DIAGNÓSTICO DE FALTAS DE ALTA IMPEDÂNCIA EM ALIMENTADORES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA VIA SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY E TEORIA DA EVIDÊNCIA

MAURO S. TONELLI-NETO¹, JOSÉ G. M. S. DECANINI², ANA CLAUDIA BARROS³, CARLOS R. MINUSSI³.

1. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, Campus Votuporanga Avenida Jerônimo Figueira da Costa, 3014, 15503-110, Votuporanga, SP, BRASIL maurotonelli@gmail.com

 Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, Campus Presidente Epitácio Rua José Ramos Júnior, 27-50, 19470-000, Presidente Epitácio, SP, BRASIL zequilhermel@bol.com.br

3. Laboratório de Sistemas Inteligente, Departamento de Engenharia Elétrica, FEIS-UNESP Caixa Postal 56, 15385-000, Ilha Solteira, SP, BRASIL anaclaudiamuru@gmail.com, minussi@dee.feis.unesp.br

Abstract— This paper presents a methodology for the identification of high impedance faults in power distribution systems. The concepts of multiresolution analysis, fuzzy logic and evidence theory are employed in the development of the intelligent system. This decision making support tool provides to operators qualitative information about the diagnosis, accelerating the procedures for restoring the normal operation, providing greater safety, reliability and profitability to utilities. In order to evaluate the method, simulations of high impedance faults were carried out in a real distribution feeder using the EMTP software. Good results were obtained, indicating the proposed method efficiency for high impedance fault diagnosis.

Keywords-Fuzzy Logic, Evidence Theory, Fault Diagnosis, Power Distribution System, Intelligent Automation.

Resumo— Neste artigo apresenta-se uma metodologia para a identificação de faltas de alta impedância em sistemas de distribuição de energia elétrica. Os conceitos da análise multirresolução, lógica *fuzzy* e teoria da evidência foram empregados na concepção do sistema inteligente. Esta ferramenta, de auxílio à tomada de decisão, fornece aos operadores informações qualitativas a respeito do diagnóstico, acelerando os procedimentos para restabelecimento da operação normal propiciando maior segurança, confiabilidade e lucratividade às concessionárias. Com o propósito de avaliar o método, realizaram-se simulações de faltas de alta impedância em um alimentador de distribuição real utilizando o software EMTP. Bons resultados foram obtidos, indicando a eficiência da metodologia para o diagnóstico de faltas de alta impedância.

Palavras-chave— Lógica Fuzzy, Teoria da Evidência, Diagnóstico de Faltas, Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica, Automação Inteligente.

1 Introdução

Recentemente, tem sido difundindo o conceito de um sistema de distribuição moderno dotado de conhecimento e inteligência, capaz de realizar a monitoração, correção e reconfiguração de maneira automática à medida que sejam identificadas situações anormais de operação. Este novo conceito é conhecido pelo nome de *smart grid*. Para alcançar tal objetivo, novas técnicas e tecnologias precisam ser desenvolvidas no âmbito de automatizar a maior parte do sistema, tornando o fornecimento de energia elétrica mais eficiente, seguro e confiável.

Em seu estado atual, o sistema de distribuição possui um baixo nível de monitoramento e uma baixa confiabilidade nos serviços disponibilizados aos consumidores. O baixo nível de monitoramento está relacionado com as informações obtidas do alimentador, e.g., tensão, corrente, potência, que são feitas, na maioria dos casos, somente na subestação principal. Por outro lado, a baixa confiabilidade se deve as práticas de diagnóstico de distúrbios serem dependentes da inspeção visual de oscilografias pelos operadores, sendo, assim, dependentes da experiência em análise e tomada de decisão destes. Ao utilizar operadores humanos, o processo torna-se passível de erros, que, em casos mais extremos, podem causar a interrupção do fornecimento de energia. Logo, com a falta de informações mais abrangentes e completas de cada trecho do alimentador, a função do operador em determinar possíveis eventos de falha se torna ainda mais complexa, acarretando prejuízos para as concessionárias e consumidores. Neste contexto, as filosofias dos smart grids objetivam solucionar tais problemas, pois, ao longo do alimentador serão alocados medidores, e.g., IEDs (intelligent electronic devices), que, ininterruptamente, fornecerão informações aos operadores. Além disso, técnicas e tecnologias inteligentes serão incorporadas no sistema de distribuição, de modo que o processo de diagnóstico de distúrbios seja todo automatizado, não dependendo, então, dos operadores. Os módulos de diagnóstico apresentarão conhecimento prévio das falhas que possam incidir no sistema, e inteligência, responsável em diagnosticar, i.e., detectar, classificar, localizar e eliminar, qualquer situação operativa anormal do sistema. Juntamente com o diagnóstico, informações qualitativas a respeito da confiabilidade do diagnóstico fornecido devem ser disponibilizadas, tornando o procedimento robusto e imune a erros causados por agentes externos. Com isso, o operador tem somente a função de mobilizar a equipe de manutenção para o local da falha, uma vez que já estão disponíveis informações a respeito do tipo e local da falha, e dos procedimentos necessários para reestabelecer a condição normal de operação.

Em comparação com o sistema de transmissão de energia elétrica, o sistema de distribuição é mais susceptível a falhas que podem ser provocadas direta ou indiretamente. Estas podem ser causadas por animais que entram em contato com a rede energizada, queimadas, tempestades, ou pela ação do homem, *e.g.*, vandalismo e depredação. Dentre as falhas mais comuns, pode-se destaca as faltas de alta impedância (FAI). Estes eventos são oriundos do contato do condutor energizado com superfícies de alta impedância, *e.g.*, asfalto, calçada e areia, ou objetos de alta impedância, *e.g.*, galhos de árvores, os quais limitam os níveis de corrente de falta a valores inferiores aos detectáveis pelos equipamentos de proteção. Por conseguinte, o objetivo primordial do diagnóstico de FAI é preservar a integridade física das pessoas (Etemadi e Sanaye-Pasand, 2008).

Os sinais de corrente e tensão consequentes das faltas de alta impedância são caracterizadas por serem randômicos, *i.e.*, não apresentam comportamento bem definido, causados pela não-linearidade destes eventos e pelo possível surgimento do arco elétrico.

A metodologia apresentada neste trabalho visa o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico de faltas de alta impedância, que têm como características eficiência, baixo esforço computacional e robustez. Este utiliza de ferramentas como a transformada *wavelet* e a lógica *fuzzy* para realizar a identificação e classificação das FAI. Para que seja possível incorporar esta metodologia nos *smart grids*, utilizam-se dados provenientes de múltiplos pontos do alimentador, os quais, posteriormente, são agregados por meio da teoria da evidência, fornecendo, então, informações qualitativas a respeito da confiabilidade do diagnóstico.

2 Análise Multirresolução e Conceito Energia

Uma das etapas mais importantes no processo detecção de distúrbios é a extração de características. Na literatura, podem-se encontrar diversas ferramentas para este propósito, sendo destacada a transformada de Fourier. Embora a transformada de Fourier seja amplamente empregada no processamento de sinais, ela possui limitações que não permite sua aplicação em modernos sistemas inteligentes de detecção, *e.g.*, somente empregada na análise de sinais estacionários e não fornece a evolução temporal de transitórios de frequência.

Neste contexto, a transformada *wavelet* torna-se um método disponível que supera as limitações encontradas nos métodos baseados na transformada de Fourier. Por utilizar uma função oscilatória com média nula e energia finita, denominada *mother wavelet*, o sinal em análise é decomposto em diversas faixas de frequência, sendo, então, possível identificar os transitórios de frequência característicos de anormalidades.

A análise multirresolução (AMR) corresponde a uma aplicação particular da transformada *wavelet* discreta, a qual objetiva a extração de características de sinais. Através de um conjunto de filtros, o sinal é analisado em distintos níveis de resolução. Para cada um destes níveis são obtidos coeficientes que descrevem o comportamento do sinal em baixas e altas frequências.

Basicamente, a AMR consiste na determinação dos coeficientes $a_{m+1} e d_{m+1}$, determinados conforme as equações 1 e 2, respectivamente. Para este cálculo, realiza-se a convolução discreta do sinal a_m com um filtro passa-baixa (*h*) e um passa-alta (*g*), sendo as saídas destes filtros subamostrados com um fator de dois (Mallat, 2009):

$$a_{m+1}[p] = \sum_{n} h[n-2p] a_{m}[n]$$
(1)

$$d_{m+1}[p] = \sum_{n} g[n-2p]a_{m}[n]$$
⁽¹⁾

Os coeficientes obtidos na saída do filtro passabaixa (a_{m+1}) são caracterizados por serem os componentes de alta escala e baixa frequência do sinal, denominados coeficientes de aproximação, e os coeficientes obtidos na saída do filtro passa-alta (d_{m+1}) são os componentes de baixa escala e alta frequência, denominados coeficientes de detalhe.

A execução deste processo corresponde à decomposição do sinal em um nível de resolução. Para realizar a decomposição do sinal em mais um nível deve-se executar a convolução discreta dos coeficientes de aproximação do nível anterior com os filtros passa-baixa e passa-alta, obtendo os coeficientes de detalhe e de aproximação para o nível desejado. A figura 1 apresenta a AMR com dois níveis de resolução para o sinal a_0 .



Figura 1. Análise multirresolução com dois níveis de resolução

A aplicação da AMR na decomposição de um sinal gera um número considerável de coeficientes *wavelet*. No entanto, para minimizar a quantidade de coeficientes e tornar a metodologia mais rápida, aplica-se o conceito para agregar as informações presentes nestes coeficientes. O conceito energia é definido pela seguinte equação (Oppenheim e Schafer, 1975):

$$E = \sum_{n=1}^{Z} \left| x[n] \right|^2 \tag{3}$$

sendo:

Z: número de amostras do sinal x.

3 Inferência Fuzzy

A inferência *fuzzy* é considerada um processo único devido a sua capacidade de trabalhar simultaneamente com dados numéricos e conhecimentos linguísticos. Esta inferência realiza o mapeamento de um vetor de entrada *crisp* em uma saída *crisp*, *i.e.*, mapeia números em números. Seu funcionamento é baseado na capacidade humana de tomar decisões, através do raciocínio, em situações onde a incerteza e a imprecisão são dominantes (Mendel, 1995). Ele possui quatro componentes básicos, que são: *fuzzyficação*, base de regras, inferência *fuzzy* e *defuzzyficação*, como mostra a figura 2.



Figura 2. Inferência fuzzy

• *Fuzzyficação*: responsável por decompor uma determinada entrada e/ou saída em um ou mais conjuntos *fuzzy*. Cada conjunto cobre uma região particular de valores e, através da função de pertinência, produz um grau de pertinência com valores compreendidos entre 0 e 1. O processo de *fuzzyficação* permite que as entradas e saídas do sistema sejam expressas em termos linguísticos de maneira que as regras possam ser aplicadas de uma maneira simples para expressar um sistema complexo (Mendel, 1995).

• Base de Regras: é um dos principais componentes dos sistemas *fuzzy*. É constituída por uma série de sentenças SE-ENTÃO, que consistem de uma condição e uma ação, definidas como sendo uma função da entrada e uma função da saída dos conjuntos *fuzzy*, respectivamente. Normalmente, a inferência *fuzzy* exige mais de uma regra para descrever completamente toda a ação necessária. Estas regras podem ser geradas a partir da experiência ou através de dados numéricos (Mendel, 1995).

• Inferência *Fuzzy*: consiste na manipulação da base de regras através da aplicação dos operadores *fuzzy*. Estes operadores são utilizados para combinar as regras SE-ENTÃO, de maneira que os conjuntos de entrada sejam mapeados nos conjuntos de saída. Cada regra utilizada é interpretada como uma implicação (Mendel, 1995).

• *Defuzzyficação*: tem como principal objetivo transformar a saída fornecida pelo processo de inferência, que neste caso é um dado *fuzzy*, em um valor real (crisp). Nesta etapa podem ser utilizados diferentes métodos de *defuzzyficação*, dos quais se destacam: critério do máximo, média do máximo e o centro de área (Mendel, 1995).

4 Teoria de Evidência

A teoria da evidência de Dempster-Shafer é uma teoria baseada no raciocínio probabilístico e na combinação de evidências. Ela é chamada de teoria da evidência, pois lida com parcelas de evidências e seus respectivos valores numéricos de suporte, associando as parcelas relevantes de uma dada hipótese para determinar a veracidade da mesma. A teoria da evidência de Dempster-Shafer foi inicialmente proposta por Arthur Dempster em 1960 e posteriormente reformulada pelo seu aluno Glenn Shafer em meados de 1970. Entretanto, a metodologia computacional somente foi desenvolvida por Jeffrey Barnett em 1980. A metodologia computacional é apresentada como segue (Barnett, 1981).

Seja $\Theta = \{i/1 \le i \le n\}$, sendo *n* o total de elementos em Θ . Também, considere $\mu_{i,j}$ a evidência *j* a favor da hipótese *i*, com *j* = 1, 2, ..., *N*. Com isso, a evidência acumulada a favor da hipótese *i*, $\mathfrak{u}(\{i\})$, é definida por:

$$\mathfrak{u}\left(\left\{i\right\}\right) = 1 - \prod_{j=1}^{N} \left(1 - \mu_{i,j}\left(\left\{i\right\}\right)\right) \tag{4}$$

Similarmente, seja $\omega_{i,k}$ a evidência k contra da hipótese i, com k = 1, 2, ..., M. Assim, define-se a evidência acumulada contra a hipótese i, $u^*(\{i\})$.

$$\mathfrak{u}^{*}\left(\left\{i\right\}\right) = 1 - \prod_{k=1}^{M} \left(1 - \omega_{i,k}\left(\left\{i\right\}\right)\right)$$
(5)

Agora, as evidências acumuladas a favor e contra a hipótese *i*, $u(\{i\})$ e $u^*(\{i\})$, respectivamente, são combinadas no valor da probabilidade $m(\{i\})$.

$$m(\{i\}) = K\left[p_i \prod_{q \neq i} d_q + r_i \prod_{q \neq i} c_q\right]$$
(6)

sendo:

$$p_{i} = \frac{u(\{i\})(1 - u^{*}(\{i\}))}{1 - u(\{i\})u^{*}(\{i\})};$$

$$c_{i} = \frac{u^{*}(\{i\})(1 - u(\{i\}))}{1 - u(\{i\})u^{*}(\{i\})};$$

$$r_{i} = 1 - (p_{i} + c_{i});$$

$$d_{i} = c_{i} + r_{i};$$

$$K^{-1} = \left[\prod_{q=1}^{n} d_{q}\right] \left[1 + \sum_{q=1}^{n} \frac{p_{q}}{d_{q}}\right] - \prod_{q=1}^{n} c_{q}.$$

Para efetuar o cálculo da quantidade probabilística superior $\mathfrak{B}^*(\{i\})$, primeiramente computa-se o valor da função de dúvida da hipótese i, $\mathfrak{Dou}(\{i\}) = \mathfrak{Bel}(\{Z\})$, com $Z = i^c = \Theta - i$. A função de dúvida e a quantidade probabilística superior são calculadas conforme as equações 7 e 8, respectivamente.

$$\mathfrak{Bel}(\{Z\}) = K \begin{pmatrix} \left[\prod_{q=1}^{n} d_{q}\right] \left[\sum_{q \in Z} \frac{p_{q}}{d_{q}}\right] + \\ + \left[\prod_{q \notin Z} c_{q}\right] \left[\prod_{q \in Z} d_{q}\right] - \prod_{q=1}^{n} c_{q} \end{pmatrix}$$
(7)
$$\mathfrak{B}^{*}(\{i\}) = 1 - \mathfrak{Bel}(\{Z\})$$
(8)

Assim, o intervalo de confiança é definido como:

$$\left\lfloor m\left(\{i\}\right), \mathfrak{B}^*\left(\{i\}\right)\right\rfloor \tag{9}$$

sendo $m(\{i\})$ o valor da probabilidade da hipótese *i* estar correta, e $\mathfrak{B}^*(\{i\})$ a chance de falhar ao duvidar da hipótese *i*.

5 Detecção de Faltas de Alta Impedância

A metodologia desenvolvida tem como principal objetivo identificar FAI, além de fornecer a fase na qual ocorre o distúrbio. O processo de detecção é baseado nos sinais de correntes advindos de medidores presentes no alimentador. Nesta etapa é definido o janelamento do sinal, *i.e.*, um ciclo, e o passo em análise, *i.e.*, um ciclo.

Aplicando-se a AMR, as oscilografias de corrente são decompostas em três níveis. Esta decomposição fornece os coeficientes de detalhe e de aproximação do sinal em análise. Como as faltas de alta impedância são distúrbios mais sutis, sua identificação deve ser realizada a partir dos coeficientes de detalhe. Neste sentido, considerando cada nível e cada fase, aplica-se o conceito da energia, apresentado na equação 3, para agregar informações relevantes presentes nestes coeficientes, reduzindo, assim, o número de coeficientes em nove escalares, *i.e.*, um valor de energia para cada nível de resolução e cada fase, tornando a metodologia mais rápida e eficiente. Desta forma, o vetor utilizado como entrada da inferência *fuzzy* é escrito da seguinte forma:

 $\boldsymbol{E} = \left[E_{d_1}^a \ E_{d_2}^a \ E_{d_3}^a \ E_{d_1}^b \ E_{d_2}^b \ E_{d_3}^b \ E_{d_1}^c \ E_{d_2}^c \ E_{d_3}^c \right]$ (10) sendo:

 $E_{d_1}^a$, $E_{d_1}^b$, $E_{d_1}^c$: energia dos coeficientes de detalhe do primeiro nível considerando as fases *a*, *b* e *c*, respectivamente;

 $E_{d_2}^a$, $E_{d_2}^b$, $E_{d_2}^c$; energia dos coeficientes de detalhe do segundo nível considerando as fases *a*, *b* e *c*, respectivamente;

 $E_{d_3}^a$, $E_{d_3}^b$, $E_{d_3}^c$: energia dos coeficientes de detalhe do terceiro nível considerando as fases *a*, *b* e *c*, respectivamente.

Nesta metodologia, foram utilizadas as oscilografias de correntes advindas de cinco diferentes pontos de medição. Cada barra, onde existe um medidor, possui um sistema de inferência *fuzzy*, *i.e.*, distintos conjunto *fuzzy*, sendo a entrada deste sistema o vetor de características gerado a partir das oscilografias daquele medidor.

Posteriormente, a saída fornecida por cada inferência *fuzzy*, *i.e.*, a presença de uma FAI e a identificação da fase, é integrada por meio da aplicação da teoria da evidência. Esta integração tem como objetivo fornecer aos operadores intervalos de confiança a respeito do diagnóstico final. Desta forma, diagnósticos imprecisos afetados por problemas durante a aquisição das oscilografias terão suas parcelas de participação no resultado final reduzidas, tornando o processo mais eficiência e confiável. Além disso, o operador não necessita realizar nenhum tipo de análise das oscilografias, somente interpretar o resultado final (intervalo de confiança).

6 Sistema Teste e Simulações

6.1 Sistema Teste

Normalmente, os centros de pesquisas e as concessionárias não possuem um banco de dados representativos do sistema de distribuição operando na presença de distúrbios. Devido à escassez destes registros, torna-se necessário a utilização de sistemas teste para a simulação de distúrbios, possibilitando a extração de informações pertinentes e validação de metodologias de diagnóstico de distúrbios. Neste trabalho, utilizou-se o alimentador de 123 barras do IEEE (IEEE, 2012) como sistema teste, o qual é fortemente caracterizado pelo desbalanceamento das entre as fases, o que torna sua operação mais próxima da operação real de um alimentador de distribuição. A figura 3 apresenta a estrutura do sistema teste de 123 barras.



Figura 3. Alimentador de distribuição de energia IEEE-123.

O sistema teste utilizado, assim como a maioria dos sistemas de distribuição, realiza medições de tensão e de corrente somente na subestação. Em contrapartida do que ocorre nos alimentadores atuais, uma das características do *smart grids* é a presença inúmeros medidores ao longo do alimentador. Embora não seja o foco principal deste trabalho, são sugeridos alguns locais onde podem ser alocados medidores inteligentes, como apresentado em vermelho na figura 3.

Este alimentador foi modelado com o auxílio do software EMTP-RV (*EletroMagnetic Transients Program – Revised Version*) (Dommel, 1986), possibilitando assim a realização de simulações a serem utilizadas na validação da metodologia.

6.2 Simulações

Além de não existir um modelo preciso para a representação das faltas de alta impedância, estas não são tão fáceis de serem modeladas. Se fosse possível obter tal modelo, a detecção deste tipo de distúrbios não seria um problema. Assim, para a simulação desta falha, utilizou-se um modelo aproximado da falta impedância proposto por Emanuel *et al.* (1990), apresentado na figura 4.



Figura 4. Modelo para simulação de faltas de alta impedância

Este modelo possui duas fontes de tensão contínua, $V_p \in V_n$, conectadas de maneira antiparalela por meio de dois diodos. A impedância série ($R \in X$) controla a magnitude do arco de corrente. A tabela 1 mostra os valores de V_p , V_n e da impedância série utilizados na representação da FAI.

Tabela 1.	Valores d	e V _n .	$V_n \in \mathcal{O}$	da im	pedância	série.
ruoona r.	, anoi es a	c , p ,	1 1 0 0	au min	pedunenu	berre.

FAI	Parâmetros			
1111	V_p (V)	V_n (V)	$R(\Omega)$	$X(\Omega)$
1	2000	2500	20	150
2	500	2000	10	200
3	1500	2000	100	300

Utilizando o software EMTP-RV e uma frequência de amostragem de 15,36 kHz, a qual corresponde a 256 amostras por ciclo, realizou-se um total de 963 simulações. Levou-se em consideração o local da falta (barra), ângulo de inserção (0°, 45° e 90°), fase (a, b e c), e variação da FAI de acordo com a tabela 1. A tabela 2 apresenta o número de simulações realizadas para cada uma das fases.

Tabela 2. Total de simulações de FAI.

Fase	Número de Simulações
a	342
b	288
С	333

7 Concepção do Sistema de Diagnóstico de FAI

O sistema de diagnóstico de FAI utiliza das oscilografias de corrente advindas de cinco diferentes pontos do alimentador, *i.e.*, barras 149 (subestação), 13, 47, 60, 76 e 97. Para cada um destes pontos, utilizase um sistema de inferência *fuzzy* (SIF).

Após uma análise minuciosa dos índices gerados a partir da extração e agregação das informações dos sinais de corrente pela AMR e energia, respectivamente, os vértices conjuntos de cada uma das entradas são definidos. Os conjuntos *fuzzy* de cada uma das entradas (nove no total) do SIF da barra 149 são apresentados na figura 5. Consequentemente, os conjuntos empregados nas outras barras foram determinados de forma semelhante aos da barra 149, ou seja, através da análise dos índices característicos gerados após extrair e agregar as informações dos sinais de corrente.

Cada SIF possui uma única saída, a qual fornece se o sistema opera normalmente ou se sua operação está comprometida devido à presença de uma FAI. Os conjuntos *fuzzy* de saída são apresentados na figura 6.



Figura 6. Conjuntos de saída da inferência fuzzy

Para que o SIF seja capaz de realizar o diagnóstico de forma precisa e eficiente, é necessária a especificação das regras *fuzzy* a serem utilizadas no processo de inferência. A tabela 3 fornece o número total de regras empregadas em cada SIF.

Tabela 3. Total de regras dos SIF.

SIF	Total de Regras
Barra 149	176
Barra 13	209
Barra 47	180
Barra 60	208
Barra 76	169
Barra 97	227

8 Resultados

A metodologia proposta para o diagnóstico automático de FAI em alimentadores de distribuição utilizando modernas técnicas de processamento de sinais e sistemas inteligentes apresentou robustez em relação às dificuldades comumente encontradas nos procedimentos para a automação de subestações, *e.g.*, localização da falha.

O processo contínuo de detecção de distúrbios foi realizado empregando a *mother wavelet* Daubechies de quarta ordem (db4) na AMR. A tabela 4 apresenta a taxa de acerto na identificação de FAI nas fases $a, b \in c$ de cada SIF.

Tabela 4. Taxa de acerto de cada SIF.

SIF	Acerto (%)				
	Fase a	Fase b	Fase c	Total	
Barra 149	100,00	100,00	98,80	99,58	
Barra 13	100,00	98,96	100,00	99,69	
Barra 47	100,00	94,44	97,60	97,50	
Barra 60	100,00	100,00	100,00	100,00	
Barra 76	91,22	100,00	91,00	93,77	
Barra 97	100,00	100,00	100,00	100,00	



Figura 5. Conjuntos de entrada do sistema de inferência fuzzy da barra 149

No entanto, caso haja a necessidade de tomar qualquer tipo de decisão, deve-se ter a informação com respeito à confiabilidade do diagnóstico. Logo, emprega-se a teoria da evidência para agregar as evidências de distúrbios fornecidas por cada SIF. A tabela 5 apresenta a média aritmética dos intervalos de confiança obtidos para todo o conjunto de dados.

Tabela 5. Média aritmética dos intervalos de confiança.

FAI	$mig(\{i\}ig)$	$\mathfrak{B}^*ig(\{i\}ig)$
Fase a	99,44	99,44
Fase <i>b</i>	99,99	99,99
Fase c	99,99	99,99

9 Conclusão

Uma simples e eficiente metodologia para a identificação de faltas de alta impedância em sistema de distribuição de energia elétrica foi proposta neste trabalho.

A identificação das FAI é realizada por sistemas de inferência *fuzzy* distribuídos ao longo do alimentador. As entradas destes SIF são obtidas pela aplicação da análise multirresolução, sendo os coeficientes gerados por esta decomposição agregados via conceito energia. Após o processo de inferência, os resultados fornecidos por cada SIF são integrados por meio da teoria de evidência, fornecendo ao operados intervalos de confiança a respeito do diagnóstico.

Na maior parte do problema das FAI, elas não são identificadas pelo operados, permanecendo no alimentador por um período de tempo considerável, podendo até evoluir para outro tipo de falha. Então, o sistema de identificação proposto pode ser empregado na detecção deste tipo de distúrbio.

Finalmente, a utilização de modernas técnicas de processamento de sinais juntamente com ferramentas inteligentes proveu robustez e elevada rapidez de resposta, características essenciais no auxílio à automação das subestações.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro recebido.

Referências Bibliográficas

- Barnett, J. A. (1981). Computational methods for a mathematical theory of evidence. Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 868–875.
- Dommel, H. W. (1986). EMTP Theory Book. Bonneville Power Administration.
- Emanuel, A. E. e Gulachenski, E. M. (1990). High impedance fault arcing on sandy soil in 15kV distribution feeders: contributions to the evaluation of the low frequency spectrum. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 5, No. 2, pp. 676– 686.
- Etemadi, A. H. e Sanaye-Pasand, M. (2008). Highimpedance fault detection using multi-resolution signal decomposition and adaptive neural fuzzy inference system. IET Generation, Transmission and Distribution, Vol. 2, No. 1, pp. 110–118.
- IEEE (2012). Distribution Test Feeder Working Group.
- Mallat, S. (2009). A wavelet tour of signal processing: the sparse way. Academic Press.
- Mendel, J. M. (1995). Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. Proceedings of the IEEE, Vol. 83, No. 3, pp. 345–377.
- Oppenheim, A. V. e Schafer, R. W. (1975). Digital signal processing. Prentice Hall.