UMA ABORDAGEM BASEADA NA TÉCNICA DE DECOMPOSIÇÃO EM COMPONENTES ORTOGONAIS E SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS DE ALTA-IMPEDÂNCIA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO*, IVAN NUNES DA SILVA[†]

*Departamento de Engenharia de Produção, Faculdade de Engenharia de Bauru, Universidade Estadual Paulista - DEP/FEB/UNESP

Av. Eng. Luiz Edmundo C. Coube, 14-01, CEP 17.033-360 Bauru, São Paulo, Brasil

† Departamento de Engenharia Elétrica, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São
Paulo - SEL/EESC/USP

Av. Trabalhador São-carlense, 400, CEP 13.556-590 São Carlos, São Paulo, Brasil

Emails: raflauzino@feb.unesp.br, insilva@sel.eesc.usp.br

Abstract— The current paradigms of power distribution systems highlight their continuous improvement on several aspects, which safety and supply quality constitute goals to be always reached by the distribution companies. Taking into account the occurrences that degrade both aspects simultaneously, it is verified that the phase-ground faults with high impedance have a differentiated prominence, therefore, in several situations, their magnitudes are unable to sensitize the devices involved with the protection of the system. Thus, the main objectives of this paper have consisted on application of mathematical and computational tools dedicated to the location of phase-ground faults with high impedance. More specifically, it has been developed the decomposition technique in orthogonal components for voltage and current waveforms, as well as proposed a methodology for structural and parametric adjustment of systems fuzzy in order to integrate all variables from such decomposition. Simulation results based on modeling of real distribution feeder are presented to demonstrate the efficiency of the developed techniques.

Keywords— Electrical power distribution system, High-impedance fault location, Fuzzy inference system, Power quality.

Resumo— Os atuais paradigmas dos sistemas elétricos de distribuição destacam as suas melhorias contínuas sob inúmeros aspectos, sendo que a segurança e a qualidade do fornecimento constituem metas a serem sempre alcançadas pelas concessionárias do setor. Refletindo-se sobre as ocorrências que degradam simultaneamente ambos os aspectos, constata-se que as faltas fase-terra de alta impedância possuem um destaque diferenciado, pois, em diversas situações, as magnitudes envolvidas com as mesmas são incapazes de sensibilizar os dispositivos relacionados com a proteção do sistema. Assim sendo, os objetivos principais deste artigo consistiram em apresentar ferramentas matemáticas e computacionais dedicadas à localização de faltas fase-terra de alta impedância. Mais especificamente, será apresentada a técnica de decomposição em componentes ortogonais para formas de onda de tensão e de corrente, propondo ainda uma metodologia para ajuste estrutural e paramétrico de sistemas fuzzy com a finalidade de integrar as variáveis advindas de tal decomposição. Resultados de simulações baseadas na modelagem de um alimentador real de distribuição são apresentados para demonstrar a eficiência das técnicas desenvolvidas.

Keywords— Sistemas de distribuição de energia elétrica, Localização de faltas de alta-impedância, Sistemas de inferência fuzzy, Qualidade do fornecimento de energia elétrica.

1 Introdução

Os esforços dedicados ao desenvolvimento de abordagens próprias à localização de faltas em sistemas elétricos de potência podem ser divididos em duas grandes áreas. O primeira dessas aborda a identificação e localização de faltas em sistemas de transmissão de energia elétrica e a segunda decai sobre os sistemas de distribuição de energia elétrica (Othman et al., 2004). Com relação aos sistemas de transmissão de energia elétrica, observa-se que os estudos e desenvolvimentos realizados não se restringiram apenas à geração de conhecimento, mas também culminaram na disponibilização de equipamentos de proteção capazes de informar o setor da linha de

transmissão sob avaria (Youssef, 2004).

Nos sistemas de distribuição de energia elétrica, por outro lado, em função de sua grande ramificação, do desbalanço elétrico e de particularidades que se fazem presentes apenas nesses sistemas, a localização de faltas não constitui em um problema fechado (Depew et al., 2006). Em complemento, tem-se que a identificação de faltas de alta impedância em tais sistemas, quando feita por meio de técnicas convencionais, não apresenta desempenho confiável o qual é destacado pela literatura correlata desde a década de 1980 até os dias atuais (Xu and Chow, 2006).

Dessa forma, esse artigo se propõe a apresentar uma alternativa ao problema da localização de faltas em sistemas de distribuição de ener-

gia elétrica tendo com base a técnica de decomposição em componentes ortogonais e sistemas de inferência fuzzy. Para tanto, organiza-se a apresentação deste de maneira a contemplar na Seção 2 algumas das caraterísticas pertinenetes às faltas de alta-impedância. Na sequência, por meio da Seção 3 far-se-á um breve relato da técnica de decomposição em componentes ortogonais. A Seção 4 será dedicada ao delineamento da téncnica de ajuste estrutural e paramétrico de sistemas de inferência fuzzy. Na Seção 5 serão apresentados os resultados obtidos, mediante a integração da técnica de decomposição em componentes ortogonais e dos sistesmas de inferência fuzzy, para a localização de faltas de alta-impedância. Por fim, na Seção 6 as conclusões e considerações finais serão tecidas.

2 Aspectos Preliminares Relacionados às Faltas de Alta-Impedância em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

As faltas de alta impedância são faltas assimétricas, em geral entre fase e terra, que possuem uma corrente com amplitude incapaz de ser detectada por técnicas convencionais e, como conseqüências, de fazer atuar relés e fusíveis (Xu and Chow, 2006). Em outras palavras, pode-se afirmar que a identificação de faltas de alta impedância constitui em uma tarefa em que a simples análise da magnitude das tensões e das correntes do sistema não culmina em resultados satisfatórios.

Com relação às técnicas propostas na literatura correlata ao tema abordado, verifica-se a existência de limitações que, sob determinadas condições, podem comprometer a correta estimação desejada aos processos de localização de faltas. No entanto, a observância de tais limitações e o levantamento das condições favoráveis para aplicação de cada uma das técnicas pode contribuir para o desenvolvimento de um sistema integrado onde as principais características de cada abordagem podem ser incorporadas. Desta maneira, ter-se-á um sistema capaz de identificar e localizar faltas sem que as limitações observadas nas abordagens atuais sejam pertinentes a este sistema.

O foco principal para utilização dessas abordagens consideradas recentes, principalmente aquelas baseadas em redes neurais artificiais e lógica fuzzy, estão em suas habilidades naturais de poder mapear os relacionamentos existentes entre as entradas e saídas de processos tipicamente não-lineares. Essas ferramentas são normalmente empregadas em processos onde o comportamento entre as variáveis de entrada e de saída não é bem estabelecido, tornando-se atrativas para o caso de identificação e localização de faltas.

Ainda, verifica-se que a maioria das abordagens propostas na literatura são altamente dependentes de técnicas de processamento de sinais. Assim sendo, há a necessidade da intensa utilização de ferramentas que lidam com os problemas envolvidos com o processamento e tratamento de sinais as quais devem ser capazes de obterem, a partir das formas de onda de tensão e de corrente, características altamente correlacionadas com a distância de ocorrência da falta. Tendo esse aspecto como motivação, a Seção 3 apresenta de forma sintética a proposta de decomposição em componentes ortogonais para análise de sistemas de distribuição de energia elétrica sob condições faltosas.

3 Decomposição em Componentes Ortogonais

De maneira ampla, verifica-se, que independente da metodologia empregada, que uma das principais necessidades diante das formas de onda de corrente e de tensão é de se fazer seu préprocessamento. O pré-processamento das formas de onda de tensão e de corrente, oscilografados junto à subestação de distribuição de energia elétrica, tem por meta extrair características que sejam contundentes quando da identificação de faltas e que contenham dados de relevante qualidade para a localização da referida falta.

Dessa maneira, nessa seção será apresentado sinteticamente o conceito de decomposição em componentes ortogonais para as formas de onda de tensão e de corrente. A principal característica da ferramenta apresentada é de que a mesma é independente de sistemas de coordenadas, tais como são a transformada de Fourier e a transformada wavelet, ou seja, a decomposição em componentes ortogonais não se fundamenta na projeção de funções sobre outras pré-estabelecidas. Ao contrário disso, procura-se extrair das próprias formas de onda as funções base para a decomposição de maneira que o sistema de coordenadas está auto-contido nas funções que serão decompostas.

Esse aspecto difere a metodologia apresentada daquelas relatadas na literatura e, para fins de identificação e de localização de faltas em sistemas de distribuição de energia elétrica, poderão constituir, ao lado daquelas já consagradas, em uma nova perspectiva para o sucesso dos objetivos almejados. Assim, dado um sistema trifásico, tal como apresentado por meio da Figura 1, o mesmo pode ser decomposto em outros dois sistemas.

O primeiro desses é referente às componentes de tensão e de corrente que são coplanares às tensões de linha do sistema original. O segundo sistema representa as componentes de tensão e de corrente que são ortogonais às tensões de linha. Esquematicamente, destaca-se na Figura 2 o sistema elétrico composto pelas componentes coplanares às tensões de linha e na Figura 3 o sistema das componentes ortogonais às tensões de linha do sistema original.

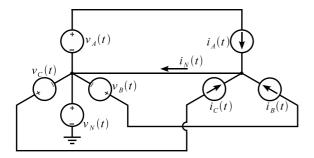


Figura 1: Sistema de energia elétrica sob análise.

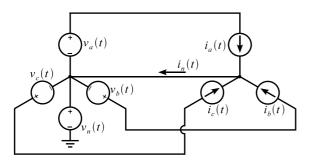


Figura 2: Sistema de energia elétrica em termos das componentes coplanares às tensões de linha.

As componentes destacadas na Figura 2 e na Figura 3 podem ser calculadas conforme as seguintes expressões:

$$\begin{cases} v_{a}\left(t\right) = \frac{\left\langle v_{\parallel}(t), v_{A}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\parallel}(t)\right\|^{2}} v_{\parallel}\left(t\right) + \frac{\left\langle v_{\perp}(t), v_{A}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\perp}(t)\right\|^{2}} v_{\perp}\left(t\right) \\ v_{b}\left(t\right) = \frac{\left\langle v_{\parallel}(t), v_{B}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\parallel}(t)\right\|^{2}} v_{\parallel}\left(t\right) + \frac{\left\langle v_{\perp}(t), v_{B}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\perp}(t)\right\|^{2}} v_{\perp}\left(t\right) \\ v_{c}\left(t\right) = \frac{\left\langle v_{\parallel}(t), v_{C}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\parallel}(t)\right\|^{2}} v_{\parallel}\left(t\right) + \frac{\left\langle v_{\perp}(t), v_{C}(t)\right\rangle}{\left\|v_{\perp}(t)\right\|^{2}} v_{\perp}\left(t\right) \\ v_{n}\left(t\right) = v_{a}\left(t\right) + v_{b}\left(t\right) + v_{c}\left(t\right) \end{cases}$$

$$(1)$$

$$\begin{cases} v_{\bar{a}}(t) = v_A(t) - v_a(t) \\ v_{\bar{b}}(t) = v_B(t) - v_b(t) \\ v_{\bar{c}}(t) = v_C(t) - v_c(t) \end{cases}$$
 (2)

$$\begin{cases} i_{a}(t) = \frac{\langle v_{\parallel}(t), i_{A}(t) \rangle}{\|v_{\parallel}(t)\|^{2}} v_{\parallel}(t) + \frac{\langle v_{\perp}(t), i_{A}(t) \rangle}{\|v_{\perp}(t)\|^{2}} v_{\perp}(t) \\ i_{b}(t) = \frac{\langle v_{\parallel}(t), i_{B}(t) \rangle}{\|v_{\parallel}(t)\|^{2}} v_{\parallel}(t) + \frac{\langle v_{\perp}(t), i_{B}(t) \rangle}{\|v_{\perp}(t)\|^{2}} v_{\perp}(t) \\ i_{c}(t) = \frac{\langle v_{\parallel}(t), i_{C}(t) \rangle}{\|v_{\parallel}(t)\|^{2}} v_{\parallel}(t) + \frac{\langle v_{\perp}(t), i_{C}(t) \rangle}{\|v_{\perp}(t)\|^{2}} v_{\perp}(t) \\ i_{n}(t) = i_{a}(t) + i_{b}(t) + i_{c}(t) \end{cases}$$
(3)

$$\begin{cases}
i_{\bar{a}}(t) = i_A(t) - i_a(t) \\
i_{\bar{b}}(t) = i_B(t) - i_b(t) \\
i_{\bar{c}}(t) = i_C(t) - i_c(t)
\end{cases} (4)$$

onde:

$$\begin{cases} v_{\parallel}(t) = v_{AB}(t) \\ v_{\perp}(t) = v_{BC}(t) - \frac{\langle v_{AB}(t), v_{BC}(t) \rangle}{\|v_{AB}(t)\|} v_{AB}(t) \end{cases}$$
 (5)

$$\begin{cases}
v_{\bar{a}}(t) = v_A(t) - v_a(t) \\
v_{\bar{b}}(t) = v_B(t) - v_b(t) \\
v_{\bar{c}}(t) = v_C(t) - v_c(t) \\
v_h(t) = v_{\bar{a}}(t) + v_{\bar{b}}(t) + v_{\bar{c}}(t)
\end{cases} (6)$$

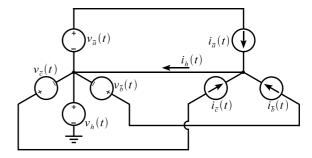


Figura 3: Sistema de energia elétrica decomposto em termos das componentes ortogonais às tensões de linha.

$$\begin{cases}
i_{\bar{a}}(t) = i_A(t) - i_a(t) \\
i_{\bar{b}}(t) = i_B(t) - i_b(t) \\
i_{\bar{c}}(t) = i_C(t) - i_c(t) \\
i_h(t) = i_{\bar{a}}(t) + i_{\bar{b}}(t) + i_{\bar{c}}(t)
\end{cases}$$
(7)

As componentes $v_x^p(t)$ representam as componentes colineares com as funções $i_x(t)$, bem como as componentes $i_x^p(t)$ denotam as componentes colineares com as funções $v_x(t)$, com $x=a,b,c,n,\bar{a},\bar{b},\bar{c},h$, e podem ser calculadas da seguinte maneira:

$$\begin{cases}
v_x^p(t) = \frac{\langle v_x(t), i_x(t) \rangle}{\|i_x(t)\|^2} i_x(t) \\
i_x^p(t) = \frac{\langle i_x(t), v_x(t) \rangle}{\|v_x(t)\|^2} v_x(t)
\end{cases} (8)$$

De maneira semelhante, as componentes $v_x^{q^{\parallel}}(t)$ representam as componentes colineares com as funções $i_x(t)$, bem como as componentes $i_x^{q^{\parallel}}(t)$ denotam as componentes colineares com as funções $\dot{v}_x(t)$, com $x=a,b,c,n,\bar{a},\bar{b},\bar{c},h$, e podem ser obtidas por meio do seguinte equacionamento:

$$\begin{cases}
v_x^{q^{\parallel}}(t) = \frac{\langle v_x(t), \dot{i}_x(t) \rangle}{\left\| \dot{i}_x(t) \right\|^2} \dot{i}_x(t) \\
i_x^{q^{\parallel}}(t) = \frac{\langle i_x(t), \dot{v}_x(t) \rangle}{\left\| \dot{v}_x(t) \right\|^2} \dot{v}_x(t)
\end{cases}$$
(9)

As componentes $v_x^{q^{\perp}}(t)$ denotam as componentes de tensão colineares às funções $i_x^{\perp}(t)=\tilde{i}_x(t)-\left\langle \tilde{i}_x(t),\dot{i}_x(t)\right\rangle \Big/ \big\|\dot{i}_x(t)\big\|^2 \dot{i}_x(t)$ assim como as funções $i_x^{q^{\perp}}(t)$ são as componentes de corrente colineares com as funções $v_x^{\perp}(t)=\tilde{v}_x(t)-\left\langle \tilde{v}_x(t),\dot{v}_x(t)\right\rangle \Big/ \|\dot{v}_x(t)\|^2 \dot{v}_x(t),$ com $x=a,b,c,n,\bar{a},\bar{b},\bar{c},h$, e são calculadas se fazendo uso do seguinte conjunto de equações:

$$\begin{cases} v_x^{q^{\perp}}(t) = \frac{\langle v_x(t), i_x^{\perp}(t) \rangle}{\|i_x^{\perp}(t)\|^2} i_x^{\perp}(t) \\ i_x^{q^{\perp}}(t) = \frac{\langle i_x(t), v_x^{\perp}(t) \rangle}{\|v_x^{\perp}(t)\|^2} v_x^{\perp}(t) \end{cases}$$
(10)

O detalhamento completo da técnica de decomposição em componentes ortogonais pode ser encontrado em (Flauzino, 2007).

4 Ajuste Estrutural e Paramétrico de Sistemas de Inferência Fuzzy

As funções operacionais desempenhadas por um sistema fuzzy compreendem a fuzzificação das entradas do sistema, a inferência das regras associadas ao mesmo, a agregação das regras e a posterior defuzzificação do resultado da agregação, na qual vem a ser a saída, ou saídas, do sistema fuzzy.

Pode-se observar com isso, que os sistemas de inferência fuzzy possuem funções distintas e claramente definidas. Assim, pode-se interpretar tais sistemas através da representação por um modelo multicamadas. Logo, o sistema de inferência fuzzy proposto neste artigo pode ser dado pela composição seqüencial da camada de entrada, da camada de inferência das regras fuzzy e da camada de saída.

A camada de entrada tem por funcionalidade a conexão às variáveis de entrada (advindas do meio externo), com o sistema de inferência fuzzy, bem como a fuzzificação dessas utilizando para isso as funções de pertinência associadas a cada entrada.

Na camada de inferência das regras fuzzy, ou simplesmente camada de inferência, as variáveis de entrada fuzzificadas são combinadas entre si, segundo as regras definidas, utilizando como suporte as operações definidas na teoria de conjuntos fuzzy. Os resultados de cada regra individual são agregados, segundo algum método específico, compondo desta maneira o conjunto fuzzy de saída. Esse conjunto então é defuzzificado resultando na saída do sistema de inferência fuzzy. O processo de agregação e o processo de defuzzificação do conjunto fuzzy de saída são executados pela camada de saída.

4.1 Extração Automática de Regras Fuzzy

O algoritmo de extração automática de base de regras proposto neste trabalho é baseado no algoritmo de otimização Hill Clibbing (Jang et al., 1997). Assim, o procedimento desenvolvido tem o objetivo realizar uma busca em um determinado espaço de regras válidas a fim de determinar a base de regras que minimiza a função custo associada ao sistema fuzzy.

Formalmente, dado um espaço de busca S e um conjunto factível $F,\ F\subseteq S,$ deve-se encontrar r^* tal que a condição expressa em (11) seja verdadeira.

$$\xi(r^*) \le \xi(r); \forall r \in F \tag{11}$$

onde $\xi(.)$ representa a função custo associada ao sistema fuzzy, r é uma determinada base de regras pertencente ao conjunto de todas as bases de regras válidas e r^* configura a base de regras que fornece o menor valor para a função custo em relação à região factível F.

No entanto, a busca de uma base de regras que minimize a função custo ξ configura uma sistemática complexa visto que o universo F, representando todas as bases de regras factíveis, possui inúmeras possibilidades combinatoriais, de maneira que, o número de regras distintas existentes para um sistema fuzzy pode ser calculada por:

$$k_r = \frac{\prod_{i=1}^n (2 * m_{fi} + 1) \prod_{i=1}^q (2 * m_{fi})}{2} - 1 \quad (12)$$

onde n é o número de entradas, m_{fi} é o número de funções de pertinência associadas à i-ésima entrada ou saída, q é o número de saídas e k_r representa o número de regras distintas possíveis de serem criadas. Dessa maneira, considerando-se que se deseje determinar uma base de regras com N_r regras, o número de base de regras, N_b , contidas no conjunto F pode ser calculado por meio da seguinte expressão:

$$N_b = \prod_{i=0}^{N_r - 1} (k_r - i) \tag{13}$$

Assim, em virtude do problema de explosão combinatorial evidenciado por meio das expressões (12) e (13), torna-se conveniente a adoção de estratégias de busca que operem localmente. Além disso, a superfície definida por ξ é composta de pontos de mínimos e de máximos fato esse que compromete a busca por uma solução que satisfaça a condição de mínimo global. Portanto, com o propósito de relaxar a condição expressa em (11), é possível estabeler o seguinte:

$$\xi\left(r^{(1)}\right) \le \xi\left(r^{(2)}\right); \forall r^{(2)} \in N\left(r^{(1)}\right) \tag{14}$$

$$N\left(r^{(1)}\right) = \left\{r^{(2)} \in F: dist\left(r^{(1)}, r^{(2)}\right) \leq \epsilon\right\} \quad (15)$$

onde $dist\left(r^{(1)},r^{(2)}\right)$ é uma função que determina a distância entre $r^{(1)}$ e $r^{(2)}$, e ϵ é uma constante que define o raio da função vizinhança N(.).

Dessa forma, a fim de contornar a complexidade do processo de busca de uma base de regras que satisfaça a condição (14), o algoritmo de otimização estrutural proposto neste trabalho opera em duas fases distintas. Na primeira fase, a cada iteração, uma nova base de regras é criada. Caso a base de regras criada em uma iteração conduza a um menor valor para a função custo, então a base de regras da iteração anterior é substituída; caso contrário, a base de regras anterior é mantida de maneira que a base de regras que fornecer o menor custo é aceita e a primeira etapa é finalizada. Portanto, como resultado dessa primeira fase, o espaço de busca ficará restrito a uma determinada região definida pelo conjunto $N(r^{(1)})$, onde $r^{(1)}$ representa a base de regras criada que apresentou o menor custo frente às demais.

Tendo como ponto inicial a base de regras $r^{(1)}$ escolhida na primeira fase, a segunda fase realiza o ajuste local por meio da inserção de pequenas perturbações na base de regras original. Caso a perturbação inserida proporcione uma redução do custo, tal perturbação é aceita e o processo continua iterativamente até que não se observe melhoria significativa no sistema por um determinado número de iterações.

4.2 Ajuste Paramétrico

A formalização de um sistema de inferência fuzzy na forma de um sistema multicamadas pode ser justificada não apenas pela divisão operacional de cada uma destas camadas, mas também, pela presença em cada qual de parâmetros livres distintos.

Considerando que o conjunto de ajuste $\{x,y\}$ é fixo durante todo o processo de ajuste, então a função custo responsável pela sintonia dos parâmetros livres do mapeamento fuzzy $g: \boldsymbol{x} \to y$ pode ser escrita da seguinte forma:

$$\xi_g = \xi\left(\boldsymbol{h}^{(1)}, \boldsymbol{h}^{(2)}, \boldsymbol{h}^{(3)}\right) \tag{16}$$

onde $\boldsymbol{h}^{(1)}$, $\boldsymbol{h}^{(2)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ representam respectivamente os vetores dos parâmetros das funções de pertinência de entrada, o vetor da ponderação das regras de inferência e o vetor dos parâmetros das funções de pertinência de saída.

Assim, após a minimização da função custo ξ_g , os diversos parâmetros livres incorporados nos vetores $\boldsymbol{h}^{(1)}$, $\boldsymbol{h}^{(2)}$ e $\boldsymbol{h}^{(3)}$ corresponderão aos valores que minimizam a respectiva função custo.

Considerando-se o ajuste paramétrico da segunda camada, a qual representa os fatores de ponderação das regras, tem-se a seguinte expressão iterativa de ajuste:

$$\boldsymbol{h}^{(2)}(k) = \boldsymbol{h}^{(2)}(k-1) + \eta \nabla \xi(\boldsymbol{h}^{(2)}(k-1))$$
 (17)

onde η representa a taxa de ajuste. Neste caso, o vetor gradiente $\nabla \xi(\boldsymbol{h}^{(.)})$ pode ser dado, de forma genérica, por:

$$\nabla \xi(\boldsymbol{h}^{(.)}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \xi}{\partial h_1^{(.)}} & \frac{\partial \xi}{\partial h_2^{(.)}} & \cdots & \frac{\partial \xi}{\partial h_n^{(.)}} \end{bmatrix}^T \quad (18)$$

onde $h_i^{(.)}$ representa o i-ésimo elemento do vetor de parâmetros $\boldsymbol{h}(.)$ e n é o número de elementos deste vetor. No entanto, a expressão analítica do vetor gradiente é de difícil obtenção, fazendo-se necessária a utilização de aproximação numérica por meio do método de equações às diferenças, ou seja:

$$\frac{\partial \xi}{\partial h_i^{(\cdot)}} = \frac{\xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)} - \rho \boldsymbol{e_i}) - \xi(\boldsymbol{h}^{(\cdot)})}{\boldsymbol{\rho}} \tag{19}$$

onde ρ é um valor muito pequeno e $e_i = \begin{bmatrix} 0 \ 0 \ \cdots \ 1 \cdots \ 0 \end{bmatrix}^T$, sendo que o elemento igual a 1 ocupa a posição i.

5 Resultados de Simulações Computacionais

A metodologia apresentada para localização de faltas fará uso das componentes resultantes da decomposição em componentes ortogonais objeto de apresentação na Seção 3, porém, em virtude da tarefa mais complexa que a localização é, não apenas os valores médios das componentes serão testados, mas também seus valores máximos e mínimos durante o intervalo de ocorrência da falta serão verificados quanto à sua correlação com a distância de ocorrência da falta. Assim, por meio da Tabela 1 destaca-se as componentes ortogonais mais correlatas com a distância de ocorrência da falta. As referidas correlações foram calculadas tendo como base um conjunto de 975 simulações computacionais.

Tabela 1 – Variáveis mais correlatas à localização de faltas fase-terra na Fase A.

Índice	Variável	Característica	Símbolo	Correlação
1	$\left\ v_{a}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ $	Mínimo	$\left\ v_a^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,6844
2	$\left i_a^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right $	Mínimo	$\left\ i_{a}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,6244
3	$v_c^{q^{\parallel}}(t)$	Mínimo	$\left\ v_{c}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,5274
4	$\left\ i_{c}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ $	Mínimo	$\left\ i_{c}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,5205
5	$\left\ v_{a}^{q^{\parallel}}\left(t\right)\right\ $	Média	$v_a^{q^{\parallel}}(t)$	0,4970
6	$\left\ i_{a}^{q^{\perp}}\left(t ight) ight\ $	Mínimo	$\left\ i_a^{q^{\perp}}\left(t ight)\right\ ^{\min}$	0,4942
7	$\left\ v_{\overline{a}}^{d}\left(t\right)\right\ $	Mínimo	$\left\ v_{\overline{a}}^{d}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,4788
8	$\left\ i_a^d \left(t \right) \right\ $	Mínimo	$\left i_a^d\left(t\right)\right ^{\min}$	0,4485
9	$\left\ v_{h}^{q^{\parallel}}\left(t\right) \right\ $	Mínimo	$\left\ v_{h}^{q^{\parallel}}\left(t ight) \right\ ^{\min}$	0,4452
10	$\left i_{b}^{q^{\perp}} \left(t \right) \right $	Máximo	$\left\ i_{b}^{q^{\perp}}\left(t ight) \right\ ^{\max}$	0,4228
11	$\left\ v_{\overline{a}}^{q^{\perp}}\left(t\right)\right\ $	Mínimo	$\left\ v_{\overline{a}}^{q^{\perp}}\left(t\right)\right\ ^{\min}$	0,4165
12	$\left\ i_{b}^{q^{\perp}}\left(t\right) \right\ $	Médio	$ i_{b}^{q^{\perp}}(t) $	0,4086

As variáveis apresentadas na Tabela 1 além de constituírem as variáveis mais correlatas com a distância de ocorrêcia da falta, foram aquelas empregadas como entrada do sistema fuzzy responsável pela estimação da distância de ocorrência da falta. O sistema fuzzy responsável pela estimação da distância de ocorrência da falta fora constituído por 40 regras de inferência, número esse de regras que, durante os testes computacionais, se mostrou adequado na estimação da distância. O sistema fuzzy fora ajustado segundo o algoritmo delineado na Seção 4 e fazendo uso de um conjunto de ajuste constituído por 975 pares entrada-saída. A fim de apresentar como o erro quadrático médio do sistema fuzzy se portou ao longo das iterações do processo de ajuste estrutural, retrata-se à Figura 4, onde tal comportamento é ilustrado.

Após a determinação da base de regras o sistema de inferência fuzzy fora submetido à segunda etapa de ajuste a qual é dedicada ao ajuste paramétrico do sistema. Apresentando como o erro quadrático médio se portou ao longo das ite-

rações dessa segunda etapa de ajuste, tem-se a Figura 5.

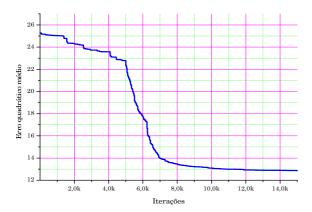


Figura 4: Erro quadrático médio ao longo das iterações da primeira etapa de ajuste.

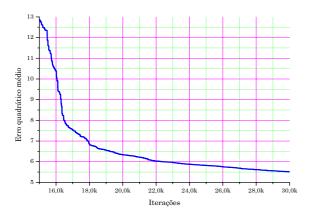


Figura 5: Erro quadrático médio ao longo das iterações da segunda etapa de ajuste.

O sistema fuzzy dedicado à estimação da distância de ocorrência da falta fora testado com dados advindos de simulações computacionais não contidos no conjunto de ajuste. Assim, um total de 269 situações de falta na Fase A foram simuladas e os resultados dessas simulações foram submetidos à técnica de decomposição em componentes ortogonais. A fim de ilustrar como a distribuição estatística do erro relativo para os dados de ajuste é semelhante à distribuição do erro verificado para os dados de teste, apresenta-se a Figura 6 onde ambas as distribuições estatísticas são confrontadas para propósitos comparativos.

Por meio da Figura 6 é possível verificar que a distribuição normal verificada para os dados de teste se enquadrou com aquela verificada quando da modelagem do erro observado para os dados de ajuste.

6 Conclusões

Por meio desse artigo fora apresentado os desenvolvimentos e resultados obtidos para os sistemas fuzzy responsáveis pela estimação da distância de

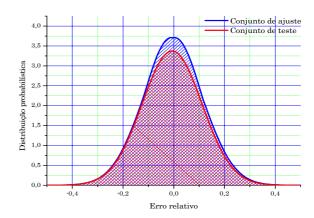


Figura 6: Distribuição normal para o conjunto de ajuste e para o conjunto de teste.

ocorrência de faltas falta-fase terra. Por meio dos resultados destacados é possível verificar a importância que a técnica de decomposição em componentes ortogonais pode vir a ter no contexto de sistemas elétricos de potência, bem como verificar a capacidade do algoritmo de ajuste estrutural e paramétrico de sistema de inferência fuzzy em traduzir o conhecimento implícito nos dados de ajuste.

Referências

Depew, A. C., Parsick, J. M., Dempsey, R. W., Russell, B. D. and Adamiak, M. G. (2006). Field experience with high-impedance fault detection relays, *Proceedings of the PES TD* 2005/2006, Vol. 1, pp. 868–873.

Flauzino, R. A. (2007). Identificação e Localização de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição Baseadas em Decomposição por Componentes Ortogonais e Inferência Fuzzy, PhD thesis, SEL/EESC/USP.

Jang, J. S. R., Sun, C. T. and Mizutani, E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Englewood Cliffs.

Othman, M. F., Mahfouf, M. and Linkens, D. A. (2004). Transmission lines fault detection, classification and location using an intelligent power system stabilizer, *Proc. of the 2004 IEEE Int. Conf. on Electric Utility Deregulation, Restructuring and Power Technologies*, Vol. 1, pp. 360–365.

Xu, L. and Chow, M.-Y. (2006). A classification approach for power distribution systems fault cause identification, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 21, pp. 53–60.

Youssef, O. A. S. (2004). Combined fuzzy-logic wavelet-based fault classification technique for power system relaying, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 19, pp. 582–589.