (*High-Impedance Faults* - HIFs) em sistemas radiais de distribuição de energia elétrica. As estratégias mesclam o uso de técnicas de processamento de sinais, sistemas inteligentes e fusão de dados. A primeira metodologia proposta utiliza as oscilografias de correntes de diferentes barras do sistema e emprega análise multirresolução em conjunto ao conceito de energia para extrair as características do sinal. Em seguida os índices extraídos passam a compor o vetor de entrada de múltiplos sistemas de inferência *Fuzzy* (*Fuzzy Inference Systems* - FISs), que realizam o diagnóstico do estado operativo do sistema. Por fim aplica-se a teoria da evidência para agregar as informações produzidas por cada FISs e fornecer, assim, o possível estado operativo do sistema. O segundo método aplica um conjunto várias redes neurais artificiais, ARTMAP *fuzzy*, para determinar o estado operativo do sistema usando como entrada as características do sinal extraídas com o uso da MRA. A etapa de decisão é realizada por votação. A análise dos dois procedimentos demonstra pequena superioridade do sistema de inferência *fuzzy* em relação ao mecanismo embasado em redes neurais.

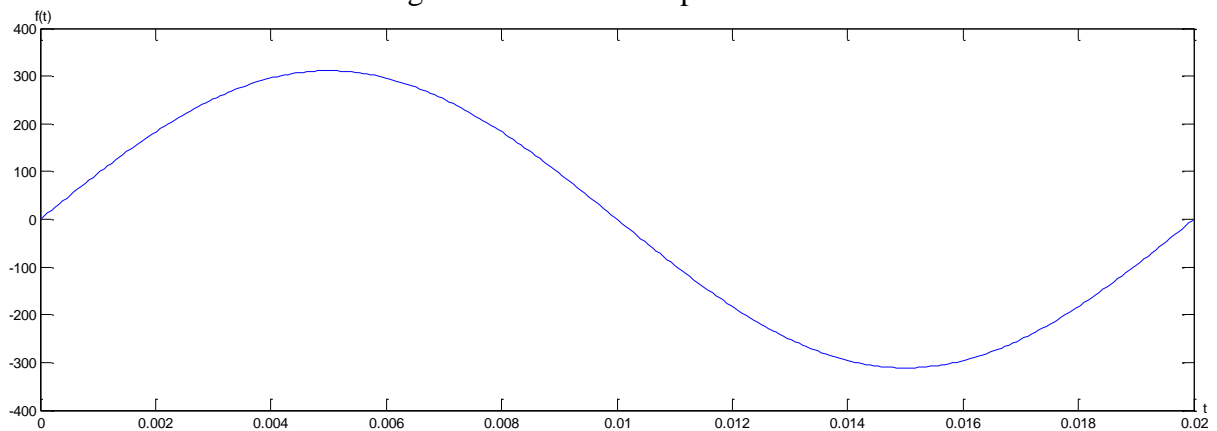
Abdelgayed *et al.* (2018) apresentam uma abordagem de aprendizado de máquina semi-supervisionada, baseada no co-treinamento de dois classificadores para a classificação de faltas, tanto nos sistemas de transmissão quanto de distribuição, considerando as micro redes. A extração das características ocultas nas formas de onda de corrente e tensão, é realizada com o uso da transformada *wavelet* discreta, enquanto um algoritmo de busca harmônica é utilizado para identificar os melhores parâmetros. O desempenho do método proposto foi examinado em ambos os sistemas de teste, de transmissão e de distribuição, em um ambiente de simulação, e também usando hardware experimental. Os resultados mostraram que a abordagem proposta fornece flexibilidade e adaptabilidade ao lidar com várias condições / configurações do sistema com alta precisão.

3 INTRODUÇÃO À ANÁLISE DE SINAIS

Um sinal pode ser definido como a transferência de informação de qualquer fenômeno físico, *e.g.*, a voz humana, o código Morse e as variações na intensidade de luz no interior de uma fibra ótica utilizada em sistemas de telecomunicação (ROBERTS, 2009). Trata-se de grandezas físicas que variam em função de uma variável independente. Sinais são representados matematicamente como funções de uma ou mais variáveis independentes (OPPEHEIM; WILLISKY, 2010).

Os sinais podem ser separados, basicamente, em dois gêneros: contínuos e discretos. Sinais contínuos são sinais especificados para valores contínuos de tempo, enquanto sinais discretos são especificados para valores discretos de tempo (LATHI, 2008). Sinais contínuos representam a variação contínua de determinada grandeza, *e.g.*, a amplitude da tensão de uma fonte de alimentação em função do tempo ou a pressão atmosférica em função da altitude. A Figura 1 exibe um exemplo de sinal contínuo.

Figura 1 – Sinal de tempo contínuo.



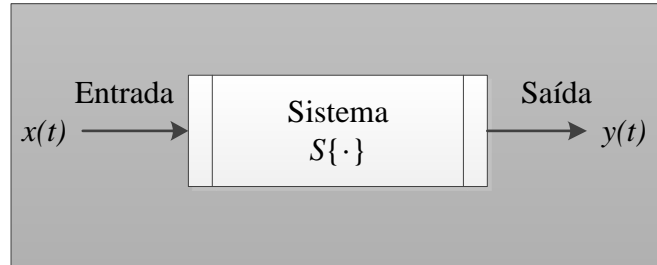
Fonte: Elaborada pelo autor.

Sinais discretos são capazes de representar fenômenos cuja variável independente seja tipicamente discreta (OPPEHEIM; WILLISKY, 2010), *e.g.*, a temperatura média mensal, a cotação diária de ações na bolsa de valores e os dados demográficos de determinada localidade. Sinais de tempo discreto também podem ser obtidos a partir da amostragem de sinais de tempo contínuo em instantes discretos no tempo. A Figura 3 apresenta um sinal de tempo discreto obtido a partir da amostragem de um sinal de tempo contínuo.

O processamento de sinais é responsável pela extração de informações e/ou modificação das características do sinal original (LATHI, 2008). Sistemas são conjuntos de componentes responsáveis pelo processamento de sinais que atuam como operadores sobre

um sinal entrada para determinar uma saída, *i.e.*, trata-se de uma função $S\{\cdot\}$ que relaciona sinais do domínio no contradomínio.

Figura 2 – Representação genérica de um sistema.



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.1 AMOSTRAGEM

O conjunto de amostras obtidas a partir do sinal original é denominado de sinal discretizado. O procedimento de amostragem de um sinal tem início na quantização do sinal discreto. A frequência de amostragem de um sinal é obtida usando a Equação (3.1).

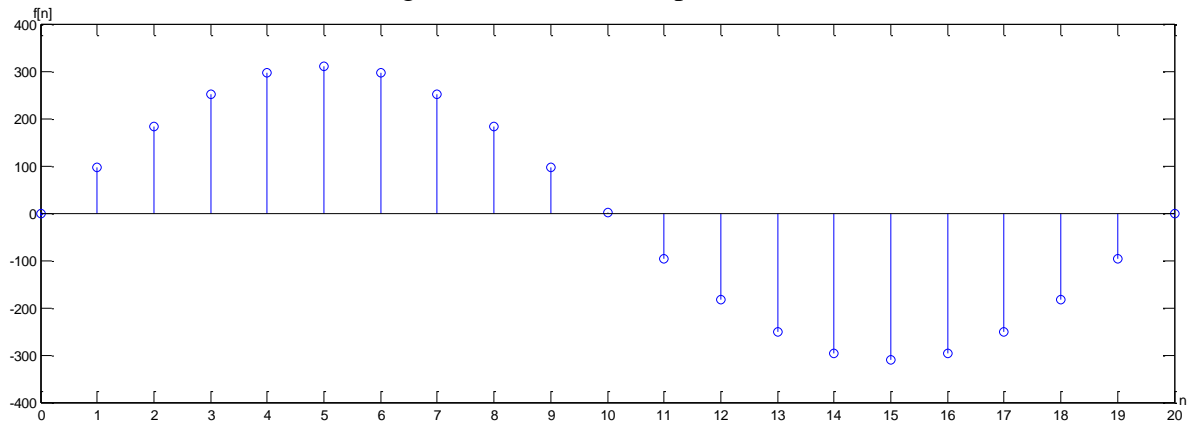
$$f_a = \frac{1}{T_a} \quad (3.1)$$

sendo:

f_a : frequência de amostragem, em Hz; e

T_a : período de amostragem, em segundos.

Figura 3 – Sinal de tempo discreto.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A amostragem de um sinal deve garantir que a reconstrução do sinal original seja realizada com exatidão. O Teorema de Nyquist estabelece que a taxa (frequência) de amostragem mínima para que essa premissa possa ser atendida deve ser no mínimo maior que duas vezes a maior frequência contida no sinal original.

O processamento de sinais possibilita extrair as informações de maior significância do sinal original, usando técnicas de transformação ou decomposição (OLIVEIRA, 2007). A utilização dessa técnica permite manipular com maior facilidade e observar com maior nitidez características do sinal original que não são tão claras no domínio do tempo (ROBERTS, 2009). Dessa forma é possível destacar determinadas características, *i.e.*, aperfeiçoar a relação sinal/ruído.

3.2 A SÉRIE DE FOURIER

Sinais analógicos podem esconder características importantes que permitiriam descrever o estado operativo de um sistema. Essas características, as quais não podem ser visualizadas no domínio do tempo, podem ser identificadas no espectro do sinal, *i.e.*, utilizando técnicas de transformação que permitem observar as propriedades do sinal analisado no domínio da frequência.

Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830) identificou que ondas senoidais constituem os elementos irredutíveis de vibrações e ondas periódicas (OLIVEIRA, 2007). Dessa forma, fenômenos físicos definidos por funções infinitas e periódicas, podem ser representados por séries trigonométricas de senos e cossenos (OLIVEIRA, 2007; MALLAT, 2009).

Dada uma função periódica $f(t)$, com período $T = 2L$, definida por:

$$f(t) = f(t + 2L), \quad (3.2)$$

A representação da função f como uma série de Fourier é:

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos \frac{n\pi t}{L} + b_n \sin \frac{n\pi t}{L} \right), \quad (3.3)$$

sendo:

a_n e b_n os coeficientes de Fourier reais obtidos a partir das equações (3.4) e (3.5), respectivamente.

$$a_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(t) \cos \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n \geq 0 \quad (3.4)$$

$$b_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(t) \sin \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n \geq 1 \quad (3.5)$$

3.3 A TRANSFORMADA DE FOURIER

As transformadas integrais são poderosas ferramentas aplicadas à resolução de problemas físicos e matemáticos, de grande valor para a obtenção de soluções de equações diferenciais não triviais. A forma geral de uma transformada integral de uma função $f(t)$ em um intervalo I é dada por

$$\mathcal{T}[f(t)] = F(\omega) = \int_{t_1}^{t_2} K(x, y) f(x) dx, \quad (3.6)$$

sendo K (*Kernel*) : núcleo da transformada e t_1 e t_2 são os limites de integração.

A transformada de Fourier é utilizada para representar funções não periódicas, *i.e.*, examina sinais irregulares usando superposição de múltiplos ritmos regulares com várias magnitudes e frequências. A Transformada de Fourier na análise de sinais determina o vínculo entre o domínio do tempo e o domínio da frequência (HAYKIN; MOHER, 2011). A transformada de Fourier de um sinal $f(t)$, sobre o intervalo I $[-\infty < t < \infty]$, é obtida por

$$F(\omega) = \mathcal{F}\{f(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt, \quad (3.7)$$

sendo:

$F(\omega)$ a transformada de Fourier.

É possível obter a representação do sinal original (no domínio do tempo) a partir de seu espectro em um processo denominado transformação inversa. A transformada inversa $F^{-1}(\omega)$ do sinal original f é calculada por

$$f(t) = F^{-1}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{-j\omega t} d\omega. \quad (3.8)$$

3.4 A TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER – DFT

De maneira geral, quando se analisa determinada grandeza física, não possuímos uma função que descreva o sinal em estudo. Assim, a análise dos fenômenos físicos é realizada usando amostras do sinal original. O critério para a frequência de amostragem já foi mencionado na seção 3.1.

Considerando-se um sinal $f(t)$ contínuo no tempo e periódico de período T . Para uma amostragem contendo N amostras, obtém-se uma sequência numérica $f[k]$, também periódica, conforme descrito na Equação (3.9).

$$f[k] = f(t_0 + k\tau), \quad (3.9)$$

sendo:

τ : período de amostragem; e

$k = 0, 1, \dots, N - 1$: índice da amostra.

A transformada discreta de Fourier (*Discrete Fourier Transform - DFT*) é definida como sendo uma operação sobre a sequência discreta $x[k]$ (TAKAHASHI, 2002). A DFT, $F[n]$, $n = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ é calculada com a Equação (3.10).

$$F[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f[k] e^{-jk \frac{2\pi n}{N}} \quad (3.10)$$

De forma análoga à transformada de Fourier, é possível obter o sinal no domínio do tempo a partir do espectro da função. A DFT inversa é calculada pela Equação (3.11).

$$f[k] = \sum_{n=0}^{N-1} F(n) e^{jk \frac{2\pi n}{N}} \quad (3.11)$$

3.5 A TRANSFORMADA JANELADA DE FOURIER

Uma das deficiências da transformada de Fourier dá-se em função de sua limitação quanto à correlação dos intervalos de tempo com as frequências (CASTAÑÓN, 2003). A transformada de Fourier apresenta excelentes resultados quando utilizada na análise e no processamento de sinais estacionários. Entretanto, o tratamento de sinais não estacionários exige que o sinal seja tratado tanto no domínio do tempo e/ou espacial quanto no domínio da frequência. Na análise de Fourier é possível detectar o conteúdo das frequências embutidas no sinal, contudo essa técnica não é capaz de determinar quando tais frequências ocorrem.

Gabor (1946) manifesta o desconforto da comunidade científica com o modelo de Fourier. Embora matematicamente correto, o autor exclama que o fato da transformada de Fourier considerar fenômenos em um intervalo infinito nos lança fora da realidade. A técnica de Fourier aborda o processamento de um sinal de forma que torna a descrição do problema no domínio do tempo e a descrição no domínio da frequência mutuamente excludentes. A solução proposta pelo autor consiste na divisão do sinal no domínio do tempo em janelas de duração reduzida de forma que sinais não estacionários possam ser considerados constantes no intervalo adotado. Dessa forma, a DTF é aplicada a cada janela amostrada.

Seja $g(t) = g(-t)$ uma janela real e simétrica, a representação da translação por u e modulada pela frequência ξ é

$$g_{u,\xi}(t) = e^{j\xi t} g(t - u). \quad (3.12)$$

A transformada de Fourier de janela deslizante (*Windowed Fourier Transform - WFT*) é

$$\mathcal{G}f(u, \xi) = \langle f, g_{u,\xi} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} g(t - u) f(t) e^{-j\xi t} dt. \quad (3.13)$$

A WFT é também conhecida como a transformada de Fourier de curto tempo (*Short Time Fourier Transform - STFT*).

3.6 A TRANSFORMADA WAVELET CONTÍNUA

As técnicas apresentadas nas seções anteriores, de maneira geral, oferecem resultados satisfatórios. Entretanto, em determinadas situações é de extrema importância se obter

resultados com boa resolução em tempo e frequência em qualquer localização no plano tempo-frequência. As funções e transformada *wavelets* surgem como uma solução para o problema de decomposição de funções, tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo.

Uma base *wavelet* é gerada a partir da dilatação e da translação de uma função ψ (MALLAT, 2009). Considerando o espaço das funções de quadrado integráveis, $L^2(\mathfrak{R})$, uma *wavelet* é definida como uma função $\psi(t) \in L^1(\mathfrak{R}) \cap L^2(\mathfrak{R})$, tal que a família de funções expressas pela Equação (3.14) seja uma base ortonormal para $L^2(\mathfrak{R})$.

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right), \quad (3.14)$$

sendo:

u : parâmetro de translação; e

s : parâmetro de dilatação.

O coeficiente de dilatação mede o grau de compressão e escala, enquanto o coeficiente de translação determina a localização da *wavelet* no tempo, *i.e.*, desloca a *wavelet* no eixo das abcissas. Ambos são inteiros e definidos arbitrariamente.

A transformada *wavelet* contínua (*Continuos Wavelet Transform* - CWT) de uma função $f \in L^2(\mathfrak{R})$ no instante b e na posição a é dada por

$$CWTf(u,s) = \langle f, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt. \quad (3.15)$$

3.7 A TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

Dado um sinal contínuo no tempo $\bar{f}(t)$ definido sobre o intervalo $I = [0,1]$, $f[n]$ é o sinal discreto obtido com o uso de um filtro passa-baixa no sinal \bar{f} a uma amostragem uniforme em intervalos N^{-1} (MALLAT, 2009).

$$\psi_j[n] = \frac{1}{\sqrt{a^j}} \psi\left(\frac{n}{a^j}\right) \quad (3.16)$$

Restringindo os parâmetros de dilatação (s) e translação (u) na Equação (3.15) a valores discretos de modo que $u = u_0^m$ e $s = ns_0u_0^m$, com m e n variando sobre \mathbb{Z} e $u_0 > 1$ e $s_0 > 0$ fixos (DAUBECHIES, 1992), a função *wavelet* é reescrita como:

$$\psi_{m,n}(f) = \frac{1}{\sqrt{u_0^m}} \psi\left(\frac{t - ns_0u_0^m}{u^m}\right). \quad (3.17)$$

A função discretizada da Equação (3.17) é dada por:

$$\psi_{m,n}[k] = \frac{1}{\sqrt{u_0^m}} \psi\left[\frac{k - ns_0u_0^m}{u^m}\right]. \quad (3.18)$$

A expressão geral para a transformada *wavelet* discreta é dada por:

$$DWTf(m, n) = \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \sum_k f[k] \psi_{m,n}^*[k]. \quad (3.19)$$

3.8 AS WAVELETS DE HAAR

Embora o termo “*wavelets*” (*onduletas*, *ondaletas* ou *ondinhas*) tenha surgido pela primeira vez no ano de 1940 no trabalho de Norman Ricker e oficialmente introduzido por Jean Morlet em 1984, a primeira alusão às *wavelets* ocorreu em 1909 no trabalho de Alfred Haar. Haar propôs uma metodologia para o processamento e análise de sinais a qual utiliza um pulso quadrado na realização do que o matemático denominou de “Análise Escalonada”. Essa técnica é hoje utilizada como uma, dentre muitas, base para o mapeamento Tempo-Frequência de sinais não estacionários. A *wavelet* de Haar é obtida pela Equação (3.20).

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in \left[0, \frac{1}{2}\right) \\ -1, & \text{se } x \in \left[\frac{1}{2}, 1\right) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.20)$$

3.9 ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO

Determinados distúrbios apresentam grande dificuldade em sua interpretação visto que as deformações causadas no sinal pela perturbação podem ser extremamente sutis. Uma solução conveniente consiste em ampliar o sinal, como um “zoom” fotográfico, em vários níveis de resolução diferentes. Essa estratégia, intitulada de Análise Multirresolução (AMR), possibilita inspecionar as particularidades contidas no sinal em diversos níveis de detalhamento. A adaptação da resolução de um sinal possibilita processar apenas os detalhes relevantes para uma determinada tarefa (MALLAT, 2009). Entretanto, cuidados devem ser adotados para que ao alterar a resolução de um sinal sua interpretação não seja distorcida da realidade. Esse problema é frequentemente abordado no processamento computacional de imagens.

Mallat (1989a) estudou as propriedades do operador que aproxima um sinal em uma determinada resolução e apresentou que a diferença de informação entre a aproximação de um sinal nas resoluções 2^{j+1} e 2^j pode ser extraída decompondo o sinal numa base ortonormal de *wavelets* $L^2(\mathfrak{R})$. Em $L^2(\mathfrak{R})$, uma base ortonormal de *wavelets* é uma família de funções $(\sqrt{2^j}\psi(2^jx - n))_{(j,n)\in\mathbb{Z}^2}$, que é construída dilatando e transladando uma função única $\psi(x)$. Essa decomposição define uma multirresolução ortogonal denominada representação *wavelet*. A AMR é em um método de construção de *wavelets* ortogonais (OLIVEIRA, 2007).

A análise multirresolução de um sinal consiste na sua representação como aproximações sucessivas, onde cada aproximação é uma variante atenuada da aproximação anterior (OUAHABI, 2012). A análise multirresolução calcula a aproximação do sinal em várias resoluções com projeções ortogonais em diferentes espaços $\{V_j, j \in \mathbb{Z}\}$ (MALLAT, 2009). Matematicamente, a análise multirresolução é definida como uma sequência crescente de subespaços fechados $\{V_j, j \in \mathbb{Z}\}$, que aproximam as funções $L^2(\mathfrak{R})$ e atenda as seguintes propriedades (MALLAT, 1989b).

$$P.1. \quad V_j \subset V_{j+1} \quad \forall j \in \mathbb{Z}$$

$$P.2. \quad f(x) \in V_j \leftrightarrow f(2x) \in V_{j+1} \quad \forall j \in \mathbb{Z}$$

$$P.3. \quad \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(\mathfrak{R})$$

$$P.4. \quad \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$$

$$P.5. \quad f(x) \in V_j \rightarrow f(x - 2^{-j}k) \in V_j \quad \forall k \in \mathbb{Z}$$

P.6. Existe um isomorfismo I de V_0 em $L^2(\mathbb{Z})$ que comuta com a ação de \mathbb{Z} .

As propriedades P.1 e P.2 estabelecem que conforme refinamos a escada, j decresce, a resolução em frequência aumenta. Logo, detalhes presentes na escala 2^j também estarão presentes na escala 2^{j-1} . A propriedade P.3 caracteriza que o espaço $L^2(\mathfrak{R})$ contém e é formado por todas as escalas possíveis. Na propriedade P.4 temos que a função toda nula é o único sinal de $L^2(\mathfrak{R})$ que pode ser representado em qualquer escala V_j . A propriedade P.5 indica que $f(x)$ é invariante ao deslocamento. Na propriedade P.6, a ação de \mathbb{Z} sobre V_0 é a translação das funções por inteiros, enquanto a ação de \mathbb{Z} sobre $L^2(\mathbb{Z})$ é a translação usual.

Mallat (1989b) provou que existe uma função única $\phi(x) \in L^2(\mathfrak{R})$ tal que para qualquer $j \in \mathbb{Z}$, $(\sqrt{2^j}\phi(2^j x - k))_{k \in \mathbb{Z}}$ é uma base ortonormal *wavelet* de V_j . O autor demonstrou que as funções $\phi(x)$ tais que para todo $j \in \mathbb{Z}$, $(\sqrt{2^j}\phi(2^j x - n))_{n \in \mathbb{Z}}$ é uma família ortonormal, e com V_j sendo o espaço vetorial gerado por essa família de funções, então $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ é uma aproximação multirresolução de $L^2(\mathfrak{R})$.

Teorema. Considerando-se

$$H(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_k e^{-jk\omega} \quad (3.21)$$

uma função periódica 2π que caracteriza a Transformada de Fourier de $\phi(x)$, tal que:

$$|h_k| = O(1 + k^2)^{-1}, \quad (3.22)$$

$$|H(0)| = 1, \quad (3.23)$$

$$|H(\omega)|^2 + |H(\omega + \pi)|^2 = 1, \quad (3.24)$$

$$H(\omega) \neq 0 \text{ em } \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]. \quad (3.25)$$

Define-se:

$$\hat{\phi}(\omega) = \prod_{k=1}^{\infty} H(2^{-k}\omega). \quad (3.26)$$

A função $\hat{\phi}(\omega)$ é a Transformada de Fourier de uma função $\phi(x)$ tal que $(\phi(x - k))_{k \in \mathbb{Z}}$ é uma base ortonormal de um subespaço fechado V_0 de $L^2(\mathfrak{R})$. Se $\phi(x)$ é regular, então a sequência de espaços vetoriais $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ definida por V_0 , é uma aproximação multirresolução regular de $L^2(\mathfrak{R})$.

4 SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

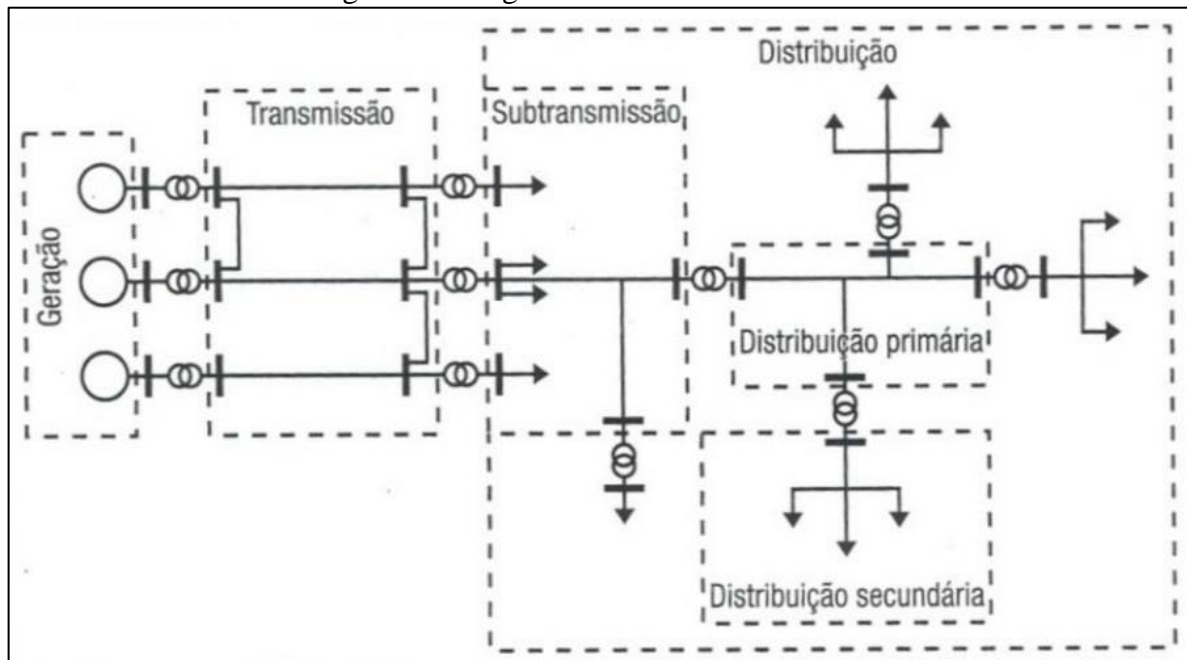
“Electric power systems are a technical wonder and, according to the National Academy of Engineering, electricity and its accessibility are the greatest engineering achievements of the twentieth century, ahead of computers airplanes”, (MOHAN, 2012).

A indústria da energia elétrica molda e contribui para o conforto, progresso e avanços tecnológicos da humanidade. Na última metade do século XX, o projeto e a operação dos componentes de geração e transmissão apresentaram muitos desafios para a prática de engenheiros e pesquisadores (KERSTING, 2001). O desenvolvimento de novas tecnologias e técnicas de produção demanda de qualidade e continuidade no fornecimento de energia elétrica. A função fundamental de um sistema elétrico de potência (SEP) é transportar, por meio dos condutores, a energia elétrica produzida pelas fontes geradoras até a carga. Dessa forma, é necessário que o sistema responsável por alimentar os consumidores seja robusto e estável. A inserção de fontes geradoras interconectadas torna o sistema elétrico confiável, reduzindo, assim, as chances de interrupção no fornecimento de eletricidade. Entretanto, o aumento de cargas a serem alimentadas e o conseqüente incremento das unidades geradoras exige que o controle centralizado dos sistemas interconectados seja realizado.

A contínua expansão geográfica e interconexão dos sistemas de energia ao longo dos anos foram motivadas por vários fatores técnicos, sociais e econômicos. Inicialmente, o sistema elétrico padrão era formado apenas por um gerador conectado a uma carga adequada. Entretanto desde o início da energia elétrica comercial na década de 1880, os sistemas de distribuição tornaram-se cada vez maiores e mais interconectados (VON MEIER, 2006). O sistema interconectado garante a continuidade e a confiabilidade do serviço, garantindo que a eletricidade seja entregue ao consumidor mesmo na ocorrência da paralisação de uma parte do sistema, ao menor custo, tanto quanto possível em um determinado momento (MOHAN, 2012). Um sistema elétrico de potência, Figura 4, é uma complexa estrutura que pode ser subdividida em quatro principais subsistemas (EL-HAWARY, 2008):

- Geração;
- Transmissão;
- Distribuição; e
- Utilização.

Figura 4 – Diagrama unifilar de SEP básico.



Fonte: (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005).

4.1 SUBSISTEMA DE GERAÇÃO

Parte fundamental do sistema elétrico de potência, o subsistema de geração tem a função de converter uma fonte primária de energia, e.g., térmica, potencial, eólica e química, em energia elétrica. As fontes primárias de energia elétrica são variadas, e.g., hídrica, combustíveis fósseis, nuclear e fontes renováveis. Assim como todas as atividades humanas, existem consequências ambientais do uso de energia, e.g., emissão gases de efeito estufa, principalmente dióxido de carbono, dióxido de enxofre, óxidos de nitrogênio, contaminação com mercúrio e poluição térmica (MOHAN, 2012).

O processo mais comum de conversão de uma fonte primária de energia em energia elétrica consiste na aplicação da energia mecânica no eixo de um gerador síncrono ou alternador. Um gerador síncrono possui dois campos girando sincronamente: Um campo é produzido pelo rotor acionado em velocidade síncrona e excitado por corrente contínua. O outro campo é produzido nos enrolamentos do estator pelas correntes de armadura trifásicas. A corrente contínua para os enrolamentos do rotor é fornecida por sistemas de excitação. Nas unidades mais antigas, os excitadores são geradores de CC montados no mesmo eixo, proporcionando excitação através de anéis coletores. Os sistemas atuais usam geradores de corrente alternada com diodos girantes, conhecidos como sistemas de excitação sem escova. O sistema de excitação mantém a tensão do gerador e controla o fluxo de potência reativa. Por

não possuírem o comutador, os geradores de corrente alternada podem gerar alta potência a alta tensão, tipicamente 30 kV (EL-HAWARY, 2008).

No método de produção de energia elétrica a partir da energia mecânica ocorre a conversão de energia potencial, cinética ou eólica em energia mecânica. Um gerador elétrico aproveita a indução eletromagnética para converter o movimento mecânico em eletricidade (VON MEIER, 2006). A fonte de energia mecânica, comumente conhecida como motor principal podem ser turbinas hidráulicas, turbinas a vapor cuja energia é proveniente da queima de carvão, gás e combustível nuclear, turbinas a gás ou, ocasionalmente, motores de combustão interna queimando óleo (EL-HAWARY, 2008). As turbinas são equipamentos rotativos que possuem acoplados ao seu rotor elementos como paletas, hélices ou lâminas, responsáveis por fazer com que o fluido em movimento produza uma força tangencial que fará o rotor girar. O rotor da turbina deve ser mecanicamente acoplado ao rotor do gerador elétrico. Dessa forma, pelo princípio da indução eletromagnética, o condutor presente no rotor do gerador se move através de um campo magnético, de intensidade variável, então induz-se neste uma corrente.

Dentre os processos de conversão de energia mecânica em energia elétrica, destaca-se, no Brasil, a geração a partir dos recursos hídricos, em virtude do elevado potencial presente no Brasil. Segundo o boletim de informações gerenciais (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA, 2018) 63,7% da matriz de energia elétrica brasileira, aproximadamente 104,14 GW de potência instalada, é composta por usinas hidrelétricas (UHE), pequenas centrais hidrelétricas (PCH) e centrais geradoras hidrelétricas (CGH). Esse é um dos métodos mais antigos para a produção de eletricidade. Nas usinas hidrelétricas a água de um reservatório é conduzida até as turbinas que fazem com que os rotores dos geradores girem e produzam eletricidade. Quanto maior o reservatório de água mais energia potencial poderá ser convertida em energia elétrica, entretanto é importante salientar que devido aos impactos ambientais e sociais as usinas hidrelétricas com grandes e médios reservatórios não são consideradas fontes renováveis de energia, embora tecnicamente sejam (MOHAN, 2012).

4.2 SUBSISTEMA DE TRANSMISSÃO

As linhas de transmissão são elementos essenciais para o sistema elétrico de potência. Elas detêm a função de conectar as fontes geradoras entre si e aos centros de carga. De maneira geral as unidades de geração de energia elétrica são instaladas em regiões remotas.

Isso ocorre em função de fatores como proximidade dos recursos primários para a geração e segurança. Dentre as fontes primárias destacam-se:

- As usinas hidrelétricas - construídas nos leitos dos rios de grande volume de água ou de elevado desnível natural;
- As termoelétricas - implementadas próximas às jazidas de carvão e gás natural; e
- Os aerogeradores - instalados frequentemente no litoral.

As usinas nucleares são comumente construídas em regiões remotas em função da segurança. Dessa forma, minimizam-se os impactos ocasionados por um acidente.

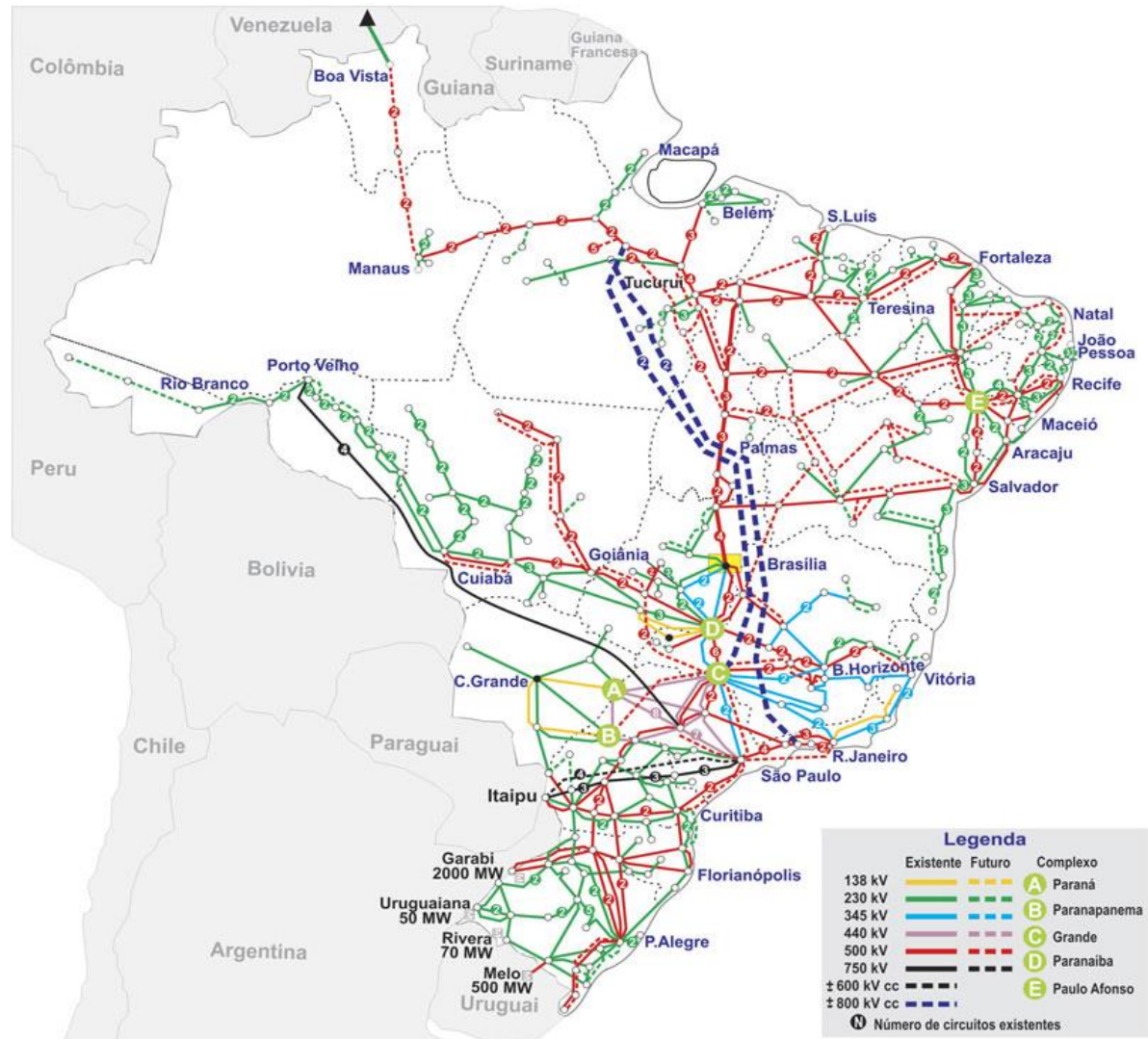
O sistema de transmissão deve ser robusto o suficiente para transportar grandes quantidades de energia elétrica com perdas tão pequenas quanto possível, permitindo que o sistema opere estavelmente a um custo mínimo (MOHAN, 2012). Altas tensões são cruciais para a transmissão de energia por longas distâncias. O uso de tensões elevadas, acima de 138 kV, garante o incremento da capacidade de transporte de energia do sistema reduzindo assim o fluxo de corrente elétrica e consequentemente as perdas nas linhas de transmissão (VON MEIER, 2006; EL-HAWARY, 2008). No Brasil as tensões nominais das linhas de transmissão em corrente alternada são de 138 kV, 230 kV, 345 kV, 440 kV, 500 kV e 750 kV enquanto os circuitos de transmissão em corrente contínua possuem tensões nominais de 600 kV e 800 kV, conforme observado na Figura 5. A maioria dos sistemas de transmissão é formada por circuitos trifásicos alimentados por corrente alternada. Sistemas em corrente contínua demandam de conversores eletrônicos, o que torna o sistema mais complexo.

4.2.1 Parâmetros das linhas de transmissão

A modelagem de uma linha de transmissão é realizada usando a resistência em série, a indutância em série, a capacitância de derivação e a condutância de derivação, podendo os dois últimos parâmetros ser omitidos em determinados estudos (EL-HAWARY, 2008). Os parâmetros de uma linha de transmissão dependem do nível de tensão para o qual ela é projetada, uma vez que linhas de tensão mais altas requerem valores maiores de separação entre condutores, altura dos condutores e sua separação da torre que está aterrada (MOHAN, 2012).

A modelagem dos elementos dos circuitos que formam o SEP não é o foco desse texto. Dessa forma nenhuma apresentação da formulação matemática dos parâmetros elétricos das linhas de transmissão é realizada nesse material.

Figura 5 – Mapa do sistema de transmissão brasileiro – horizonte 2017.



Fonte: ONS¹.

4.3 SUBSISTEMA DE TRANSMISSÃO

Esta parcela do SEP possui a função de conduzir a energia das subestações de subtransmissão e transferi-la às subestações de distribuição, por meio de linhas trifásicas operando em tensões, usualmente, de 69 kV ou 138 kV, com capacidade de transportar entre 20 e 150 MW. (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBIA, 2005). O sistema de subtransmissão é a parte do SEP que entrega energia a partir das fontes de energia em massa, e.g., grandes subestações de transmissão. De maneira geral, compreende a porção do SEP alocada entre os sistemas de transmissão e as subestações de distribuição. Há uma tendência contínua no uso

¹ Disponível em <<http://www.ons.org.br/pt/paginas/sobre-o-sin/mapas>> , acessado em 09/04/2019

da tensão mais alta como resultado do uso crescente de tensões primárias mais altas (GÖNEN, 2014).

4.4 SUBSISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO

Kersting (2001) caracteriza o sistema de distribuição como o componente menos glamoroso do SEP. O sistema de distribuição de energia elétrica é responsável por realizar a entrega de energia para os consumidores finais nos centros de consumo tanto urbanos quanto rurais. Na última metade do século XX as alterações estruturais e tecnológicas do SEP se concentram basicamente no projeto e operação dos componentes de geração e transmissão, enquanto os sistemas de distribuição continuaram a alimentar o consumidor final com pouca ou nenhuma análise (KERSTING, 2001). O sistema de distribuição é a porção do SEP que se encontra entre a fonte de energia em massa e as chaves de serviço dos clientes, incluindo (GÖNEN, 2014):

- Sistema de subtransmissão;
- Subestações de distribuição;
- Alimentadores primários de distribuição;
- Transformadores de distribuição;
- Alimentadores secundários de distribuição; e
- Ponto de entrega.

Entretanto, na definição mais abrangente para o sistema de distribuição o subsistema de subtransmissão não está presente. O sistema de distribuição geralmente começa com a subestação de distribuição que é alimentada por uma ou mais linhas de subtransmissão (KERSTING, 2001).

4.4.1 Subestação de distribuição

A subestação de distribuição realiza a interface entre as fontes de geração e os alimentadores do sistema de distribuição. Uma subestação de distribuição é composta por transformadores de potência, disjuntores, seccionadores, barramentos, reatores limitadores de corrente, reatores de derivação, transformadores de corrente, transformadores de potencial, transformadores de tensão capacitivos, capacitores de acoplamento, capacitores em série, capacitores em derivação, sistema de aterramento, para-raios, relés de proteção, e outros equipamentos (GÖNEN, 2014).

As subestações de distribuição são alimentadas pelas linhas de transmissão e/ou linhas de subtransmissão. A tensão dos sistemas de transmissão varia entre 138 e 750 kV, enquanto o subsistema de subtransmissão utiliza tensões de 69 a 138 kV. A principal função de uma subestação de distribuição é reduzir as tensões das linhas de transmissão que a alimenta, adequando-a aos níveis nominais de distribuição primária, 13,8 kV e 34,5 kV. Para essa tarefa podem ser empregados transformadores trifásicos ou três unidades monofásicas conectadas em uma conexão padrão. Outra função relevante de uma subestação de distribuição é a de regulação de tensão. Como a carga nos alimentadores não é constante, a queda de tensão entre a subestação e o usuário varia. Para manter as tensões do usuário dentro de uma faixa aceitável, a tensão na subestação precisa ser adequada conforme a carga oscila (KERSTING, 2001).

É imprescindível que a proteção dos circuitos e equipamentos de uma subestação de distribuição seja garantida. A quantidade e característica dos dispositivos de proteção podem variar em função da complexidade do projeto de uma subestação de distribuição. Os fusíveis, instalados no lado de alta dos transformadores são os elementos mais básicos empregados na proteção de curtos-circuitos em subestações de distribuição. À medida que os projetos de subestações se tornarem mais complexos, esquemas de proteção mais abrangentes serão empregados para proteger o transformador, os barramentos de alta e baixa tensão e qualquer outro equipamento. Disjuntores de alimentação individuais ou religadores são usados para interromper os curtos-circuitos que ocorrem fora da subestação (KERSTING, 2001).

As subestações de distribuição podem ser classificadas em função da topologia de seus arranjos físicos e elétricos. A seleção de um esquema específico de subestação baseia-se em segurança, confiabilidade, economia e simplicidade, os esquemas mais comuns são (GÖNEN, 2014):

- Esquema de barramento simples;
- Esquema de barramento duplo com disjuntor duplo;
- Esquema de barramento principal e de transferência;
- Esquema de barramento duplo com disjuntor;
- Esquema de barramento em anel e
- Esquema de disjuntor e.

As características de cada esquema são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Características das topologias de subestações (continua).

Denominação	Vantagens	Desvantagens
Barramento simples	<ol style="list-style-type: none"> 1. Baixo custo de implementação. 2. Simplicidade operacional. 3. Facilidade de instalação. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. A falha em qualquer componente do sistema resulta no desligamento da subestação. 2. Dificuldade na realização de manutenções. 3. Alterações no barramento só podem ser realizadas com a subestação desenergizada. 4. Destinadas à alimentação de cargas que suportem a interrupção do fornecimento.
Barramento duplo com disjuntor duplo	<ol style="list-style-type: none"> 1. Cada circuito conta com dois disjuntores dedicados. 2. Permite que os circuitos sejam conectados em qualquer barramento. 3. Qualquer disjuntor pode ser retirado de serviço para manutenção 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Custo de implementação elevado. 2. Suscetível à perda de metade dos circuitos por falha do disjuntor se os circuitos não estiverem conectados a ambos os barramentos.
Barramento principal e de transferência	<ol style="list-style-type: none"> 1. Baixo custo inicial e final. 2. Qualquer disjuntor pode ser retirado de serviço para manutenção. 3. Dispositivos potenciais podem ser usados no barramento principal para retransmissão. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Requer um disjuntor extra para o empate de barramento. 2. A comutação é um pouco complicada quando se mantém um disjuntor. 3. Falha do barramento ou de qualquer disjuntor resulta no desligamento de toda a subestação.
Barramento duplo com disjuntor único	<ol style="list-style-type: none"> 1. Permite alguma flexibilidade com dois barramentos operacionais 2. O barramento principal pode ser isolado para manutenção. 3. O circuito pode ser transferido prontamente de um barramento para outro através do uso de chaves de desconexão do seletor de barramento. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Um disjuntor extra é necessário para o acoplamento de barramento. 2. Quatro seccionadores são necessários por circuito. 3. O esquema de proteção do barramento pode causar a perda da subestação quando ela opera se todos os circuitos estiverem conectados a esse barramento. 4. Alta exposição a falhas de barramento. 5. A falha do disjuntor de linha toma todos os circuitos conectados a esse barramento fora de serviço. 6. A falha do disjuntor de interligação de barramento desconecta toda a subestação.
Barramento em anel	<ol style="list-style-type: none"> 1. Custo inicial e final baixo. 2. Operação flexível para manutenção de disjuntores. 3. Qualquer disjuntor pode ser removido para manutenção sem interromper a carga. 4. Requer apenas um disjuntor por circuito. 5. Não usa o barramento principal. 6. Cada circuito é alimentado por dois disjuntores. 7. Toda a comutação é feita com disjuntores. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Se ocorrer uma falha durante a manutenção do disjuntor, o anel pode ser separado em duas seções. 2. Circuito de religamento automático e relé de proteção bastante complexo. 3. Se um único conjunto de relés for usado, o circuito deve ser retirado de serviço para preservar o relé. 4. Requer dispositivos de equipotencialização, visto que não existe um ponto de referência de potencial definido.

Tabela 1 Características das topologias de subestações (conclusão).

Denominação	Vantagens	Desvantagens
Disjuntor e meio	<ol style="list-style-type: none"> 1. Operação mais flexível. 2. Alta confiabilidade. 3. Falha nos disjuntores adjacentes às barras retiram apenas um circuito de serviço. 4. Toda a comutação é realizada com disjuntores. 5. Não requer desconexão de comutação para a operação normal. 6. Qualquer barramento pode ser retirado de serviço a qualquer momento para manutenção. 7. Falha no barramento não remove nenhum circuito de serviço. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Um disjuntor e meio por circuito. 2. Chaveamento e religamento automático envolvem demasiado número de operações além do disjuntor intermediário e circuitos agregados

Fonte: Fonte: (GÖNEN, 2014).

4.4.2 Sistema primário

Denomina-se sistema primário ou sistema primário de distribuição o conjunto de componentes e equipamentos compreendidos entre a subestação de distribuição e os transformadores de distribuição. Esse subsistema é formado por circuitos conhecidos como alimentadores primários. O alimentador primário possui um alimentador principal, composto geralmente por um circuito trifásico, e por ramos de derivação, que podem ser monofásicos ou trifásicos (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005; GÖNEN, 2014).

Quanto à estrutura das redes de distribuição podem ser classificadas em aéreas e subterrâneas. Usualmente, as concessionárias de distribuição de energia elétrica utilizam as redes aéreas por causa de seu menor custo. Entretanto, as redes subterrâneas são comumente encontradas em regiões importantes da cidade, *e.g.*, zona central e áreas turísticas, onde há frequentemente preocupações com questões paisagísticas (DECANINI, 2012).

As redes aéreas são construídas, basicamente, por postes de concreto, cruzetas, isoladores de ancoragem, isoladores de passagem, equipamentos para-raios, chaves seccionadoras, religadores e condutores, majoritariamente, confeccionados em alumínio com alma de aço (CAA), ou sem alma de aço (CA), nus ou protegidos. As redes convencionais, com condutores nus, são as de menor custo para implementação, contudo, possuem baixo nível de confiabilidade. As redes aéreas compactas, compostas por cabos isolados e espaçadores isolantes para cabos, tratam-se de uma solução tecnológica garantindo maior confiabilidade ao sistema de distribuição de energia elétrica.

Quanto à topologia, os sistemas de distribuição primários podem ser separados em sistema radial simples e sistema em anel.

4.4.2.1 Sistema radial simples

O sistema radial é a topologia mais comum aplicada a sistemas de distribuição vista ser a forma mais simples e econômica de implementação. Alimentadores de distribuição radial são caracterizados por terem apenas um caminho para a energia fluir da fonte para cada consumidor (KERSTING, 2001). O tronco alimentador se ramifica em várias derivações para atender todos os transformadores de distribuição, além dos consumidores alimentados em tensão primária.

A confiabilidade nos arranjos primários radiais é baixa. Uma ocorrência de falha em qualquer local no alimentador primário radial causa uma falta de energia para cada consumidor no alimentador, a menos que a falha possa ser isolada da fonte por um dispositivo de desconexão, como fusível, seccionador, chave seccionadora ou religador (GÖNEN, 2014).

O carregamento de um alimentador de distribuição é inerentemente desequilibrado devido ao grande número de cargas monofásicas desiguais que devem ser atendidas. Portanto os programas convencionais de fluxo de potência e curto-circuito usados nos estudos do sistema de transmissão não são adequados, visto que assumem um sistema perfeitamente balanceado, de modo que um sistema equivalente monofásico é usado (KERSTING, 2001). A Figura 6 ilustra um sistema radial simples de distribuição.

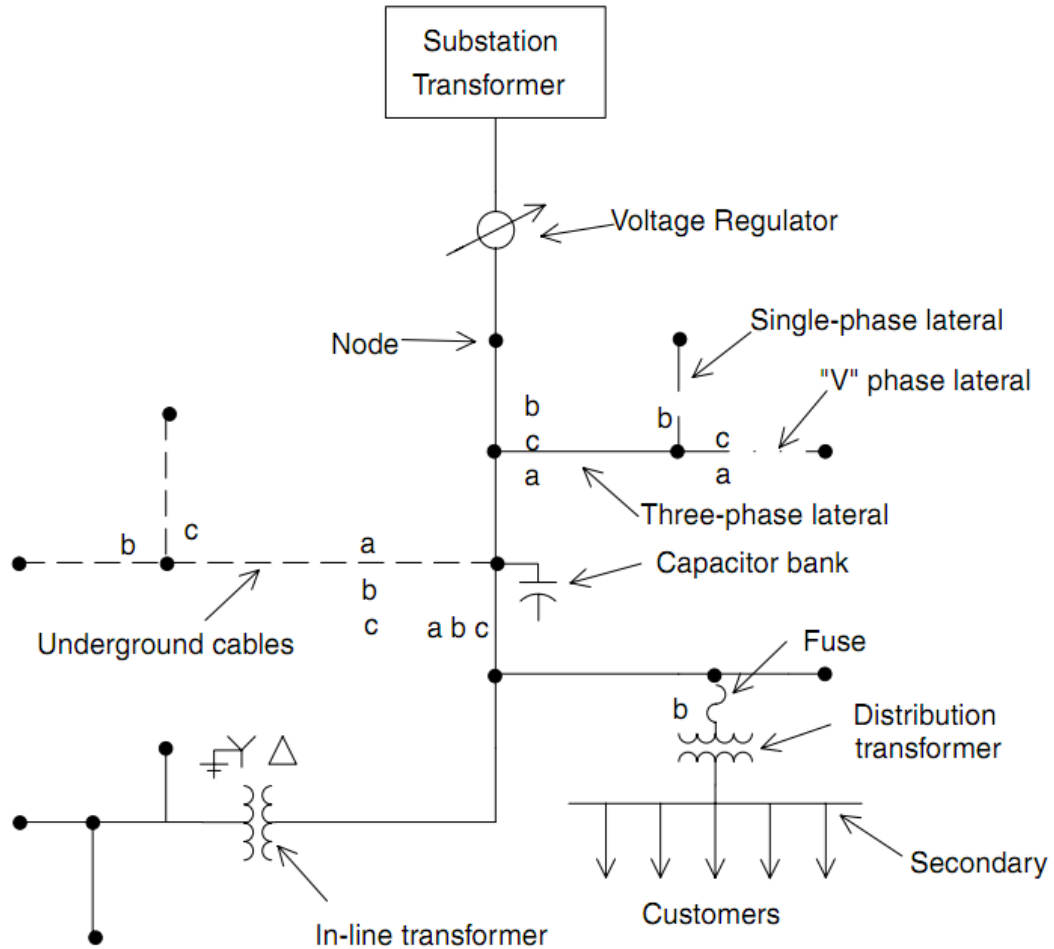
4.4.2.2 Sistema em anel

O arranjo em anel objetiva aumentar a confiabilidade do sistema. Trata-se de um esquema mais elaborado em que os dispositivos de seccionamento e religamento permitem a alimentação do consumidor por duas fontes. A carga pode ser alimentada, alternativamente, por circuitos provenientes da mesma subestação ou de subestações diferentes. A Figura 7 ilustra um sistema de distribuição em anel.

De maneira geral esses dispositivos são instalados no ponto médio do circuito e separa o circuito em dois alimentadores radiais. Assim, em operação normal, as seções não são conectadas nesse ponto, de modo que o sistema opera como um sistema radial, mas em razão de certas condições, *e.g.*, uma falha de um dos dois transformadores da subestação, o dispositivo de seccionamento pode ser fechado e uma seção do sistema de distribuição é

energizada por meio da outra. Embora os sistemas em anel operem como sistemas radiais em um determinado momento, *i.e.*, com a energia fluindo apenas para fora do transformador da subestação, o hardware que inclui os dispositivos de proteção deve ser projetado para o fluxo de energia em qualquer direção (VON MEIER, 2006).

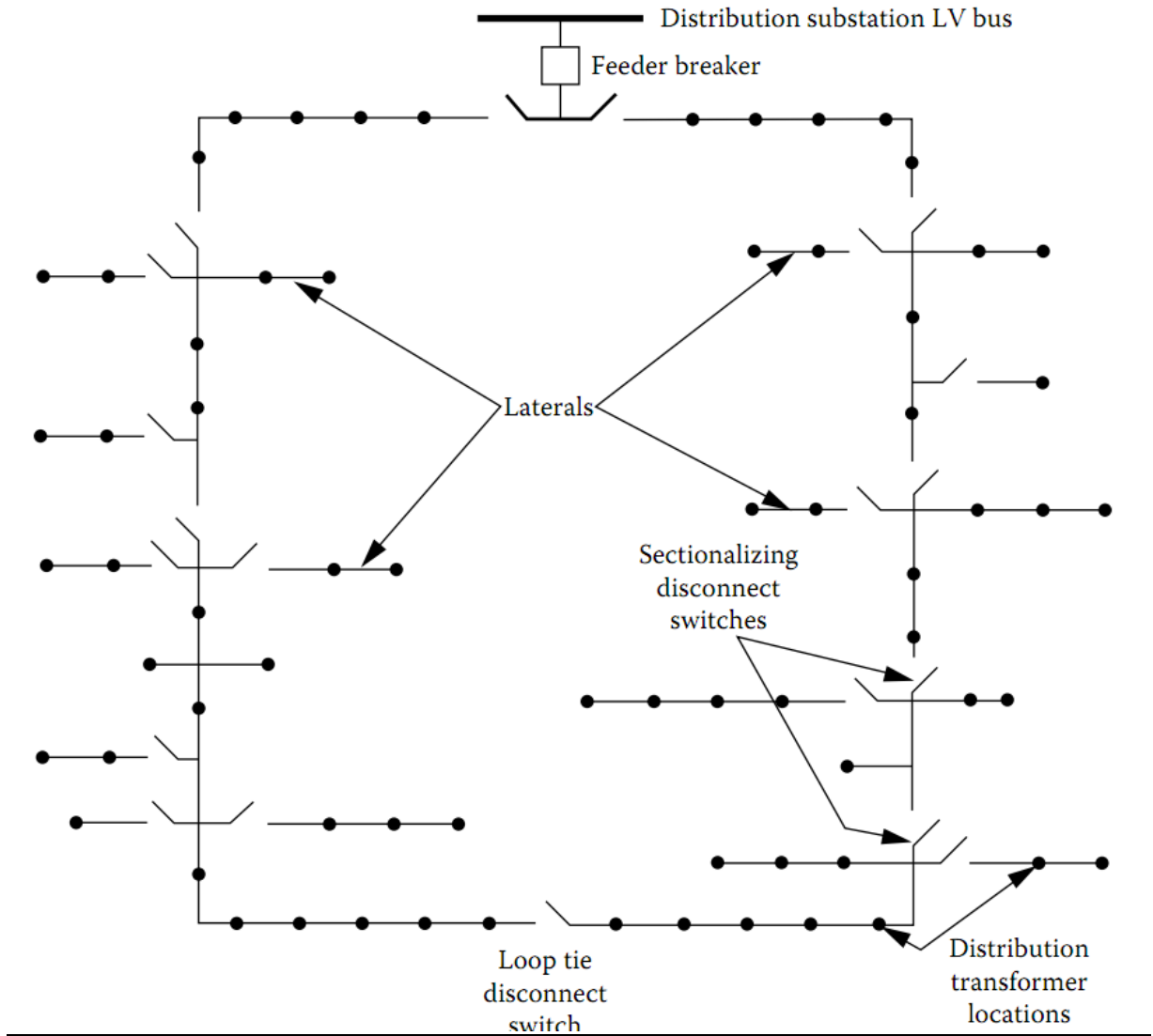
Figura 6 – Sistema de distribuição radial simples.



Fonte: (KERSTING, 2001).

A operação dos dispositivos de seccionamento poderá ser manual ou automática. Quando manual, o tempo de manobra influi negativamente no tempo de restauração do serviço, no entanto, o comando automático eleva o preço da instalação e exige manutenção frequente, o que constitui um fator econômico a ser considerado. O custo do sistema em anel é mais elevado que o radial, não só pela multiplicidade dos equipamentos de proteção e manobra, como pela necessidade de maior bitola dos condutores que devem trabalhar com folgas para permitirem as transferências de alimentação.

Figura 7 – Sistema de distribuição em anel.



Fonte: (GÖNEN, 2014).

5 CURTO-CIRCUITO

O estudo de curto-circuito visa, principalmente, obter a estimativa dos valores das correntes e das tensões num SEP, no momento de ocorrência de um defeito. Esses valores subsidiam a proteção contra sobrecorrentes dos componentes do sistema, a especificação dos equipamentos de proteção, a proteção de pessoas e a análise de sobretensão no sistema (KAGAN; DE OLIVEIRA; ROBBA, 2005). Em relação ao sistema de proteção, o cálculo de curto-circuito é necessário para especificar a configuração de dispositivos de proteção nos vários locais no sistema de distribuição e para selecionar os dispositivos de comutação apropriados (SALLAM; MALIK, 2011).

Curto-circuitos podem ser gerados dentro ou fora do equipamento do sistema, levando à deterioração do equipamento. A maioria das falhas de curto-circuito ocorre em função da ruptura na isolação do equipamento causada por sobretensões ou descargas atmosféricas, degradação de materiais isolantes devido a aumento de temperatura ou descarga parcial interna, e conexão elétrica acidental entre dois condutores através de um corpo estranho, *e.g.*, ferramentas, animais, galhos de árvores (SALLAM; MALIK, 2011).

O cálculo das correntes de curto-circuito para faltas desequilibradas em um sistema trifásico normalmente balanceado é tradicionalmente realizado pela aplicação de componentes simétricas. No entanto, esse método não é adequado para um alimentador de distribuição que é inerentemente desequilibrado. O acoplamento mútuo desigual entre as fases leva ao acoplamento mútuo entre as redes de sequência. Outra razão para não usar componentes simétricos é que as fases entre as quais ocorrem falhas são limitadas, *e.g.*, usando componentes simétricos, as faltas linha-terra são limitadas à fase ao nó terra. (KERSTING, 2001).

A forma de onda de um curto-circuito é composta pela componente periódica ou componente em corrente alternada, pela componente de corrente contínua em decaimento. A amplitude do componente contínua é alta durante os primeiros ciclos após a ocorrência da falta (estado transitório) e depois decai para aproximadamente zero em condições estáveis (estado estacionário). O tempo de decaimento e a amplitude da corrente de curto-circuito caracterizam a falta e dependem da impedância do sistema vista no ponto de falha. Conseqüentemente, a corrente eficaz de curto-circuito sob as piores condições de falta e a corrente mínima de curto-circuito devem ser calculadas. (SALLAM; MALIK, 2011).

5.1 LOCALIZAÇÃO DAS FONTES DAS CORRENTES DE CURTO-CIRCUITO

Um curto-circuito possui características distintas em função da localização geográfica da falta, *i.e.*, a impedância equivalente do circuito, carregamento do sistema e ângulo de inserção. Quanto à localização da falta destacam-se duas condições: curtos-circuitos nos terminais do gerador, ou muito próximos, e curtos-circuitos distantes do gerador.

5.1.1 Curto-circuito nos terminais do gerador

A corrente inicial de um curto-circuito nos terminais do gerador é muito elevada e decai até se estabilizar em regime permanente. Dessa forma, pode-se afirmar que o gerador possui uma reatância variável que se inicia pequena e cresce até atingir seu valor constante. As reatâncias limitadoras são referidas à posição do eixo do rotor do gerador em relação ao estator. As reatâncias transitórias de eixo direto são (MAMEDE FILHO, 2007):

a) Reatância subtransitória (X_d'')

Consiste na reatância de dispersão dos enrolamentos do estator e do rotor. Limita a corrente inicial de curto-circuito e tem duração média de 50 ms, que corresponde à constante de tempo subtransitória (T_d''). Seu valor praticamente não varia para falhas trifásicas e monofásicas. Sua variação é compreendida entre 18 e 24% para geradores hidráulicos e entre 12 e 15% para turbogeradores.

b) Reatância transitória (X_d')

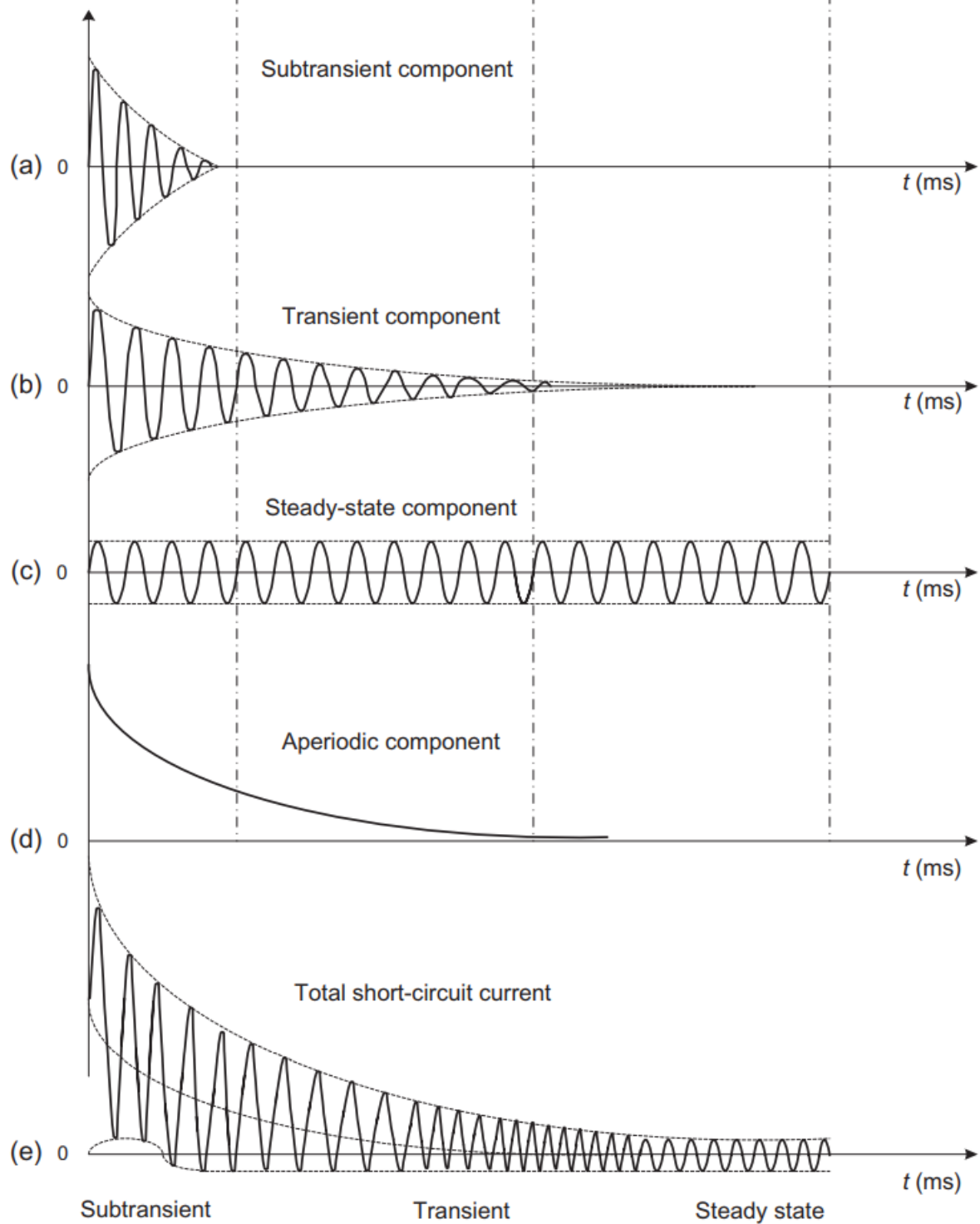
Compreende a reatância de dispersão dos enrolamentos do estator e da excitação do gerador. Sua duração varia entre 1500 e 6000 ms que corresponde à constante de tempo transitória (T_d') e seu efeito limitador ocorre depois de cessado os efeitos da reatância subtransitória. Seu valor varia para falhas trifásicas e monofásicas. Sua variação é entre 27 e 36% para geradores hidráulicos e entre 18 e 23% para turbogeradores.

c) Reatância síncrona (X_d)

Compreende a reatância de dispersão do estator e a reatância de reação do rotor, limitando a corrente de curto depois de cessados os efeitos da reatância transitória, iniciando-se a componente permanente de um ciclo completo da corrente de falta. Sua duração varia entre 100 e 160 ms que corresponde à constante de tempo (T_d). Sua variação é entre 100 e 150% para geradores hidráulicos e entre 120 e 160% para turbogeradores.

Um curto circuito ocorrido nos terminais do gerador, ou muito próximo a eles, gera quatro componentes de corrente de falta com diferentes constantes de tempo apresentadas na sequência (SALLAM; MALIK, 2011).

Figura 8 – Componentes da corrente de curto-circuito do gerador.



Fonte: (SALLAM; MALIK, 2011).

a) Componente subtransitória

$$i''(t) = V_{max} \left[\frac{1}{X_d''} - \frac{1}{X_d'} \right] e^{-t/T_d''} \cos(\omega t + \alpha), \quad (5.1)$$

b) Componente transitória

$$i'(t) = V_{max} \left[\frac{1}{X_d'} - \frac{1}{X_d} \right] e^{-t/T_d'} \cos(\omega t + \alpha), \quad (5.2)$$

c) Componente estacionária

$$i(t) = \frac{V_{max}}{X_d} \cos(\omega t + \alpha), \quad (5.3)$$

d) Componente contínua

$$i_{cc}(t) = -\frac{V_{max}}{X_d} e^{-t/T_a} \cos \alpha \quad (5.4)$$

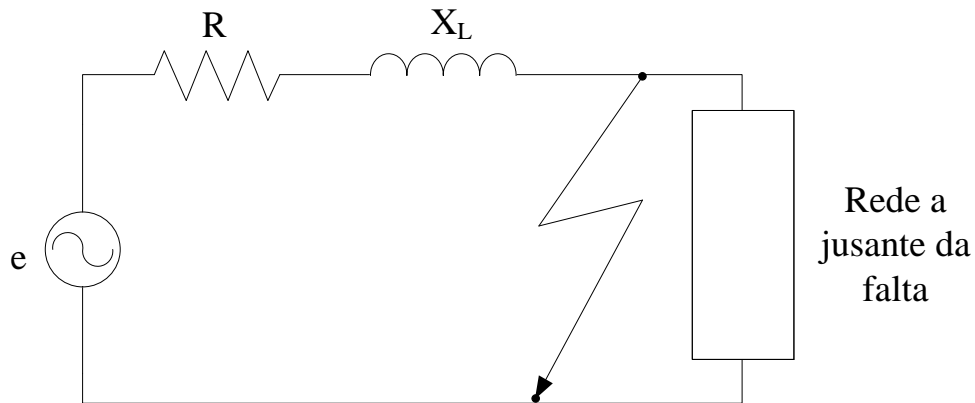
A corrente de curto-circuito nos terminais do gerador (i_{SH}) é resultado da soma das quatro componentes, *i.e.*,

$$i_{SH}(t) = i''(t) + i'(t) + i(t) + i_{cc}(t). \quad (5.5)$$

5.1.2 Curto-circuito distante dos terminais do gerador

Para curtos-circuitos ocorridos distantes da fonte geradora, a impedância acumulada nos subsistemas de transmissão e distribuição é muito superior à impedância equivalente do subsistema de geração. Assim, a corrente de curto-circuito simétrica é resultado da corrente de regime permanente acrescida apenas da componente de corrente contínua (MAMEDE FILHO, 2007). A Figura 9 representa o circuito equivalente para uma falta ocorrida distante dos terminais do gerador.

Figura 9 – Circuito equivalente.



Fonte: Adaptado (SALLAM; MALIK, 2011).

Aplicando a lei de Kirchoff das tensões no sistema da Figura 9, tem-se:

$$e(t) = R(i) + L \frac{di(t)}{dt}. \quad (5.6)$$

Assumindo que o módulo da impedância acumulada:

$$|Z| = \sqrt{R^2 + \omega^2 L^2} \quad (5.7)$$

e o defasamento angular da rede elétrica:

$$\varphi = \tan^{-1} \frac{\omega L}{R}. \quad (5.8)$$

Aplicando as transformações necessárias é possível obter a Equação (5.9), que permite o cálculo da corrente de curto circuito em função do tempo.

$$i(t) = \frac{V_{max}}{Z} [\sin(\omega t + \alpha - \varphi) - \sin(\alpha - \varphi)e^{-(R/L)t}] \quad (5.9)$$

A corrente de curto circuito pode ser dividida em corrente assimétrica e corrente simétrica. A corrente assimétrica é resultado da soma dos componentes simétrico e contínuo. O componente contínuo é resultado da propriedade característica do fluxo magnético que não

pode variar bruscamente. O componente simétrico é composto por (MAMEDE FILHO, 2007):

- a) Corrente alternada de curto-circuito simétrica
- b) Corrente eficaz de curto-circuito simétrica permanente (I_{cs})

Corrente de curto-circuito que permanece no sistema depois de cessados os efeitos transitórios. Seu valor é obtido com o uso da Equação (5.10).

$$I_{cs} = \frac{V_{max}}{Z\sqrt{2}} \quad (5.10)$$

- c) Corrente eficaz inicial de curto-circuito simétrica (I_{cis})

Corrente eficaz no instante do defeito. Quando o curto-circuito ocorre longe dos terminais do gerador seu valor é igual ao valor da corrente eficaz de curto-circuito simétrica permanente (I_{cs}).

- d) Impulso da corrente de curto-circuito (I_{cim})

É o valor máximo da corrente de defeito dado em seu valor instantâneo, e que varia conforme o momento de ocorrência da falta, *i.e.*, varia com o ângulo de inserção da falta.

- e) Potência de curto-circuito simétrica (P_{cs})

É o resultado do produto da tensão de fase pela corrente simétrica de curto-circuito.

6 SISTEMAS INTELIGENTES

“The last frontier of the biological sciences is to understand the biological basis of consciousness and the brain process by which we feel, act, learn and remember”, (KANDEL; SCHWARTZ, *et al.*, 2013).

A compreensão da forma como as informações são processadas pelo cérebro humano, requer interdisciplinaridade e uma base diversificada de conhecimentos, *e.g.* fisiologia celular e propriedades eletroquímicas do encéfalo (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001). Na primeira metade do século XXI, a comunidade científica desenvolveu especial interesse e conseqüentemente notável assimilação dos fenômenos ocorridos no sistema nervoso. Esses avanços permitiram a evolução no tratamento de patologias psicossomáticas, problemas cognitivos e enfermagens psicológicas. Além disso, técnicas que replicam o comportamento humano foram desenvolvidas, *e.g.*, automação de processos eletromecânicos, tomada de decisão e análise de riscos financeiros.

6.1 O SISTEMA NERVOSO

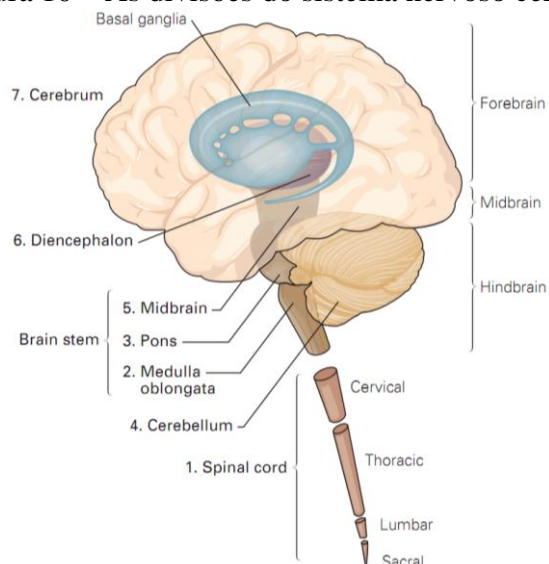
O sistema nervoso é um aglomerado de células interconectadas (redes nervosas) responsáveis por receber a informação, processá-las e emitir uma resposta coerente para o corpo, *i.e.*, trata-se de um sistema complexo de processamento, similar a um computador. Estima-se que o cérebro humano seja composto por aproximadamente 86 bilhões de neurônios. Cada neurônio é capaz de gerar cerca de 10.000 conexões: as Redes Neurais. Portanto, cada neurônio pode receber até 10.000 informações simultâneas para determinar uma única conclusão. As próximas seções apresentam um breve resumo sobre a morfologia do sistema nervoso e da abstração realizada por cientistas que permitem que a sistemática aplicada no processo de decisão do encéfalo seja replicada em ferramentas computacionais.

As faculdades do corpo humano são regidas por um complexo sistema denominado Sistema Nervoso. Essa estrutura é responsável por coordenar desde as atividades mais básicas, como a respiração, até às mais complexas tarefa de associação cognitiva, aprendizado e emoções. O sistema nervoso de um organismo vivo opera analogamente ao sistema genérico ilustrado na Figura 2. No corpo humano, os sinais de entrada são adquiridos via sistema sensorial (visão, audição, tato, paladar e olfato), onde a etapa de processamento é dada com a

interação entre as unidades elementares do encéfalo. Por fim, o corpo emite uma saída pertinente.

O sistema nervoso é dividido em dois subsistemas: sistema nervoso central (*Central Nervous System - CNS*) e sistema nervoso periférico (*Peripheral Nervous System - PNS*). O CNS é formado pelos órgãos do sistema nervoso que são envolvidos por uma estrutura óssea, chamada coluna vertebral, enquanto o PNS é composto por todas as porções do sistema nervoso que não sejam o encéfalo e a medula espinhal (BEAR; CONNORS; PARADISO, 2001). Constituído pelo cérebro, cerebelo, tronco encefálico (que compõem o encéfalo) e pela medula espinhal, o sistema nervoso central é responsável por receber e processar as informações obtidas pelo periférico, além de gerenciar as funções motoras do corpo. A Figura 10 exibe as divisões do CNS.

Figura 10 – As divisões do sistema nervoso central.



Fonte: (KANDEL; SCHWARTZ, *et al.*, 2013)

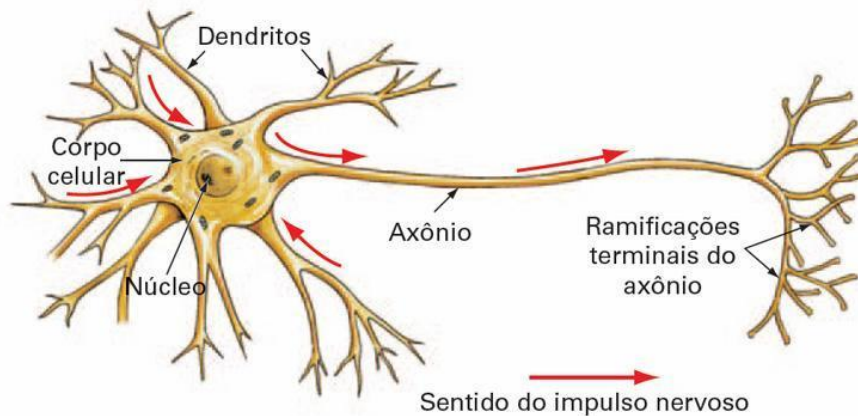
6.2 O NEURÔNIO BIOLÓGICO

O sistema nervoso é formado por células gliais, ou glias, e células nervosas, conhecidas como neurônios. As células *glias* exercem o papel de homeostase do CNS e destacam-se pela função de nutrição. Os neurônios por sua vez são destinados a realizar a condução dos impulsos nervosos, o que lhes qualifica como unidade básica no processamento das informações e estímulos.

O neurônio é separado morfologicamente em: soma, dendritos, axônio e terminais pré-sinápticos. O soma (ou corpo celular) do neurônio, constituído por núcleo e citoplasma, é

responsável pela recepção e geração de impulsos. É dessa região que ramificam os dendritos e o axônio. Os dendritos são tecidos curtos que se ramificam de forma profusa, similar a galhos de uma árvore. Essas ramificações atuam como receptores das informações emitidas por outros neurônios e são responsáveis por transportá-las até o corpo celular. O axônio é responsável por transmitir sinais elétricos (potenciais de ação) desde o soma até outro neurônio. A extremidade terminal do axônio é composta por centenas (ou milhares) de ramificações, onde são armazenados os neurotransmissores. A comunicação entre dois neurônios (Axônio – Dendrito) é denominada sinapse. A sinapse representa o ponto de conexão entre dois neurônios e atuam como válvulas de controle de fluxo de informação. A estrutura genérica de um neurônio pode ser apreciada na Figura 11.

Figura 11 – Representação simplificada do neurônio biológico.



Fonte: (DEEP LEARNING BOOK²)

Os potenciais de ação são gerados a partir do estímulo, *e.g.*, a luz, algum contato mecânico, odores e sons. O princípio básico da função cerebral consiste no fato de que os potenciais de impulso gerados por estímulos diferentes possuem características idênticas e a classificação do estímulo ocorre em função do caminho percorrido pelo sinal no encéfalo (KANDEL; SCHWARTZ, *et al.*, 2013).

² Disponível em <<http://deeplearningbook.com.br/o-neuronio-biologico-e-matematico/>>, acessado em 05/06/2018

7 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

“The brain is a highly complex, nonlinear and parallel computer... A neural network is a massively parallel distributed processor made up of simple processing units, which has a natural propensity for storing experiential knowledge and making it available for use.” (HAYKIN, 1999).

Conforme apresentado na seção 4.1, o cérebro é composto por bilhões de neurônios interconectados, que se organizam para processar as informações (estímulos) e conseqüentemente emitir uma resposta, armazenar um conhecimento e se adequar a novos processos. Uma rede neural artificial baseia-se na forma de aprendizado do cérebro. Neurônios artificiais são modelados matematicamente (e computacionalmente) para receber estímulos, processá-los individualmente com as respectivas ponderações e transmitir a informação a outros neurônios de maneira a estimar uma saída.

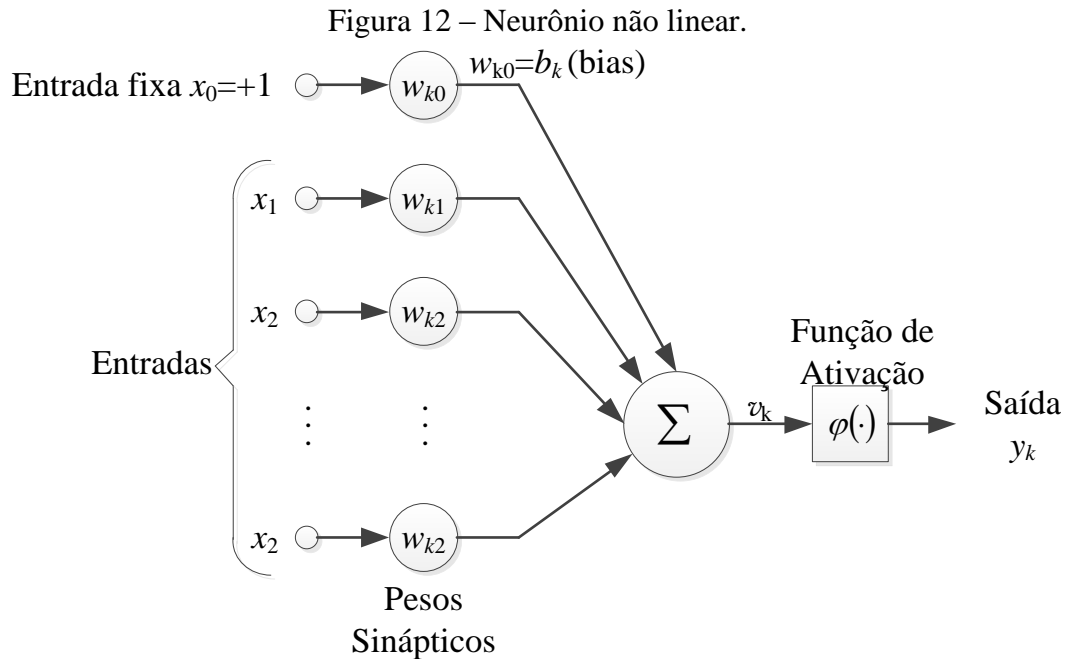
7.1 O NEURÔNIO ARTIFICIAL

Um dos primeiros estudos envolvendo a modelagem matemática de neurônios biológicos foi realizado pelo neurocientista Warren Sturgis McCulloch em parceria com o cientista cognitivo Walter Pitts. McCulloch e Pitts (1943), no trabalho intitulado *“A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”*, estabeleceram uma analogia entre as células neurais e um sistema eletrônico. Os autores propuseram que o comportamento de uma rede neural qualquer pode ser descrito em termos de lógica proposicional em função do caráter “tudo-ou-nada” da atividade nervosa, que poderiam assumir apenas duas possibilidades: verdadeira ou falsa.

O modelo de McCulloch & Pitts é norteado por cinco hipóteses (MCCULLOCH; PITTS, 1943):

1. A atividade de um neurônio é um processo “tudo-ou-nada”, logo, de caráter binário.
2. Uma quantidade fixa de sinapses deve acontecer a fim de excitar um neurônio a qualquer instante, independentemente da atividade anterior e da localização do neurônio.
3. O único atraso significativo dentro do sistema nervoso é o atraso sináptico.

4. Uma sinapse inibitória impede absolutamente a excitação do neurônio naquele instante.
5. A estrutura da rede não sofre alterações com o tempo.



Fonte: Adaptado (HAYKIN, 1999).

O neurônio de McCulloch-Pitts é um dos modelos mais empregados em problemas envolvendo reconhecimento de padrões. Seu funcionamento baseia-se na interpretação de estímulos. Um vetor de entradas $[X = (x_1, x_2, \dots, x_m)]$ formado por m elementos, no qual cada elemento é ponderado por seu respectivo peso $[W = (w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km})]$, determina a atividade do neurônio. A atividade v_k , obtida pelo operador soma Σ , sendo b_k o peso w_{k0} , denominado *bias*, alimentado por uma constante $x_0 = 1$, responsável por controlar o nível de saída do neurônio. A saída y_k é resultado da função ativação $\varphi(\cdot)$. A descrição matemática de um neurônio é dada pelas equações (7.1) e (7.2).

$$v_k = \sum_{j=0}^m x_j * w_{kj}, \quad (7.1)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (7.2)$$

A função de ativação é uma transformação não linear aplicada ao sinal de entrada com o intuito de determinar se o estímulo recebido é suficientemente grande para que o neurônio

seja ativado. As funções de ativação mais utilizadas são as funções: linear (1), limiar (2), relé (3), linear por partes (4), sigmoide (5) e gaussiana (6).

1. Função linear.

A função linear é o resultado da multiplicação de um coeficiente linear α sobre a saída v_k :

$$\varphi(v) = \alpha \times v \quad (7.3)$$

2. Função de limiar.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ 0, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (7.4)$$

3. Função relé.

A função relé é uma função de limiar de forma assimétrica em relação à origem, caracterizada como uma função ímpar do campo local induzido.

$$\varphi(v) = \begin{cases} +1, & \text{se } v \geq 0 \\ -1, & \text{se } v \leq 0 \end{cases} \quad (7.5)$$

4. Função linear por partes.

A função linear por partes (7.6) pode ser interpretada como uma aproximação de um amplificador não linear.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & v \geq +\frac{1}{2} \\ v, & +\frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2} \\ 0, & v \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (7.6)$$

5. Função sigmoide.

A função sigmoide é a mais aplicada em funções de ativação de ANN. Trata-se de uma função estritamente crescente exibindo um balanceamento satisfatório entre o comportamento linear e o comportamento não linear (HAYKIN, 1999).

a) Sigmoide 1

$$\varphi(v) = \frac{1 - e^{-\lambda v}}{1 + e^{-\lambda v}} \quad (7.7)$$

b) Sigmoide 2

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda v}}, \quad (7.8)$$

sendo λ o parâmetro de inclinação.

6. Função gaussiana

$$\varphi(v) = ae^{-\frac{(v-b)^2}{2c}}, \quad (7.9)$$

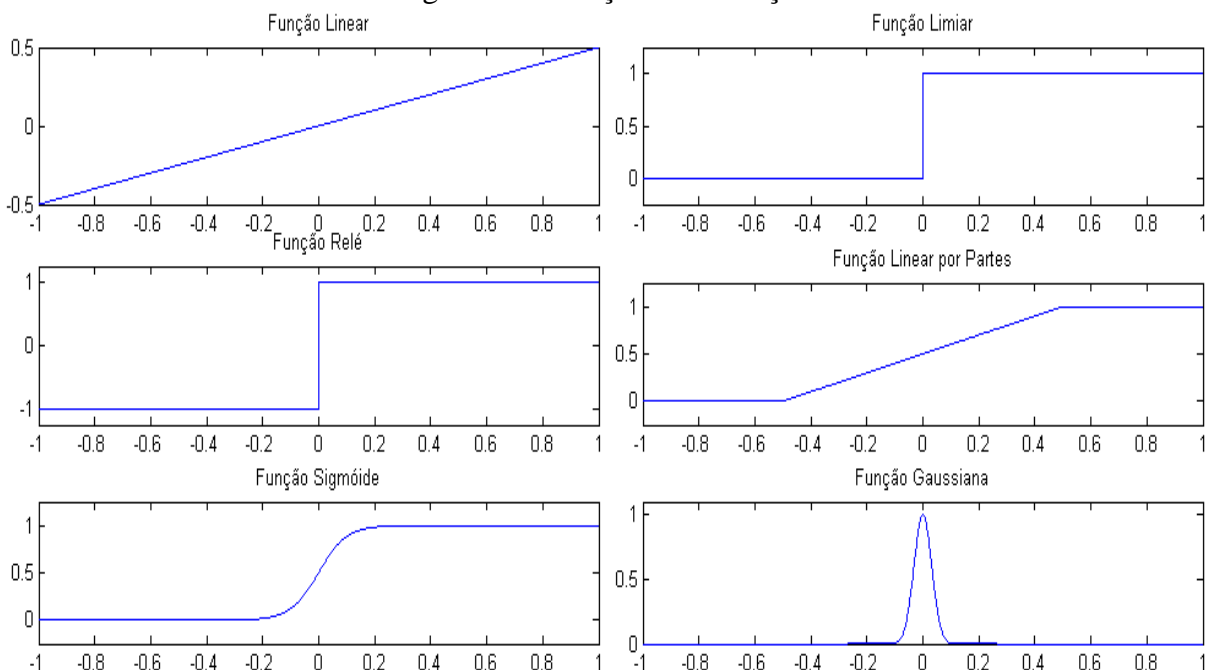
sendo:

a o pico da função gaussiana;

b o centro do pico da função gaussiana; e

c a largura da função gaussiana.

Figura 13 – Funções de ativação.



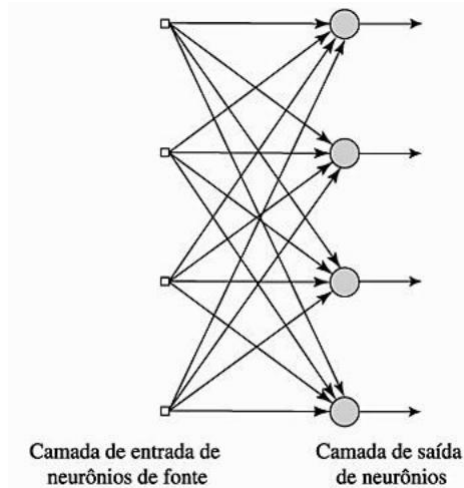
Fonte: Elaborada pelo autor.

7.2 ESTRUTURA DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Redes neurais podem ser compreendidas como grafos direcionados ponderados (JAIN e MAO, 1996). O neurônio descrito na seção 7.1 é associado em paralelo com outros neurônios análogos, de maneira a compor uma camada de processamento. As entradas podem então ser apresentadas com pesos distintos a cada neurônio da camada, a fim de que cada neurônio emita uma resposta específica de acordo com seu limiar de ativação. Logo, é possível elaborar uma numerosa quantidade de estruturas de ANN's ao variar a quantidade de neurônios, o número de camadas e a topologia quanto à realimentação. Dessa forma, podemos classificar as ANN's, quanto à estrutura, em redes não recorrentes (*feedforward*) e recorrentes (*feedback*).

Redes não recorrentes são definidas pela ausência de laços de realimentação. Nessa topologia, os neurônios de uma determinada camada recebem a informação única e exclusivamente da camada anterior. As redes não recorrentes podem ser separadas em dois grupos quanto à quantidade de camadas: redes com camada única e redes com múltiplas camadas. Cabe salientar que a camada de entrada de nós de fonte não é contabilizada, visto que não realiza qualquer atividade de processamento.

Figura 14 – Rede não recorrente de camada única.

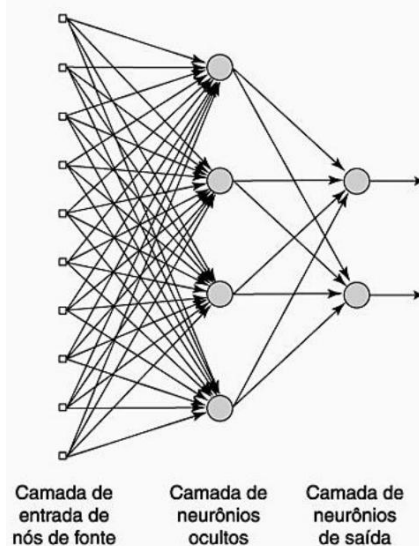


Fonte: (HAYKIN, 1999)

Uma importante característica de ANN's não recorrentes é o fato de não possuírem memória, *i.e.*, a saída é obtida única e exclusivamente em função da entrada e das ponderações de cada entrada (HAYKIN, 1999; SIMPSON, 1990).

Redes não recorrentes (Figura 15) de múltiplas camadas possuem uma ou mais camadas neuronais ocultas. As camadas ocultas possibilitam que a rede extraia estatística de ordem elevada, *i.e.*, a rede consegue ter uma perspectiva global mesmo sua conectividade sendo local (HAYKIN, 1999). Nessa arquitetura as entradas alimentam os neurônios da primeira camada, que por sua vez emitem uma saída que atuam como entradas para os neurônios da camada subsequente. Uma rede de múltiplas camadas pode ser configurada de forma totalmente ou parcialmente conectada. Nas redes totalmente conectadas todas as entradas da rede alimentam todos os neurônios da primeira camada e as saídas de cada neurônio de cada camada alimentam os neurônios da camada seguinte. Redes parcialmente conectadas dispensam essa premissa.

Figura 15 – Rede não recorrente de múltiplas camadas.



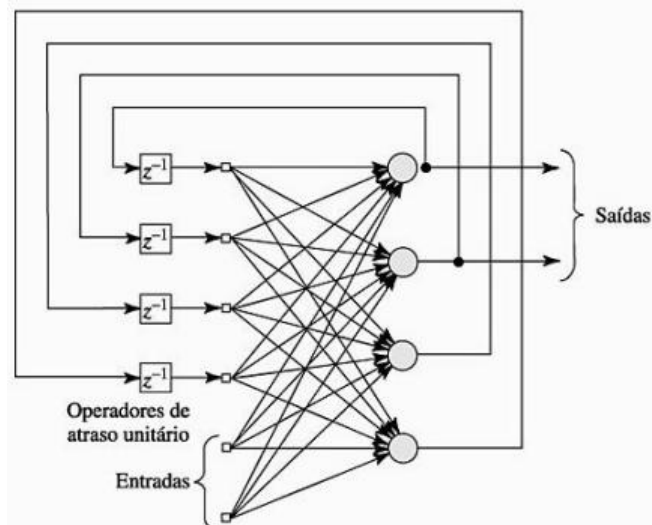
Fonte: (HAYKIN, 1999)

Redes recorrentes (Figura 16) são projetadas para atuar de forma cíclica, *i.e.*, a saída de determinado neurônio, ou conjunto de neurônios, é ponderada e reapresentada ao próprio neurônio ou até mesmo a todas as camadas anteriores. Esse processo pode ser repetido infinitamente ou até que um ponto de estabilidade seja obtido. As redes projetadas para a segunda situação ajustam os valores de ativação até que o critério de estabilidade seja atingido. Após cada atuação de valor de saída os pesos são atualizados. Esse processo objetiva a generalização das saídas em função da similaridade das entradas. As redes recorrentes, assim como as redes *feedforward*, podem ser formadas por uma única camada ou por múltiplas camadas.

7.3 TEORIA DA RESSONÂNCIA ADAPTATIVA

A teoria da ressonância adaptativa (*Adaptive Resonance Theory* - ART) é uma solução proposta por Gail Carpenter e Stephen Grossberg para a solução do dilema plasticidade-estabilidade. A arquitetura ART representa redes neurais que auto-organizam códigos de reconhecimento estáveis em tempo real em resposta a sequências arbitrárias de padrões de entrada. A plasticidade representa a capacidade de adquirir novos conhecimentos sem perder a memória previamente aprendida, enquanto a estabilidade define a capacidade de aprender com o processo de ajuste/atualização dos pesos (LOPES, 2005; TONELLI-NETO, 2015). Fundamentada na observação do processo experimental de aprendizagem da fala, visão, bloqueio de atenção e interação cognitivo-emocional, o conceito da ressonância adaptativa é uma teoria do processamento da informação cognitiva humana (GROSSBERG, 1976a; GROSSBERG, 1976b; CARPENTER e GROSSBERG, 2003).

Figura 16 – Rede neural recorrente de multiplas camadas.



Fonte: (HAYKIN, 1999)

A solução do dilema plasticidade-estabilidade nos sistemas ART ocorre, basicamente, em função de três princípios: o aprendizado baseado em correspondência (*match-based learning* - MBL), o aprendizado baseado no erro (*error-based learning* - EBL) e o aprendizado rápido e estável (*stable fast learning* - SFL). O MBL leva a um estado ressonante que possibilita o aprendizado ou uma busca à memória. Se a busca é finalizada em um código definido a representação da memória pode permanecer a mesma ou incorporar nova informações referentes às combinações parciais entre a entrada e a memória interna. Se a busca termina em um novo código uma nova categoria é definida, e a representação da

memória é então adequada. O EBL consiste na minimização da incompatibilidade. Seu objetivo é reduzir a diferença entre a saída esperada e a saída atual emitida pela rede. No SFL os pesos convergem para equilíbrio em resposta a cada padrão de entrada. O SFL cria memórias que dependem da ordem de apresentação das entradas (CARPENTER; GROSSBERG, 2003).

7.4 REDE NEURAL ARTMAP

Carpenter *et al.*, (1991b), introduziram uma nova arquitetura de redes neurais a qual denominaram ARTMAP. O sistema ARTMAP recebe esse nome em função do seu processo de operação, no qual ocorre a transformação de vetores em R^n para vetores em R^m que define um mapa que é aprendido pelo exemplo do par correlacionado de vetores $\{a^{(p)}, b^{(p)}\}$ apresentados sequencialmente de forma arbitrária. A rede ARTMAP aprende de forma autônoma a classificar vetores ordenados arbitrariamente em categorias de reconhecimento baseadas no sucesso preditivo (CARPENTER; GRSOSSBERG; REYNOLDS, 1991b).

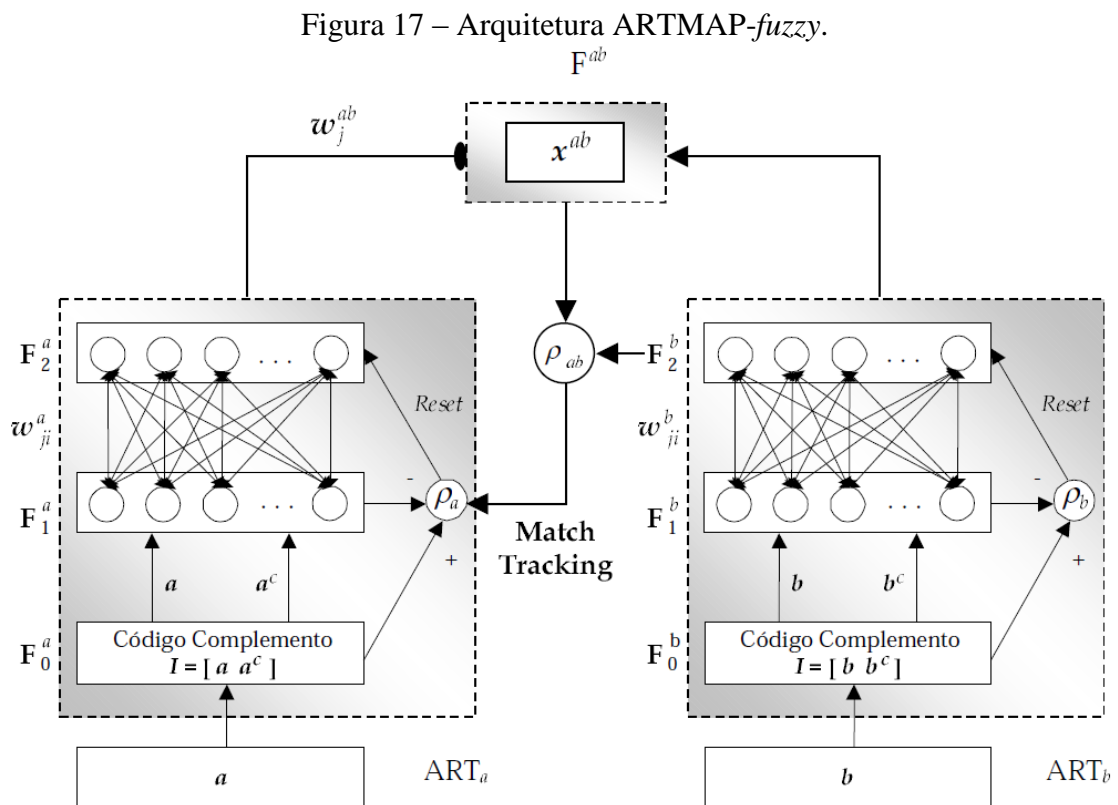
O treinamento do sistema ARTMAP ocorre de forma supervisionada. A rede é estruturada por dois módulos, ART_a e ART_b . Durante o treinamento o módulo ART_a é responsável por receber os vetores de entrada $\{a^{(p)}\}$ enquanto o módulo ART_b recebe os vetores de entrada $\{b^{(p)}\}$, sendo $b^{(p)}$ a predição correta para o padrão $a^{(p)}$. Um terceiro módulo denominado inter-ART é conectado entre os módulos de entrada. A função do bloco inter-ART é analisar a correspondência/compatibilidade entre o padrão de entrada e a saída esperada, essa operação é denominada *match tracking*. A rede opera com a regra de aprendizado Min-Max, que simultaneamente, minimiza o erro preditivo e maximiza a generalização (CARPENTER; GROSSBERG; BOSEN, 1991a; CARPENTER; GRSOSSBERG; REYNOLDS, 1991b; LOPES, 2005; DECANINI, 2012; TONELLI-NETO, 2015). O módulo inter-ART possui um campo de mapa que controla a aprendizagem de um mapa associativo das categorias de reconhecimento do módulo ART_a para as categorias de reconhecimento do módulo ART_b . A função do módulo inter-ART é associar a representação comprimida e simbólica dos exemplares ART_a e ART_b (CARPENTER; GRSOSSBERG; REYNOLDS, 1991b).

7.5 REDE NEURAL ARTMAP-FUZZY

Análoga à rede ARTMAP, a arquitetura ARTMAP-*fuzzy* é uma rede neural de aprendizado incremental supervisionado aplicada ao reconhecimento de categorias e mapas multidimensionais em resposta à sequência arbitrária de vetores de entrada analógicos ou binários, que podem representar conjuntos difusos ou conjuntos *crisp* (CARPENTER; GROSSBERG *et al.*, 1992).

Na arquitetura do sistema ARTMAP-*fuzzy* os módulos ART_a e ART_b são formados por componentes ART-*fuzzy*, (diferentemente do estabelecido na arquitetura ARTMAP onde aplicam-se os componentes ART1) que criam categorias de reconhecimento estáveis em resposta a sequências arbitrárias de padrões de entrada (CARPENTER; GROSSBERG *et al.*, 1992).

Cada sistema ART (ART_a e ART_b) é formado por três campos: um campo F_0 formado por nós que representam o vetor de entrada atual; um campo F_1 que é alimentado pelas entradas *bottom-up* do campo F_0 e pelas entradas *top-down* do campo F_2 e um campo F_2 que representa a categoria ativa (CARPENTER; GROSSBERG *et al.*, 1992). A arquitetura do sistema ARTMAP-*fuzzy* é ilustrada na Figura 17.



Fonte: (LOPES, 2005)

O vetor atividade I , pertencente ao intervalo $[0,1]$, do campo F_2 é dado por

$$I = [I_1, I_2, \dots, I_M]. \quad (7.10)$$

A atividade dos campos F_1 e F_2 , é representada pelos vetores x e y , respectivamente, definidas pelas equações (7.11) e (7.12), respectivamente.

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_M]. \quad (7.11)$$

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_N]. \quad (7.12)$$

Para o módulo ART_a , $x^a = [x_1^a \dots x_{2Ma}^a]$ denota o vetor de saída do campo F_1^a ; $y^a = [y_1^a \dots y_{2Na}^a]$ denota o vetor de saída do campo F_2^a e $w_j^a = [w_{j1}^a \dots w_{j,2Ma}^a]$ denota o j -ésimo vetor peso. Para o módulo ART_b , $x^b = [x_1^b \dots x_{2Mb}^b]$ denota o vetor de saída do campo F_1^b ; $y^b = [y_1^b \dots y_{2Nb}^b]$ denota o vetor de saída do campo F_2^b e $w_k^b = [w_{k1}^b \dots w_{k,2Mb}^b]$ denota o k -ésimo vetor peso. Para o mapa de campo, $x^{ab} = [x_1^{ab} \dots x_{Nb}^{ab}]$ denota o vetor de saída do campo F_{ab} e $w_j^{ab} = [w_{j1}^{ab} \dots w_{jNb}^{ab}]$ denota o vetor peso que parte do j -ésimo nó F_2^a para F^{ab} (CARPENTER, GROSSBERG, *et al.*, 1992).

7.5.1 Parâmetros ARTMAP-fuzzy

As equações e critérios que estruturam a rede neural ARTMAP-fuzzy são compostos por parâmetros que devem ser ajustados previamente e em conformidade com o problema a ser resolvido. Esses parâmetros são responsáveis pela capacidade de generalização, pela velocidade do aprendizado, pela eficiência e pela eficácia do sistema.

1. Parâmetro de escolha (α): Controla a sequência de busca entre os nós da camada F_2 e deve ser positivo, *i.e.*, $\alpha > 0$.
2. Taxa de treinamento (β): Compreendido no intervalo $[0; 1]$ é responsável pela velocidade de adaptação da rede. Quanto menor for o valor atribuído ao parâmetro β mais lento ocorrerá o processo de aprendizagem.
3. Parâmetro de vigilância (ρ): controla a ressonância da rede. Verifica a compatibilidade dos padrões de entrada e dos pesos para que ocorra a ressonância.

Está diretamente relacionado à quantidade de categorias criadas. Pertence ao intervalo $[0; 1]$. Quanto maior for o valor atribuído a ρ maior será a quantidade de categorias criadas, entretanto menor será a capacidade de generalização da rede. O critério de vigilância, *i.e.*, a análise de ocorrência da ressonância, é aplicado no módulo ARTa (ρ_a), no módulo ARTb (ρ_b) e no módulo interART (ρ_{ab}).

7.6 ALGORITMO ARTMAP-FUZZY

7.6.1 Leitura dos padrões de entrada

Os vetores de entrada e saída esperada, $a = [a_1 a_2 \dots a_{Ma}]$ e $b = [b_1 b_2 \dots b_{Mb}]$ respectivamente, são pré-processados usando dois procedimentos: a técnica de normalização e a codificação do complemento. A normalização, dada pela Equação (7.13), é aplicada a fim de evitar a proliferação das categorias.

$$\bar{a} = \frac{a}{|a|}, \quad (7.13)$$

Sendo:

\bar{a} : vetor de entrada normalizado e $|a|$ a norma do vetor de entrada, dada por:

$$|a| = \sum_{i=1}^M a_i. \quad (7.14)$$

A codificação do complemento, Equação (7.15), é aplicada de forma a preservar a amplitude da informação.

$$\bar{a}_i^c = 1 - \bar{a}_i \quad (7.15)$$

Sendo

\bar{a}_i^c : complemento normalizado.

O pré-processador do complemento, transforma o vetor M -dimensional em um vetor de dimensão $2M$, dado por

$$I = A = [\bar{a} \bar{a}_i^c] = [\bar{a}_1 \bar{a}_2 \dots \bar{a}_M \bar{a}_1^c \bar{a}_2^c \dots \bar{a}_M^c]. \quad (7.16)$$

7.6.2 Inicialização dos pesos

A inatividade da categoria é representada pelo peso unitário. O decaimento do valor do peso conforme o treinamento ocorre determina a atividade da categoria. Assim, os pesos iniciais são dados por

$$w_{j1}^a(0) = w_{k1}^b(0) = w_j^{ab}(0) = 1 \quad (7.17)$$

7.6.3 Leitura dos parâmetros

O desempenho dos módulos *ART-fuzzy* ocorre em função da escolha de três parâmetros: parâmetro de escolha $\alpha > 0$; taxa de aprendizagem $\beta \in [0,1]$ e o parâmetro de vigilância $\rho \in [0,1]$ (CARPENTER; GROSSBERG; BOSEN, 1991a).

7.6.4 Escolha da categoria

Para cada entrada I e nó j em F_2 , a *Função Escolha* T_j é definida por (CARPENTER; GROSSBERG; BOSEN, 1991a; CARPENTER; GROSSBERG *et al.*, 1992; LOPES, 2005; DECANINI, 2012; TONELLI-NETO, 2015)

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|}, \quad (7.18)$$

sendo \wedge operador *fuzzy* AND, definido por

$$(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i), \quad (7.19)$$

e a norma $|\cdot|$, definida por

$$|p| = \sum_{i=1}^M |p_i|, \quad (7.20)$$

para qualquer vetor M -dimensional p e q .

Uma categoria é escolhida se e somente se um nó em F_2 se torna ativo em determinado instante. A categoria escolhida é indicada pelo índice J .

$$T_j = \max\{T_j: j = 1, 2, \dots, N\} \quad (7.21)$$

O vetor de atividade $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]$ da camada F_2 , sendo N a quantidade de categorias criadas. Assim, para a categoria j -ésima escolhida tem-se:

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{se } j = J \\ 0, & \text{se } j \neq J \end{cases} \quad (7.22)$$

Em um sistema de escolha, o vetor de atividade em F_1 , denotado por $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{2M}]$, atende o seguinte critério:

$$x = \begin{cases} I & , \text{ se } F_2 \text{ é inativo} \\ I \wedge w_j & , \text{ se } F_2 \text{ é Ativo} \end{cases} \quad (7.23)$$

7.6.5 Teste de vigilância

O teste de vigilância analisa a ocorrência, ou não, da ressonância. A ressonância ocorre se a função correspondência da categoria escolhida atender o critério de vigilância, isto é, se:

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} \geq \rho. \quad (7.24)$$

Caso a Equação (7.24) não seja satisfeita, isto é:

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} < \rho, \quad (7.25)$$

deverá ocorrer o dispositivo *reset*, *i.e.*, é atribuído arbitrariamente o valor igual a zero para a categoria T_j pelo período que durar a apresentação da entrada. Posteriormente uma nova categoria é selecionada aplicando a Equação (7.21). Esse processo se repete até que o critério de vigilância, Equação (7.24), seja satisfeito.

7.6.6 Aprendizado

O aprendizado da rede é realizado no processo de modificação dos pesos. Essa se inicia depois de finalizada a fase de ressonância. A atualização dos pesos é dada por:

$$w_j^{(new)} = \beta(I \wedge w_j^{(old)}) + (1 - \beta)w_j^{(old)}. \quad (7.26)$$

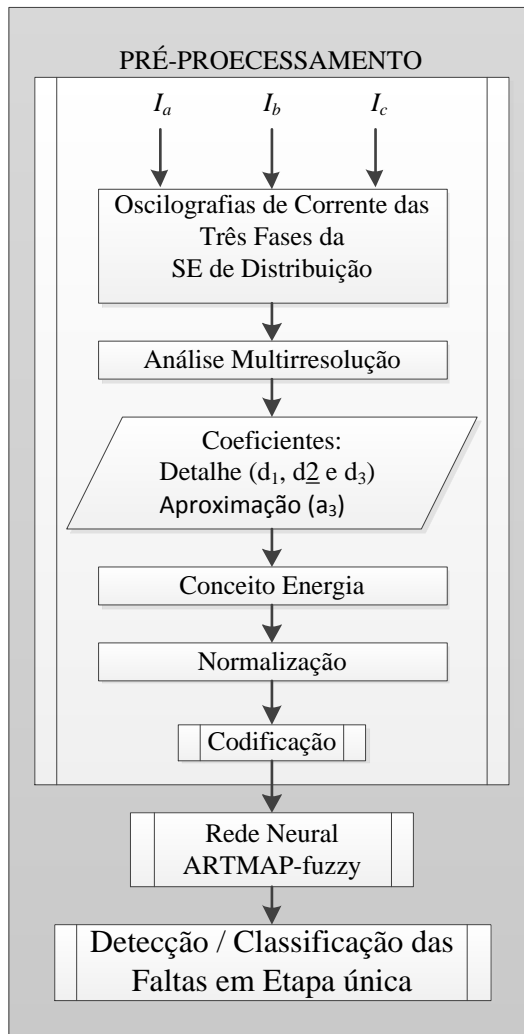
A taxa de aprendizagem β determinará a velocidade com os pesos se adaptaram. Para um aprendizado rápido $\beta = 1$, enquanto para um aprendizado lento $0 < \beta < 1$.

8 METODOLOGIA PROPOSTA

Um sistema para detecção e classificação de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica é proposto nesta pesquisa. O método combina o conceito de análise multirresolução para decomposição do sinal com uma rede neural artificial ARTMAP-*fuzzy*. O modelo consiste na análise das oscilografias de corrente coletadas nos terminais do barramento de saída da subestação de distribuição.

Uma das principais características da ferramenta apresentada é a baixa quantidade de informações necessárias para que a tarefa seja cumprida. Dessa forma é possível obter resultados satisfatórios à um baixo custo computacional.

Figura 18 – Estrutura do sistema detector e classificador de curto-circuito.

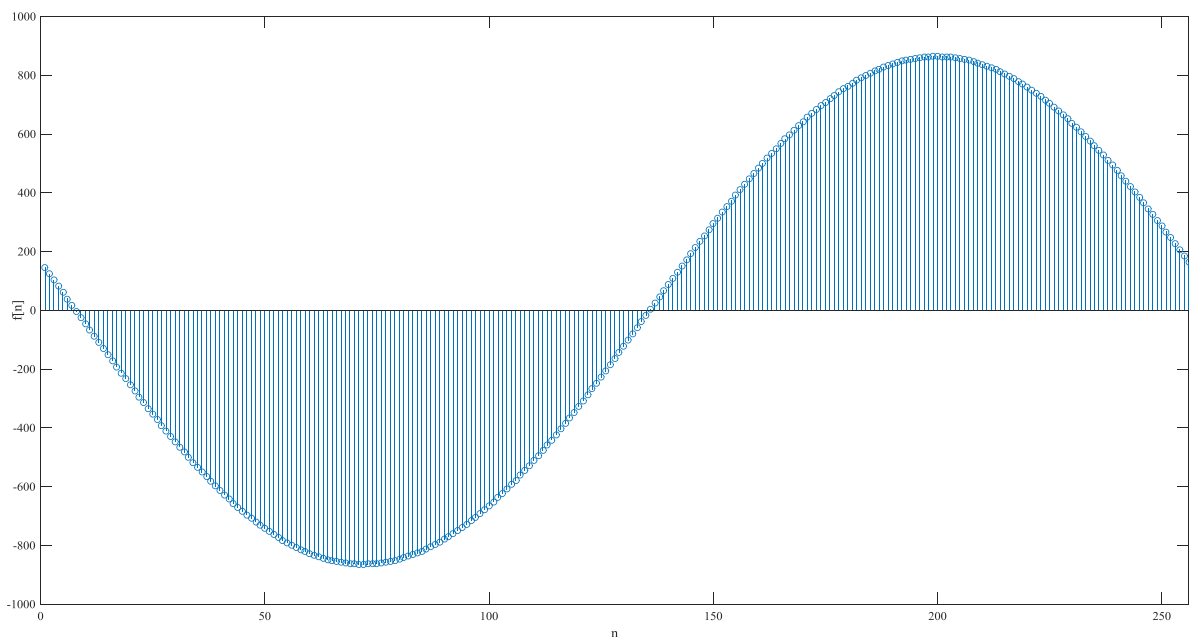


Fonte: Elaborada pelo autor.

8.1 PRÉ-PROCESSAMENTO

O pré-processamento garante a extração e seleção das características da base de dados. Essa etapa é realizada tratando a informação disponibilizada pelos transformadores de corrente instalados na subestação. As correntes elétricas das três fases (I_a , I_b e I_c) são monitoradas constantemente. A amostragem é realizada com a coleta de 256 pontos por ciclo durante três ciclos. A amostra subsequente é realizada com passo de meio ciclo. A Figura 19 ilustra a discretização do sinal de corrente de uma única fase.

Figura 19 – Sinal de corrente discretizado.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A informação obtida no processo de amostragem é decomposta com o uso de transformada *wavelet* da família Daubechies com filtro de quarta ordem (db4) e decompostos em três níveis de resolução, *i.e.*, fornece três níveis de detalhamento do sinal. A decomposição do sinal fornece os coeficientes de detalhe (d_{ij}^k) e de aproximação (a_{ij}^k). Os coeficientes de detalhe obtidos permitem detectar variações sutis na frequência fundamental do sinal em estudo. A decomposição produz 388, 197 e 102 coeficientes de detalhe para os níveis de resolução N_1 , N_2 e N_3 respectivamente. Visto que as amostras são identificadas em $t_0 = 0$ s e $t_f = 200$ ms com valores de frequência igual a 0 Hz, os coeficientes de detalhes produzidos possuem valores agudos que não representam a condição real de operação para esses instantes. Portanto, é necessário o truncamento dos valores iniciais e finais produzidos pela decomposição do sinal, conforme exibido na Tabela 2.

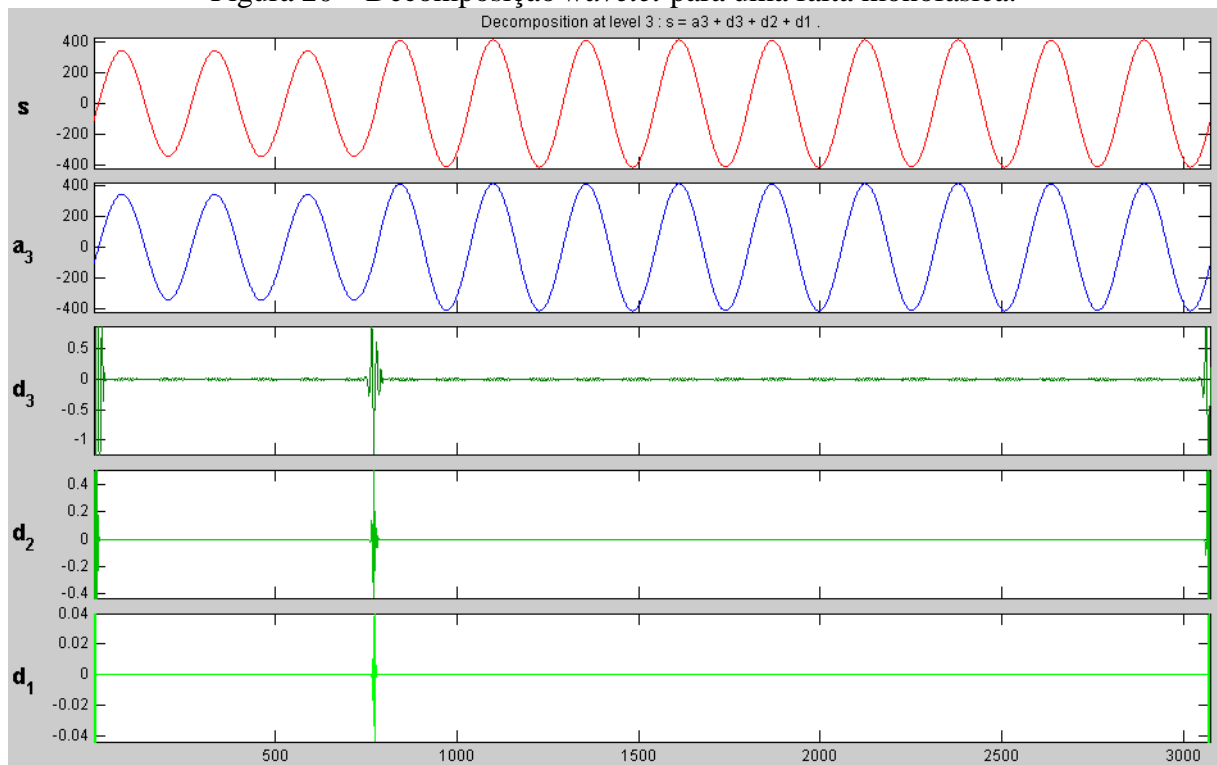
Tabela 2 – Truncamento dos coeficiente de detalhe.

Nível de Decomposição j	Corte Inicial	Corte Final
01	25	350
02	20	150
03	15	90

Fonte: Elaborada pelo autor.

As informações gráficas da decomposição do sinal são apresentadas na Figura 20 a qual exibe os seguintes dados:

- A corrente elétrica discretizada (S);
- A forma de onda a_3 que é uma aproximação do sinal original produzida com os coeficientes de aproximação; e
- Os espectros d_1 , d_2 e d_3 , formados pelos coeficientes de detalhe.

Figura 20 – Decomposição *wavelet* para uma falta monofásica.

Fonte: Elaborada pelo autor.

No momento de ocorrência de um curto-circuito acontece a súbita variação na amplitude da corrente elétrica e conseqüentemente a frequência do sinal oscila por um breve intervalo de tempo. Os coeficientes de detalhe possibilitam a identificação do momento de ocorrência da variação abrupta da frequência, *i.e.*, o instante do curto-circuito. O valor que o coeficiente de detalhe alcança no instante de falta é significativamente superior aos demais

valores, os quais se aproximam de zero e refletem a condição estável e constante da frequência.

8.2 ENERGIA DO SINAL

A energia E total de um sinal x pode ser definida como a soma de sua potência instantânea P :

$$P_n = |x(n)|^2, \quad (8.1)$$

$$E = \sum_{n=1}^{\infty} |x(n)|^2, \quad (8.2)$$

A aplicação da análise multirresolução resulta numa quantidade elevada de coeficientes de detalhe e de aproximação. Com o objetivo de agregar as informações e dessa forma reduzir o custo computacional do sistema de diagnóstico, aplica-se o conceito energia sobre os coeficientes de detalhe e de aproximação, ambos referentes ao terceiro nível de resolução.

$$E_{i,N_3}^d = \sum_{k=1}^{L_{N_3}^d} (|d_{i,N_3}^k|)^2, \quad (8.3)$$

$$E_{i,N_3}^a = \sum_{k=1}^{L_{N_3}^a} (|a_{i,N_3}^k|)^2, \quad (8.4)$$

sendo:

E_{i,N_3}^d : a energia dos coeficientes de detalhe da oscilografia i no terceiro nível de decomposição;

E_{i,N_3}^a : a energia dos coeficientes de aproximação da oscilografia i no terceiro nível de decomposição;

d_{i,N_3}^k : o k -ésimo coeficiente de detalhe da oscilografia i no terceiro nível de decomposição;

a_{i,N_3}^k : ok -ésimo coeficiente de aproximação da oscilografia i no terceiro nível de decomposição; e

$L_{N_3}^d$: a quantidade de coeficiente de detalhe da oscilografia i no terceiro nível de decomposição; e

$L_{N_3}^a$: a quantidade de coeficiente de aproximação da oscilografia i no terceiro nível de decomposição; e

Logo, o vetor que retrata o estado operativo do sistema, *i.e.*, os índices comportamentais, são compostos pela energia do sinal e possui dimensão seis, Equação (8.5).

$$E = [E_{I_a N_3}^d \ E_{I_b N_3}^d \ E_{I_c N_3}^d \ E_{I_a N_3}^a \ E_{I_b N_3}^a \ E_{I_c N_3}^a] \quad (8.5)$$

8.3 NORMALIZAÇÃO

A próxima etapa consiste na normalização dos índices comportamentais. Essa operação consiste em limitar os valores que compõe o vetor de entrada do módulo ARTa da rede ARMAP-*fuzzy* no intervalo [0,1].

O processo de normalização é realizado dividindo-se cada membro do vetor de índices comportamentais pelo maior valor correspondente ao grupo. Logo, é necessário discriminar os subconjuntos que compõe o vetor do estado operativo do sistema. O primeiro grupo refere-se à energia dos coeficientes de detalhe enquanto o segundo grupamento é representado pela energia dos coeficientes de aproximação, assim temos:

$$\overline{E}_{ij}^d = \frac{E_{i,N_3}^d}{\max[E_{I_a N_3}^d \ E_{I_b N_3}^{det} \ E_{I_c N_3}^d]}, \quad (8.6)$$

$$\overline{E}_{ij}^a = \frac{E_{i,N_3}^a}{\max[E_{I_a N_3}^a \ E_{I_b N_3}^a \ E_{I_c N_3}^a]}, \quad (8.7)$$

Assim, o vetor normalizado dos índices comportamentais, de dimensão seis, é construído conforme apresentado em (8.8).

$$\overline{E} = [\overline{E}_{I_a N_3}^d \ \overline{E}_{I_b N_3}^d \ \overline{E}_{I_c N_3}^d \ \overline{E}_{I_a N_3}^a \ \overline{E}_{I_b N_3}^a \ \overline{E}_{I_c N_3}^a] \quad (8.8)$$

8.4 DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO

A detecção e a classificação são realizadas em um procedimento denominado de detecção e classificação em etapa única. Essa técnica, associada à pequena quantidade de informação utilizada, reduz o tempo de processamento e consequentemente o custo computacional. Nessa fase, ao invés de utilizarem-se dois módulos separados, um para a detecção e outro para a classificação, o sistema utiliza uma rotina global.

O sistema classificador (*Classifier System* - CS) é composto fundamentalmente por uma rede neural ARTMPA-*fuzzy*. O vetor de entradas do módulo ARTa é formado pelos índices comportamentais normalizados do sistema. Por outro lado, os estímulos de saída do módulo ARTb são formados pelo conjunto de vetores dos tipos de curtos-circuitos codificados, conforme apresentado na Tabela 3.

A codificação adotada contraria o senso comum para a designação de um elemento ativo em uma codificação binária. No sistema proposto o bit que recebe o valor zero (bit baixo) é responsável por identificar o elemento, *i.e.*, a fase envolvida no curto-circuito. Essa técnica visa evitar que categoriais ativas sejam classificadas como inativas, para os casos de curtos-circuitos trifásicos. Essa falha pode ocorrer visto que os vetores peso da rede neural ARTMAP-*fuzzy* são inicializados de forma a demonstrar a inatividade das categorias. A inatividade inicial das categoriais é garantida atribuindo-se valores unitários aos pesos iniciais, vide Equação (7.17).

Tabela 3 – Codificação dos estímulos do módulo ARTb.

Denominação de Falta	Indicativo da Fase Envolvida		
	Fase A	Fase B	Fase C
Ag	0	1	1
Bg	1	0	1
Cg	1	1	0
AB	0	0	1
AC	0	1	0
BC	1	0	0
ABC	0	0	0

Fonte: Elaborada pelo autor.

9 APLICAÇÃO E RESULTADOS

9.1 FERRAMENTAS UTILIZADAS

O módulo para detecção e classificação de faltas de curto-circuito foi modelado no programa MATLAB R2015, versão 8.5.0.197613. O MATLAB é uma ferramenta interativa para a computação numérica, visualização e programação (THE MATHWORKS, 2001).

O sistema elétrico, objeto de estudo, foi simulado/modelado no aplicativo ATPDraw, versão 6.2. O ATPDraw é um pré-processador gráfico para a versão ATP do EMTP (Eletromagnetic Transients Program) (ALTERNATIVE TRANSIENTS PROGRAM ATP, 2007).

O hardware utilizado foi um desktop equipado com processador Intel® Core™ I7-2600 de 3,40 GHz e 8 Gb de memória RAM.

9.2 OSCIOLOGRAFIAS

Em virtude da ausência de informações sólidas referentes às faltas reais nos sistemas físicos de distribuição de energia elétrica, as oscilografias foram obtidas por simulação com o uso do software ATP/EMTP. Foram realizadas 2.200 simulações com variação: do carregamento do sistema; da localização da falta; dos elementos envolvidos, da resistência de aterramento - para os casos de falta à terra - e do ângulo de inserção. Os sinais foram gerados a uma frequência de amostragem de aproximadamente 15,4 kHz, *i.e.*, 256 amostras por ciclo. O período de amostragem tem duração total de 200 ms, *i.e.*, 12 ciclos. As possíveis variações nos parâmetros do sistema de distribuição de energia são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 – Parâmetros do sistema de distribuição de energia elétrica.

Parâmetros	Valores / Características
Carregamento (%)	50, 60, 70, 80, 90, 100, 110 e 120.
Localização da Falta (Barra)	02, 04, 08, 11, 13, 15, 21, 27 e 31.
Elementos Envolvidos	Ag, Bg, Cg, AB, AC, BC, ABg, ACg, BCg, ABC e ABCg.
Impedância de Falta (Ω)	0,1; 2,0; 10; 50 e 100.
Ângulo de Inserção	0°, 45° e 90°.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 21 ilustra a oscilografia de corrente para o sistema em condição normal de operação enquanto um curto-circuito bifásico é exibido na Figura 22. As duas formas de onda representam o sistema com 50% do carregamento total.

Figura 21 – Oscilografia de corrente do sistema em operação normal.

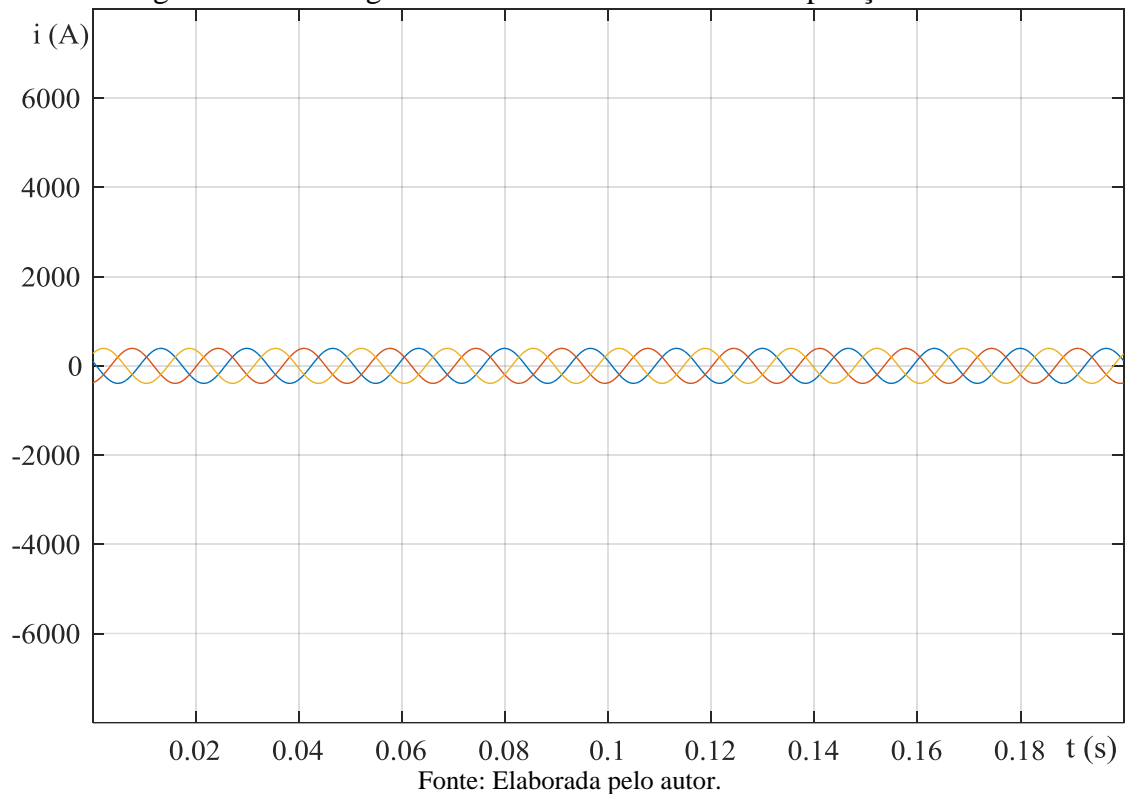
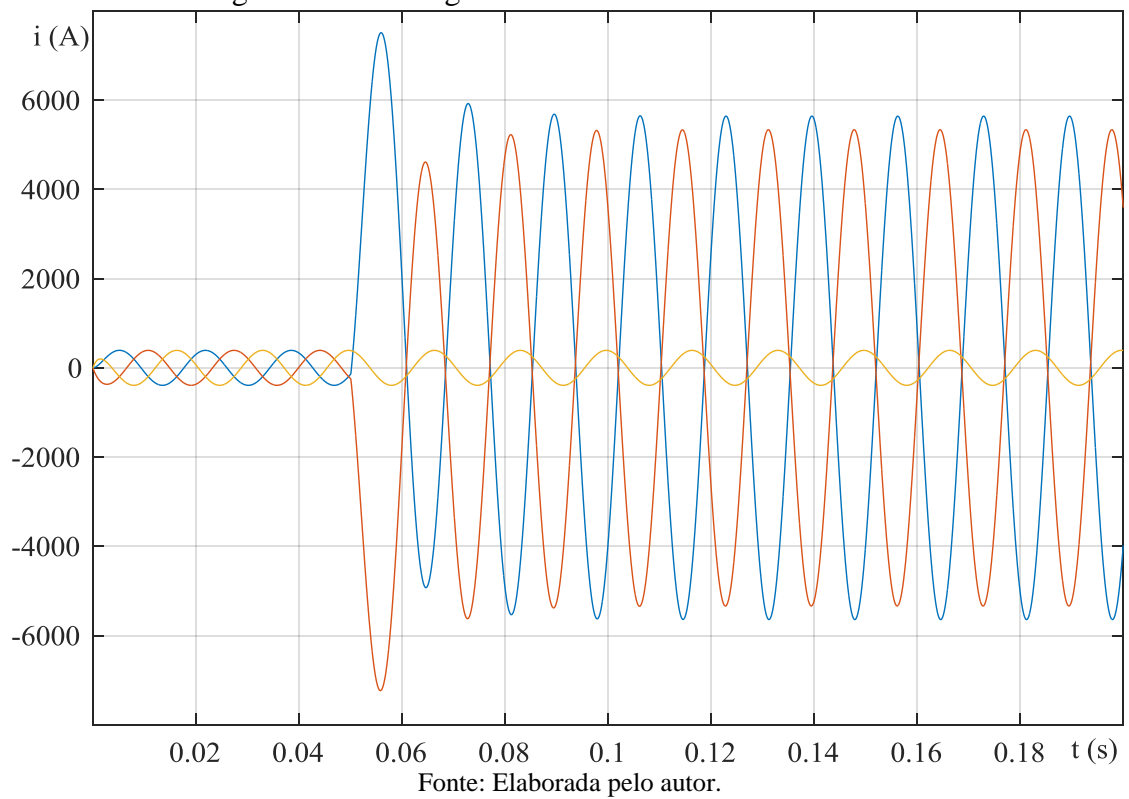


Figura 22 – Oscilografia de corrente do sistema em falta.



Para explorar as diversas possibilidades de ocorrência de curtos-circuitos em relação ao carregamento do sistema, uma função modificada para a geração de valores randômicos foi

usada para realizar a distribuição aleatória (pseudoaleatória) do carregamento total entre os ramos. O algoritmo foi elaborado de forma a limitar o carregamento máximo de cada barra em aproximadamente 120%, visto que as filosofias de proteção estabelecidas pelas concessionárias de distribuição exigem que os relés de proteção sejam parametrizados de forma a sensibilizar com uma sobrecarga de 125% para a proteção temporizada de fase. Este critério foi adotado com o objetivo de aproximar o sistema modelado às condições reais de operação e demanda energética dos consumidores conectados ao sistema de distribuição de energia elétrica. A Tabela 5 exibe o carregamento individual de cada barra em função do carregamento total estabelecido para o sistema.

Tabela 5 – Potência individual dos ramos em função do carregamento total.

Barra	Carregamento (%)							
01	0	0	0	0	0	0	0	0
02	58	30	21	31	75	90	104	120
03	0	0	0	0	0	0	0	0
04	109	26	12	90	43	85	123	119
05	0	0	0	0	0	0	0	0
06	0	0	0	0	0	0	0	0
07	0	0	0	0	0	0	0	0
08	0	0	0	0	0	0	0	0
09	43	107	95	7	82	97	106	119
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	60	9	95	114	69	124	111	117
12	45	25	54	62	98	89	112	116
13	84	57	112	56	86	117	123	123
14	29	38	34	64	112	93	84	121
15	48	20	16	50	113	116	123	114
16	22	77	71	111	55	94	96	122
17	25	17	5	78	119	124	117	111
18	63	101	64	70	82	85	102	124
19	74	120	43	17	94	124	112	119
20	56	17	8	92	88	93	112	119
21	37	72	95	115	35	102	111	113
22	10	15	71	67	58	90	103	119
23	27	74	125	105	101	124	118	123
24	0	0	0	0	0	0	0	0
25	28	85	56	116	112	78	119	121
26	78	89	56	67	121	121	108	124
27	99	97	74	56	73	75	97	115
28	32	47	96	77	103	90	89	117
29	8	64	99	84	90	122	111	125
30	87	74	111	76	116	62	112	125
Total	50	60	70	80	90	100	110	120

Fonte: Elaborada pelo autor.

9.3 TREINAMENTO E DIAGNÓSTICO

Conforme descrito na seção 8.4, a detecção e a classificação das faltas são realizadas em uma única etapa usando uma rede neural ARTMPA-*fuzzy*. Essa rede é alimentada pelos índices comportamentais normalizados do sistema. Para cada tipo de curto-circuito foram gerados 200 vetores de índices comportamentais, totalizando 2200 padrões a serem apresentados à rede neural. Os padrões foram separados em dois conjuntos. O primeiro conjunto, formado por 1650 vetores, alimenta a rede na fase treinamento. Nessa etapa ocorre o processo de aprendizagem da rede. Para cada padrão apresentado a rede atualiza os vetores de peso e cria quantas categorias forem necessárias para que o sistema possa generalizar as futuras faltas apresentadas. O segundo conjunto, composto por 550 vetores, são submetidos à etapa de diagnóstico. Os resultados obtidos nesse estágio são usados para avaliar o desempenho da metodologia proposta.

Os primeiros parâmetros da rede neural foram estabelecidos de maneira empírica. Entretanto, com o uso do método exaustivo, diversas combinações de parâmetros foram aplicadas na metodologia proposta, até que um resultado “ótimo” fosse atingido. O vetor de parâmetros “ótimo” obtido é apresentado na Tabela 6.

Tabela 6 – Parâmetros iniciais da RNA ARTMAP-*fuzzy*.

Identificação	Símbolo	Valor
Parâmetro de escolha	α	0,01
Taxa de aprendizagem - ARTa	β_a	0,60
Taxa de aprendizagem - ARTb	β_b	1,00
Parâmetro de vigilância - ARTa (<i>baseline</i>)	ρ_a	0,75
Parâmetro de vigilância - ARTb	ρ_b	1,00
Parâmetro de vigilância - interART	ρ_{ab}	1,00
Parâmetro de vigilância diagnóstico - ARTa	ρ_{adiag}	0,10
Parâmetro de incremento	ϵ	101×10^{-6}

Fonte: Elaborada pelo autor.

9.4 AVALIAÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA

9.4.1 Análise direta de desempenho

O primeiro critério para a análise do desempenho da técnica aplicada avalia a quantidade de curtos-circuitos classificados corretamente em relação ao número total de faltas apresentadas na etapa de diagnóstico, Equação (9.1).

$$D_{\%} = \frac{T_{acertos}}{T_{acertos} + T_{erros}} \times 100 \quad (9.1)$$

sendo:

$D_{\%}$ o percentual de acertos;

$T_{acertos}$ o total de faltas classificadas corretamente; e

T_{erros} o total de faltas classificadas erroneamente.

Como descrito na seção 8, o método proposto concentra-se na identificação das fases envolvidas no curto-circuito, portanto, a constatação do envolvimento do elemento terra para as faltas bifásicas e trifásicas é desnecessária. Além de não ser uma informação de relevância significativa, os curtos-circuitos envolvendo mais de uma fase simultaneamente com o elemento terra apresentam estatisticamente baixa frequência de ocorrência, como pode ser evidenciado na Tabela 7 (SATO; FREITAS, 2015).

Tabela 7 – Frequências típicas de ocorrências de curtos-circuitos.

Tipo de curto-circuito	Frequência (%)
Trifásico	5
Bifásico	15
Bifásico-terra	10
Fase-terra	70

Fonte: Elaborada pelo autor.

A técnica apresentou excelentes resultados, classificando corretamente todos os tipos de curto-circuito apresentados ao sistema. O desempenho obtido com o uso da rede neural ARTMAP-*fuzzy* configurada com os parâmetros da Tabela 6 para a detecção e classificação dos tipos de falta são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Desempenho da metodologia proposta.

Identificação	Erros	Acertos	$D_{\%}$
Ag	0	48	100%
Bg	0	61	100%
Cg	0	52	100%
AB/ABg	0	92	100%
AC/ACg	0	99	100%
BC/BCg	0	100	100%
ABC/ABCg	0	98	100%
TOTAL	0	550	100%
Total de categorias criadas			33

Fonte: Elaborada pelo autor.

9.4.2 Análise comparativa de desempenho

O segundo recurso de validação consiste na comparação de desempenho entre duas ferramentas. Para este fim uma segunda rede neural, a rede ARTMAP Euclidiana modificada (BARROS, 2013), foi inserida no método de solução para o problema de classificação das faltas. A estrutura do módulo é basicamente uma réplica do método apresentado na seção 8, contudo, substitui-se a rede ARTMAP-*fuzzy* pela rede ARTMAP Euclidiana modificada.

Tabela 9 – Resultados da análise comparativa.

Identificação	ARTMAP-Euclidiana			ARTMAP- <i>fuzzy</i>		
	Erros	Acertos	$D_{\%}$	Erros	Acertos	$D_{\%}$
Ag	0	48	100	0	48	100
Bg	0	61	100	0	61	100
Cg	0	52	100	0	52	100
AB/ABg	0	92	100	0	92	100
AC/ACg	0	99	100	0	99	100
BC/BCg	0	100	100	0	100	100
ABC/ABCg	0	98	100	0	98	100
TOTAL	0	550	100	0	550	100
Categorias		44			33	

Fonte: Elaborada pelo autor.

A metodologia proposta mostrou-se igualmente eficaz com a utilização das duas redes neurais. Entretanto, a topologia equipada com a rede ARTMAP-*fuzzy* demonstrou-se significativamente mais eficiente, pois demonstrou uma maior capacidade de generalização, reduzindo assim o custo computacional. Deve-se salientar que os mesmos parâmetros foram atribuídos às duas redes, obedecendo à equivalência entre eles.

9.5 ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DOS PARÂMETROS

Com a finalidade de analisar o comportamento da rede neural frente à variação dos parâmetros, desenvolveu-se uma rotina de variação crescente destes elementos. O método consiste na utilização dos parâmetros exibido na Tabela 6 como referência. A partir desse padrão realizou-se a variação: do parâmetro de escolha (α); da taxa de aprendizado do módulo ARTa (β_a); do parâmetro de vigilância do módulo ARTa (ρ_a) e do parâmetro de vigilância de diagnóstico do módulo ARTa (ρ_{adiag}).

9.5.1 Variação do parâmetro de escolha

O parâmetro α foi varado de forma isolada no intervalo $[0,1;1,00]$ com passo de 0,1. Na Tabela 10 são apresentados os resultados para os variados parâmetros de escolha.

Tabela 10 – Comportamento do sistema em função da variação de α .

α	β_a	β_b	ρ_a	ρ_b	ρ_{ab}	ρ_{diag}	ϵ	i	N	$D_{\%}$
0,10	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,20	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,30	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,40	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,50	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,60	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,70	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,80	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,90	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,98	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100
0,99	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	99,82
1,00	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	99,82

Fonte: Elaborada pelo autor.

sendo:

i o número de vezes que os padrões são apresentados à rede;

N o número de categorias criadas; e

% o percentual total de acertos.

O incremento isolado do parâmetro de escolha não causou nenhum efeito significativo nos resultados. Entretanto, foi possível notar que a eficácia do sistema é comprometida à medida que o valor de α se aproxima da unidade.

9.5.2 Variação da taxa de aprendizagem

Quanto menor for o valor de β_a mais lento será o aprendizado da rede. Assim além de diversificar a taxa de aprendizagem, a quantidade de vezes que os padrões são apresentados à rede também foi modificada. Dessa forma, para cada valor adotado para β_a o número de vezes que o padrão é apresentado à rede foi variado entre uma e 20 vezes. A justificativa para a aplicação desse critério é análoga ao processo de aprendizagem dos seres inteligentes, *e.g.*, quanto mais vezes a experiência é repetida maior será a absorção do conhecimento e consequentemente a capacidade de generalização com problemas similares.

Tabela 11 – Comportamento do sistema em função da variação de β_a .

α	β_a	β_b	ρ_a	ρ_b	ρ_{ab}	ρ_{diag}	ϵ	i	N	$D_{\%}$
0,01	0,10	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	22	97,45
0,01	0,10	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	5	30	100
0,01	0,20	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	27	98,36
0,01	0,20	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	2	36	98,91
0,01	0,20	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	3	37	99,82
0,01	0,20	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	4	39	100
0,01	0,25	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	32	98,72
0,01	0,25	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	2	34	100
0,01	0,30	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	29	99,82
0,01	0,30	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	2	35	100
0,01	0,35	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	31	99,82
0,01	0,35	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	2	34	100
0,01	0,40	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	29	100

Fonte: Elaborada pelo autor.

O incremento de β_a apresenta uma tendência de aumento na quantidade de categorias criadas. Ao passo que aumentamos a quantidade de vezes que os padrões são apresentados à rede ocorre uma tendência inicial de melhoria nos resultados, entretanto existe um limiar para o incremento dessa combinação. Após esse limite a eficiência tende a cair, causando a propagação das categorias. A eficácia da rede em função do crescimento da taxa de aprendizagem não sofre alteração a partir do valor de $\beta_a = 0,40$.

9.5.3 Variação dos parâmetros de vigilância

A principal característica desse parâmetro é o condicionamento da rede quanto à capacidade de generalização. Assim, quanto menor o valor atribuído à ρ menos categorias são criadas, o que de maneira geral amplia a capacidade de generalização. Entretanto, ao escolher de forma arbitrária um valor pequeno para o parâmetro de vigilância pode causar o efeito colateral de forçar que determinados padrões sejam alocados em categorias que não os representam da forma correta. Logo, é necessário estabelecer um valor para ρ que crie o mínimo de categorias suficientes para representar todas as particularidades do sistema em estudo.

Os parâmetros de vigilância ρ_a e ρ_{diag} , estão compreendidos no intervalo [0,10;0,99] incrementados com passo de 0,01. A Tabela 12 exprime os resultados obtidos para as principais combinações dos parâmetros de vigilância.

Tabela 12 – Comportamento do sistema em função da variação de ρ_a e ρ_{diag} .

α	β_a	β_b	$\underline{\rho}_a$	ρ_b	ρ_{ab}	ρ_{diag}	ϵ	i	N	$D\%$
0,01	0,60	1,00	0,10	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,11	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,11	1,00	1,00	0,11	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,12	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,12	1,00	1,00	0,12	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,13	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,13	1,00	1,00	0,13	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,56	1,00	1,00	0,56	101 μ	1	13	99,45
0,01	0,60	1,00	0,57	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	14	99,64
0,01	0,60	1,00	0,57	1,00	1,00	0,57	101 μ	1	14	99,64
0,01	0,60	1,00	0,58	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	15	99,64
0,01	0,60	1,00	0,59	1,00	1,00	0,59	101 μ	1	15	99,64
0,01	0,60	1,00	0,60	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	14	99,64
0,01	0,60	1,00	0,60	1,00	1,00	0,60	101 μ	1	14	99,64
0,01	0,60	1,00	0,61	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	15	99,64
0,01	0,60	1,00	0,61	1,00	1,00	0,61	101 μ	1	15	99,45
0,01	0,60	1,00	0,62	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	16	99,64
0,01	0,60	1,00	0,62	1,00	1,00	0,62	101 μ	1	16	99,64
0,01	0,60	1,00	0,63	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	17	99,64
0,01	0,60	1,00	0,63	1,00	1,00	0,63	101 μ	1	17	99,64
0,01	0,60	1,00	0,74	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	32	99,64
0,01	0,60	1,00	0,74	1,00	1,00	0,74	101 μ	1	32	99,09
0,01	0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	0,10	101 μ	1	33	100

Fonte: Elaborada pelo autor.

A análise do resultado da Tabela 12 permite concluir que mesmo para uma condição relaxada dos parâmetros de vigilância, *i.e.*, para um número reduzido de categorias criadas, a capacidade de generalização e consequentemente a eficácia do sistema foi altamente satisfatória. Entretanto, a excelência do sistema, *i.e.* para que todas as faltas apresentadas aos sistema classificador sejam corretamente identificadas, 33 categorias são necessárias. A máxima capacidade de generalização para a metodologia proposta é atingida com a combinação: $\underline{\rho}_a = 0,75$ e $\rho_{diag} = 0,10$.

9.6 OBSERVAÇÕES QUANTO AOS DEMAIS PARÂMETROS

9.6.1 Taxa de aprendizagem ARTb

O problema tratado consiste na classificação de padrões com codificação binária para o vetor de entrada do módulo ARTb. Assim, um valor $\beta_b \neq 1$ atualizaria os pesos, vetor w^b , de maneira a desconstruir a estrutura de zeros e uns, vide Equação (7.26).

9.6.2 Parâmetro de vigilância ARTb

Assim como em 9.6.1, em virtude da característica de codificação binária, é necessário que o módulo ARTb crie uma categoria para cada possível codificação. Estabelecer o parâmetro de vigilância $\rho_b = 1$ garante que essa demanda seja atendida.

9.6.3 Parâmetro de vigilância interART

O critério de vigilância para o módulo interART é definido pela Equação (9.2).

$$\frac{|Y^b \wedge w^{ab}|}{|Y^b|} \geq \rho_{ab} \quad (9.2)$$

A natureza da expressão permite concluir que o primeiro membro equação admite apenas dois valores possíveis, 0 ou 1. Dessa forma a satisfação do critério de vigilância no módulo interART é de natureza binária. Portanto, qualquer valor adotado para ρ_{ab} diferente de zero, é equivalente ao valor unitário.

10 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Nesta pesquisa de mestrado teve-se por objetivo apresentar uma metodologia que realiza a detecção e a classificação de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica com topologia radial. Essa ferramenta possibilita maior eficiência e agilidade no diagnóstico de falhas e conseqüentemente no restabelecimento no fornecimento de energia elétrica. A técnica utiliza a análise multirresolução para o processamento e extração das características dos sinais associada a uma rede neural artificial ARTMAP-*fuzzy* para a discriminação do tipo de falta. O sistema efetua a detecção e classificação do tipo de curto-circuito em etapa única.

O método consiste na análise dos índices comportamentais do sistema. Os coeficientes de detalhe e de aproximação, que possibilitam a representação do estado operativo do sistema, são obtidos usando a *wavelet* da família Daubechies com filtro de quarta ordem (db4). A aplicação do conceito energia sobre os coeficientes obtidos fornece os índices comportamentais do sistema.

A classificação das faltas é realizada usando uma rede neural ARTMAP-*fuzzy*, considerando 75% dos padrões na etapa de treinamento e 25% na etapa de diagnóstico. O uso de uma rede neural da família ARTMAP-*fuzzy* torna o sistema classificador flexível.

A validação do método proposto é realizada com duas abordagens: a análise direta e a análise comparativa. Na análise direta computa-se a quantidade de faltas identificadas corretamente pelo sistema classificador. Na segunda abordagem, a rede neural ARTMAP-*fuzzy* é substituída pela rede ARTMAP-Euclidiana e os resultados obtidos pelas duas técnicas foram comparados.

O sistema proposto demonstrou-se absolutamente eficaz, sendo capaz de detectar e identificar corretamente todos os tipos de curto-circuito. Além disso, o sistema demonstrou-se altamente eficiente exibindo uma alta capacidade de generalização. Essa característica é confirmada pela pequena quantidade de categorias geradas.

Este trabalho de pesquisa permitiu uma análise enriquecedora referente à influência dos parâmetros da rede neural ARTMP-*fuzzy*. O estudo do comportamento da rede frente à variação dos parâmetros possibilitou a fuga do pragmatismo em valores pré-estabelecidos para o bom e correto funcionamento do sistema, possibilitando assim obter eficácia e eficiência no processo de classificação de padrões, otimizando o poder de generalização da rede.

10.1 TRABALHOS FUTUROS

Os resultados obtidos com a metodologia mostraram-se absolutamente convincentes para o processo de detecção e classificação de faltas, entretanto complementações podem ser aplicadas e desenvolvidas em trabalhos futuros, como sugeridos a seguir.

- Detecção do envolvimento do elemento terra;
- Tornar a metodologia apta à localização de faltas;
- Introduzir a filosofia de treinamento continuado; e
- Aplicar o método proposto a sistemas de distribuição com cargas não lineares e geração distribuída.

REFERÊNCIAS

- ABDELGAYED, T. S.; MORSI, W. G.; SIDHU, S. T. Fault detection and classification based on co-training of semisupervised machine learning. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Piscataway, v. 65, n. 2, p. 1595-1605, fev. 2018.
- AKOREDE, M. F.; KATENDE, J. Wavelet transform based algorithm for high-impedance faults detection in distribution feeders. **European Journal of Scientific Research**, Victoria, v. 41, n. 2, p. 237-247, 2010.
- ALTERNATIVE TRANSIENTS PROGRAM ATP. **Rulebook**, Oslo: EMTP-ATP Users Group/SINTEF Energy Research, 2007.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA ANEEL. **Boletim de informações gerenciais**. [S.l.]: ANEEL. 2018.
- BARAN, M. E.; KIM, J. A classifier for distribution feeder overcurrent analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 456-462, 2006.
- BARROS, A. C. **Deteção e classificação de distúrbios de tensão usando redes neurais ARTMAP Euclidiana modificada com treinamento continuado**. 2013. 111 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho- UNESP, Ilha Solteira, 2013.
- BEAR, M. F.; CONNORS, B. W.; PARADISO, M. A. **Neuroscience: exploring the brain**. 2. ed. Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins, 2001.
- BI, T. S.; NI, Y. X.; WU, F. F. A novel ANN fault diagnosis system for power systems using dual GA loops in ANN training. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING (Cat. No. 00CH37134), 1., 2000, Seattle. **Anais...** Seattle: IEEE, 2000. p. 425-430.
- CARPENTER, G. A. *et al.* Fuzzy ARTMAP: a neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. **IEEE Transactions on Neural Networks**, Piscataway, v. 3, n. 5, p. 698-713, 1992.
- CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. **Adaptive resonance theory**. 2. ed. Cambridge: MIT, 2003. p 87-90.
- CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S.; BOSEN, D. B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance theory. **Neural Networks**, Oxford, v. 4, n. 6, p. 759-771, 1991a.
- CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S.; REYNOLDS, J. H. ARTMAP: supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network. **Neural Networks**, Oxford, v. 4, n. 5, p. 565-588, 1991b.
- CARPENTER, G.; GROSSBERG, S. The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. **Computer**, New York, v. 21, n. 3, p. 77-88, 1988.

CASTAÑÓN, C. A. B. **Recuperação de imagens por conteúdo através de análise multiresolução por Wavelets**. 203. 112 f. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação e Matemática Aplicada) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC, Universidade de São Paulo- USP, São Carlos. 2003.

DASH, P. K.; SAMANTARAY, S.; PANDA, G. Fault classification and section identification of an advanced series-compensated transmission line using support vector machine. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 22, n. 1, p. 67-73, jan. 2007. ISSN 0885-8977.

DAUBECHIES, I. **Ten lectures on wavelets**. [S.l.]: Siam, 1992.

DECANINI, J. G. M. S. **Detecção, classificação e localização de faltas de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica usando sistemas inteligentes**. 2012. 114 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho- UNESP, Ilha Solteira. 2012.

DECANINI, J. G. M. S.; TONELLI-NETO, M. D. S.; MINUSSI, C. R. Robust fault diagnosis in power distribution systems based on fuzzy ARTMAP neural network-aided evidence theory. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 6, n. 11, p. 1112-1120, 2012.

DEGHANI, M.; KHOOBAN, M. H.; NIKNAM, N. Fast fault detection and classification based on a combination of wavelet singular entropy theory and fuzzy logic in distribution lines in the presence of distributed generations. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 78, p. 455-462, 2016.

DONG, X.; KONG, W.; CUI, T. Fault classification and faulted-phase selection based on the initial current traveling wave. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 24, n. 2, p. 552 - 559, abr. 2009. ISSN 0885-8977.

EL-HAWARY, E. M. **Introduction to electrical power systems**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2008. ISBN 978-0470-40863-6.

ELZINGA, D. **Technology roadmap smart grids**. Paris: International Energy Agency - IEA, 2011. p. 6.

GABOR, Dennis. Theory of communication. part 1: the analysis of information. **Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering**, Stevenage, v. 93, n. 26, p. 429-441, 1946.

GHADERI, A. *et al.* High-Impedance Fault Detection in the Distribution Network Using the Time-Frequency-Based Algorithm. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 3, n. 3, p. 1260-1268, 2015.

GÖNEN, T. **Electric power distribution engineering**. 3. ed. [S.l.]: CRC, 2014. v. 1. ISBN 13: 978-1-4822-0705-7.

GROSSBERG, S. Adaptive pattern classification and universal recoding: I. Parallel development and coding of neural feature detectors. **Biological Cybernetics**, Heidelberg, v. 23, n. 3, p. 121-134, 1976a.

GROSSBERG, S. Adaptive pattern classification and universal recoding: II. Feedback, expectation, olfaction, illusions. **Biological Cybernetics**, Heidelberg, v. 23, n. 4, p. 187-202, 1976b.

HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. 2. ed. [S.l.]: Pearson Education, 1999.

HAYKIN, S.; MOHER, M. **Sistemas de comunicação**. 5. ed. São Paulo: Bookman, 2011.

HE, Z.; FU, L.; LIN, S. Fault detection and classification in EHV transmission line based on wavelet singular entropy. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 25, n. 4, p. 2156-2163, 2010.

IBRAHIM, A. W. R.; MORCOS, M. M. Artificial intelligence and advanced mathematical tools for power quality applications: a survey. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 17, n. 2, p. 668-673, 2002.

JAIN, A. K.; MAO, J. Artificial neural networks: a tutorial. **Computer**, Piscataway, v. 29, n. 3, p. 31-44, 1996.

JIANG, J.-A. *et al.* A hybrid framework for fault detection, classification, and location—part i: concept, structure, and methodology. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 26, n. 3, p. 1988 - 1998, jul. 2011. ISSN 0885-8977.

KAGAN, N.; DE OLIVEIRA, C. C. B.; ROBBA, E. J. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. São Paulo: Blucher, 2005. v. 1.

KANDEL, E. R. *et al.* **Principles of neural science**. 5. ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2013.

KERSTING, W. H. **Distribution system modeling and analysis**. Boca Raton: CRC, 2001. v. 1. ISBN 0-8493-0812-7.

LATHI, B. P. **Sinais e sistemas lineares**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2008.

LIANG, J.; ELANGOVA, S.; DEVOTTA, J. B. X. A wavelet multiresolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines. **Electrical Power & Energy Systems**, Oxford, v. 20, n. 5, p. 327-332, 1998.

LIMA, F. P. D. A. **Diagnóstico de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição baseado num sistema imunológico artificial com aprendizado continuado**. 2016. 103 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)- Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho- UNESP, Ilha Solteira, 2016.

LIMA, F. P. D. A.; LOTUFO, A. D. P.; MINUSSI, C. R. Wavelet-artificial immune system. **IET Generation, Transmission & Distribution algorithm applied to voltage disturbance diagnosis in electrical distribution systems**, Stevenage, v. 9, n. 11, p. 1104-111, 2015.

LIU, Z. *et al.* Multiwavelet packet entropy and its application in transmission line fault recognition and classification. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, Piscataway, v. 25, n. 11, p. 2043-2052, nov. 2014. ISSN 2162-237X.

LOPES, M. L. M. **Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistemas de energia enérgica**. 2005. 169 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho- UNESP, Ilha Solteira, 2005.

MAHANTY, R. N.; DUTTA GUPTA, P. B. A fuzzy logic based fault classification approach using current samples only. **Electric Power Systems Research**, Amsterdam, v. 77, n. 5-6, p. 501-507, 2007.

MALLAT, S. **A wavelet tour of signal processing the sparse way**. 3. ed. [S.l.]: Elsevier, 2009.

MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, Piscataway, v. 11, n. 7, p. 674 - 693, jul. 1989a. ISSN 0162-8828/8.

MALLAT, S. G. Multiresolution approximations and wavelets orthonormal bases of $L^2(\mathbb{R})$. **Transactions of the american mathematical society**, Providence, v. 315, n. 01, p. 69-87, set. 1989b. ISSN 0002-9947.

MAMEDE FILHO, J. **Instalações elétricas industriais**. 7. ed. [S.l.]: LTC, 2007. v. 1.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The bulletin of mathematical biophysics**, New York, v. 5, n. 4, p. 115-133, 1943.

MOHAN, N. **Electric powersystems: a first course**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012. ISBN 978-118-07479-4.

MOORE, T. *et al.* Artificial intelligence: human expertise from machines. **IEEE Power Engineering Review**, Piscataway, v. 10, n. 5, p. 12-17, 1985.

MOREIRA, B. Cidades inteligentes: o futuro do smart grid no Brasil. **O Setor Elétrico**, São Paulo, v. 1, n. 105, p. 68-75, 2014.

OLIVEIRA, H. M. **Análise de Fourier e Wavelets: sinais estacionários e não estacionários**. Recife: Editora Universitária-EFPE, 2007.

OPPEHEIM, A. V.; WILLSKY, A. S. **Sinais e sistemas**. 2. ed. São Paulo: Pearson, 2010.

OUAHABI, A. **Signal and image multiresolution analysis**. [S.l.]: ISTE Ltd and John Wiley & Sons, 2012.

RAZMI, H.; TESHNEHLAB, M.; SHAYANFAR, H. A. Neural network based on a genetic algorithm for power system loading margin estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 6, p. 1153-1163, 2012.

ROBERTS, M. J. **Fundamentals em sinais e sistemas**. Porto Alegre: McGraw Hill, 2009.

SALIM, R. H. *et al.* Hybrid fault diagnosis scheme implementation for power distribution systems automation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 23, n. 4, p. 1846 - 1856, out. 2008. ISSN 0885-8977.

SALLAM, A. A.; MALIK, P. O. **Electric distribution systems**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2011. v. 01. ISBN 978-0-470-27682-2.

SATO, F.; FREITAS, W. **Análise de curto-circuito e princípios de proteção em sistemas de energia elétrica**: fundamentos e prática. Rio de Janeiro: Elsevier Editora, 2015. v. 01. ISBN 978-85-352-6886-7.

SILVA, K. M.; SOUZA, B. A.; BRITO, N. S. D. Fault detection and classification in transmission lines based on wavelet transform and ANN. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 21, n. 4, p. 2058-2063, 2006.

SIMPSON, P. K. **Artificial neural systems**: foundations, paradigms, applications, and implementations. New York: Pergamon, 1990.

SINGH, N. K.; SHILPA, B. S. A novel fault detection and classification technique for double circuit transmission line using Artificial Neural Network. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT COMPUTING, INSTRUMENTATION AND CONTROL TECHNOLOGIES- ICICICT, 1., 2017, Kannur. **Anais...** Kannur: IEEE, 2017. p. 1338-1342.

TAKAHASHI, R. H. C. **Transformada discreta de fourier**: motivação e aplicação. Belo Horizonte: [s.n.], 2002.

THE MATHWORKS, I. Matlab: the language of technical computing. Natick: Using Matlab, jun. 2001.

TONELLI-NETO, M. D. S. **Desenvolvimento de um sistema inteligente para o diagnóstico e prognóstico de falhas em sistemas de distribuição de energia elétrica**. 2015. 114 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho- UNESP. Ilha Solteira. 2015.

TONELLI-NETO, M. D. S. *et al.* Fuzzy based methodologies comparison for high-impedance fault diagnosis in radial distribution feeders. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 11, n. 6, p. 1557-1565, 2017.

VON MEIER, A. **Electric power systems**: a conceptual introduction. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. v. 1. ISBN 978-0-471-17859-0.

WAKILEH, J. J.; PAHWA, A. Optimization of distribution system design to accommodate cold load pickup. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 12, n. 1, p. 339-345, 1997.

XU, L.; CHOW, M.-Y. A Classification Approach for Power Distribution Systems Fault Cause Identification. **IEEE Transactions on power systems**, Piscataway, v. 21, n. 01, p. 53-60, 2006.

YANG, H. T.; CHANG, W. Y.; HUANG, C. L. On-line fault diagnosis of power substation using connectionist expert system. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 10, n. 1, p. 323-331, 1995.

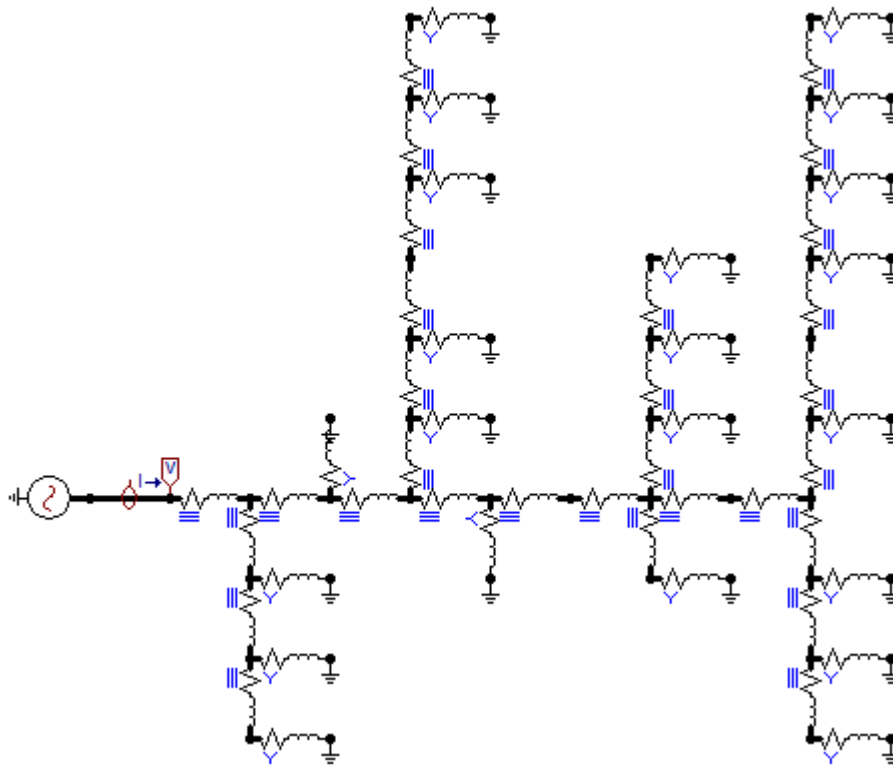
ZHANG, J. *et al.* An ANFIS-based fault classification approach in power distribution system. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 49, p. 243-252, 2013.

APÊNDICE A – SISTEMA DE TESTES

O sistema de distribuição de energia elétrica simulado, Figura 23, possui arquitetura radial, topologia típica aplicada a sistemas de distribuição de energia elétrica de centros urbanos e regiões rurais. O sistema de testes, extraído de Wakileh e Pahwa (1997) é composto por 31 barras e 22 pontos de tomada de potência ao longo do tronco alimentador.

A potência aparente total do sistema é de aproximadamente 14,6 MVA com fator de potência indutivo próximo a 0,95. O sistema foi modelado considerando a distribuição de potência entre as fases balanceada (sistema equilibrado). As características elétricas dos ramos e das linhas de distribuição do sistema são apresentadas na Tabela 13.

Figura 23 – Sistema de distribuição modelado no software ATP/EMTP.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 13 – Características elétricas do sistema de distribuição reduzido.

Barra		Comprimento (km)	Impedância (Ω)		Carga na barra j	
i	j		R_{line}	X_{line}	MW	MVAr
01	02	4,184	0,5096	1,7030	0,000	0,000
02	03	1,263	0,2191	0,0118	0,522	0,174
03	04	1,263	0,3485	0,3446	0,000	0,000
04	05	2,189	1,1750	1,0214	0,936	0,312
05	06	1,030	0,5530	0,4806	0,000	0,000
06	07	1,931	1,6625	0,9365	0,000	0,000
07	08	1,582	1,3506	0,7608	0,000	0,000
08	09	1,582	1,3506	0,7608	0,000	0,000
09	10	1,553	1,3259	0,7469	0,189	0,063
10	11	1,553	1,3259	0,7469	0,000	0,000
11	12	4,651	3,9709	2,2369	0,657	0,219
12	13	2,173	1,8549	1,0449	0,336	0,112
13	14	0,885	0,7557	0,4257	0,125	0,042
14	15	1,802	1,5389	0,8669	0,255	0,085
09	16	0,885	0,4752	0,4131	0,477	0,159
16	17	0,853	0,7282	0,4102	0,549	0,183
17	18	1,529	1,3053	0,7353	0,477	0,159
07	19	0,901	0,4838	0,4206	0,432	0,144
19	20	2,961	1,5898	1,3818	0,672	0,224
20	21	1,802	1,5389	0,8669	0,495	0,165
07	22	1,127	0,6048	0,5257	0,207	0,069
04	23	2,044	0,5639	0,5575	0,522	0,174
23	24	1,244	0,3432	0,3393	1,917	0,639
24	25	1,067	0,5728	0,4979	0,000	0,000
25	26	2,720	1,4602	1,2692	1,116	0,372
26	27	1,979	1,0627	0,9237	0,549	0,183
27	28	1,770	1,5117	0,8514	0,792	0,264
02	29	2,688	0,4659	0,0251	0,882	0,294
29	30	1,915	1,6351	0,9211	0,882	0,294
30	31	1,304	1,1143	0,6277	0,882	0,294

Fonte: Elaborada pelo autor.