

ESTIMAÇÃO DE RAMO FALTOSO EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DESEQUILIBRADOS

KAREN R. C. OLIVEIRA*, RODRIGO H. SALIM*, ARTURO S. BRETAS†

*LASEP - Laboratório de Sistemas Elétricos de Potência, Departamento de Engenharia Elétrica, UFRGS

Av. Osvaldo Aranha, 103, 90035-190
Porto Alegre, RS, Brasil

Emails: karen@ece.ufrgs.br, salim@ece.ufrgs.br, abretas@ece.ufrgs.br

Abstract— The fault section determination is of extreme importance for underground distribution systems. In this paper a method for fault section estimation is presented for unbalanced underground distribution systems (UDS). This proposed method is based on artificial neural networks (ANNs). The use of ANNs is motivated by the fact that they are capable of learning and generalizing small modifications in the signal patterns. Thus, aiming to improve the existing section estimation methods, this paper describes and discusses tests results obtained from simulated implementation of real data USD. The obtained results demonstrate the capability and robustness of the proposed technique and its potential for real-time applications.

Keywords— Fault Section Estimation, Artificial Neural Networks, Underground Distribution Feeders.

Resumo— A determinação do ramo de ocorrência da falta é de extrema importância para os sistemas de distribuição subterrâneos. Neste trabalho é apresentado um método que estima o ramo faltoso de um sistema de distribuição subterrâneo desequilibrado (SDSD). Este método é baseado em redes neurais artificiais (RNA). O uso das RNAs é motivado pelo fato que estas são capazes de aprender e generalizar pequenas alterações em sinais padrões. Assim, visando melhorar os métodos de estimativa já existentes, este trabalho propõe e discute os resultados obtidos por simulações computacionais de SDSD reais. Os resultados obtidos demonstram a capacidade e a robustez desta técnica e seu potencial para aplicações em tempo-real.

Palavras-chave— Estimação do ramo faltoso, Redes Neurais Artificiais, Alimentadores de Distribuição Subterrâneos

1 Introdução

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) são constantemente submetidos a fenômenos transitórios, provenientes de operações de chaveamentos, descargas atmosféricas e curtos-circuitos, os quais podem ser permanentes, ou não permanentes. Em ambos os casos, a ocorrência de tais eventos implica na operação dos relés de proteção que isolação o respectivo equipamento defeituoso. Após a atuação dos esquemas da proteção, sendo a falta não permanente, o equipamento defeituoso pode ser restaurado automaticamente. As falhas permanentes, entretanto, necessitam ser detectadas e localizadas a fim de que equipes de manutenção possam reparar o equipamento. A tentativa de restabelecimento de um equipamento defeituoso pode gerar novamente uma falha e conduzir o sistemas a *blackouts*.

Durante anos, as equipes de manutenção realizaram o procedimento de localização de faltas através de inspeção visual ao longo de todo o comprimento da linha. No caso de linhas subterrâneas, esta técnica torna-se ineficaz, uma vez que as equipes de manutenção só possuem acesso aos condutores nas caixas de inspeção, impossibilitando uma verificação completa ao longo dos condutores.

Nos últimos anos, diversos métodos de diagnósticos de faltas para o sistema de transmissão (Takagi et al., 1981; Takagi et al., 1982) e dis-

tribuição (Lee et al., 2004; Xinzhou et al., 2000) foram propostos com a finalidade de reduzir estes problemas. Porém, estes métodos não levam em consideração as características específicas das linhas subterrâneas de distribuição e sua natureza desequilibrada.

Neste trabalho é apresentado um novo método de estimação do ramo faltoso capaz de localizar faltas em SDSD. O método proposto é apresentado como uma subrotina de localização de faltas de relés digitais de proteção.

Para testar a eficiência do método proposto o esquema é implementado na plataforma Matlab (*Matlab User's Guide Version 3: Math works Inc. (2000)*, n.d.) e aplicado em dois sistemas subterrâneos de distribuição reais (*AL-1PL* e *AL-1PW*) da Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul (CEEE), simulados com o auxílio do ATP-EMTP (*Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program (ATP/EMTP) (2000)*, n.d.).

A estrutura restante deste artigo é apresentada como segue. Na segunda seção um resumo sobre RNAs é apresentado. Na terceira seção o método proposto é descrito e discutido. Na quarta e quinta seções os resultados e as conclusões são apresentados, respectivamente.

2 Redes Neurais Artificiais

RNAs (Haykin, 1999) são modelos matemáticos dos neurônios biológicos e das suas interconexões, visando representar as propriedades de processamento do cérebro humano. As grandes características das RNAs podem ser resumidas por:

- Aprendizagem;
- Generalização;
- Não-Linearidade;
- Adaptabilidade;
- Tolerância a Falhas;
- Resposta a Evidências.

Estas propriedades das RNAs possibilitam ao sistema desenvolvido a capacidade de solucionar problemas complexos, como é o caso da identificação e classificação de padrões de faltas a partir de sinais de entrada correspondentes.

2.1 Modelo Matemático de um Neurônio

O modelo matemático do neurônio biológico pode ser visto na Figura 1 (Moreto, 2005). Este modelo apresenta uma função de ativação $\varphi(\cdot)$, que pode ser definida de várias formas, executando o processamento do neurônio (equivalente ao corpo celular em um neurônio biológico). Este modelo também apresenta um *bias*, representado por b_k , que tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação $\varphi(\cdot)$. O funcionamento deste neurônio pode ser descrito matematicamente pelas Equações (1) e (2) (Moreto, 2005):

$$v_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} \cdot x_j + b_k \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (2)$$

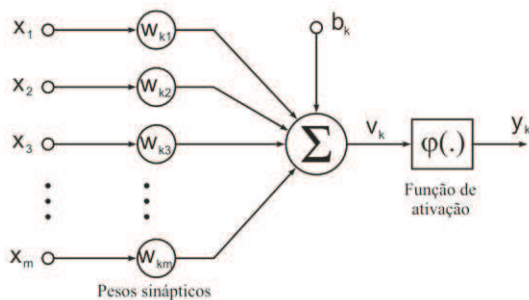


Figura 1: Modelo Matemático de um Neurônio Biológico.

onde j é o índice das m entradas do neurônio, b_k é o *bias* aplicado ao neurônio k , v_k é chamado de *campo local induzido* e é a saída do combinador linear somado ao *bias* do neurônio k , x_j são os

sinais de entrada do neurônio, ω_{kj} e $\varphi(\cdot)$ são os pesos sinápticos e função de ativação do neurônio k , respectivamente.

Existem três tipos básicos de função de ativação utilizados em RNAs (Haykin, 1999): a função de limiar, a função linear por partes, e a função sigmóide, que é a utilizada no método proposto.

2.2 Arquitetura da rede utilizada

Uma rede neural é constituída por um conjunto de neurônios interligados. A forma como estes se conectam define a arquitetura da rede, que em geral pode ser de três classes diferentes, conforme o número de camadas de neurônios e o tipo de conexão entre elas (Haykin, 1999).

A arquitetura de rede neural utilizada na metodologia proposta é a Rede *Feedforward* de Múltiplas Camadas. Nesta classe de redes neurais, existe a presença de uma ou mais camadas de nós entre as camadas de entrada e saída, as quais são chamadas de camadas ocultas e constituídas, por sua vez, de neurônios ocultos.

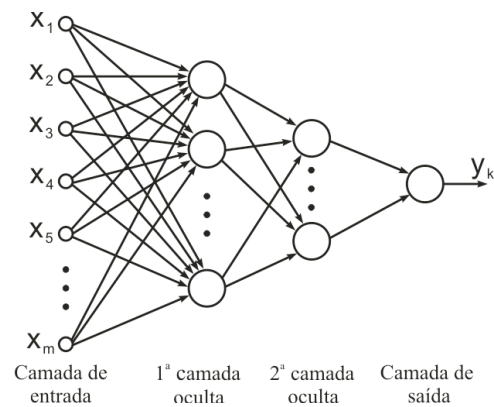


Figura 2: Rede Neural Feedforward de Múltiplas Camadas.

A Figura 2, ilustra esta arquitetura. Nesta figura, a rede representada é dita totalmente conectada, visto que cada um dos nós de uma camada está conectado a todos os nós da camada seguinte. As redes que não possuem esta característica são ditas parcialmente conectadas.

2.3 Treinamento de Redes Neurais Artificiais

A propriedade mais importante das redes neurais é a habilidade de aprender acerca de seu ambiente e, com isso, melhorar o seu desempenho. Isto pode ser feito através de um processo iterativo de ajustes aplicados aos pesos sinápticos da rede, chamado de treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma determinada classe de problemas (Moreto, 2005).

No processo de treinamento com um professor, o estado do ambiente é representado por um

vetor que é aplicado à entrada da RNA e ao professor. O professor possui conhecimento sobre o ambiente, o qual é representado por um conjunto de *exemplos de entrada-saída*, fornecendo assim, a resposta desejada para cada entrada, também apresentada à rede neural. O sinal de saída da RNA é então comparado com a resposta desejada, gerando um sinal de erro que é utilizado para ajustar os parâmetros da rede de modo que esta, após o ajuste, apresente em sua saída uma resposta tão próxima quanto possível daquela desejada. Este processo é repetido para cada exemplo de treinamento até que a RNA *emule* o professor. Desta forma, o conhecimento do professor é, de certa maneira, transferido para os pesos sinápticos e *bias* da rede neural.

Como medida de desempenho, pode ser utilizado o erro médio quadrático ou a soma dos erros quadrados da amostra de treinamento, função esta que é definida como uma função dos parâmetros livres da RNA. Tem-se então uma superfície de erro, tendo os parâmetros livres como coordenadas. A fim de que a rede melhore seu desempenho, ou seja, aprenda com o professor, busca-se encontrar o ponto de mínimo na *superfície de erro*. O sistema de aprendizagem pode buscar este ponto de mínimo fazendo uso do *gradiente* da superfície de erro, que fornece a direção de descida mais íngreme da superfície.

Durante este processo, são definidos dois conjuntos de padrões diferentes: o conjunto de treinamento e o conjunto de testes. O conjunto de treinamento é utilizado exclusivamente para a atualização dos valores dos pesos sinápticos e *bias* da rede neural (treinamento), enquanto o conjunto de testes constitui os casos utilizados exclusivamente para a validação da rede neural e cálculo do erro, garantindo assim, a generalização da rede neural para casos não vistos no processo de treinamento.

3 Modelagem

Normalmente, em sistemas elétricos desequilibrados e linhas não transpostas, a modelagem de sistemas de distribuição subterrâneos não deve fazer aproximações padrão de espaçamento e dimensão dos condutores. Por isso, os sistemas utilizados foram modelados através das equações de Carson (Kerstein, 2002). Também é usado o método de redução de Kron (Kerstein, 2002), que é aplicado à matriz de impedância série obtida pelas equações de Carson. Estas, para impedância própria de um certo condutor, é dada, com a unidade em Ω/metro , por:

$$Z_{ii} = r_{ii} + j \cdot 0,12134 \cdot \left(\ln \frac{1}{GMR_i} + 7,93402 \right) \quad (3)$$

Enquanto que a impedância mútua entre os condutores i e j é dada pela equação (4).

$$Z_{ij} = j \cdot 0,12134 \cdot \left(\ln \frac{1}{D_{ij}} + 7,93402 \right) \quad (4)$$

onde:

r_{ii} é a resistência do condutor i em Ω/milha ;

GMR_i é o raio médio geométrico do condutor i dado em pés;

D_{ij} é a distância entre os condutores i e j dado em pés;

Z_{ii} é a impedância própria do condutor i em Ω/metro ;

Z_{ji} é a impedância mútua dos condutores i e j em Ω/metro .

4 Método Proposto para Determinação do Ramo Faltoso

A determinação do ramo faltoso pode ser considerada um problema de reconhecimento de padrões, a partir de um dado conjunto de entradas. Dependendo das características observadas nestas entradas, é possível determinar com certo grau de precisão o ramo em que a falta ocorreu, facilitando a manutenção do sistema. Por possuir estas características, a identificação do ramo faltoso é um processo que pode ser executado através de algoritmos inteligentes, como as redes neurais artificiais.

Um pré-processamento dos dados é feito para extração de características dos mesmos. Desta forma, é proposto, para o localização da secção faltosa, a utilização da amplitude da 1ª harmônica de tensão e corrente juntamente com a diferença entre os ângulos dos números complexos que representam as componentes de 3ª harmônica da corrente e da componente fundamental de tensão. Estes números complexos são obtidos diretamente através da transformada de Fourier dos sinais em questão como ilustrado na Figura 3.

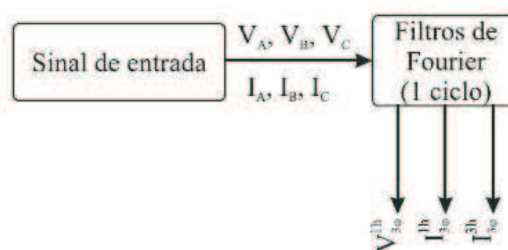


Figura 3: Diagrama do pré-processamento do sinal.

As faltas mais comuns em SDSD são as fase-terra (Stevenson, 1978), sendo este o estudo de caso abordado. Após o pré-processamento, ocorre a construção do vetor de entrada \vec{x} (5). Uma RNA é treinada para faltas do tipo fase-terra A-g, uma segunda RNA, de treinamento distinto, é utilizada

no caso B-g, e finalmente uma RNA para faltas tipo C-g. O vetor de entrada das redes neurais é o mesmo para todas, entretanto, dependendo das fases envolvidas na falta, as tensões e correntes são escolhidas adequadamente, conforme a fase faltosa.

O vetor \vec{x} é calculado a partir dos fasores obtidos do pré-processamento descrito anteriormente, conforme (5).

$$\vec{x} = [|V^{1h}| |I^{1h}| |\varphi^{1h}| |I^{1h,3h}| |\varphi^{1h,3h}| R_f] \quad (5)$$

onde:

$|V^{1h}|$ é o módulo do fasor fundamental de tensão;

$|I^{1h}|$ é o módulo do fasor fundamental de corrente;

$|\varphi^{1h}|$ é a diferença angular entre os fasores fundamentais de tensão e de corrente;

$|I^{1h,3h}|$ é a relação entre os números complexos que representam os fasores de primeira e terceira harmônica de corrente;

$|\varphi^{1h,3h}|$ é a diferença angular entre os números complexos que representam os fasores de primeira e terceira harmônica de corrente;

R_f é a resistência de falta;

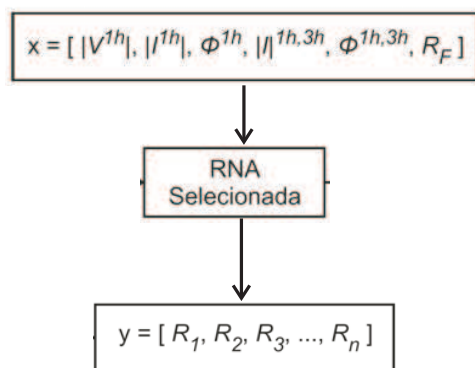


Figura 4: Método com base em Redes Neurais para Determinação do Ramo Faltoso.

Possuindo a informação do tipo da falta, a rede neural correta é selecionada e o vetor de entrada é inserido nas entradas da RNA, retornando uma saída, também em forma de vetor binário, que informa o ramo em que a falta ocorreu. O tipo da falta é identificado utilizando-se Salim et al. (2007). A Figura 4 exemplifica o processo de determinação do ramo faltoso, onde x é o vetor de entrada previamente explicado e y é o vetor de saída, composto por valores binários que representam os n ramos do sistema de distribuição estudado.

5 Resultados

Para determinar a eficiência do método proposto, várias simulações foram feitas em 2 sistemas elétricos da CEEE.

Os casos de testes eram compostos de diferentes resistências de falta ($R_f = 0\Omega, 10\Omega, 20\Omega, 50\Omega$ e 100Ω) para cada um dos 3 tipos de falta fase-terra simulados no *ATP-EMTP (Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program (ATP/EMTP) (2000), n.d.)*. O programa *ATP-EMTP* permite a simulação de transitórios eletromagnéticos em redes polifásicas, com configurações arbitrárias, por um método que utiliza a matriz de admitância de barras.

Os casos de teste foram inicialmente compostos de 1440 casos de falta (480 para cada tipo). Os sistemas de teste *AL-1PL* e *AL-1PW* foram divididos em 5 e 2 ramos diferentes, respectivamente. Essa divisão tornou possível a aplicação da subrotina.

As Figuras 5 e 6 ilustram o diagrama unifilar dos sistemas bem como essa divisão.

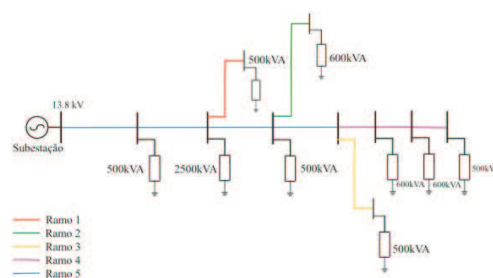


Figura 5: Sistema de Distribuição Subterrâneo Subdividido (*AL-1PL*).

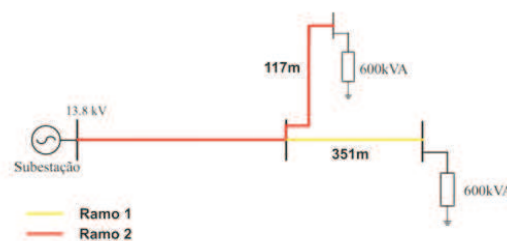


Figura 6: Sistema de Distribuição Subterrâneo Subdividido (*AL-1PW*).

Na tabela seguinte, a resistência de falta dos casos simulados no *AL-1PL* e *AL-1PW* foi sendo variada enquanto o método era testado.

R_f, Ω	A-g, [%]	B-g, [%]	C-g, [%]
0	4,2	7,3	6,3
10	1,0	0,0	0,0
20	1,0	1,0	0,0
50	1,0	1,0	1,0
100	0	1,0	0,0
Total	1,5	2,1	1,5

Tabela 1: Influência da Resistência de Falta no Ramo Faltoso (*AL-1PL*)

R_f, Ω	A-g, [%]	B-g, [%]	C-g, [%]
0	3,5	4,7	2,3
10	1,2	1,2	2,3
20	0,0	4,7	3,5
50	3,5	1,2	3,3
100	2,4	2,3	2,3
Total	2,1	2,8	2,3

Tabela 2: Influência da Resistência de Falta no Ramo Faltoso (*AL-1PW*)

Como pode ser analisado, o erro máximo foi de 2,1% para faltas tipo B-g no sistema *AL-1PL* e de 2,8% no *AL-1PW*. Podemos notar uma certa uniformidade nos resultados em relação ao tipo de falta, pois o erro total foi limitado entre 1% e 3% para todos os casos de teste. Para podermos ver a influência do local falta na metodologia de estimação do ramo faltoso, novos casos teste foram simulados também no *ATP-EMTP* (*Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program (ATP/EMTP)* (2000), n.d.). Por estes testes, diversos casos com diferentes locais de falta foram simulados nos dois sistemas. Assim seguem:

- *AL-1PL*:
 - ramo 1: 4 casos;
 - ramo 2: 8 casos;
 - ramo 3: 4 casos;
 - ramo 5: 18 casos;
 - ramo 6: 62 casos.
- *AL-1PW*:
 - ramo 1: 27 casos;
 - ramo 2: 59 casos;

Com a variação de outras condições de falta, foi gerado, para cada seção, 20, 40 e 20 casos de teste para cada tipo de falta no sistema *AL-1PL*, respectivamente, e 135 casos de teste para cada tipo de falta no sistema *AL-1PW*. Os resultados podem ser vistos nas Tabelas 3 e 4.

Ramo	A-g, [%]	B-g, [%]	C-g, [%]
1	5,0	5,0	5,0
2	0	5,0	2,5
3	10,0	15,0	10,0
4	2,2	2,2	3,3
5	0,6	0,6	0,0

Tabela 3: Influência % do local da falta na identificação do ramo (*AL-1PL*)

A partir da análise das tabelas, podemos ver que para todos os testes, exceto no ramo 3, o método proposto obteve erros menores que 6%. Ainda, é possível dizer (baseado em inferências)

Ramo	A-g, [%]	B-g, [%]	C-g, [%]
1	3,0	5,9	3,7
2	1,7	1,4	1,7

Tabela 4: Influência % do local da falta na identificação do ramo (*AL-1PW*)

que o maior número de erros encontrados nos testes aplicados no ramo 3 são devido ao pequeno número de padrões de treinamento usados para treinar este ramo, e também devido à distância deste à subestação.

6 Conclusões

Neste trabalho, um novo método de localização de ramos faltosos para sistemas subterrâneos de distribuição desequilibrados foi apresentado. O método proposto é responsável pela estimação do ramo faltoso e é baseado em RNAs. A subrotina deste método utiliza como entrada os sinais de corrente e tensão medidos na subestação. Os testes realizados foram simulados a partir de dados reais de 2 sistemas reais da (CEEE). Os resultados apresentados indicam que a metodologia de localização de faltas proposta apresenta certa influência da resistência de falta, elevando o erro na estimativa da localização quando do aumento da mesma. Entretanto, o erro máximo manteve-se sempre adequado, abaixo de 3%, considerando todos os tipos de falta. O parâmetro de distância da falta mostrou pouca influência na metodologia de localização, entretanto, certos locais do sistema apresentaram erros maiores do que outros, dada a ocorrência de faltas em diversos pontos do sistema com uma mesma resistência de falta. Estes pontos são locais de ramificação do sistema. Novamente, os erros máximos obtidos mantiveram-se em níveis considerados ótimos. Assim, o principal objetivo do método, auxiliar no processo de determinação do local da falta em sistemas subterrâneos da CEEE-D, especialmente nos alimentadores *1PL* e *1PW*, foi considerado atingido. Os resultados ainda demonstram a potencialidade do método, que se implementado em tempo real, traria benefícios tanto na manutenção, como na operação e restabelecimento do sistema.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer à Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul (CEEE), Brasil e o Conselho Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento (CNPq) pelo suporte e financiamento desde projeto.

Referências

- Alternative Transient Program / Electromagnetic Transient Program (ATP/EMTP) (2000)* (n.d.).
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd Edition*, New Jersey, USA: Prentice-Hall Inc.
- Kerstein, H. W. (2002). Distribution system modeling and analysis., *Boca Raton: CRC Press* p. 314p.
- Lee, J. S. et al. (2004). An intelligent and efficient fault location and diagnosis scheme for radial distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery* **19**: 524–532.
- Matlab User's Guide Version 3: Math works Inc. (2000)* (n.d.).
- Moreto, M. (2005). *Localização de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia: Uma metodologia baseada em redes neurais artificiais*, Master's thesis, UFRGS.
- Salim, R. H. et al. (2007). Fault detection in primary distribution systems using wavelets, *International Conference on Power Systems Transients - IPST* .
- Stevenson, J. (1978). *Elementos de Análise de Sistemas de Potência*, Rio de Janeiro, McGraw-Hill do Brasil.
- Takagi, T. et al. (1981). A new algorithm of an accurate fault location for ehv/uhv transmission lines: Part i – fourier transformation method, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS-100**: 1316–1323.
- Takagi, T. et al. (1982). Development of a new type fault locator using the one-terminal voltage and current data, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **PAS-101**: 2892–2898.
- Xinzhou, D., Yaozhong, G. and Bingyin, X. (2000). Fault position relay based on current traveling waves and wavelets, *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, Singapore* .