

A Localização de Faltas em um Sistema de Distribuição Utilizando Sistemas Neuro-Fuzzy

André L. da S. Pessoa, Mário Oleskovicz, Alexandre V. Festa, Thais R. Kempner, Denis V. Coury

Escola de Engenharia de São Carlos

Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação

Universidade de São Paulo

alsp@usp.br, olesk@sc.usp.br, alexandrefesta@hotmail.com, thaisrgk@gmail.com, coury@sc.usp.br

Resumo—Para a devida caracterização de curtos-circuitos foi compilado um banco de dados através de simulações no sistema de distribuição do IEEE de 37 barras utilizando o *software* ATP (*Alternative Transients Program*). O treinamento dos sistemas neuro-fuzzy foi realizado de modo a obter uma estimativa precisa do local em que as faltas ocorreram. Os promissores resultados encontrados ilustram a influência da variação da impedância da falta e da posição destas nos resultados que os sistemas neuro-fuzzy forneceram para a localização precisa dos curtos-circuitos analisados.

Palavras-chaves—Localização de Faltas, Sistemas de Distribuição, Neuro-Fuzzy.

I. INTRODUÇÃO

Ao se discutir os problemas referentes à Qualidade da Energia Elétrica (QEE) que o sistema possa vir a enfrentar, dois conceitos são enfatizados segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) através dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), módulo 8 [1]: a Qualidade do Produto (QP) e a Qualidade do Serviço (QS). Esses dois termos são de extrema valia para avaliar tanto a QEE que as concessionárias oferecem aos consumidores, quanto o serviço prestado por estas empresas do setor energético. Segundo o PRODIST, os elementos relacionados à QP em regime permanente ou transitório são: tensão em regime permanente, fator de potência, harmônicos, desequilíbrio de tensão, variações de tensão de curta duração e variação de frequência. Já a QS busca refletir o serviço prestado pelas distribuidoras aos consumidores e às distribuidoras acessantes. Também abrange a QS prestada pelas transmissoras às distribuidoras e aos consumidores. A QS ainda engloba subsídios para permitir que os consumidores possam avaliar o serviço que lhes é provido pelas distribuidoras.

Vale observar que os consumidores possuem a percepção da QS que lhes é prestado em função do preço que pagam por esse serviço, ou seja, o consumidor poderá dar preferência pela concessionária de energia elétrica que lhe oferecer um produto

que possua a melhor qualidade dentre as opções disponíveis [2]. A descontinuidade do fornecimento da energia, claramente sentida pelos consumidores finais, é motivo de preocupação e de interesse das concessionárias, uma vez que podem afetar, economicamente, estas empresas.

Dentre as várias causas de perturbações de QEE nos sistemas de energia elétrica, existem os curtos-circuitos. Para amenizar o dano que as cargas dos consumidores venham a sofrer, é essencial que a localização destes curto-circuitos seja realizada de forma precisa e rápida [3]. Vale comentar que antes dos estudos iniciais referentes à localização de faltas nos sistemas elétricos, essa busca pelo local da falta era feito baseado puramente em informações passadas pelos usuários do sistema e de testes para a delimitação da região de ocorrência da falta [4].

No começo dos estudos sobre localização de faltas, as técnicas desenvolvidas eram fundamentadas no cálculo da impedância aparente, partindo dos dados dos fasores de tensão e corrente da linha faltosa. Estas técnicas foram desenvolvidas junto com a introdução dos microprocessadores. Os valores de tensão e de corrente que se obtinham dos transformadores de corrente e de potencial eram digitalizados através de conversores de sinais analógico-digital [5]. Posteriormente, técnicas baseadas em inteligência artificial foram desenvolvidas visando localizar as faltas de forma tão eficiente, ou mais, do que os métodos tradicionais.

As referências [6], [7], [8], [9], [10] e [11] apresentam metodologias para a localização de faltas baseadas nos fasores das componentes de frequência fundamental de tensão e/ou de corrente. As referências [12], [13], [14], [15], [16], [17] e [18] desenvolveram metodologias baseadas em redes neurais artificiais (RNAs). [19] aplicaram lógica fuzzy e Transformada Wavelet Discreta, [20] utilizaram sistemas multiagentes, e [21] usaram árvores de decisão.

Nesta pesquisa as informações obtidas através de medidores de QEE foram utilizadas para o treinamento de sistemas neuro-fuzzy para localizar as faltas no sistema do IEEE de 37 barras. Os medidores de QEE ao serem instalados no sistema fornecem tanto informações dos valores de tensão dos pontos em que foram instalados, como uma boa supervisão do sistema com um investimento financeiro menor do que se os medidores não estivessem otimamente posicionados [22]. Após o posicionamento destes medidores de QEE o sistema

Os autores gostariam de agradecer ao Laboratório de Sistemas de Energia Elétrica (LSEE), da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC - USP) pela infraestrutura proporcionada, assim como à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado São Paulo (FAPESP) e à CAPES pelo suporte financeiro disponibilizado para a realização de parte desta pesquisa.

em estudo é dividido em áreas. A quantidade de áreas e suas dimensões dependem do posicionamento e da quantidade destes medidores de QEE [18]. Nesta pesquisa os curtos-circuitos foram classificados quanto ao tipo e quanto à área em que ocorreram. Com base em um banco de dados formulado com estas informações, foram treinados os sistemas neuro-fuzzy para a localização precisa destas faltas.

Além desta introdução, este artigo está dividido em outras 5 seções. A seção 2 consta de uma explanação resumida sobre os sistemas neuro-fuzzy *ANFIS* (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*). A seção 3 apresenta a metodologia utilizada nesta pesquisa. Na seção 4 são apresentados os resultados obtidos. A seção 5 contém as discussões dos resultados até então observados, e a seção 6 apresenta aspectos conclusivos da pesquisa realizada.

II. SISTEMA NEURO-FUZZY

Os Sistemas Fuzzy (SF) e as RNAs, do ponto de vista dos sistemas de inferência, são similares. Em uma RNA o conhecimento é representado utilizando neurônios artificiais e pesos sinápticos. Já em um SF, usam-se regras SE-ENTÃO. Em uma RNA a saída é obtida por um meio puramente numérico, já em um SF a saída é baseada na lógica; e em uma RNA a aquisição do conhecimento é através de um algoritmo de treinamento, enquanto em um SF utiliza-se do conhecimento de um especialista [23]. Nesta pesquisa utiliza-se de um Sistema Neuro-Fuzzy (SNF). Esta ferramenta apresenta características tanto de um SF, quanto de uma RNA.

Fig. 1 ilustra uma rede ANFIS [24]. A topologia representada neste modelo foi a empregada nesta pesquisa para as faltas monofásicas. Para os demais tipos de faltas foi empregada uma topologia que apenas difere no número de variáveis de entrada.

A seguir segue um breve descritivo sobre cada uma das camadas que constituem uma rede ANFIS.

- Camada 01: Os elementos de entrada da primeira camada da rede ANFIS são as variáveis de entrada do sistema. A saída desta camada é o grau de pertinência associado a cada uma destas variáveis. A Equação (1) representa as saídas da primeira camada da rede ANFIS:

$$O_i^1 = \mu A_i(x). \quad (1)$$

Na qual O_i^1 é a saída do i -ésimo termo linguístico associado; e $\mu A_i(x)$ é o grau de pertinência da respectiva entrada x .

- Camada 02: Nesta camada cada nó calcula o grau de ativação de sua correspondente regra SE-ENTÃO, por meio do operador T-norma. A Equação (2) representa matematicamente a saída da segunda camada,

$$O_i^2 = w_i = \mu A_i(x) T \mu B_i(y) T \mu C_i(z). \quad (2)$$

Na qual: i representa o número de variáveis de entrada; x , y e z são variáveis linguísticas quaisquer; $\mu A_i(x)$, $\mu B_i(y)$ e $\mu C_i(x)$ representam o grau de pertinência das variáveis x , y e z com relação aos conjuntos fuzzy A_i ,

B_i e C_i ; e T indica o operador T-norma que, é o mínimo entre $\mu A_i(x)$, $\mu B_i(y)$ e $\mu C_i(y)$.

- Camada 03: Esta camada possui o mesmo número de neurônios que a camada anterior. Com base na Equação (3) é feita uma normalização das saídas dos nós da camada 02:

$$O_i^3 = \frac{w_i}{\sum w_i}. \quad (3)$$

- Camada 04: A saída da camada 04 é o produto entre a saída da camada 03 com o correspondente consequente de cada regra SE-ENTÃO. O consequente é obtido através de uma regressão linear multivariável, conforme a Equação 4:

$$O_i^4 = O_i^3(p_i x + q_i y + t_i z + r_i). \quad (4)$$

Na qual p_i , q_i , t_i e r_i são os parâmetros da regressão linear multivariável de cada uma das regras fuzzy SE-ENTÃO.

- Camada 05: Esta camada possui apenas um nó. Sua saída é formada pelo somatório das saídas de todos os nós da camada 04.

III. METODOLOGIA

Para a realização desta pesquisa, partiu-se da modelagem do SD do IEEE de 37 barras, utilizando o *software* ATP (*Alternative Transients Program*) e do uso do *software* MATLAB [25] para a simulação dos sistemas neuro-fuzzy. Foram utilizadas 64 amostras por ciclo (frequência de amostragem de 3,84 kHz) nas simulações para calcular o valor RMS dos sinais de tensão no segundo ciclo após as ocorrências das faltas. Sobre o SD foram aplicados diversos curtos-circuitos nas barras e utilizada a técnica descrita por [22] para a alocação dos medidores de QEE. Com base na alocação dos medidores foi aplicado um método direto para a divisão do SD em áreas, que, basicamente, está associado ao número de medidores alocados. Para definir se a falta ocorreu em alguma destas áreas, assim como para a identificação do tipo da falta (monofásica, bifásica, bifásica-terra, trifásica e trifásica-terra) foram utilizadas RNAs [18]. Após determinar em quais áreas as faltas ocorreram e os tipos das faltas, foi realizado um estudo para estimar a distância precisa das faltas com relação à posição do medidor da sua respectiva área. A Fig. 2 ilustra as etapas desenvolvidas nesta pesquisa.

Tendo como base a alocação dos medidores de QEE no SD do IEEE de 37 barras [26], feito por [22], e a classificação deste mesmo sistema em áreas, conforme o trabalho de [18], foi realizado um estudo para localizar as faltas utilizando sistemas *ANFIS* como ferramenta, e os medidores alocados na rede como referência para a determinação da posição precisa da falta. Foram consideradas faltas monofásicas, bifásicas, bifásicas-terra, trifásicas e trifásicas-terra. A Fig. 3 apresenta o SD do IEEE de 37 barras com as áreas delimitadas. Para cada tipo de falta foi considerada uma topologia para o sistema neuro-fuzzy a partir de testes empíricos. Entretanto, algumas considerações são comuns para todos os tipos de falta. Em

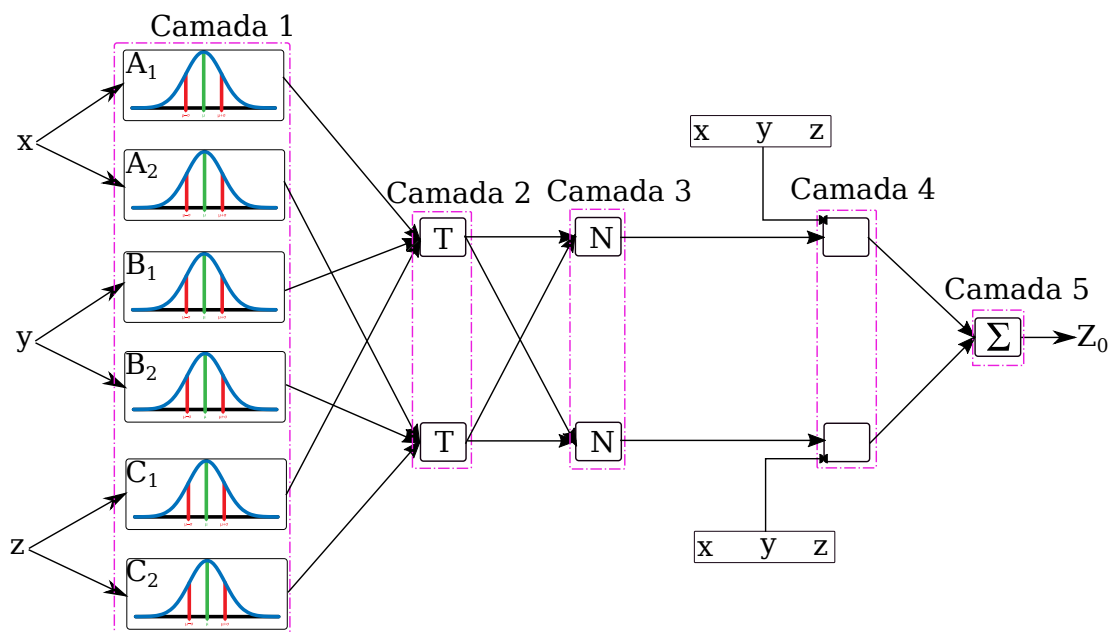


Fig. 1. Ilustração de uma rede ANFIS.

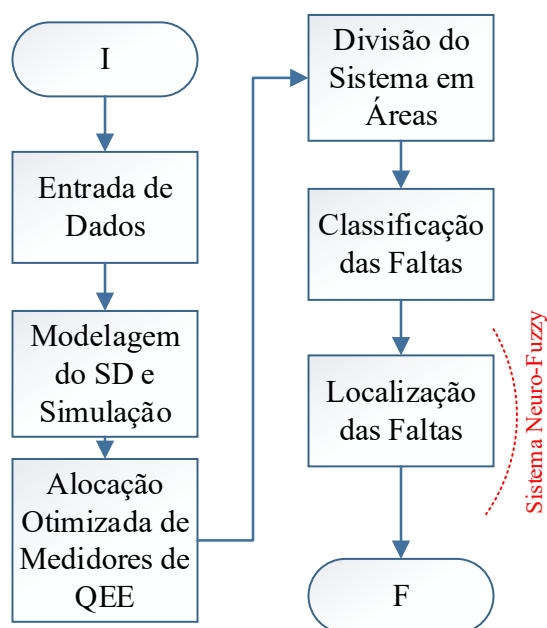


Fig. 2. Fluxograma das principais etapas adotadas nesta pesquisa.

todos os sistemas neuro-fuzzy treinados foi considerada como função de pertinência a função gaussiana e um conjunto de termos linguísticos de 2 elementos para cada variável de entrada. A seguir são apresentadas algumas das considerações sobre a topologia adotada conforme o tipo de falta e a área de ocorrência da falta:

- **Falta monofásica:** Neste tipo de falta as variáveis de entrada são a tensão da fase envolvida na falta do medidor da área em que ocorreu a falta; a tensão da respectiva fase envolvida na falta do medidor da área adjacente

mais próxima fisicamente da área que contém a falta; e a corrente registrada na subestação da fase envolvida na falta.

- **Falta bifásica, bifásica-terra, trifásica e trifásica-terra:** Nestes tipos de faltas as variáveis de entrada são as tensões das fases envolvidas na falta do medidor da área em que ocorreu a falta; as tensões das respectivas fases envolvidas na falta do medidor da área adjacente mais próxima fisicamente da área que contém a falta; e a corrente registrada na subestação em uma das fases envolvidas na falta.

Conforme exposto, por exemplo, caso uma falta *ab*-terra ocorra na área 03, serão consideradas como variáveis de entrada as tensões nas fases *A* e *B* no medidor 03, as tensões nas fases *A* e *B* do medidor 04 (medidor da área adjacente mais próxima), e a corrente registrada na subestação na fase *A*. Entende-se por área adjacente mais próxima, como sendo a área que apresenta uma menor distância entre o seu medidor e a barra de transição com a região em que ocorreu a falta.

O treinamento dos sistemas ANFIS utilizados, levou em consideração o tipo da falta, a área da falta e a proporção de 80% do conjunto de amostras para o treinamento, e 20% para a validação. A Tabela I apresenta o número de amostras, distintas, utilizadas nas fases de treinamento e de validação com relação ao tipo de falta e à área. Para os casos de faltas com envolvimento do terra foi considerada para a impedância da falta os valores de 0, 10, 20 e 50 Ω . Já para faltas sem o envolvimento do terra, sempre foi considerado um curto-circuito franco. Conforme o exposto, para este trabalho, em todos os tipos de faltas entre fases (bifásicas), a impedância entre as fases foi considerada de 0 Ω .

Para uma análise dos resultados levou-se em consideração o erro MAPE (%), o erro médio (m), o erro percentual máximo

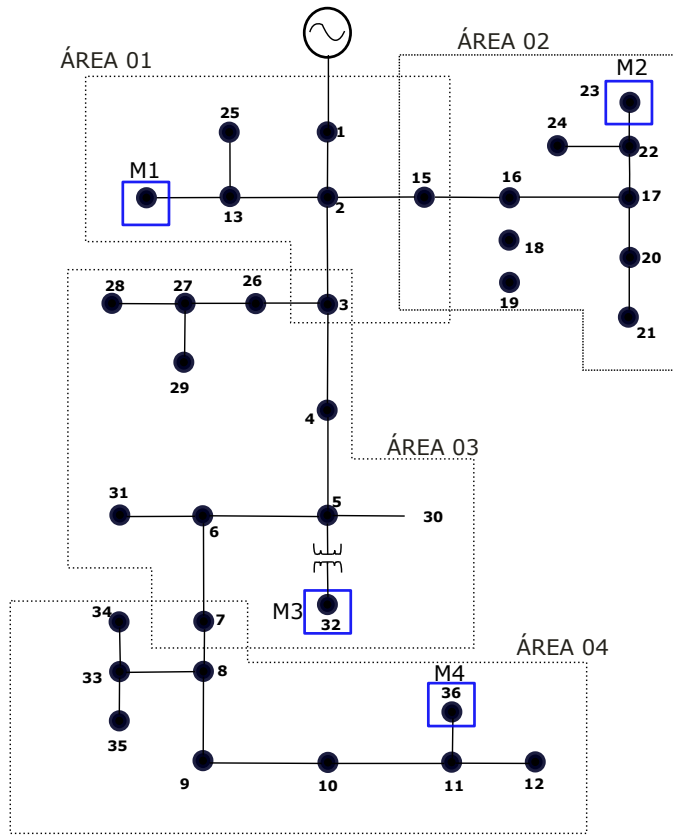


Fig. 3. SD do IEEE de 37 barras com os medidores de QEE alocados e com o SD dividido em áreas (Adaptado de Festa (2015)).

Tabela I. NÚMERO DE PADRÕES DE ENTRADA DISTINTOS UTILIZADOS NAS FASES DE TREINAMENTO E DE VALIDAÇÃO CONFORME A ÁREA.

	FASE DE TREINAMENTO				
	Monofásica	Bifásica-terra	Trifásica-terra	Bifásica	Trifásica
A1	84	86	83	23	22
A2	124	125	118	23	31
A3	126	135	122	34	34
A4	125	125	125	32	32

	FASE DE VALIDAÇÃO				
	Monofásica	Bifásica-terra	Trifásica-terra	Bifásica	Trifásica
A1	20	21	20	5	5
A2	30	31	29	8	7
A3	31	33	30	8	8
A4	31	31	31	7	7

(%) e o erro máximo (m); a comparação entre as distâncias estimadas das faltas com a posição real destas mesmas faltas; e os gráficos relacionando a impedância das faltas e suas respectivas posições (com relação ao medidor de QEE da sua respectiva área), com o erro percentual entre as posições estimadas das faltas em relação à posição real destas mesmas faltas.

IV. RESULTADOS

As Tabelas II, III, IV, V e VI apresentam os resultados, respectivamente, para as faltas monofásicas, bifásicas, bifásicas-terra, trifásicas e trifásicas-terra para todas as 4 áreas do SD

do IEEE de 37 barras. Nestas tabelas são apresentados os valores referentes ao erro MAPE (%), erro médio (m), erro máximo percentual (%) e erro máximo (m). Vale observar que os valores do erro médio e do erro máximo estão em metros. Nestas tabelas a distância base informa a maior distância presente na respectiva área. Observa-se pelas tabelas, que o erro máximo (m), em geral, apresentou maiores valores para a área 04. Dentre os tipos de faltas que possuem os valores estatísticos mais elevados estão as faltas trifásicas-terra.

Tabela II. RESULTADOS OBTIDOS NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS MONOFÁSICAS AO LONGO DE TODAS AS 4 ÁREAS DO SISTEMA DO IEEE DE 37 BARRAS.

	Distância Base (m)	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
A1	935	0,64	5,96	17,68	165,34
A2	939	0,03	0,32	27,35	256,79
A3	488	1,52	7,40	28,78	140,34
A4	1.049	1,16	12,19	39,97	419,09

Tabela III. RESULTADOS OBTIDOS NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS BIFÁSICAS AO LONGO DE TODAS AS 4 ÁREAS DO SISTEMA DO IEEE DE 37 BARRAS.

	Distância Base (m)	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
A1	935	2,48	23,18	6,51	60,84
A2	939	0,58	5,45	5,38	50,53
A3	488	2,59	12,62	20,28	98,91
A4	1.049	1,28	13,38	10,22	107,19

Tabela IV. RESULTADOS OBTIDOS NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS BIFÁSICAS-TERRA AO LONGO DE TODAS AS 4 ÁREAS DO SISTEMA DO IEEE DE 37 BARRAS.

	Distância Base (m)	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
A1	935	0,88	8,19	15,33	143,31
A2	939	2,60	24,40	26,78	251,43
A3	488	1,28	6,25	24,22	118,12
A4	1.049	0,24	2,50	29,56	309,96

Tabela V. RESULTADOS OBTIDOS NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS TRIFÁSICAS AO LONGO DE TODAS AS 4 ÁREAS DO SISTEMA DO IEEE DE 37 BARRAS.

	Distância Base (m)	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
A1	935	2,96	27,68	11,92	111,43
A2	939	0,14	1,30	1,28	11,99
A3	488	0,38	1,84	1,03	5,03
A4	1.049	1,48	15,51	6,81	71,39

Tabela VI. RESULTADOS OBTIDOS NA LOCALIZAÇÃO DE FALTAS TRIFÁSICAS-TERRA AO LONGO DE TODAS AS 4 ÁREAS DO SISTEMA DO IEEE DE 37 BARRAS.

	Distância Base (m)	Erro MAPE (%)	Erro Médio (m)	Erro Máximo (%)	Erro Máximo (m)
A1	935	0,12	1,10	26,28	245,73
A2	939	1,17	10,95	25,79	242,07
A3	488	4,82	23,50	45,28	220,83
A4	1.049	3,14	32,91	57,62	604,18

As Fig. 4, 5 e 6 apresentam os resultados referentes à estimação das distâncias de faltas para os casos das faltas monofásicas, bifásicas, bifásicas-terra, trifásicas e trifásicas-terra com relação à área 01. Já a Fig. 7 apresenta os resultados referentes à estimação das distâncias de faltas para os casos de faltas trifásicas-terra que ocorreram na área 04. Nestas figuras são evidenciados alguns aspectos de cada falta: a distância real da falta (referência); a distância estimada da falta; o erro percentual referente à estimação feita para cada falta e à impedância de cada falta. Por estas informações, pode-se avaliar: os casos que apresentam maior ou menor erro percentual; o comportamento do erro percentual e da distância estimada, com relação ao aumento da distância do local em que a falta ocorreu.

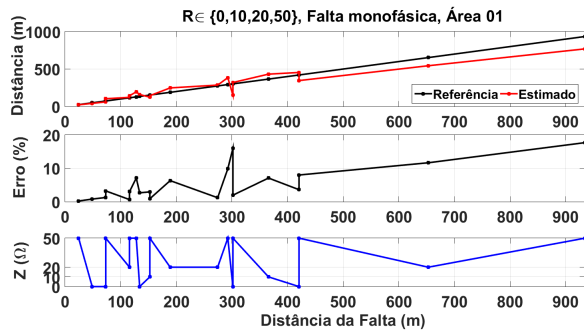


Fig. 4. Distância estimada, erro percentual e impedância das faltas monofásicas para a área 1.

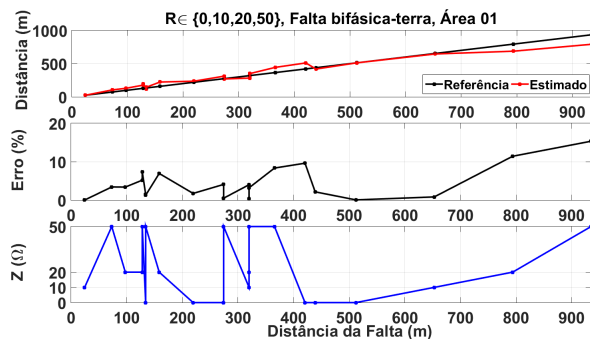


Fig. 5. Distância estimada, erro percentual e impedância das faltas bifásicas-terra para a área 1.

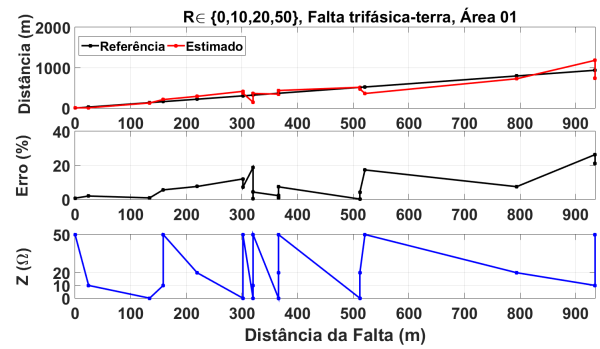


Fig. 6. Distância estimada, erro percentual e impedância das faltas trifásicas-terra para a área 1.

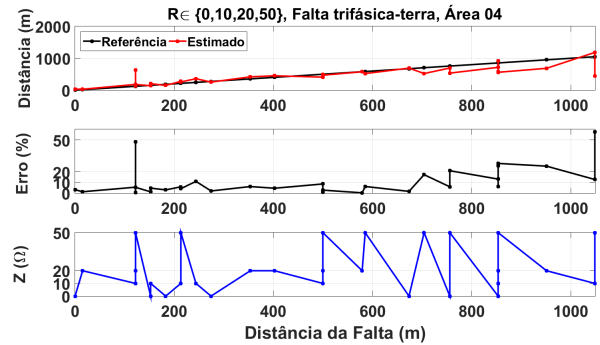


Fig. 7. Distância estimada, erro percentual e impedância das faltas trifásicas-terra para a área 4.

V. DISCUSSÕES

Ao analisar as Tabelas de 2 a 6, observou-se que dentre as faltas com envolvimento do terra, a trifásica-terra foi a que apresentou os piores resultados para a estimação das distâncias das faltas, quando levado em conta o erro máximo. Em geral a falta bifásica-terra foi a que apresentou melhor resultado. Dentre as faltas que não possuem envolvimento do terra, a trifásica ofereceu melhores resultados.

Os resultados obtidos para as faltas que ocorreram na área 04 ofereceram um desempenho pior do que os casos de faltas que ocorreram nas demais áreas. Algo que pode estar relacionado ao fato desta área possuir maior distância com relação à subestação. Entretanto para o caso da falta trifásica-terra, área 4, mesmo tendo apresentado pior desempenho quando observados os parâmetros estatísticos utilizados neste estudo, a maior parte dos padrões de entrada utilizados para validação contém erro percentual abaixo de 10%.

Os resultados presentes nas Fig. de 3 a 6, mostram que as estimações da distância da falta pelos sistemas neuro-fuzzy acompanham as posições reais da faltas. Em diversos momentos o aumento do erro percentual está diretamente relacionado com o aumento da impedância de falta. Vale enfatizar que apesar de no caso das faltas trifásicas-terra terem apresentado os piores valores, em relação às outras áreas para o erro máximo, a Fig. 7 mostra que a maior parte dos casos avaliados obtiveram erro percentual abaixo de 20%.

VI. CONCLUSÕES

Neste trabalho foram obtidos resultados promissores com o uso de sistemas neuro-fuzzy na estimação da distância de falta no sistema de distribuição do IEEE de 37 barras. Foi obtido, em geral, um erro percentual abaixo de 20%, sendo este um valor aceitável para melhor localizar a situação de falta enfrentada. Um passo a ser dado na pesquisa é uma ampliação da base de dados para então obter um treinamento mais consistente para os sistemas neuro-fuzzy, além de aplicar e avaliar a metodologia como um todo em outros sistemas de distribuição.

VII. REFERÊNCIAS

- [1] ANEEL, "Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional - Prodist," módulo 08, resolução normativa n 664/2015.2016.
- [2] R. J. Dolan and H. Simon, "Pricing power," 1996.
- [3] P. Farzan, M. Izadi, C. Gomes, M. Kadir, M. Hesamian, M. Radzi *et al.*, "Short circuit power based fault location algorithm in distribution networks," in *Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2014 IEEE 8th International*. IEEE, 2014, pp. 105–109.
- [4] J. Zhu, D. L. Lubkeman, A. Girgis *et al.*, "Automated fault location and diagnosis on electric power distribution feeders," *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 12, no. 2, pp. 801–809, 1997.
- [5] L. Sousa Martins, J. Martins, V. F. Pires, and C. Alegria, "The application of neural networks and clarke-concordia transformation in fault location on distribution power systems," in *Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES*, vol. 3. IEEE, 2002, pp. 2091–2095.
- [6] R. Krishnathevar and E. E. Ngu, "Generalized impedance-based fault location for distribution systems," *IEEE transactions on power delivery*, vol. 27, no. 1, pp. 449–451, 2012.
- [7] F. C. Trindade, W. Freitas, and J. C. Vieira, "Fault location in distribution systems based on smart feeder meters," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 29, no. 1, pp. 251–260, 2014.
- [8] O. Naidu, N. George, and S. Ashok, "An accurate fault location method for radial distribution system using one terminal data," in *Advancements in Power and Energy (TAP Energy), 2015 International Conference on*. IEEE, 2015, pp. 187–192.
- [9] L. Iurinic, A. H. Orozco, R. Ferraz, and A. Bretas, "Distribution systems high impedance fault location: a parameter estimation approach," 2015.
- [10] L. Souto, G. Manassero, and S. G. Di Santo, "Fault location in distribution feeders with distributed generation," in *2016 Clemson University Power Systems Conference (PSC)*. IEEE, 2016, pp. 1–6.
- [11] J. T. A. Vianna, L. R. Araujo, and D. R. R. Penido, "High impedance fault area location in distribution systems based on current zero sequence component," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 2, pp. 759–766, 2016.
- [12] L. Lovisolo, J. M. Neto, K. Figueiredo, L. M. De Laporte, and J. D. S. Roch, "Location of faults generating short-duration voltage variations in distribution systems regions from records captured at one point and decomposed into damped sinusoids," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 6, no. 12, pp. 1225–1234, 2012.
- [13] F. Dehghani and H. Nezami, "A new fault location technique on radial distribution systems using artificial neural network," in *Electricity Distribution (CIRED 2013), 22nd International Conference and Exhibition on*. IET, 2013, pp. 1–4.
- [14] H. Zayandehroodi, A. Mohamed, M. Farhoodnea, and A. Heidari, "New training strategies for rbf neural networks to determine fault location in a distribution network with dg units," in *Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO), 2013 IEEE 7th International*. IEEE, 2013, pp. 450–454.
- [15] K. Lout and R. K. Aggarwal, "Current transients based phase selection and fault location in active distribution networks with spurs using artificial intelligence," in *2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting*. IEEE, 2013, pp. 1–5.
- [16] P. Ray, D. P. Mishra, and D. D. Panda, "Hybrid technique for fault location of a distribution line," in *2015 Annual IEEE India Conference (INDICON)*. IEEE, 2015, pp. 1–6.
- [17] Z. Tong, Y. Haibin, L. Jianchang, Z. Peng, and S. Lanxiang, "A fault location method for active distribution network with renewable sources based on bp neural network," in *Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), 2015 7th International Conference on*, vol. 1. IEEE, 2015, pp. 357–361.
- [18] A. V. Festa, "Diagnóstico de curtos-circuitos a partir da alocação otimizada de medidores em um sistema de distribuição subterrâneo," Master's thesis, 2015.
- [19] S. Bunjongjit, A. Ngaopitakkul, and C. Pothisarn, "A discrete wavelet transform and fuzzy logic algorithm for identifying the location of fault in underground distribution system," in *2013 International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications (iFUZZY)*. IEEE, 2013, pp. 415–419.
- [20] J. Ghorbani, M. A. Choudhry, and A. Feliachi, "Fault location and isolation using multi agent systems in power distribution systems with distributed generation sources," in *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2013 IEEE PES*. IEEE, 2013, pp. 1–6.
- [21] A. Zapata-Tapasco, J. Mora-Flórez, and M. C. de Almeida, "Fault location in power distribution systems using a learning approach based on decision trees," in *Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA), 2014 IEEE PES*. IEEE, 2014, pp. 1–6.
- [22] T. R. Kempner, "A robustez de um sistema de distribuição e a alocação de medidores de qualidade da energia elétrica frente aos afundamentos de tensão," Master's thesis, Universidade de São Paulo, 2012.
- [23] Y. Wu, B. Zhang, J. Lu, and K. Du, "Fuzzy logic and neuro-fuzzy systems: A systematic introduction," *International Journal of Artificial Intelligence and Expert Systems*, vol. 2, no. 2, pp. 47–80, 2011.
- [24] J. Mora, G. Carrillo, and L. Pérez, "Fault location in power distribution systems using anfis nets and current patterns," in *Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2006. TDC'06. IEEE/PES*. IEEE, 2006, pp. 1–6.
- [25] M. Manual, "Version 2010," *Mathworks Inc*, 2010.
- [26] W. H. Kersting, "Radial distribution test feeders," in *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*, vol. 2. IEEE, 2001, pp. 908–912.