

# ALGORITMO EVOLUTIVO PARA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS EM REDES ELÉTRICAS INTELIGENTES

DANILO DE SOUZA PEREIRA\*, CARLOS FREDERICO MESCHINI ALMEIDA\*, NELSON KAGAN\*

\*ENERQ - Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

Emails: danilo.pereira@usp.br, cfmalmeida@usp.br, nelsonk@pea.usp.br

**Abstract**— Power distribution utilities have long sought solutions for fault location in power distribution grids. Their continuity indexes and, thus their income, are affected by short circuits. Technological advances in metering, communication and data processing permit short circuit events to be recorded in detail. Those records support intelligent algorithms aimed at power grid optimal operation. In this context, the present paper proposes a fault location methodology based on field equipment data and measurements, captured during a short circuit event. The devised application implements an Evolutionary Algorithm, considering the fault location and the fault resistance as the variables. The methodology is evaluated for some simulated cases, considering an actual power distribution grid, leading to low locating errors.

**Keywords**— Fault Location, Evolutionary Algorithms, Smart Grids, Distributed Automation

**Resumo**— Concessionárias de distribuição há muito tempo procuram soluções para localização de faltas em redes de distribuição. Os defeitos impactam os índices de continuidade e, portanto, a receita dessas empresas. Avanços tecnológicos em medição, comunicação e processamento de dados permitem o registro detalhado dos eventos de curto-circuito, que subsidiam algoritmos inteligentes que visam à otimização da operação das redes de distribuição. Nesse sentido, este artigo propõe uma metodologia que localiza faltas a partir de dados e medições de equipamentos de campo, registrados durante um curto-circuito. A aplicação computacional desenvolvida implementa um Algoritmo Evolutivo, considerando a localização da falta e a resistência de falta como variáveis. O método é avaliado em alguns casos de defeitos simulados computacionalmente em rede de distribuição real, apresentando erros de localização pequenos.

**Palavras-chave**— Localização de Faltas, Algoritmos Evolutivos, Redes Elétricas Inteligentes, Automação Distribuída

## 1 Introdução

Redes de distribuição de energia aéreas são frequentemente sujeitas ao contato de vegetação, toque de animais, rompimento de cabos, queda de postes, dentre outros incidentes. Tais situações levam a curto-circuitos e, conseqüentemente, atuação dos esquemas de proteção. Então, uma grande parte dos consumidores podem ficar desconectados da rede durante horas, sofrendo desconforto, perdas materiais e econômicas (Orozco-Henao et al., 2014). Esse contexto demanda ferramentas de Localização de Faltas (LF) em redes de distribuição, a fim de reduzir os tempos de interrupção.

Diversos trabalhos têm abordado o problema de LF, contribuindo com metodologias, equipamentos e sistemas. As referências Girgis e Fallon (1992), Zhu et al. (1997) e Senger et al. (2005) propõem metodologias baseadas no cálculo de impedância vista a partir da subestação. Essas metodologias podem fornecer diversos resultados e sua precisão pode ser comprometida devido à não representação do estado real das chaves, dos equipamentos e dos consumidores.

Uma outra abordagem do problema consiste no emprego de Inteligência Artificial (IA) para localizar defeitos em redes de distribuição. Dentre as técnicas de IA, citam-se Redes Neurais Artificiais (RNA), Lógica *Fuzzy*, Aprendizagem de Máquina, Algoritmos Genéticos. As metodologias ba-

seadas em RNA, como a de Al-shaher et al. (2003), dependem de um histórico de dados para treinamento prévio das redes neurais. Para evitar esse processo, usualmente lento, Farias et al. (2016) propõe treinamento *on-line* das redes neurais. Em Guerra e Kagan (2009), propõe-se uma metodologia de localização de faltas com Estratégia Evolutiva (EE) e medições de qualímetros instalados ao longo de um sistema elétrico. O algoritmo de EE permite determinar com precisão as variáveis de um defeito: tipo, resistência e localização.

Tradicionalmente, os sistemas de distribuição possuem pouco monitoramento. Assim, os trabalhos abordando LF propõem metodologias baseadas em uma quantidade restrita de informações. A hipótese de que os demais parâmetros da rede elétrica são conhecidos e constantes pode implicar erros de localização, devido a mudanças da topologia e dos estados das chaves. Porém, trabalhos recentes têm considerado a convergência de tecnologias de medição, comunicação e armazenamento. Eles têm proposto metodologias baseadas em equipamentos de proteção e automação e em sistemas corporativos da concessionária distribuidora, que possuem dados instantâneos e históricos acerca do sistema de distribuição. A referência Trindade et al. (2014) sugere LF com base em fundamentos de tensão detectados por medidores inteligentes. Os autores de Parker e McCollough (2011) apontam para a importância dos sensores de corrente, que evitam suposições e fornecem uma representa-

ção mais precisa do estado da rede no instante do curto-circuito. Em Cordova e Faruque (2015), os autores propõem metodologia de LF com o auxílio de dados capturadas por diversos equipamentos de medição instalados ao longo de uma rede de distribuição, tais como IEDs, controladores de religadoras, medidores inteligentes, dentre outros.

Este trabalho contribui para o tema de LF propondo uma metodologia inovadora, baseada em medições e dados em tempo real e utilizando uma implementação de algoritmo evolutivo para solução do problema. Este trabalho pode ser considerado um passo importante na materialização das Redes Elétricas Inteligentes, principalmente como instrumento para melhorar a qualidade de serviço. Nos itens seguintes, apresentam-se os algoritmos evolutivos, são introduzidas as características gerais do simulador OpenDSS e são detalhadas as etapas da metodologia proposta. Por fim, são apresentados os resultados produzidos por este trabalho.

## 2 Estratégia Evolutiva

### 2.1 Algoritmos Evolutivos

Em diversas situações, apresentam-se problemas de difícil equacionamento ou com muitas variáveis. Os Algoritmos Evolutivos (AE) são um conjunto de ferramentas para a solução desses problemas (Zuben, 2000). Esses algoritmos são compostos de indivíduos, considerados soluções do problema, que se perpetuam ao longo de gerações. Os AEs são fundamentados na hipótese evolucionista de que apenas os indivíduos mais adaptados são selecionados para as gerações seguintes. Sujeitos às restrições e às condições de contorno do problema, espera-se que, à medida que as gerações avançam, os indivíduos representem soluções mais próximas da solução buscada.

Durante o processo evolutivo, os indivíduos são sujeitos a operações como Cruzamento, Mutação e Seleção. O cruzamento representa a combinação de características de dois indivíduos, gerando um descendente com características intermediárias em relação às dos indivíduos iniciais. A mutação, por sua vez, gera descendentes com características próximas às do indivíduo pai, introduzindo variabilidade ao conjunto de soluções. Na etapa de seleção, os indivíduos são avaliados quanto às suas características. Dado que um indivíduo representa uma solução do problema, sua avaliação será tanto melhor quanto maior for a proximidade desta solução em relação à solução procurada. Os indivíduos mais bem avaliados são selecionados para a geração seguinte.

### 2.2 Estratégias Evolutivas

As Estratégias Evolutivas (EE) são um tipo de AE. Em EE, cada indivíduo é caracterizado por

valores reais diretamente relacionados aos parâmetros de otimização do problema: as variáveis-objetivo  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  e seus respectivos passos de mutação  $\Sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ .

Para o problema de LF, um indivíduo  $i$  é caracterizado por  $X_i = (x_i, R_{f_i})$  e  $\Sigma_i = (\sigma_{x_i}, \sigma_{R_{f_i}})$ . O indivíduo  $(X_i, \Sigma_i)$  representa uma solução de localização do defeito, assumindo que ele ocorre na posição  $x_i$  da rede, e que  $R_{f_i}$  é a sua resistência de falta.

A mutação é o principal operador em EEs, e gera descendentes com características próximas às do indivíduo pai. Considera-se que os passos de mutação dos indivíduos variam ao longo das gerações segundo um processo de auto-adaptação, como descrito pela Equação 1. Eles são utilizados para calcular os novos valores dos parâmetros, através da Equação 2 (Kagan et al., 2009).

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\tau' \cdot N(0, 1) + \tau \cdot N_i(0, 1)) \quad (1)$$

$$x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0, 1) \quad (2)$$

Onde:

$\sigma_i$ : passo de mutação de  $x_i$

$\sigma'_i$ : novo valor de  $\sigma_i$

$N_i(0, 1)$ : número aleatório de distribuição normal com ( $\mu = 0, \sigma = 1$ )

$N(0, 1)$ : igual a  $N_i(0, 1)$ , mas constante para o indivíduo

$\tau'_i$ : taxa de aprendizagem de  $x_i$ . Geralmente,  $\tau'_i = \frac{1}{\sqrt{2\beta}}$ , com  $\beta = 2$

$\tau_i$ : taxa de aprendizagem de  $x_i$ . Geralmente,  $\tau_i = \frac{1}{\sqrt{2\sqrt{\beta}}}$ , com  $\beta = 2$

A operação de cruzamento gera um descendente  $C$  ( $X_C, \Sigma_C$ ) a partir dos indivíduos  $A$  ( $X_A, \Sigma_A$ ) e  $B$  ( $X_B, \Sigma_B$ ), conferindo variabilidade à população resultante. As Equações 3, 4, 5 e 6 são utilizadas para calcular os parâmetros  $X_C = (x_c, R_{f_c})$  e  $\Sigma_C = (\sigma_{x_c}, \sigma_{R_{f_c}})$ . Nessas equações,  $a$  é um número aleatório do intervalo (0, 1).

$$x_C = a \cdot x_A + (1 - a) \cdot x_B \quad (3)$$

$$R_{f_C} = a \cdot R_{f_A} + (1 - a) \cdot R_{f_B} \quad (4)$$

$$\sigma_{x_C} = a \cdot \sigma_{x_A} + (1 - a) \cdot \sigma_{x_B} \quad (5)$$

$$\sigma_{R_{f_C}} = a \cdot \sigma_{R_{f_A}} + (1 - a) \cdot \sigma_{R_{f_B}} \quad (6)$$

O processo de seleção determina quais indivíduos se perpetuam, passando para a geração seguinte. São tomados os  $N_{max}$  primeiros indivíduos, ordenados em termos de sua função de avaliação, onde  $N_{max}$  é o número máximo admissível de indivíduos em uma geração.

Em cada geração, após a avaliação dos indivíduos, verifica-se se a condição de parada é satisfeita. Para essa verificação, toma-se a diferença entre a avaliação do melhor indivíduo e o valor médio das avaliações de todos os indivíduos. Se

ela for menor que um valor pré-configurado ou se o número máximo de gerações for atingido, encerra-se o processo evolutivo e toma-se por solução ótima o indivíduo mais bem avaliado da última geração.

Assim, o algoritmo evolutivo deve fornecer a melhor combinação dos parâmetros  $(x, R_f)$ , de forma a minimizar os erros entre as grandezas elétricas medidas e seus respectivos valores calculados para a solução ótima.

### 3 Simulador OpenDSS

O OpenDSS é um *software* gratuito de simulação de redes elétricas, desenvolvido e mantido pelo EPRI (*Electric Power Research Institute*). Inicialmente, seu objetivo era simular redes elétricas com recursos distribuídos. Depois, evoluiu para uma ferramenta abrangente e poderosa para executar simulações de redes de distribuição extensas.

As simulações são baseadas no regime da frequência, representando todos os componentes elétricos por seu modelo de fase. Nessa representação, é construída a matriz completa de admitâncias nodais da rede (Nie et al., 2012). As cargas são representadas como elementos de conversão de energia, definidos a partir de parâmetros nominais: tensão, potências ativa e reativa. São possíveis três principais modelos de carga: P (potência constante), Z (impedância constante) e I (corrente constante). Em situações de curto-circuito, as cargas são convertidas em seu modelo de impedância constante, que é inserido na matriz de admitâncias nodais da rede (Dugan, 2013).

Este trabalho se baseia na funcionalidade do OpenDSS que permite ser controlado a partir de *software* terceiro, através da Interface COM. Isso permite flexibilidades operacional e analítica. Neste trabalho, através da Interface COM, a metodologia de LF utiliza o OpenDSS como motor de cálculos de curto-circuitos.

## 4 Metodologia

No processo de LF, os dados dos equipamentos de campo e dos sistemas corporativos são recebidos, sendo então processados. Em seguida, é executada a LF efetivamente. Essas etapas são esquematizadas pela Figura 1 e detalhadas nos subitens 4.1, 4.2 e 4.3, respectivamente.

### 4.1 Chegada de Dados

A ocorrência de curto-circuito sensibiliza relés de proteção e equipamentos de monitoramento (sensores de falta, medidores inteligentes, dentre outros). Os dados e as medições do evento registrado são enviados ao Centro de Operações (CO) e dão início ao processo de LF.

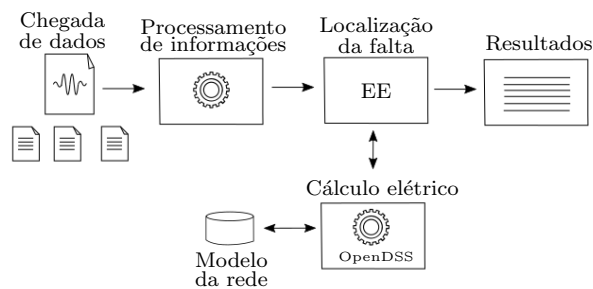


Figura 1: Esquema da Localização de Falta

A metodologia de LF também utiliza dados dos sistemas corporativos da concessionária. Os dados provenientes do GIS (Sistema de Informação Geográfica) permitem atualizar o modelo digital da rede elétrica. As informações do sistema OMS (Sistema de Gerenciamento de Ocorrências) atualizam os estados das chaves não telecomandadas. O SCADA, por sua vez, fornece os estados das chaves telecomandadas, medições de regime e também medições de tensão e corrente durante o defeito. O sistema MDM (Sistema de Gerenciamento de Dados de Medição) indica ausência de tensão em consumidores dotados de medidores inteligentes.

### 4.2 Processamento de Informações

Com base nos dados dos sistemas corporativos, a metodologia atualiza a topologia e o cadastro dos equipamentos que compõem o modelo digital da rede elétrica afetada. São atualizados os cabos, as conectividades dos trechos, os estados das chaves, as demandas das cargas, dentre outros parâmetros.

A partir do cadastro dos equipamentos de campo, os dados e as medições relativas ao curto-circuito permitem determinar o alimentador afetado e restringir a área de busca do defeito. Determinando o equipamento mais à jusante na rede, sensibilizado pelo defeito, considera-se que todos os blocos à jusante desse equipamento constituem a área de busca do defeito. Essa etapa evita a busca da falta em todos os trechos do alimentador.

Ainda durante essa etapa, determinam-se as fases envolvidas no curto-circuito. Relés de disjuntores e religadoras registram tensões e correntes de fase durante o defeito e fornecem uma classificação da falta. Sensores de corrente também podem fazer essa classificação a partir das correntes de falta registradas. Com base no modelo digital da topologia da rede, verifica-se se há mudança das fases afetadas devido às conexões dos enrolamentos de transformadores ao longo da rede.

### 4.3 Localização da Falta com EE

A etapa de processamento de informações produz os insumos para o algoritmo de LF efetivamente, que é baseado em uma implementação de EE, que é executada apenas uma vez para a falta que se pretende localizar. Na codificação dos indivíduos, consideram-se os parâmetros  $(x, R_f)$  e seus respectivos passos de mutação  $(\sigma_x, \sigma_{R_f})$ . Eles estão associados às duas incógnitas do problema de localização da falta: a posição e a resistência de falta, respectivamente.

Constroi-se uma geração inicial de indivíduos, formada a partir do sorteio dos seus parâmetros e dos seus respectivos passos de mutação. Esses indivíduos são gerados de forma a popular uniformemente o espaço de buscas  $(x, R_f)$ , com  $x_{min} \leq x \leq x_{max}$  e  $0 \leq R_f \leq R_{f_{max}}$ , sendo que  $x_{min}$  e  $x_{max}$  delimitam a área de busca e  $R_{f_{max}}$  é a máxima resistência de falta considerada.

Em cada geração do processo evolutivo, os indivíduos sofrem os processos de mutação e cruzamento, responsáveis por inserir variabilidade às suas características. Cada indivíduo é avaliado a partir de um teste, com auxílio do OpenDSS, de uma falta com as características representadas pelo indivíduo. Os valores de tensão e corrente calculados durante esse teste são comparados com os seus respectivos valores medidos pelos equipamentos de campo. Dessa comparação resultam os índices de erro  $\epsilon_V$  (para erros de tensão) e  $\epsilon_I$  (para erros de corrente), que podem ser calculados através das Equações 7 e 8, respectivamente. Com base neles, o índice de erro do indivíduo é calculado conforme a Equação 9. Por fim, a função de avaliação dos indivíduos é definida conforme a Equação 10.

$$\epsilon_V = \left( \sqrt{\frac{1}{N_V} \sum_{j=1}^{N_V} \left( \frac{|\dot{V}_j^{calc}| - |\dot{V}_j^{med}|}{V_{nom}} \right)^2} \right) \quad (7)$$

$$\epsilon_I = \left( \sqrt{\frac{1}{N_I} \sum_{j=1}^{N_I} \left( \frac{|\dot{I}_j^{calc}| - |\dot{I}_j^{med}|}{I_{nom}} \right)^2} \right) \quad (8)$$

$$\epsilon = \frac{K_V \cdot \epsilon_V + K_I \cdot \epsilon_I}{K_V + K_I} \quad (9)$$

$$f_{av} = 1 - \epsilon \quad (10)$$

Onde:

$N_V$ : quantidade de medições de tensão

$N_I$ : quantidade de medições de corrente

$|\dot{V}_j^{calc}|$ : tensão calculada no ponto  $j$

$|\dot{I}_j^{calc}|$ : corrente calculada no ponto  $j$

$|\dot{V}_j^{med}|$ : tensão efetivamente medida em  $j$

$|\dot{I}_j^{med}|$ : corrente efetivamente medida em  $j$

$K_V$ : ponderação de tensão, com  $0 \leq K_V \leq 1$

$K_I$ : ponderação de corrente, com  $0 \leq K_I \leq 1$

Com base em  $f_{av}$ , os indivíduos de uma geração são ordenados em ordem decrescente. Então,

selecionam-se para a geração seguinte os  $N_{max}$  indivíduos mais bem avaliados, em que  $N_{max}$  é o número máximo admissível de indivíduos em uma geração.

O processo evolutivo é interrompido caso pelo menos uma das condições abaixo seja satisfeita. Toma-se por solução o melhor indivíduo da última geração.

- O número máximo de gerações é atingido;
- A diferença entre a avaliação do melhor indivíduo e a avaliação média dos indivíduos é menor que uma diferença pré-configurada;

## 5 Resultados

Considere-se a rede de distribuição real apresentada pela Figura 2. O ponto mais distante em relação à subestação dista 40,4 km e a soma dos comprimentos de todos os seus trechos é de 319 km. A maior parte da rede é trifásica, sendo alguns ramais monofásicos. No início do alimentador, um relé associado ao disjuntor monitora as tensões e as correntes, reportando ao CO os seus respectivos fasores durante os eventos de curto-circuitos. Supõe-se que o alimentador possui sensoramento de corrente de falta através dos Sensores 1 e 2. Eles detectam eventos de curto-circuito e reportam ao CO as respectivas medições de corrente durante o defeito, através de suas respectivas unidades remotas.

Para a aplicação da metodologia de LF proposta por este trabalho, foi considerada a área em destaque na Figura 2. Essa área tem arranjos de cabos trifásicos, extensão de 21,7 km e é iniciada por uma chave religadora. Supõe-se que os Medidores de Qualidade 1 e 2 monitoram tensões e correntes e que os consumidores dessa área possuem medidores inteligentes capazes de notificar falta de tensão. Nessa área, foram simuladas computacionalmente algumas faltas. Durante cada uma delas, foram calculadas tensões e correntes em alguns pontos do alimentador, simulando medições dessas grandezas por equipamentos de campo. Considerando essas medições, a metodologia de LF é inicializada, executando uma vez o algoritmo de EE.

São considerados seis eventos distintos de curto-circuito ( $E_1$  a  $E_6$ ), resultantes de simulações computacionais, conforme apresenta a Figura 2. Em todos os casos, os defeitos são dupla-fase-terra e diferentes condições de monitoramento são consideradas. Durante os eventos  $E_1$  e  $E_2$ , consideram-se as medições de tensão e corrente registradas pelo relé do disjuntor na subestação e pelo relé da religadora, além das medições de corrente registradas pelos Sensores 1 e 2. Durante os eventos  $E_3$  e  $E_4$ , acrescentam-se as medições de tensão dos medidores de qualidade 1 e 2. Para os eventos  $E_5$  e  $E_6$ , acrescentam-se os alarmes de

falta de tensão emitidos por medidores inteligentes dos consumidores do bloco afetado. Para todos os eventos, o relé da religadora é o equipamento de proteção e monitoramento mais à jusante sensibilizado pelos defeitos. Portanto, a área em destaque na figura é considerada a área de busca.

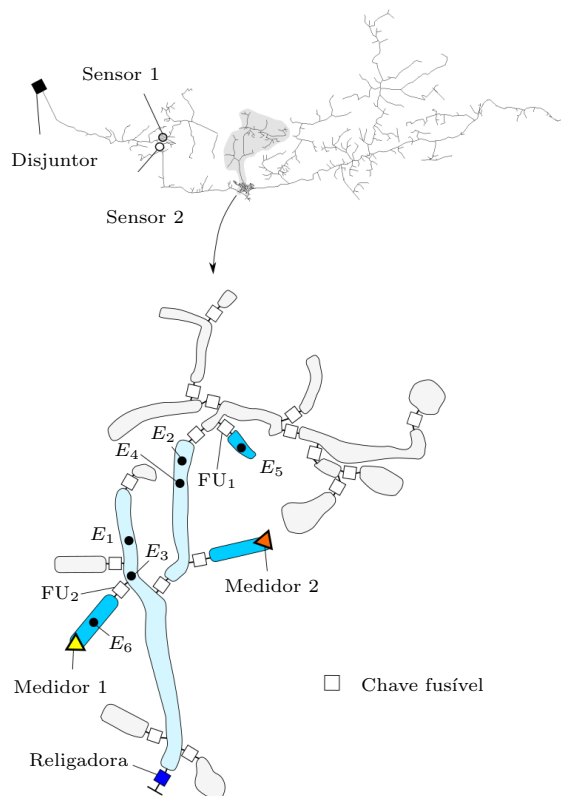


Figura 2: Rede elétrica de distribuição e a localização efetiva dos defeitos investigados.

Considera-se que a religadora atua para extinguir os defeitos dos eventos  $E_1$  a  $E_4$  e que os fusíveis  $FU_1$  e  $FU_2$  extinguem os defeitos de  $E_5$  e  $E_6$ , respectivamente. Durante todos os eventos, o Sensor 2 detecta condição de curto-circuito e registra as magnitudes das correntes de falta. Os relés do disjuntor e da religadora também detectam as faltas e registram as respectivas tensões e correntes durante o defeito.

A metodologia proposta por este trabalho foi executada para localizar os defeitos dos eventos simulados. As características do defeito e os respectivos erros de localização, em metros e relativo ao comprimento total dos trechos da área selecionada, são apresentados na Tabela 1. Nessa tabela, ABT representa defeitos dupla-fase-terra envolvendo as fases A e B. O tempo de execução do algoritmo evolutivo para localização de cada evento proposto é de aproximadamente 2 minutos.

Na condição de monitoramento considerada para o evento  $E_1$ , o erro de localização é de 1718 m, equivalente a 7,9 % do comprimento total da

Dados do Evento		Erro Localiz.		
Núm.	Tipo	$R_f(\Omega)$	(m)	(%)
1	ABT	2,75	1718	7,90
2	ABT	1,42	1589	7,32
3	ABT	1,90	179	0,80
4	ABT	1,45	174	0,78
5	ABT	2,00	51	0,20
6	ABT	0,50	61	0,28

área selecionada. Sob as mesmas condições de monitoramento, o evento  $E_2$  teve seu defeito localizado com erro de 1589 m, 7,32 % da área selecionada.

Acrescentando o monitoramento dos medidores de qualidade 1 e 2, os defeitos dos eventos  $E_3$  e  $E_4$  foram localizados com erros de 179 e 174 m, respectivamente, equivalentes a 0,80 e 0,78 % da área selecionada. A melhoria na precisão da localização ocorre devido à maior quantidade de medições consideradas pelo algoritmo nas novas condições de monitoramento. Os registros dos Medidores de Qualidade 1 e 2 permitem melhor avaliação dos indivíduos durante as gerações do algoritmo de EE. Esses registros diferenciam os testes de curto-circuitos mais próximos do Medidor 1 dos testes mais próximos do Medidor 2.

Uma terceira condição de monitoramento inclui os alarmes de ausência de tensão emitidos por medidores inteligentes de consumidores. Sob essas condições, considerando os eventos  $E_5$  e  $E_6$ , que ocorrem em áreas protegidas pelos fusíveis  $FU_1$  e  $FU_2$ , os erros de localização são de 51 e 61 m, respectivamente. Considerando os comprimentos totais à jusante desses fusíveis, os respectivos erros de localização são 0,20 e 0,28 %. Nota-se que os alarmes de ausência de tensão implicam LF com erros muito pequenos. Isso se deve à drástica redução da área de busca, determinada pelos alarmes de falta de tensão dos medidores inteligentes dos clientes que efetivamente foram afetados pela atuação do fusível.

## 6 Conclusões

A transformação das redes de distribuição convencionais em redes elétricas inteligentes implica a implantação de equipamentos de proteção e monitoramento ao longo das redes. A detecção dos eventos de curto-circuito por esses equipamentos, com os respectivos registros das grandezas elétricas, motivam o projeto de metodologias de LF, como a proposta por este trabalho.

Um cadastro atualizado das alocações dos equipamentos de proteção e monitoramento permite identificar o alimentador afetado por um determinado evento, bem como definir um conjunto de blocos de carga para a busca da falta.

Antes de realizar a localização de um defeito, é fundamental que o modelo da rede elétrica investigada esteja atualizado. As condições de operação

pré-falta, os estados atualizados das chaves monitoradas e não monitoradas afetam os cálculos das correntes dos testes de curto-circuito e, portanto, afetam a precisão da localização das faltas.

O problema de Localização de Faltas apresentado por este trabalho é multivariável, tendo como incógnitas a posição da falta e a resistência de falta. Problemas dessa natureza podem ser resolvidos através de métodos de otimização. O algoritmo de Estratégia Evolutiva se mostrou o mais adequado para o problema exposto, pois permite associar valores reais aos seus indivíduos. Ademais, otimiza as duas incógnitas do problema simultaneamente e fornece uma solução muito próxima da efetiva. Abordando o problema de forma não-determinística, evitam-se equacionamentos complexos para determinação das suas incógnitas.

Os resultados mostram que a abordagem do problema via algoritmo evolutivo gera localizações com erros toleráveis. Eles indicam ainda que os erros de localização são reduzidos quando se consideram maior quantidade de medições envolvendo o evento.

Trabalhos futuros podem considerar a aplicação dessa metodologia para outros tipos de defeito. Pode-se fazer uma análise estatística da precisão dos resultados de localização de faltas, além de se tentar verificar o impacto dos desvios dos equipamentos de medição na precisão dos resultados.

## Referências

- Al-shaher, M. A., Sabry, M. M. e Saleh, A. S. (2003). Fault location in multi-ring distribution network using artificial neural network, *Electric Power Systems Research* **64**(2): 87–92.
- Cordova, J. e Faruque, M. O. (2015). Fault location identification in smart distribution networks with distributed generation, *North American Power Symposium (NAPS), 2015*, IEEE, pp. 1–7.
- Dugan, R. C. (2013). Opendss manual, Disponível em: <http://sourceforge.net/apps/mediawiki/electricdss/index.php>. Data do acesso: 2018-04-12.
- Farias, P. E., de Moraes, A. P., Junior, G. C. e Rosini, J. P. (2016). Fault location in distribution systems: A method considering the parameter estimation using a rna online, *IEEE Latin America Transactions* **14**(12): 4741–4749.
- Girgis, A. A. e Fallon, C. M. (1992). Fault location techniques for radial and loop transmission systems using digital fault recorded data, *IEEE Transactions on power delivery* **7**(4): 1936–1945.
- Guerra, W. e Kagan, N. (2009). Fault locations in transmission systems by evolutionary algorithms, *ICREPQ*.
- Kagan, N., Schmidt, H. P., Oliveira, C. C. B. e Kagan, H. (2009). Métodos de otimização aplicados a sistemas elétricos de potência, *Blucher, São Paulo*.
- Nie, S., Fu, X.-P., Li, P., Gao, F., Ding, C.-D., Yu, H. e Wang, C.-S. (2012). Analysis of the impact of dg on distribution network reconfiguration using opendss, *Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia), 2012 IEEE*, IEEE, pp. 1–5.
- Orozco-Henao, C., Bretas, A., Herrera-Orozco, A., Chouhy-Leborgne, R. e Schwanz, D. (2014). Inverter-based dg impact on impedance-based fault location algorithms, *Industry Applications (INDUSCON), 2014 11th IEEE/IAS International Conference on*, IEEE, pp. 1–6.
- Parker, D. e McCollough, N. (2011). Medium-voltage sensors for the smart grid: Lessons learned, *Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE*, IEEE, pp. 1–7.
- Senger, E. C., Manassero, G., Goldemberg, C. e Pellini, E. L. (2005). Automated fault location system for primary distribution networks, *IEEE Transactions on Power Delivery* **20**(2): 1332–1340.
- Trindade, F. C., Freitas, W. e Vieira, J. C. (2014). Fault location in distribution systems based on smart feeder meters, *IEEE transactions on Power Delivery* **29**(1): 251–260.
- Zhu, J., Lubkeman, D. L. e Girgis, A. A. (1997). Automated fault location and diagnosis on electric power distribution feeders, *IEEE Transactions on Power Delivery* **12**(2): 801–809.
- Zuben, F. J. V. (2000). Computação evolutiva: uma abordagem pragmática, *Anais da I Jornada de Estudos em Computação de Piracaba e Região (1a JECOMP)* pp. 25–45.