

# A INDICAÇÃO DA ÁREA AFETADA POR DIFERENTES TIPOS DE CURTOS-CIRCUITOS EM UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO PELA APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

ALEXANDRE V. FESTA<sup>1</sup>, DANIEL MOTTER<sup>1</sup>, THAIS R. KEMPNER<sup>1</sup>, MÁRIO OLESKOVICZ<sup>1</sup>, JOSÉ CARLOS DE M. VIEIRA JÚNIOR<sup>1</sup>.

1. *Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.*

*Av. Trabalhador são-carlense, 400, 13566-590 - São Carlos - SP*

*E-mails: alexandrefesta@usp.br, danielmotter@usp.br, kempner@usp.br, olesk@sc.usp.br, jcarlos@sc.usp.br*

**Abstract** — The fault localization process in electrical power distribution system can be complicated and took long time. In this research, it will be proposed a localization area methodology to estimate the location of short-circuits, using artificial neural networks. Comparing this methodology with the literature, an advantage is that only the effective voltage values, registered by different allocated meters on the system, are used to indicate the fault location area. The results observed show that the artificial neural network is efficient in face of different types of short-circuits (phase to ground, phase to phase and three-phase faults). It should be emphasized that the training data set used is based on only three-phase short-circuits applied on the distribution system.

**Keywords** — Electrical power distribution system, Power quality, Fault localization area, Artificial neural networks.

**Resumo** — O processo de localização de faltas em sistemas de distribuição de energia pode ser complicado e de tempo relativamente alto. Nesta pesquisa, propõe-se uma metodologia para a localização da área que envolve uma situação de curto-circuito em, baseando-se na utilização de Redes Neurais Artificiais. Uma vantagem deste método, quando comparado aos demais da literatura, é que somente os valores eficazes das tensões, registrados por medidores alocados sobre o sistema, são utilizados para a indicação da área em falta. Os resultados observados até o momento apontam para uma desejada eficiência por parte da rede neural na localização da área afetada por diversos tipos de curtos-circuitos (monofásicos, bifásicos e trifásicos). Deve ser enfatizado que o conjunto de treinamento utilizado é formado somente por situações de curtos-circuitos trifásicos aplicados sobre o sistema de distribuição.

**Palavras-chave** — Qualidade da energia elétrica, Sistemas de distribuição, Localização de faltas, Técnicas neurais em sistemas elétricos.

## 1 Introdução

Um Sistema Elétrico de Potência (SEP) está sujeito a diversos fenômenos que comprometem a Qualidade da Energia Elétrica (QEE), podendo ocasionar a má operação e/ou danos a equipamentos elétricos, perdas de processos industriais, falhas de equipamentos de proteção, entre outras situações indesejáveis. Entre os fenômenos que comprometem a QEE destacam-se, pela frequência de ocorrência, as Variações de Tensão de Curta Duração (VTCD). Das VTCD, os afundamentos de tensão merecem atenção especial, dado que grande parte de todos os fenômenos observados e relacionados à QEE dizem respeito a este tipo de distúrbio (Bollen, 2000).

Conceitualmente, o afundamento de tensão é definido como “uma rápida redução da tensão de fornecimento para valores entre 90% e 10% da tensão eficaz, seguida por uma posterior recuperação da tensão após um curto período de tempo” (Carpinelli *et al.*, 2009). Estes eventos, em sua grande maioria, são consequências da ocorrência de curtos-circuitos ao longo do SEP, dado que o afundamento de tensão no ponto da falta se propaga ao longo da linha.

Quando da ocorrência de um curto-circuito no Sistema de Distribuição (SD), a concessionária distri-

buidora de energia elétrica é responsável pela manutenção e restabelecimento do funcionamento normal do sistema. A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), através dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) – Módulo 8, regulamenta e fiscaliza a qualidade do produto, e, frente a situação de distúrbio manifestada, com a consequente descontinuidade no fornecimento da energia, a qualidade do serviço prestado pelas concessionárias (ANEEL, 2011).

Contudo, a qualidade do serviço em específico, depende diretamente do tempo necessário para a localização dos defeitos passíveis de ocorrência sobre um SD. Assim, uma pronta e precisa indicação da área do defeito, com a sua consequente localização, acelerará o processo de restabelecimento do sistema, e refletirá em uma melhor avaliação da qualidade do serviço prestado pela concessionária responsável.

Neste contexto, a proposta desta pesquisa é o monitoramento contínuo dos níveis de tensão em pontos específicos (estratégicos) do SD, através de medidores alocados de forma otimizada (Kempner, 2012). Desta maneira, os monitores enviarão os dados registrados (*on-line*) para um centro de processamento inteligente alocado na subestação, e/ou centro de operação da concessionária, que, pela aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA), será responsável

por indicar a localização da área afetada pelo curto-circuito manifestado em um ponto qualquer do SD.

Para esta pesquisa, o emprego de RNA é justificado devido à sua capacidade de aprendizagem por meio de exemplos, permitindo assim extrair características referentes ao desempenho do SEP perante as condições de curtos-circuitos enfrentadas. Além disso, outras propriedades das RNAs, tais como capacidade de generalização e tolerância a ruídos, serão de grande valia no monitoramento das grandezas elétricas envolvidas (Haykin, 2008; Silva *et al.*, 2010).

O algoritmo para o treinamento e a validação da arquitetura da RNA proposta foi compilado dispondo do *software* MATLAB<sup>®</sup>. A base de treinamento para as RNA foi obtida pela aplicação de diferentes situações de curtos-circuitos trifásicos sobre um SD baseado no SD IEEE 37 barras (Kersting, 2001). Para formar o banco de dados para o processo de treinamento, considerando somente curtos-circuitos trifásicos, o SD foi inicialmente modelado em um Simulador Digital em Tempo Real (*Real Time Digital Simulator – RTDS<sup>®</sup>*) (RTDS, 2011). Posteriormente, para a fase de validação, o mesmo SD foi modelado utilizando o *software* ATP (*Alternative Transients Program*) (ATP/EMTP, 2000) via a interface gráfica do ATPDraw (Prikler and Hoidalén, 2002). Dispondo do ATP, distintas situações de curtos-circuitos trifásicos, monofásicos e bifásicos com o envolvimento da terra foram simuladas. Em Festa (2012), foram usadas unicamente faltas trifásicas aplicadas a um SD. O atual trabalho amplia a aplicabilidade da técnica, pois considera tipos diferentes de curto-circuito.

O objetivo das simulações via o RTDS<sup>®</sup> e ATP foi o de registrar, em pontos estratégicos do SD, os valores eficazes das tensões. Pelos valores eficazes das tensões nos barramentos monitorados e apresentados às RNA, espera-se fornecer uma estimativa da área envolvendo o curto-circuito manifestado. Para trabalhos futuros, a área apontada por esta metodologia poderá ser mais bem analisada e acusar precisamente o local do curto-circuito experimentado.

Por esta metodologia, com a informação da área afetada, a concessionária responsável poderá efetuar a manutenção e restauração do SD com uma significativa redução do tempo, melhorando a qualidade do serviço prestado e diminuindo os custos operacionais envolvidos.

## 2 Propósito e Apresentação do Problema

Como mencionado, uma indicação precisa da seção faltosa pode acelerar o processo de restauração de energia elétrica em um SD. Neste cenário, o problema a ser abordado engloba a definição e avaliação de áreas que permitam uma direta e precisa localização de faltas (curtos-circuitos trifásicos, monofásicos-terra, bifásicos-terra) a partir de conceitos e resultados provenientes do monitoramento otimizado dos afundamentos de tensão em um SD. As áreas de interesse para a localização dos curtos-circuitos sobre o

SD serão definidas com base na alocação dos medidores, e então indicadas utilizando-se de técnicas inteligentes, em específico das RNA.

### 2.1 Alocação otimizada de medidores de QEE

Para a determinação destas áreas, inicialmente foi realizada a alocação otimizada dos medidores de QEE de modo a permitir a máxima sensibilidade frente aos afundamentos de tensão, considerando curtos-circuitos trifásicos. A partir desta alocação foi gerada então a matriz de observabilidade binária, que pode ser vista na Figura 1. O sistema utilizado foi baseado no SD teste de 37 barras do IEEE (Kersting, 2001). Este sistema pode ser visto na Figura 2.

Observa-se na Figura 2 que para esta pesquisa, o SD de 37 barras foi adaptado para conter somente 20 barras em função do número limite de barras possíveis de simulação via o RTDS<sup>®</sup>. Esta limitação para a configuração do RTDS<sup>®</sup> disponível é de 22 barras trifásicas (ou 66 monofásicas). Diante desta restrição, optou-se por deixar duas barras de folga para futuras e distintas simulações.

Para a alocação ótima dos monitores de QEE, foram aplicados curtos-circuitos trifásicos em cada uma das barras do SD e calculados, pelo Método das Posições de Falta (MPF) (Carpinelli *et al.*, 2009), os valores das tensões remanescentes nas demais barras. Assim, as simulações foram repetidas para todas as posições de falta de interesse para o estudo, sendo as tensões remanescentes em todos os barramentos armazenadas para a construção da matriz de tensão durante a falta (MTDF) (Kempner, 2012).

Após a obtenção da MTDF foi determinado um limiar, referente à amplitude da tensão para o qual se deseja observar a sensibilidade do sistema frente aos afundamentos de tensão, a partir do qual os medidores de QEE serão também sensibilizados.

Para este estudo, foi fixado um limiar  $\leq 0,5$  p.u.. A partir deste, foi criada uma matriz de observabilidade binária (20x20), onde as posições da matriz são preenchidas com 0 (branco), caso o valor da tensão de falta armazenado na MTDF não ultrapasse o limiar fixado, e com 1 (cinza), quando ocorresse a violação do limite, conforme pode ser observado na Figura 1.

Respeitando-se o limiar de tensão pré-estabelecido ( $\leq 0,5$  p.u.), tem-se a observabilidade para todos os afundamentos com tensão remanescente entre 0,5 p.u. e 0,9 p.u. da tensão eficaz em cada um dos barramentos do SD em análise. A análise compreendendo estes níveis de tensão é muito importante, visto que 90% dos eventos associados à falta da QEE estão relacionados a afundamentos com estes níveis de tensão remanescente (EPRI, 2003).

A fim de estabelecer a melhor localização de um número mínimo de medidores, optou-se pela utilização de um *toolbox* do *software* MATLAB<sup>®</sup> baseado no algoritmo *branch and bound* (MatWorks, 2012). Através da matriz de observabilidade binária apresentada na Figura 1, obteve-se então a solução otimi-

zada, indicando a alocação de quatro medidores de QEE sobre o SD teste de 37 barras (Kempner, 2012).

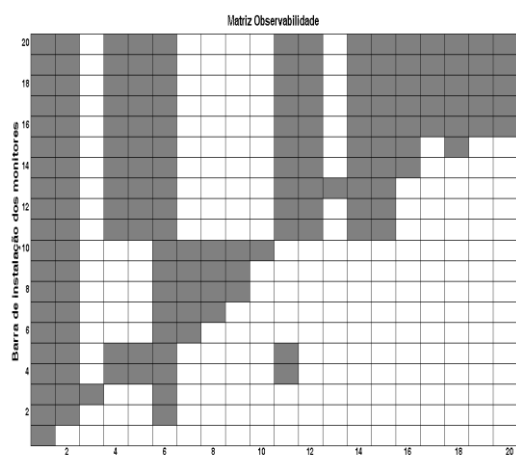


Figura 1. Visualização gráfica da matriz de observabilidade binária ao fixar um limiar  $\leq 0,5$  p.u..

## 2.2 Delimitação das áreas monitoradas

A Figura 2 apresenta o SD em análise, com a representação dos quatro medidores de QEE instalados (M1 na barra 3, M2 na barra 10, M3 na barra 13 e M4 na barra 17). Observa-se que a partir desta alocação, quatro áreas para a localização dos curtos-circuitos foram definidas. Estas áreas foram delimitadas em função da distância física entre as barras, ou seja, cada medidor delimita uma área com as barras mais próximas ao mesmo, de forma que uma área específica coerentemente a localização de um conjunto de barras sobre o SD em análise.

Vale ressaltar que as numerações das barras do sistema foram atribuídas e adaptadas para este estudo de acordo com a análise das áreas delineadas, optando-se pela numeração sequencial das barras que são eletricamente próximas umas das outras.

Pela Figura 2, nota-se uma sobreposição proposital e desejável das áreas. Desta maneira, uma barra terminal entre duas áreas sempre ficará coberta por ambas as áreas (como, por exemplo, as barras 4 e 6). Isto é desejável para garantir que nenhuma porção do SD fique fora de uma das quatro áreas e venha a caracterizar um ponto de não detecção para a futura localização do curto-circuito.

Para melhor definir o problema e a interpretação assumida para os dados, afirma-se que um curto-circuito trifásico sólido foi aplicado em cada uma das barras constituintes do sistema implementado via o RTDS<sup>®</sup>. Têm-se então, com base nos quatro medidores alocados sobre o SD, selecionando-se a fase com menor valor de tensão do sistema trifásico, quatro leituras na subestação. A Tabela 1 ilustra as quatro leituras disponibilizadas pelos medidores (M1 a M4), para os curtos-circuitos trifásicos aplicados nas barras 4, 5, 8, 11, 15 e 19.

De posse do banco de dados gerado, cada conjunto das quatro leituras disponibilizadas pelos medidores foi associado à(s) área(s) envolvendo a situação de falta presenciada.

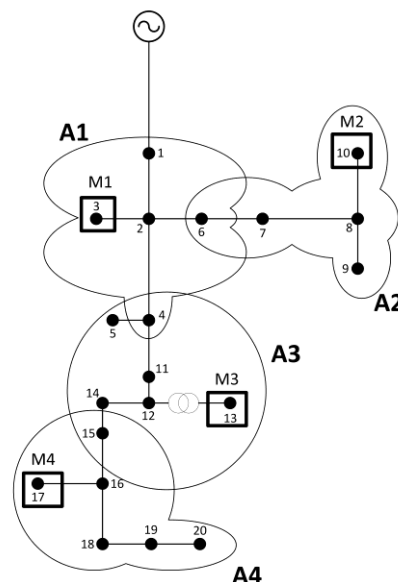


Figura 2. Sistema reduzido do modelo IEEE de 37 barras.

Por exemplo, da Tabela 1, para a falta aplicada no barramento 4, sabe-se que a mesma está entre as áreas 1 e 3 (Figura 2). Logo a saída desejada para a indicação desta situação deve apontar o envolvimento das áreas 1 e 3, indicadas por 1 (um), na Tabela 2. As demais áreas que não envolvem tal situação devem ser representadas pelo valor 0 (zero).

TABELA 1. Tensão registrada nas barras de medição para os curtos-circuitos trifásicos aplicados nas barras 4, 5, 8, 11, 15 e 19.

Medidores	Barras sob falta (Tensão remanescente em p.u.)					
	4	5	8	11	15	19
M1	0,3668	0,4856	0,6092	0,5275	0,654	0,7719
M2	0,3668	0,4856	0	0,5275	0,654	0,7719
M3	0	0,1995	0,6091	0	0,203	0,4726
M4	0	0,1995	0,6092	0	0	0,2194

TABELA 2. Áreas em que ocorreu a falta.

Medidores	Barras sobre falta					
	4	5	8	11	15	19
Área 1	1	0	0	0	0	0
Área 2	0	0	1	0	0	0
Área 3	1	1	0	1	1	0
Área 4	0	0	0	0	1	1

Para as seis barras ilustradas na Tabela 1, a matriz de saída é equivalente a da Tabela 2. Desta forma, analisando a falta nas barras 5, 8, 11 e 19, as áreas 3,

2, 3 e 4 serão respectivamente ativadas. Já a barra 4 ativará as áreas 1 e 3, e a barra 15, as áreas 3 e 4, em função da sobreposição evidenciada entre as áreas.

Assim sendo, o problema a ser resolvido consiste em receber os dados de entrada dos quatro medidores, pré-processar essa informação de modo a identificar qual fase sofre o mais severo afundamento de tensão, e apontar a localização (em função das áreas) das faltas que estão ocorrendo.

Pelo contexto apresentado, o processo de identificação da área faltosa dependerá somente da leitura do valor eficaz das tensões de cada um dos quatro medidores (M1 lê as tensões na barra 3, M2 na 10, e assim por diante), e do envio destas leituras para a subestação, e/ou centro de operação da concessionária. Sendo assim, na subestação, que terá em seu sistema de controle os dados dos quatro medidores em tempo real, o processamento e a aplicação da RNA dedicada apontará a área na qual se localiza a falta.

Vale ressaltar que a concepção e a estrutura desejada para a disponibilização (registro e envio dos dados a partir dos quatro medidores), processamento na subestação (por parte da RNA) e uma melhor indicação da área de defeito (curto-circuito) em um SD, estão de acordo com conceitos atuais e cada vez mais aplicados em sistemas elétricos de potência (redes inteligentes) (Cecati *et al.*, 2010).

### 3 Métodos e Solução do Problema

Esta seção sumariza alguns conceitos básicos sobre a RNA utilizada e apresenta a formação do banco de dados utilizado para os processos de treinamento e de validação. Também contempla a arquitetura da RNA utilizada, bem como alguns dos principais parâmetros considerados.

#### 3.1 Rede Perceptron Múltiplas camadas

As RNA são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso dos seres vivos. Possuem a capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento e podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento, caracterizadas por neurônios artificiais (Silva *et al.*, 2010).

Existem diversas arquiteturas para implementação de uma RNA. A sua arquitetura define a forma como seus diversos neurônios estão dispostos, uns em relação aos outros. Neste trabalho, a RNA empregada no processamento dos dados é uma rede *feedforward* do tipo Perceptron Múltiplas Camadas (PMC) (Silva *et al.*, 2010).

Para aplicação de uma RNA, esta precisa passar por um processo de treinamento, o qual consiste da aplicação de um conjunto de passos ordenados com o intuito de ajustar os parâmetros da rede. O método utilizado neste estudo foi o *backpropagation*.

A função de ativação apresentada em (1) e utilizada nesta abordagem foi a sigmoide logística, pela

qual a derivada pode ser calculada em todo o seu domínio, sendo  $\beta$  uma constante real associada ao nível de inclinação da função frente ao seu ponto de inflexão (Silva *et al.*, 2010).

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}} \quad (1)$$

#### 3.2 Obtenção e caracterização dos dados para os curtos-circuitos aplicados

Cabe frisar que os dados de entrada do sistema que serão utilizados em todo o processo de treinamento dizem respeito somente às tensões trifásicas obtidas nos quatro medidores, sendo a saída a identificação da área da falta conforme ilustrado pelas Tabelas 1 e 2, respectivamente. Dessa forma, é preciso criar um banco de dados de entrada e saída, que será utilizado para o treinamento e validação da RNA. Para criar esse banco de dados, inicialmente, foi utilizado o RTDS<sup>®</sup>.

No RTDS<sup>®</sup> foi modelado o sistema da Figura 2, respeitando os parâmetros relativos ao modelo de 37 barras do IEEE (Kersting, 2001). Os dados de tensão foram obtidos através de curtos-circuitos trifásicos aplicados em pontos estratégicos do sistema.

O sistema é composto por 20 barras e 19 linhas de distribuição. Os dados foram obtidos aplicando faltas trifásicas em todas as barras e a 50% de todas as linhas. Também foram aplicadas faltas a 25% e 75% de todas as linhas que estão conectadas em uma barra pertencente a duas áreas (que são as barras 4, 6 e 15).

Desta maneira, foi possível contar com dados obtidos pela aplicação de faltas em:

- Todos os barramentos (20 situações);
- Faltas a 50% de todas as linhas (19 casos);
- Faltas a 25% e 75% das linhas conectadas nas barras 4, 6 e 15 (12 situações).

Acrescentando o caso de regime permanente de pré-falta, o número total de situações geradas via o RTDS<sup>®</sup>, para formar o banco de dados para o treinamento e validação da RNA, totalizou em 52.

Conforme será apontado posteriormente, ressalta-se que somente 16 situações de curtos-circuitos trifásicos e a situação em regime permanente de pré-falta foram utilizados no processo de treinamento da RNA.

#### 3.3 Obtenção do conjunto de validação

Para validação da rede proposta, além de distintas situações de curtos-circuitos trifásicos, também foram utilizados dados de curtos-circuitos monofásicos-terra e bifásicos-terra. Estas últimas situações foram simuladas via o *software* ATP dispondo da interface gráfica do ATPDraw, também considerando o sistema de 20 barras da Figura 1.

Foram simulados os seguintes curtos-circuitos:

- Curto-circuito monofásico com conexão a terra envolvendo a fase A: 20 situações;

- Curto-circuito monofásico com conexão a terra envolvendo a fase B: 20 situações;
  - Curto-circuito monofásico com conexão a terra envolvendo a fase C: 20 situações;
  - Curto-circuito bifásico com conexão a terra envolvendo as fases AB: 20 situações;
  - Curto-circuito bifásico com conexão a terra envolvendo as fases BC: 20 situações;
  - Curto-circuito bifásico com conexão a terra envolvendo as fases CA: 20 situações.
- Totalizando 120 novos casos para validação.

### 3.4 Dados utilizados na fase de treinamento da RNA

Os dados utilizados para o treinamento da RNA foram somente às situações de curtos-circuitos trifásicos aplicadas nos barramentos 2, 4, 5, 6, 7, 11, 12, 13, 15 e 18; curtos-circuitos trifásicos aplicados a 50% das linhas 2-4, 2-6, 4-11, 6-7, 14-15 e 15-16; e o caso de regime permanente, que tem como entrada a leitura de todos os medidores em 1 p.u. e saída zero para todas as quatro áreas definidas.

Os dados de treinamento foram escolhidos de forma que representassem os limites de cada área. Os dados de faltas a 50% das linhas conectadas nas barras 4, 6 e 15, foram escolhidos, pois assim é possível indicar quais locais já estão fora de duas áreas para a identificação.

O restante do conjunto de dados (curtos-circuitos trifásicos, bifásicos e monofásicos) foi somente utilizado para o processo de validação da RNA.

Sendo assim, foram somente empregadas 16 situações de curtos-circuitos trifásicos e 1 em regime permanente para o processo treinamento e, 155 para a validação da RNA proposta.

### 3.5 Rede PMC para classificação da área em falta

A arquitetura da RNA utilizada para a identificação da área envolvendo o curto-circuito em análise é apresentada na Figura 3. A rede é composta de quatro entradas (quatro medidores, M1 a M4), uma camada escondida com 2 neurônios e uma camada de saída com 4 neurônios (quatro áreas, A1 a A4), sendo a função sigmoide logística utilizada como função de ativação para todos os neurônios.

Por esse ser um problema de classificação de padrões, onde os dados de saída serão indicadores da área estar ou não envolvida na situação de falta, com respostas entre 0 ou 1 respectivamente, é adequado que seja feito um pós-processamento dos dados de saída da RNA, para possibilitar a sua real aplicação. A forma de aproximação utilizada é apresentada em (2), sendo usual na literatura para casos de classificação de padrões (Silva *et al.*, 2010).

$$area_i^{pós} = \begin{cases} 1, & \text{se } area_i \geq 0,5 \\ 0, & \text{se } area_i < 0,5 \end{cases} \quad (2)$$

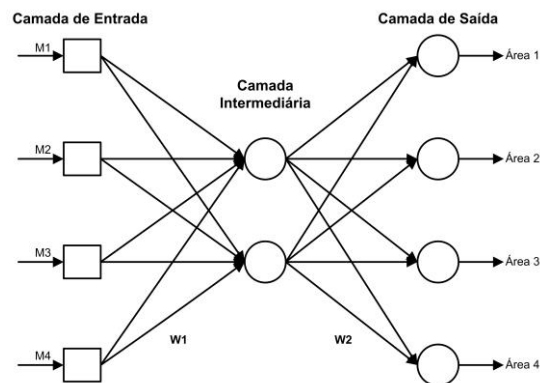


Figura 3. Arquitetura da rede neural utilizada.

## 4 Resultados Observados

O *software* utilizado para a criação do algoritmo da rede PMC foi o MATLAB<sup>®</sup>. Ressalta-se que o algoritmo, relacionado à aplicação das RNA, foi desenvolvido dispondo do MATLAB<sup>®</sup> através de linhas de comando, sem a utilização de *toolboxes*.

A Tabela 3 apresenta alguns dos parâmetros iniciais da RNA em análise, que são importantes para a etapa de treinamento. Vale ressaltar que as matrizes de pesos sinápticos  $W_1$  e  $W_2$  (Figura 3) foram inicializadas de forma aleatória na faixa de 0 a 1.

TABELA 3. Parâmetros da rede PMC.

<b>Taxa de aprendizado</b>	0,1
<b>Nível de inclinação da função logística</b>	1
<b>Precisão</b>	$10^{-6}$
<b>Número de neurônios na segunda camada (<math>n</math>)</b>	2

Após a fase de treinamento da rede PMC, dispondo somente dos 16 casos de curtos-circuitos trifásicos e o caso de regime permanente, os quais foram anteriormente apresentados, tem-se agora a fase de validação do modelo.

Foi observado que das 35 distintas situações trifásicas utilizadas para a validação do modelo, as quais não foram empregadas na fase de treinamento, ocorreram 2 erros no apontamento das áreas envolvidas.

O primeiro erro apontado e ilustrado na Figura 4 foi na ocorrência da falta a 50% da linha 4-5. Para esta situação, a RNA deveria indicar o envolvimento da área 3. O resultado foi a indicação da ocorrência de falta nas áreas 1 e 3. Mesmo assim, a resposta apresentada é aceitável, tendo em vista que a distância entre as barras 4 e 5 é pequena, e a barra 4 está compreendida nas áreas 1 e 3, que é o resultado dado pela RNA.

O segundo erro, também ilustrado na Figura 4, foi a ocorrência da falta a 75% da linha 2-4, onde a área 1 deveria ser a indicada, e o resultado foi a habilitação das áreas 1 e 3. Para esta situação, acredita-se que novos exemplos podem ser apresentados para a

RNA em um novo processo de treinamento, definindo-se melhor os limites entre as áreas envolvidas.

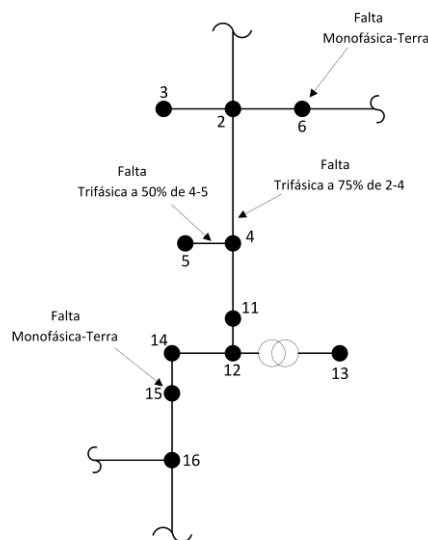


Figura 4. Erros ocorridos na fase de validação para os curtos-circuitos estudados.

Após a validação dispo de os curtos-circuitos trifásicos, foram utilizados os dados de curtos-circuitos monofásicos e bifásicos-terra para validação da rede.

Do total de 120 casos simulados, a RNA acertou em 114 casos, totalizando 95% de acerto. Os erros ocorreram para os curtos monofásicos-terra (A, B e C), nas barras 6 e 15. Para a barra 6, a resposta desejada deveria ser as áreas 1 e 2. A rede indicou somente a área 2. Já para a barra 15, a resposta deveria ser as áreas 3 e 4, sendo que a resposta dada foi somente a área 4.

Ressalta-se que a RNA foi treinada somente com curtos-circuitos trifásicos, onde os afundamentos de tensões monitorados pelos medidores são mais severos. Neste cenário, analisando todo o conjunto de dados utilizado para a fase validação, ou seja, os 155 casos, a rede obteve um acerto acima de 94%. Este fato evidencia um desempenho satisfatório da estratégia de monitoramento proposta.

## 5 Conclusões

Uma metodologia foi desenvolvida e apresentada para a localização das áreas envolvendo situações de curtos-circuitos em SD de energia elétrica. Uma das características diferenciais desta metodologia, em relação às tradicionais, é que esta somente utiliza os valores eficazes da tensão registrados nos medidores estrategicamente alocados.

A partir da modelagem de um SD, foi possível desenvolver e validar a estratégia proposta. O nível de precisão da RNA proposta na etapa de validação foi superior a 94%. O uso de redes neurais artificiais para a solução deste problema se mostrou eficiente, dada a sua capacidade de relacionar as grandezas aplicadas a sua entrada com a resposta necessária para a localização da área envolvida na falta.

A intenção de uso da metodologia proposta é reduzir o tempo gasto pelas concessionárias de energia elétrica para localizar os curtos-circuitos passíveis de ocorrência sobre os SD. Esse tempo interfere diretamente na qualidade do serviço prestado pelas mesmas, e assim é fiscalizado por órgãos reguladores.

Para estudos futuros, pretende-se validar a técnica proposta para outros tipos de faltas, como faltas monofásicas com valores de impedância distintos e também, aplica-la a outras topologias de SD.

## Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo suporte financeiro disponibilizado para a realização desta pesquisa.

## Referências Bibliográficas

- Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program (ATP/EMTP) 2000.
- ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica (2012). Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional, PRODIST, Módulo 8, Qualidade da Energia Elétrica. Resolução Normativa nº 469/2011.
- Bollen, M. H. J. "Understanding Power Quality Problems: Voltage Sags and Interruptions", New York, McGraw-Hill, IEEE Press Series on Power Engineering, 2000.
- Carpinelli, G.; Di Perna, C.; Caramia, P.; Varilone, P.; and Verde, P., "Methods for Assessing the Robustness of Electrical Power Systems Against Voltage Dips", *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol.24, no.1, pp.43-51, Jan. 2009.
- Cecati, C.; Mokryani, G.; Piccolo, A.; Siano, P. "An Overview on the Smart Grid Concept," *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 3322-3327, 7-10 Nov. 2010.
- EPRI – Electric Power Research Institute (2003). Distribution System Power Quality Assessment: Phase II. Voltage Sag and Interruption Analysis. Project Manager A. Sundaram. pp 5 – 17.
- Festa A. V.; Motter D.; Kempner T. R.; Oleskovicz M.; Coury D. V (2012). Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Identificação das Áreas Envolvidas em Situações de Curtos-Circuitos em Sistemas de Distribuição. Sixth IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition. Uruguay
- Haykin, S. "Neural Networks and Learning Machines," Prentice Hall, 2008.
- Kempner, T. R. "A robustez de um sistema de distribuição e a alocação de medidores de qualidade da energia elétrica frente aos afundamentos de tensão," 2012. 111f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos 2012.
- Kersting, W.H. (2001). *Radial distribution test feeders*, *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001*. IEEE, vol.2, pp.908-912. IEEE 37 Node Test Feeder disponível em: <http://ewh.ieee.org/soc/pes/dsacom/testfeeders/index.html>. Acessado em abril de 2012.
- MathWorks, *Optimization Toolbox™*, User's Guide R2011b. Disponível em: [http://www.mathworks.com/help/pdf\\_doc/optim/optim\\_tb.pdf](http://www.mathworks.com/help/pdf_doc/optim/optim_tb.pdf) Acessado em maio de 2012.
- Prikler, L.; Hoidalén, H. K. *ATPDRAW version 3.5 for Windows 9x/NT/2000/XP User's Manual*. 2002.
- Real Time Digital Simulator – RTDS™, <http://www.rtds.com/index/index.html>, Acessado em abril de 2012.
- Silva, I. N.; Spatti, D. H.; Flauzino, R. A. *Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas*, Artliber Editora Ltda, 2010.