

Sistema de Inferência Fuzzy Multicamadas Aplicado à Localização de Faltas em Sistemas de Distribuição usando Apenas Medições de Tensão

L. A. Moraes; R. A. Flauzino; M. A. Araújo; O. E. Batista

Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação

Universidade de São Paulo – USP

São Carlos, Brasil

lucas.moraes@usp.br; raflauzino@sc.usp.br; marcel.araujo@usp.br; oureste.batista@usp.br

Abstract—This paper aims to develop a multilayer fuzzy inference system (FIS) to locate faults in a distribution system. The FIS creates optimized rule base and membership functions by adjusting each parameter using the descending gradient method. The FIS is trained using simulated fault data from the low-side voltage of transformers in a real distribution system. Real and imaginary parts of phase, line and sequence voltages are used. It is verified that after training, a good answer of the location of the fault is only possible to be achieved if there are a great number of measurement points in the grid.

Index Terms—Distribution system, Fault location, Fuzzy inference systems.

I. INTRODUÇÃO

Os sistemas de energia elétrica vêm enfrentando diferentes alterações técnicas, econômicas e ambientais, principalmente frente ao aumento da demanda de energia, esforços para incorporação de fontes renováveis de geração, e aumento da segurança do suprimento energético. Um caminho viável encontrado para amenizar esses problemas tem sido a utilização de unidades de Geração Distribuída (GD) [1, 2].

Unidade de GD são definidas como unidades geradoras de pequeno porte instalados em sistemas de distribuição perto de centros de carga. As suas principais vantagens são: redução de perdas no sistema, melhoria do perfil de tensão e dos índices de qualidade de energia, aumento da segurança do suprimento de energia, redução de custos operativos e relacionados a questões ambientais (penalidades por emissão de poluentes) e abertura de mercado [1, 3].

A energia gerada por meio da GD pode ser utilizada para alimentar as instalações do próprio produtor, mas também pode ser vendida para a rede quando conveniente. Entretanto, para que a implantação da GD seja permitida, existe uma série de regras que precisam ser seguidas pelo produtor. Uma delas diz que quando uma condição anormal é verificada, como, por exemplo, uma falta, a GD deve ser desconectada da rede [3, 4].

As faltas caracterizam-se como eventos anormais no sistema elétrico que acontecem aleatoriamente e são muito prejudiciais à rede, especialmente devido às sobrecorrentes. A fim de preservar a rede de danos potenciais, o sistema de proteção deve trabalhar corretamente e deve isolar o ponto de falta do resto da rede [5].

Contudo, isolar um ponto de falta não é a solução completa do problema. O ponto deve ser localizado e reparado antes de ser reconectado à rede. Neste contexto, insere-se a presente pesquisa, cujo o objetivo é desenvolver um Sistema de Inferência Fuzzy (SIF) multicamadas para localizar faltas em sistemas de distribuição, com o diferencial de se utilizar apenas de dados de medição de tensão para o treinamento do SIF.

Este artigo está organizado da seguinte forma: a Seção II descreve o SIF utilizado. A Seção III expõe a metodologia empregada para obter os resultados, que estão na Seção IV. Finalmente, a Seção V contém as conclusões do trabalho.

II. SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY MULTICAMADAS

Um SIF realiza processos sequenciais distintos e claramente definidos. Basicamente, estes processos são a fuzzificação das entradas do sistema, a inferência das regras associadas ao mesmo, a agregação delas e a posterior defuzzificação do resultado da agregação, que se torna a saída do SIF. Por este motivo, a interpretação de um SIF através de um modelo multicamadas é compreensível. Cada camada pode realizar um ou mais processos diferentes, a fim de transformar um conjunto de entradas em uma saída desejada. No SIF desta proposta, utilizam-se três camadas: entrada, inferência e saída [6, 7].

A. Camada de entrada

A camada de entrada conecta as variáveis de entrada, advindas do meio externo ao SIF e também as fuzzifica. Assim, o grau de pertinência de cada variável a um conceito linguístico, ou conjunto fuzzy, é definido pela camada de entrada.

Podem-se usar tantos conjuntos fuzzy por variável quanto necessário para defini-la, e estes conjuntos podem ser definidos através de qualquer função de pertinência. A única restrição é que eles estejam definidos no domínio fechado $[0,1]$. Porém, aconselha-se utilizar funções de pertinência simples, a fim de aumentar a velocidade de processamento e reduzir o uso de memória.

B. Camada de inferência

A camada de inferência fuzzy recebe as variáveis de entrada já fuzzificadas e as combina entre si de acordo com uma base de regras definida. Esta base é onde fica armazenado o conhecimento sobre determinado problema. Por este motivo, é fundamental que a base criada seja coerente com o problema.

Além da criação da base de regras, na segunda camada do SIF multicamadas acontece a ponderação delas. Assim podem-se valorizar aquelas regras que mais influenciam na solução do problema.

C. Camada de saída

Na camada de saída são realizados os processos de agregação das regras fuzzy e de defuzzificação, que são os dois últimos processos restantes para que se obtenha a saída do SIF. Além disso, é na terceira camada do SIF multicamadas que ficam armazenadas as funções de pertinência das variáveis de saída.

Escolher corretamente qual método de agregação e de defuzzificação utilizar é importante por dois motivos. Em primeiro lugar, a região fuzzy de resposta deve ser capaz de inferir adequadamente o conhecimento contido na base de regras, e em segundo lugar, o SIF deve ser capaz de traduzir esta região para um valor não-fuzzy que corresponda à realidade do problema. Além disso, os métodos não podem comprometer a velocidade de processamento.

Como a camada de saída trata regiões fuzzy, seu ajuste é semelhante ao da camada de entrada, que também trata este tipo de região.

Para resumir e ilustrar vê-se a seguir a Fig. 1, que exhibe um esquemático do SIF multicamadas com duas entradas e três regras ativadas.

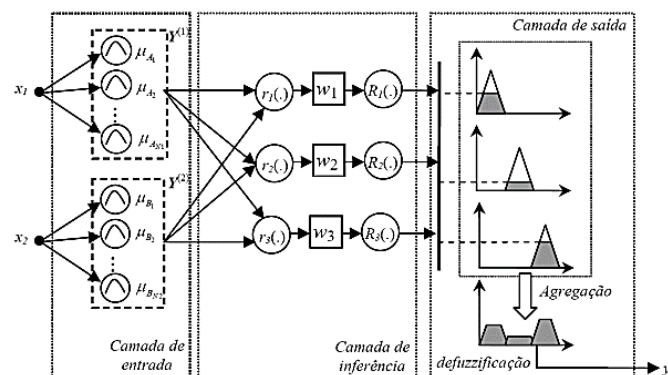


Fig. 1. SIF multicamadas [6, 7].

D. Ajuste estrutural

O número de regras fuzzy e seu conteúdo linguístico, que formam a base de regras do SIF, são parâmetros a ser definidos. Encontrar a melhor dentre todas as bases não é uma tarefa fácil, já que existe um enorme número de possibilidades, dependendo da quantidade de entradas e de funções de pertinência de cada uma delas.

É conveniente, então, adicionar uma nova tarefa ao SIF multicamadas, que realiza a busca pela melhor base em determinado espaço válido. Este algoritmo de busca, que é baseado em [8], visa minimizar a função custo do sistema, que é o erro quadrático médio entre a saída obtida e a desejada.

Entretanto, a superfície formada pela função custo pode conter vários mínimos locais, o que, em muitos casos, pode atrapalhar a busca pelo mínimo global. Assim sendo, faz-se necessário que uma estratégia de busca local aconteça depois de efetuada a busca global.

O algoritmo desta tarefa adicional está exposto na Fig. 2. A busca global, que é a primeira etapa deste algoritmo, consiste em sortear várias bases de regras e selecionar aquela que apresenta o menor custo. Em seguida, realiza-se uma busca local em torno da vizinhança desta base escolhida, a fim de encontrar alguma outra base com custo ainda menor. Por fim, a base de regras do SIF será aquela que apresentar o menor custo depois de realizadas todas as iterações da primeira e da segunda etapas.

```

Inicializar o sistema fuzzy
R1 ← Selecionar uma base de regras aleatória
Contador ← 0
REPITA
  R2 ← Selecionar uma base de regras aleatória
  SE custo(R2) < custo(R1)
  ENTÃO
    R1 ← R2
    Contador ← Contador + 1
  FIM SE
ATÉ Contador muito grande

Contador ← 0
REPITA
  R2 ← Inserir uma pequena perturbação em R1
  SE custo(R2) < custo(R1)
  ENTÃO
    R1 ← R2
    Contador ← Contador + 1
  FIM SE
ATÉ Contador muito grande

```

Fig. 2. Algoritmo da extração das regras fuzzy [6, 7].

E. Ajuste paramétrico

Em cada camada do SIF há parâmetros que precisam ser ajustados. Na camada de entrada há os parâmetros das funções de pertinência das variáveis de entrada, enquanto que na camada de inferência os parâmetros são os pesos das regras fuzzy, e na camada de saída existem os parâmetros dos conjuntos fuzzy do espaço de saída.

Assim como no caso do ajuste estrutural, o ajuste paramétrico também tem por objetivo minimizar uma função custo. Esta função depende destes parâmetros livres.

Assim, depois de minimizado o custo, têm-se os parâmetros que, juntamente com a base de regras encontrada através do algoritmo da Fig. 2, otimizam o SIF multicamadas. Esta minimização do custo, que é o passo final para o ajuste completo do SIF, pode ser considerada como um caso de otimização irrestrita e, portanto, pode ser resolvida pelo método do gradiente descendente. Como cada camada do SIF tem processos distintos, e como o ajuste dos parâmetros de um destes processos pouco influencia os outros, é possível realizar o ajuste paramétrico do SIF camada a camada.

Realizando este processo de otimização em todas as três camadas do SIF pode-se minimizar a função custo. A Fig. 3 ilustra este processo de otimização aplicado à camada de inferência. O algoritmo exposto é similar para as demais camadas.

III. METODOLOGIA

Visando localizar faltas em um sistema de distribuição, este trabalho usa simulações de faltas em um sistema real, que está situado em Biritiba-Mirim, no sudeste do estado de São Paulo, ilustrado na Fig. 4. Os círculos vermelhos e azuis representam as barras do sistema, e os pontos pretos dentro dos círculos representam transformadores.

```

Inicializar os parâmetros livres do sistema fuzzy multicamadas
Codificar os parâmetros em  $h^{(1)}$ ,  $h^{(2)}$  e  $h^{(3)}$ 
Deixar  $h^{(1)}$  e  $h^{(3)}$  fixos
Época  $\leftarrow 0$ 
REPITA
  PARA todos os padrões de sintonia FAÇA
    Propagar padrão camada a camada e obter saída  $y_k$ 
    Guardar o erro quadrático do respectivo padrão
    Calcular  $\nabla \xi(h^{(2)})$ 
    Atualizar  $h^{(2)}$ 
  FIM PARA
  Obter o erro quadrático médio  $\xi_g$ 
  Época  $\leftarrow$  Época + 1
ATÉ ( $\xi_g < \epsilon$ ) OU (Contador muito grande)

```

Fig. 3. Algoritmo de ajuste paramétrico [6, 7].

Os dados gerados em cada simulação contêm a tensão do lado de baixa de cada transformador da área azul. Nesta área há um total de 1600 barras e 500 transformadores. Todos os dados de tensão coletados são: módulo, parte real e parte imaginária das tensões de fase, linha e sequência logo após a falta. Como a fase A é a referência, sua parte imaginária é nula e sua parte real é igual ao módulo. Assim, existem 25 diferentes vetores de dados de tensão que são as entradas do SIF, já que a parte real e imaginária da tensão da fase A não foram considerados entradas para o SIF, pois apenas seu módulo a caracteriza.

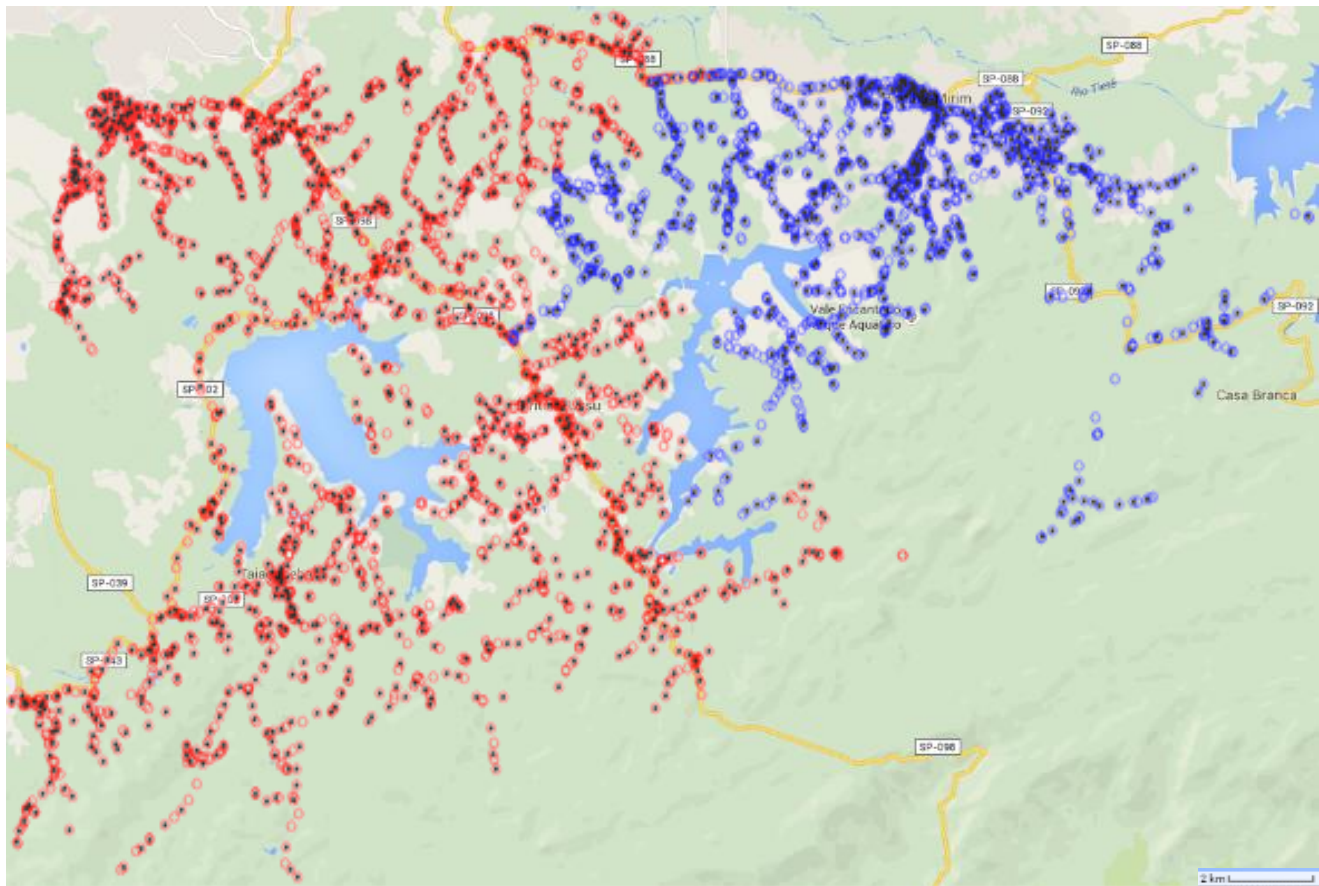


Fig. 4. Sistema real usado nas simulações.

As saídas do SIF são os módulos das impedâncias de sequência zero e positiva nas condições de falta. Estas variáveis são utilizadas para calcular a impedância aparente, que é diretamente proporcional à distância entre um transformador (ponto de medição) e o ponto de falta. As equações a seguir mostram estas relações entre a distância D , a impedância aparente Z_{ap} , as impedâncias de sequência zero e positiva Z_0 e Z_1 , a tensão e corrente de falta V_a e I_a e a corrente de sequência zero i_0 [9].

$$D \propto Z_{ap} = \frac{V_a}{I_a + \left(\frac{Z_0 - Z_1}{Z_1}\right)i_0} \quad (1)$$

$$D \propto \frac{Z_1}{Z_0 - Z_1} \quad (2)$$

Algumas considerações foram feitas na aquisição dos dados deste estudo. Foi considerado que antes da falta as tensões têm mesmo módulo e são defasadas de 120° . A falta é franca e da fase A à terra. O sistema opera sem cargas.

IV. RESULTADOS

O SIF foi treinado com dados de oito simulações de falta (4000 amostras) no Sistema de distribuição apresentado. Todos os dados foram normalizados entre 0 e 1. Outros oito cenários de falta foram usados para testar o SIF. Várias simulações foram realizadas, mas apenas os melhores resultados estão expostos nesta seção.

O gráfico na Fig. 5 mostra a comparação entre os valores esperados (azul) e obtidos (vermelho) para Z_1 . Na Fig. 6 está o histograma do erro para Z_1 . As Fig. 7 e 8 são, respectivamente, as mesmas informações, mas para Z_0 . O erro para Z_1 tem média e desvio padrão de $[-0.0039 \ 0.1246]$ e para Z_0 , a média e o desvio padrão são $[0.0029 \ 0.1361]$.

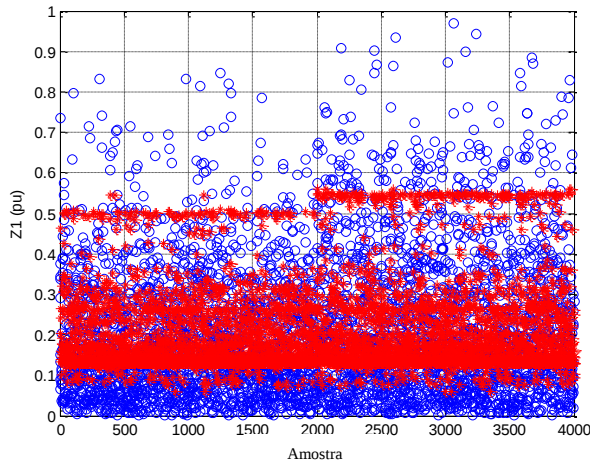


Fig. 5. Valores esperados (azul) e estimados (vermelho) de Z_1 .

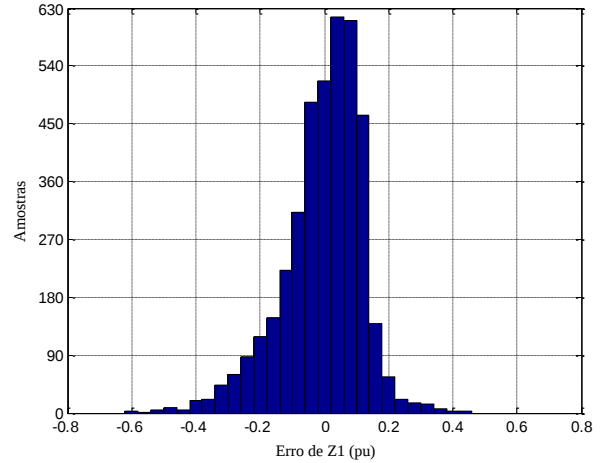


Fig. 6. Histograma do erro de estimação de Z_1 .

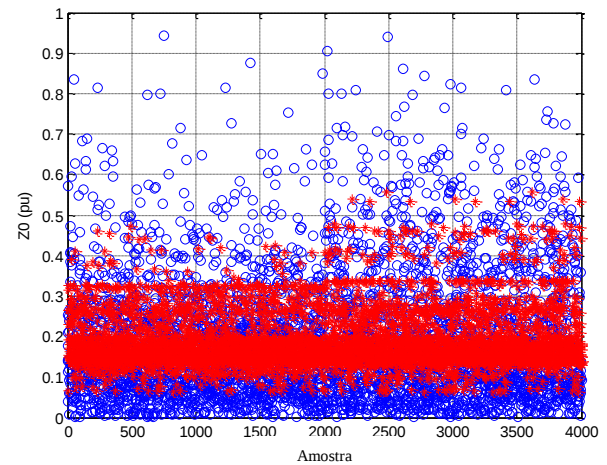


Fig. 7. Valores esperados (azul) e estimados (vermelho) de Z_0 .

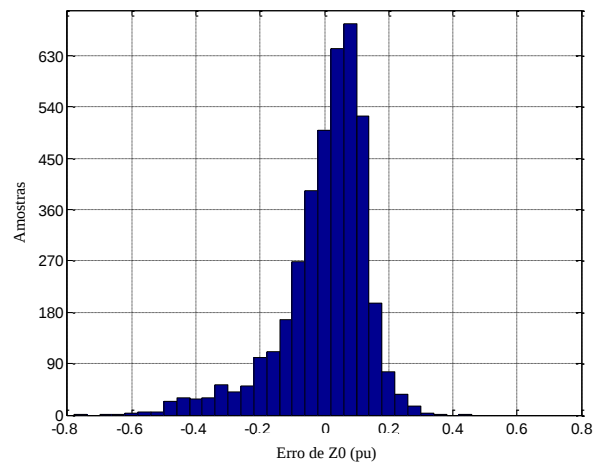


Fig. 8. Histograma do erro de estimação de Z_0 .

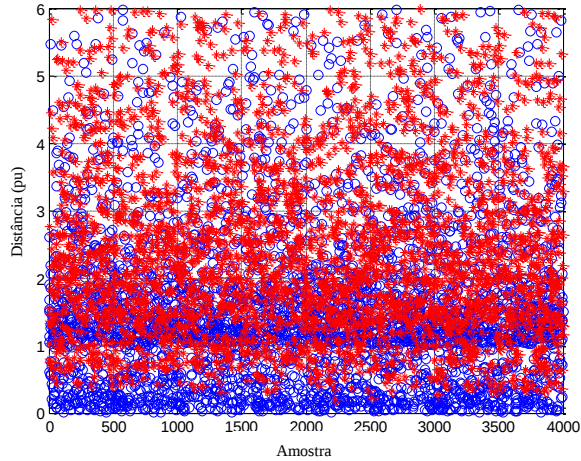


Fig. 9. Valores esperados (azul) e estimados (vermelho) de D .

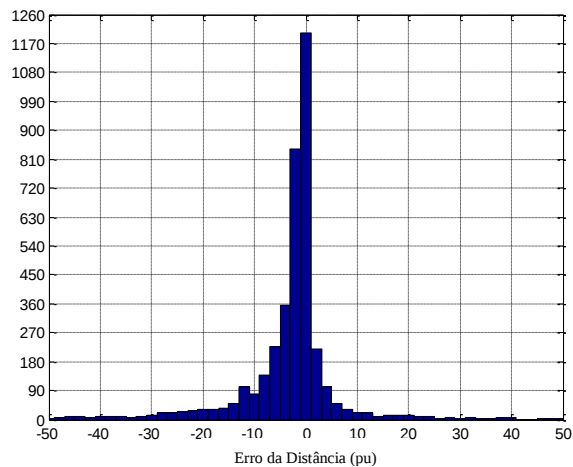


Fig. 10. Histograma do erro de estimação de D .

Calculando um valor proporcional à distância D do ponto de medição até o ponto de falta, por meio de (2), é possível analisar a propagação de erro ao combinar as estimativas das impedâncias. A Fig. 9 mostra o valor esperado (azul) e o estimado (vermelho) para a distância, e a Fig. 10 contém o histograma do erro de estimação. A média e o desvio padrão neste caso são $[-0.9563 \ 365.5689]$. Alguns pontos extremos foram excluídos destes dois gráficos para melhor visualização.

V. CONCLUSÕES

Embora seja possível perceber que no geral os erros não são pequenos, pois eles têm alto desvio padrão, pode-se afirmar que em uma condição de falta, se todos os pontos de medição contribuírem na localização da falta, o resultado será preciso. De acordo com a Lei dos Grandes Números, a média dos resultados obtidos de um número arbitrariamente grande de tentativas converge para o seu valor esperado, e a convergência é tão maior quanto mais tentativas são realizadas [10]. No caso deste trabalho, o valor esperado para o erro é zero, e todos os erros obtidos têm média próxima a zero.

Assim sendo, se o método de localização de falta desenvolvido neste trabalho for aplicado à uma Smart Grid, na qual espera-se que haja inúmeros pontos de medição, mesmo que um transformador forneça uma informação bastante errada sobre a localização da falta, o grupo de transformadores na área encontrará o ponto de falta precisamente, com erro zero. Entretanto, este é um aspecto que precisa ser melhor estudado em trabalhos futuros, embora tenha-se mostrado que a média do erro da distância estimada seja próxima de zero com a utilização de 500 transformadores.

Também em trabalhos futuros, é conveniente verificar o porquê de o SIF não ser capaz de fornecer como saída valores muito baixos ou muito altos de impedância. Como visto nas Fig. 5 e 7, há duas regiões, uma na parte inferior e outra na parte superior dos gráficos, onde inexistem pontos vermelhos. Se o SIF retornasse valores baixos e altos mais precisamente, o erro no cálculo da distância seria ainda menor.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem enormemente a contribuição de todos os profissionais do Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação por todo o Apoio e ajuda fornecidos.

REFERÊNCIAS

- [1] A. C. Santos, C. R. Rio, D. B. Diez, E. C. "Fernández. Distributed generation: A review of factors that can contribute most to achieve a scenario of DG units embedded in the new distribution networks". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 59, pp. 1130-1148, 2016.
- [2] A. R. Jordehi. "Allocation of distributed generation units in electric power systems: A review". *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 893-905, 2016.
- [3] J. C. Gomez, J. Vaschetti, C. Coyos, C. Ibarlucea. "Distributed Generation: impact on Protections and Power Quality". *IEEE Latin America Transactions*, vol. 11, n. 1, pp. 460-465, 2013.
- [4] Y. Ates, M. Uzunoglu, A. Karakas, A. R. Boynuegri, A. Nadar, B. Dag. "Implementation of adaptive relay coordination in distribution systems including distributed generation". *Journal of Cleaner Production*, vol. 112, part 4, pp. 2697-2705, 2016.
- [5] P. M. Anderson, "Analysis of Faulted Power Systems", *IEEE Press Power Systems Engineering Series*, 1973.
- [6] R. A. Flauzino, "Identificação e Localização de Falhas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição Baseadas em Decomposição por Componentes Ortogonais e Inferência Fuzzy". Tese de Doutorado, São Carlos, 2007.
- [7] L. A. Moraes, R. A. Flauzino, M. A. Araujo, O. E. Batista. "Sistema Fuzzy com Entradas não Triviais aplicado à Estimação de Demanda de Potência". X Latin-American Congress on Electricity Power Generation, Transmission and Distribution (CLAGTEE), Vinã Del Mar, Chile, 2013.
- [8] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun e E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1997.
- [9] D. V. Coury, M. Oleskovicz, R. Giovanini. "Proteção Digital de Sistemas Elétricos de Potência: dos relés eletromecânicos aos microprocessados inteligentes", Universidade de São Paulo, 2007.
- [10] Casella, G., Berger, R. L. "Inferência Estatística" Tradução da Segunda Edição Norte-Americana, Cengage Learning, São Paulo, 2010.