

Una solución económica a los problemas de calidad del servicio del suministro de energía eléctrica¹

Víctor Barrera Núñez², Juan Mora³,
Gilberto Carrillo⁴ y Gabriel Ordóñez⁵

Recepción: 06 de febrero de 2006 — Aceptación: 12 de octubre de 2006
Se aceptan comentarios y/o discusiones al artículo

Resumen

En este artículo se propone una metodología de construcción de modelos híbridos para la localización de fallas en sistemas de distribución de energía eléctrica, la cual permitirá a las empresas distribuidoras mejorar sus índices de calidad referentes a la continuidad del suministro de energía (índices DES y FES). El modelo híbrido planteado dentro de la metodología esta conformado por una técnica basada en el conocimiento (técnica LAMDA) y otra basada en el modelo (algoritmo de Ratan Das). La técnica LAMDA es una técnica basada en inteligencia artificial que hereda características de la lógica difusa y las

¹ Trabajo desarrollado por el Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica (GISEL), Universidad Industrial de Santander (UIS) y patrocinado por el Instituto Colombiano para el Desarrollo de la Ciencia y la Tecnología Francisco José de Caldas (Colciencias) e Interconexión Eléctrica S.A. (ISA).

² M.Sc., vbarrera@colciencias.gov.co/uis.edu.co, Asesor Programa Nacional de Investigaciones en Energía y Minería, Colciencias, Asistente de Investigación GISEL.

³ Ph.D., jjmora@utp.edu.co, profesor auxiliar, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira.

⁴ Ph.D., gilberto@uis.edu.co, profesor titular laureado, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Universidad Industrial de Santander.

⁵ Ph.D., gaby@uis.edu.co, profesor titular, Escuela de Ingeniería Eléctrica, Universidad Industrial de Santander.

redes neuronales. El algoritmo Ratan Das, es un algoritmo de localización de fallas que estima la ubicación de la falla a partir de los fasores de tensión y corriente en el instante de la misma y demás parámetros eléctricos del sistema de distribución. Lo novedoso de la metodología radica en que con la implementación del modelo híbrido se mejora la precisión en la estimación de la ubicación de la falla, debido a que se reduce notablemente la múltiple estimación del algoritmo de localización por la presencia de la técnica basada en el conocimiento. Finalmente, se presentan los resultados obtenidos de pruebas realizadas con un circuito de distribución de 24 *kV* y aproximadamente 60 *km* de longitud.

Palabras claves: calidad de potencia, clasificación multivariable, continuidad del suministro de energía eléctrica, indicadores de calidad, inteligencia artificial, localización de fallas, técnica LAMDA.

Abstract

This paper proposes a methodology to build hybrid models to fault location in power distribution systems, this methodology will allow to the utilities improve their quality indexes corresponding energy service continuity (DES and FES indexes). The hybrid model in methodology is composed by a technique based on knowledge (LAMDA technique) and other based on model (Ratan Das algorithm). The LAMDA technique is a technique based on artificial intelligence inheriting characteristics of the fuzzy logic and neural networks. The Rantan Das algorithm, is fault location algorithm that estimate the fault location from voltage and current phasors in the moment of fault and moreover some electric parameters of the distribution system. The novel thing of the methodology is centred in which with the implementation of the hybrid model is improved the precision in the estimation of the fault location, due to that is reduced the multiple estimation of the fault location algorithm by the technique based on knowledge. Finally, are presented the results obtained in test realized with a distribution circuit of 24 *kV* and length 60 *km*, approximately.

Key words: power quality, multivariable classification, electric energy service continuity, quality indexes, artificial intelligence, faults location, LAMDA technique.

1 Introducción

A partir de los nuevos esquemas de regulación del sector eléctrico a nivel mundial, el problema de la calidad de la prestación del servicio de energía

eléctrica se ha convertido en un foco de especial interés para las empresas distribuidoras y operadores de red. Esta situación obedece a la alta sensibilidad de los equipos eléctricos y electrónicos actuales, los cuales requieren de un suministro constante y continuo de energía, y que hacen parte de los diferentes procesos de control, producción y almacenamiento de información presentes para todo tipo de usuario, [1] y [2].

El problema radica esencialmente en que las empresas de distribución no pueden implementar los algoritmos y esquemas existentes para la identificación y localización de fallas debido a que estos han sido realizados para ser implementados en sistemas de transmisión de energía eléctrica, los cuales poseen grandes diferencias en comparación con los sistemas de distribución, por ejemplo, estos últimos tienen una configuración radial, sus redes no son homogéneas, tienen presencia de múltiples cargas laterales y transformadores instalados a lo largo de los circuitos alimentadores. Por estas razones, no es posible obtener resultados confiables de estos algoritmos y esquemas al implementarlos en circuitos de distribución. Consecuentemente, el desarrollo de esta investigación se encuentra justificado en la necesidad de las empresas distribuidoras de energía, por implementar metodologías y/o estrategias que permitan mejorar y mantener sus niveles de calidad del servicio en la continuidad del suministro del producto energía eléctrica.

La base de desarrollo de la metodología de localización de fallas aquí propuesta, es la combinación de un método algorítmico existente para la localización de fallas (algoritmo de Ratan Das) en conjunto con una herramienta de razonamiento basada en el conocimiento (técnica LAMDA). Lo anterior, con la finalidad de aprovechar las virtudes del método algorítmico en cuanto al modelado de la red y mejorar su exactitud con la utilización de información complementaria no analizada en el algoritmo original con ayuda de una herramienta de inteligencia computacional, [3] y [4].

Inicialmente se realiza un estado del arte sobre los modelos híbridos y sus aplicaciones, seguidamente se describe la técnica de clasificación utilizada, luego se establece la metodología propuesta para el mejoramiento de los índices para la medición de la calidad del suministro de energía eléctrica, posteriormente, se plantea un ejemplo de aplicación de la metodología descrita en la sección anterior, en la sección (6) se realiza una breve discusión sobre los

trabajos futuros. Finalmente, se presentan las conclusiones sobre la aplicación de la metodología planteada.

2 Estado del arte

En las últimas décadas han sido desarrolladas muchas herramientas de soporte a la toma de decisiones, principalmente en el campo de la computación suave y la inteligencia artificial. En cada uno de los problemas reales, generalmente complejos, la mayoría de desarrollos tratan de aprovechar las ventajas de los métodos simbólicos como: los árboles de decisión, sistemas expertos, lógica difusa y razonamiento basado en casos; o las ventajas de los métodos conexionistas como: las redes neuronales, LAMDA y las máquinas de soporte vectorial [5].

La mayoría de investigaciones han demostrado que, con la unión de algunas de las técnicas mencionadas, se puede obtener una mejor respuesta a la necesidad planteada por algún problema en particular. De manera general, en la literatura especializada, a todo sistema que integra dos o más métodos diferentes se le conoce como un “sistema híbrido”. Uno de los puntos más importantes en los sistemas híbridos, es la distinción entre el “saber hacer una tarea” y el “conocimiento puro sobre la tarea”, ya que ambos tipos de conocimiento se complementan el uno al otro [6]. Existen varias combinaciones entre los distintos métodos. La utilización de un sistema híbrido tiene ventajas, tales como:

- La integración de dos técnicas complementarias, permite que una mejore las deficiencias de la otra, de forma que se pueda obtener un mejor desempeño.
- El uso de diferentes técnicas de representación del conocimiento, amplía la capacidad del sistema de recibir nueva información. Un solo método aumenta las imposiciones y restringe el sistema, dificultando la solución del problema.
- Algunos sistemas complejos, que no pueden ser abordados a través de una sola técnica para su solución pueden ser divididos en subproblemas, y tratarlos individualmente para obtener una solución global óptima del problema.

- El procesamiento en paralelo de la información en diferentes módulos, permite obtener un sistema con mayor desempeño, más robusto, y con una mayor tolerancia a fallos.

Con la utilización de sistemas híbridos o la integración de varios módulos que cooperan entre sí, cada uno con sus especificaciones, se busca mejorar el tratamiento que se da a un objetivo común o a la solución de un problema.

En [7] y [8] se muestran ejemplos de problemas en los que se ha mejorado la eficiencia de un modelo con el uso de mecanismos de control, que son capaces de determinar cual de los elementos que forman parte del sistema se deben utilizar en cada momento.

En general, la investigación en el campo de los sistemas híbridos trata de mejorar la forma de desarrollar sistemas y construir mecanismos más potentes, utilizando menos esfuerzo que el necesario para generar un sistema basado en un solo sistema inteligente [9]. Los sistemas híbridos tienen potencial para resolver algunos problemas que son muy difíciles de afrontar utilizando un único método de razonamiento.

En la actualidad, un grupo bastante numeroso de científicos están investigando la interacción entre diferentes sistemas de inteligencia artificial. En este sentido el espectro de posibilidades de investigación es muy amplio, ya que existe una gran variedad de sistemas inteligentes, incrementándose el número de posibles combinaciones, [10], [11] y [12]. Las investigaciones van desde el estudio de cuestiones fundamentales acerca de la naturaleza del razonamiento y la teoría de la computación, hasta problemas prácticos de investigación en áreas como la biología [13], ingeniería hidráulica [14], en la predicción de la evolución de playas a mediano y largo plazo, y en ingeniería ambiental [15] para la estimación de las trayectorias de los vientos, etcétera.

3 Algoritmo de aprendizaje para análisis de datos multivariable

La técnica LAMDA es un algoritmo de clasificación multivariable que combina la capacidad de generalización de la lógica difusa y la capacidad de interpolación de la lógica híbrida, [3], [16] y [17]. Las principales características de la técnica LAMDA son:

- Capacidad de aprendizaje supervisado y no supervisado
- Evaluación de datos cuantitativos y cualitativos
- Capacidad de aprendizaje secuencial
- Implementación simple.

La estructura de clasificación es similar a la estructura de una red neuronal, ver la figura (1); de igual manera requiere de una etapa de entrenamiento, donde se crean y modifican las clases, y una etapa de reconocimiento de patrones para la asignación de individuos a clases fijas. Estas dos etapas son compatibles, y pueden ser ejecutadas permanentemente para desarrollar un aprendizaje continuo en la herramienta.

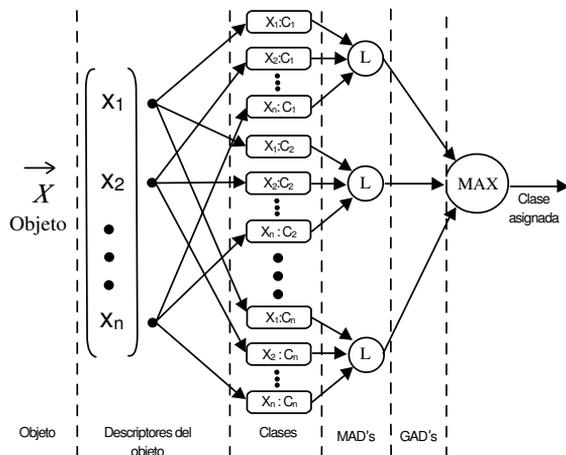


Figura 1: Estructura del clasificador LAMDA

Para que la herramienta logre identificar la clase a la cual pertenece un individuo, es necesario que individuo y clase sean caracterizados con un conjunto de descriptores. De la comparación de cada uno de estos descriptores resulta un índice relacionado con el grado de similitud del descriptor del individuo con el descriptor de la clase. Estos índices son llamados MAD y son calculados para cada individuo, en cada descriptor de cada una de las clases predefinidas. Los resultados de estos índices se agrupan por medio de distribuciones y funciones de probabilidad en índices globales llamados GAD.

Estos índices indican en general el grado de adecuación del individuo a la clase, dicho en otras palabras, cuantifica la similitud o parecido que tiene un determinado individuo con una determinada clase. La clasificación de objetos se basa en la elección del índice GAD máximo, [3] y [18].

4 Descripción de la metodología

La metodología consiste en un conjunto de pasos a seguir para estimar la ubicación e identificar el tipo de falla ocurrida en un sistema de distribución a partir de las señales de tensiones y corrientes trifásicas adquiridas mediante el dispositivo de monitorización instalado en el circuito alimentador del sistema de distribución radial. Es conveniente aclarar que la estimación e identificación de la falla se realiza una vez que se ha caracterizado el sistema de distribución, entrenado y validado el sistema inteligente basado en la técnica LAMDA y adquiridas las señales de tensión y corriente [18]. En la figura (2) se muestra el diagrama de bloques que representa la metodología híbrida a implementar, [3], [18] y [19].

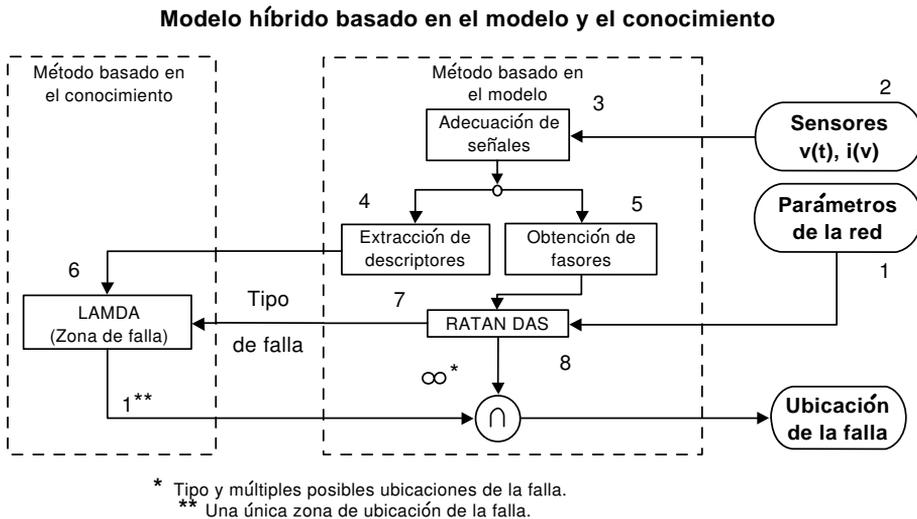


Figura 2: Esquema de la metodología y del proceso de clasificación

A continuación, se describen cada una de los pasos de la metodología esquematizada en la figura (2), [3] y [18].

4.1 Parámetros de la red – bloque 1

Contiene la información de la topología del sistema de distribución, esto es, distancia de los tramos entre estructuras, tramo aéreo o subterráneo, calibres de conductores, separación entre conductores, altura de los conductores con respecto al suelo y carga instalada por tramo, entre otros. Esta información es utilizada en la metodología únicamente por el método algorítmico de localización, el cual se describirá luego.

4.2 Señales de tensión y corriente – bloque 2

Son las señales de tensión y corriente de cada una de las fases ($v_a(t)$, $v_b(t)$, $v_c(t)$, $i_a(t)$, $i_b(t)$, $i_c(t)$). Estas señales son obtenidas en el instante de la falla por los dispositivos de protección y registro que se encuentran en la cabecera de los circuitos.

4.3 Adecuación de señales – bloque 3

En este bloque se realiza el cálculo del valor eficaz tanto de las señales de tensión como de corriente; esta estimación se realiza mediante el empleo de una ventana deslizante de 128 muestras, que se actualiza a cada muestra [20]. Luego de la adecuación de las señales, éstas se utilizan para realizar los procesos de los bloques 4 y 5.

4.4 Extracción de descriptores – bloque 4

En este paso se calculan los descriptores que caracterizan las señales procesadas por el bloque 3. En la figura (3) se hace una representación gráfica de algunos de los descriptores utilizados. La definición de cada uno de los descriptores es [18], [19] y [21]:

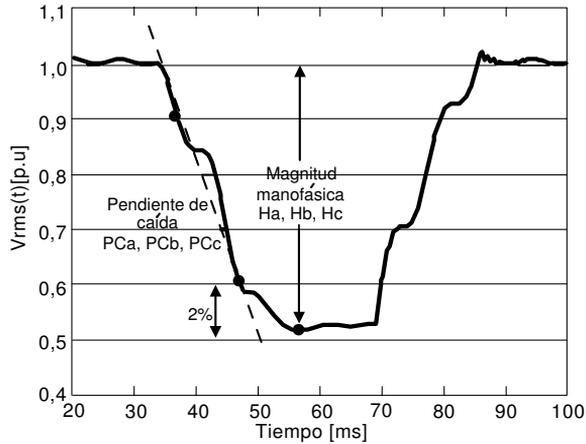


Figura 3: Descriptores utilizados para el proceso de clasificación

H_a, H_b, H_c	Profundidad de tensión por fase [p.u]. Ver la figura (3)
I_a, I_b, I_c	Elevación de corriente por fase [p.u]
PC_a, PC_b, PC_c	Pendiente de caída por fase. Ver la figura (3)
$\max H$	Máxima profundidad de tensión monofásica [p.u]
$\max I$	Máxima profundidad de corriente monofásica [p.u]
$\min PC$	Mínima pendiente de caída monofásica
\bar{H}	Media de las tres profundidades monofásicas [p.u]
\bar{I}	Media de las tres corrientes de monofásicas [p.u]
\bar{PC}	Media de las tres pendientes de caída monofásica
σH	Desviación estándar de las tres profundidades monofásicas
σI	Desviación estándar de las tres corrientes monofásicas
σPC	Desviación estándar de las tres pendientes de caída monofásicas.

4.5 Magnitudes de prefalla, falla y postfalla – bloque 5

En el bloque 5 se obtienen las magnitudes de los fasores de tensión y corriente, en los estados de prefalla, falla y postfalla. Los fasores son utilizados junto con los parámetros de la red como entradas para el algoritmo de localización de fallas.

4.6 Técnica de clasificación – bloque 6

Es una de las etapas más importantes, en la cual se realiza la clasificación con la ayuda del Algoritmo de Aprendizaje para Análisis de Datos Multivariable (LAMDA). Cabe anotar que este sistema basado en inteligencia artificial se encuentra previamente entrenado y validado, según la descripción expuesta en la sección (5) “Ejemplo de aplicación”.

4.7 Método algorítmico de localización – bloque 7

En la tabla (1) se presenta una comparación de las características de algunos algoritmos de localización de fallas en sistemas de energía eléctrica. Cabe resaltar la existencia de algoritmos que poseen ventajas sobre otros, como los algoritmos de Ratan Das, Saha y Aggarwal. Esto es debido a que consideran un modelo de línea adecuado para el sistema de distribución, presencia de circuitos laterales, cargas desequilibradas, análisis según el tipo de falla y la utilización de las señales de tensión y corriente a frecuencia fundamental.

Tabla 1: Comparación de las características de algunos algoritmos de localización de fallas

Algoritmo	Características					Información
	Modelo de línea	Cargas laterales	Heterogeneidad de la red	Tipo de falla	Múltiple estimación	
Ratan das	Larga	✓	✓	✓	✓	Pre-Post
Srinivasan	Larga	×	✓	✓	✓	Pre-Post
Girgis	Corta	✓	✓	✓	✓	Pre-Post
Myeon	Corta	×	✓	×	✓	Pre-Post
Yang	Corta	×	✓	✓	✓	Pre-Post
Saha	Corta	✓	✓	✓	✓	Pre-Post
Aggarwal	Corta	✓	✓	✓	✓	Pre-Post
Warrington	Corta	×	×	×	✓	Pre-Post
Takagi	Corta	✓	×	×	✓	Pre-Post
Novosel	Corta	×	×	✓	✓	Pre-Post

En esta investigación como primera opción se ha seleccionado el algoritmo de Ratan Das para su implementación en el modelo híbrido, [22] y [23], por-

que cuenta con características completas de un sistema de distribución, fácil implementación, precisión y actualidad.

Adicionalmente, otra razón para la selección del método mencionado, ha sido la disponibilidad de pruebas y gran cantidad de información sobre el sistema y los tipos de fallas, adecuadamente documentados. Sin embargo, no se descarta la implementación de algún otro método algorítmico distinto al procedimiento propuesto por Ratan Das.

El método propuesto determina el tipo y la ubicación de la falla en un sistema de distribución radial, con cargas laterales y no homogéneo, utilizando fasores de tensión y de corriente en estado de prefalla, falla y postfalla a frecuencia fundamental. Los fasores son empleados para calcular la impedancia vista desde el equipo de medida ubicado en la cabecera del circuito. Por último, la distancia a la falla se estima a partir de la comparación sucesiva entre la impedancia aparente y la componente reactiva a través de todos los ramales del circuito, generando posibles ubicaciones de la misma.

A partir de la implementación del método Ratan Das, se obtienen en este bloque el tipo y todas las posibles ubicaciones de la falla en el sistema de distribución radial. Luego, estas posibles ubicaciones de la falla son correlacionadas (bloque 8 en la figura 2) con la zona o región de ubicación establecida por la técnica de clasificación en el bloque 6, permitiendo reducir el número de posibles ubicaciones dada por el método algorítmico de localización Ratan Das. Esto es de gran importancia si se tiene presente la cantidad de circuitos ramales que tienen los sistemas de distribución de energía eléctrica, lo cual se traduce en una mayor cantidad de posibles soluciones de los algoritmos de localización. Igualmente esta correlación permite optimizar el proceso de localización física de la falla dentro de la red de distribución.

Una vez realizada la clasificación y ubicación de la falla es necesario establecer su impacto en los índices de continuidad del suministro de energía eléctrica.

En la siguiente sección, se aplicará la metodología propuesta a un sistema de distribución de energía eléctrica, a través del entrenamiento y validación de un sistema inteligente basado en la técnica LAMDA.

5 Ejemplo de aplicación

5.1 Descripción del sistema de distribución

El sistema de distribución presentado en la figura (4) es un sistema que ha sido utilizado para pruebas de distintos métodos de localización de fallas, [22], [23] y [24]. El sistema está compuesto por 17 secciones con ramales monofásicos y trifásicos. Las secciones enumeradas de 1 a 8 son trifásicas, los ramales unidos a los nodos 5–6 y 6–7 son monofásicos conectados a las fases B y C respectivamente. La tensión de operación es 25 kV. Cada sección tiene una longitud de 3,5 km lo cual implica aproximadamente un total de 60 km de línea. Los demás parámetros tales como impedancias de secuencia, carga instalada, tipo de carga y factor de potencia están descritos en [22] y [23].

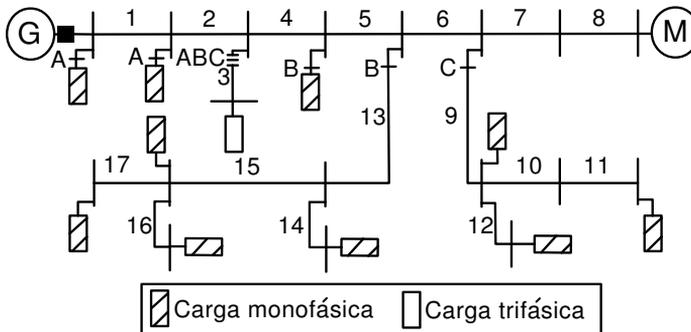


Figura 4: Diagrama unifilar del sistema de distribución seleccionado

5.2 Obtención de los datos de entrenamiento y validación

Todos los sistemas basados en inteligencia artificial requieren de una etapa de entrenamiento y otra de validación, por lo tanto es necesario contar con información suficiente para tal propósito. Debido al tipo y a la cantidad de información que se requiere para el entrenamiento y validación de este sistema inteligente, se obtuvo dicha información de fallas a través de la simulación del sistema presentado en la figura (4), mediante la herramienta Power System Blockset en la plataforma Simulink de Matlab. De esta manera fue posible

obtener los cinco tipos de fallas presentes en sistemas de energía eléctrica, es decir, fallas monofásicas, bifásicas, bifásicas a tierra, trifásicas y trifásicas a tierra. Se realizaron por cada tipo de falla cinco fallas equidistantes en cada sección y para resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω , 10Ω , 25Ω y 50Ω ; esto es, las fallas se produjeron al 5 %, 27,5 %, 50 %, 72,5 % y 95 % de cada sección [4].

En la tabla (2) se muestra el número de simulaciones realizadas por cada tipo de falla. Existe un número menor de simulaciones de fallas bifásicas y trifásicas debido a que en los ramales monofásicos no es posible obtener fallas de esta naturaleza (secciones 13 a 17 y 9 a 12).

Tabla 2: Número de simulaciones por cada tipo de falla

Tipo de falla	Simulaciones	Rango de resistencias de falla
Monofásica	825	
Bifásica	600	$0,05\Omega$, 5Ω ,
Bifásica a tierra	600	10Ω , 25Ω ,
Trifásica	200	50Ω
Trifásica a tierra	200	
Total	2425	

5.3 Análisis exploratorio de datos

El objetivo del Análisis exploratorio de datos (EDA) es explorar los datos para revelar patrones y rasgos que más adelante faciliten la comprensión y el análisis de la información [25]. EDA es un conjunto de técnicas que permiten extraer información de los datos. La técnica que se utilizó en esta investigación fue la Búsqueda de la proyección (PPEDA) apoyada posteriormente con el Análisis de componentes principales (PCA) [26]:

1. Búsqueda de la proyección: PPEDA realiza aleatoriamente diferentes proyecciones con la meta de encontrar una interesante, donde el interés de la proyección es valorado a través de la maximización del índice de búsqueda de la proyección (ppi) [25].
2. Análisis de componentes principales: PCA tiene este objetivo: dadas n observaciones de p variables, se analiza si es posible representar adecua-

damente esta información con un número menor de variables construidas como combinaciones lineales de las originales [26].

Con el objetivo de encontrar patrones que permitan clasificar las fallas con respecto a su localización dentro del sistema de distribución, se generaron observaciones para 36 distintos grupos de descriptores, y se obtuvo para cada uno de ellos las proyecciones por medio de PPEDA. Los descriptores utilizados para los mencionados grupos fueron los descritos en la subsección (4.4), “Extracción de descriptores”.

En la tabla (3) se muestran algunos grupos de descriptores utilizados para la búsqueda de la proyección de datos de fallas monofásicas, el mismo proceso se realizó para los otros cuatro tipos de fallas.

Tabla 3: Grupos de descriptores utilizados para la búsqueda de la proyección a partir de los datos de fallas monofásicas

Grupo	Descriptor					
	1	2	3	4	5	6
1	Ha	Hb	Hc	Ia	Ib	Ic
5	Ha	Hb	Hc	maxH		
6	Ia	Ib	Ic	maxI		
8	maxH	Ia	Ib	Ic		
10	Ha	Hb	Hc	maxI		
11	PCa	PCb	PCc	maxI		
12	Ha	Hb	Hc	minPC		
13	Ia	Ib	Ic	minPC		
19	maxH	σH	H			
20	maxI	σI	I			
26	Ha	Hb	Hc	maxH	σH	H
36	minPC	maxH				

Los grupos de descriptores 5, 10, 12, 19 y 26 dan las proyecciones con los mejores índices de proyección (ppi); el máximo índice se obtiene con el grupo 26. Los valores numéricos ppi son respectivamente 4,92; 4,42; 3,88; 4,32; 9,13. En la misma tabla se observa que los grupos de descriptores que dan las mejores estructuras son los que tienen presentes los descriptores de tensión. En la figura (5) se presenta la distribución de las fallas vistas desde el plano de proyección encontrado para el grupo de descriptores número 26.

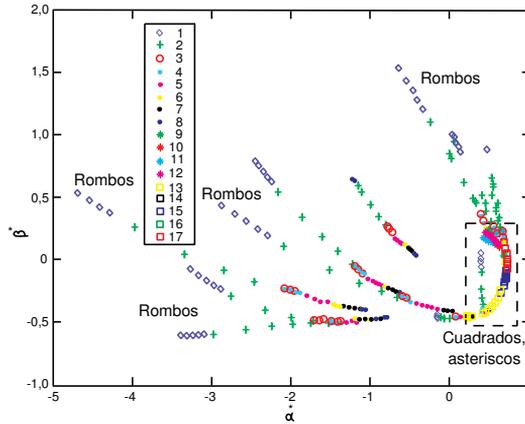


Figura 5: Proyección de los datos de fallas MONOFÁSICAS obtenida mediante PPEDA para el grupo de descriptores No. 26 (ppi=9,1376)

Observando la relación entre el código de colores de la figura (5) y cada una de las secciones del sistema de distribución en estudio, se aprecia que las fallas con respecto al eje vertical están distribuidas inversamente según la impedancia existente entre el punto de la falla y el alimentador, es decir, las que tienen mayor componente vertical son las fallas producidas en las dos primeras secciones del sistema de distribución (rombos), mientras que las que poseen menor componente vertical son la mas distantes del alimentador, esto es, las producidas en la sección 8 y en las últimas secciones de los ramales monofásicos conectados a las fases B y C respectivamente (cuadrados y asteriscos). Este comportamiento de la fallas en el plano de proyección del grupo No.26 es muy importante porque la impedancia existente entre el punto de la falla y el alimentador, esta relacionada proporcionalmente con la distancia, lo cual permitirá clasificar las fallas por zonas o grupos de secciones dentro del sistema de distribución. Por el contrario, sobre la componente horizontal las fallas están distribuidas con respecto a la fase fallada; a la izquierda, se encuentran todas las fallas monofásicas presentadas en la fase A, mientras que hacia la parte derecha se encuentran las fallas monofásicas presentadas en las fases B y C, [4] y [18].

Como consecuencia de la distribución de las fallas monofásicas con respecto a la componente vertical de la proyección de los descriptores del grupo

No. 26, se procedió a realizar el análisis de componentes principales (PCA) de las fallas monofásicas para el mismo grupo de descriptores. De acuerdo a los resultados arrojados por PCA, con las tres primeras componentes principales, se explica el 99,81 % de la variabilidad de los datos de fallas monofásicas. En la figura (6) se presenta un gráfico de las observaciones sobre el plano de las dos primeras componentes principales.

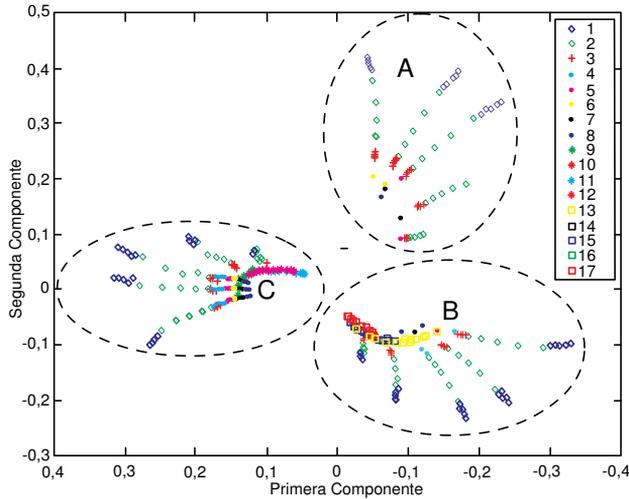


Figura 6: Representación de la primera y segunda componente de los datos de fallas MONOFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26

En esta oportunidad se observan tres estructuras semejantes a la palma de una mano donde cada estructura corresponde a las fallas monofásicas producidas en las fases A, B y C (figura 6). Esto se puede verificar fácilmente observando la estructura inferior (B), allí se nota que están presentes los cuadrados que representan las fallas producidas en el ramal monofásico conectado a la fase B en el nodo 5-6; igualmente observando la estructura izquierda (C) se visualiza la presencia de asteriscos, los cuales corresponden a las fallas producidas en el otro ramal monofásico conectado a la fase C en el nodo 6-7. En la estructura superior (A) no están presentes los cuadrados ni los asteriscos, debido a que la fase A no tiene conectado ninguno de estos ramales monofásicos. Los cinco segmentos de recta presentes en cada una de las tres estructuras, corresponden a cada resistencia de falla ($0,05\Omega$, 5Ω , 10Ω ,

25Ω y 50Ω). Finalmente, se puede concluir que las dos primeras componentes principales de los datos de fallas monofásicas para los descriptores del grupo No. 26 permiten discriminar la fase que interviene en una determinada falla monofásica.

De la misma manera, si se observa la distribución de los datos sobre la primera y tercera componente principal como se muestra en la figuras (7) y (8), se nota que las fallas presentan con respecto a su distribución el mismo comportamiento descrito en la figura (5), pero con la diferencia que las fallas se encuentra mucho menos dispersas o más concentrados.

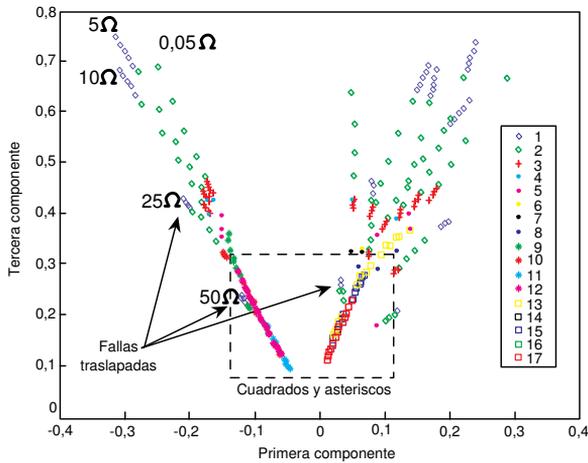


Figura 7: Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas MONOFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 para resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω , 10Ω , 25Ω y 50Ω

La diferencia entre los dos gráficos (figura 7 y figura 8) radica en los valores de resistencias de falla que se tuvieron presentes para el cálculo de las componentes. En la figura (7) se visualizan las componentes principales de los datos de fallas monofásicas para resistencias de falla $0,05\Omega$ a 50Ω , mientras que en la figura (8) de $0,05\Omega$ a 10Ω . En la figura (7) se identifica que los valores de resistencias de falla mayores o iguales a 25Ω son resistencias de falla relativamente altas, debido a que las fallas de 25Ω y 50Ω producidas en la primera sección (rombos), se confunden o traslapan con las fallas producidas en las secciones mas distantes del alimentador del sistema de energía (cuadrados

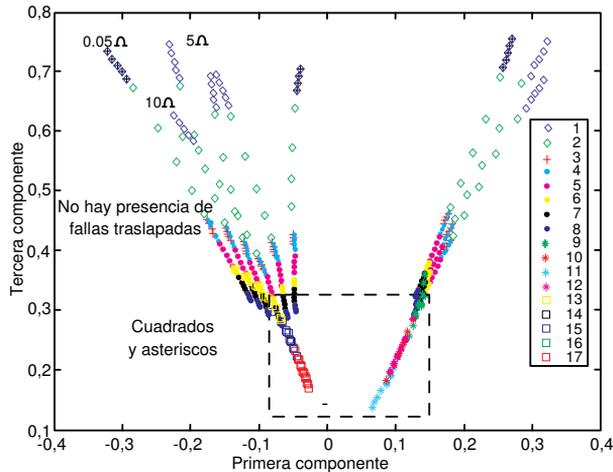


Figura 8: Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas MONOFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 para resistencias de falla 0,05Ω, 5Ω y 10Ω

y asteriscos). Todo lo contrario se visualiza en la figura (8), donde todas las fallas producidas en la primera sección para resistencias de falla entre 0,05Ω y 10Ω se encuentran concentradas en la parte superior.

De la figuras (7) y (8) se puede concluir que la primera y tercera componente principal de los datos de fallas monofásicas para los descriptores del grupo No. 26 permiten discriminar la distancia comprendida entre el alimentador y la localización de una falla dentro del sistema de distribución.

En las figuras (9) y (10) se muestra la distribución de los datos sobre la primera y tercera componente principal para los tipos de fallas bifásica y trifásica y resistencias de fallas 0,05Ω, 5Ω y 10Ω, respectivamente.

En estas gráficas se verifica que el comportamiento de las fallas con respecto a la tercera componente principal es proporcional a la distancia. Esto es muy importante porque es el punto de partida para el entrenamiento del sistema inteligente basado en la técnica LAMDA, que se describe a continuación.

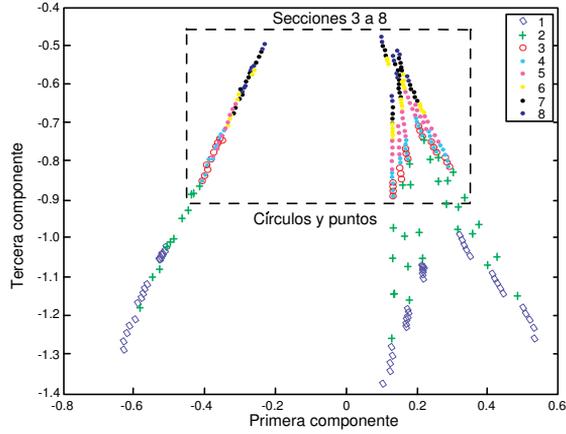


Figura 9: Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas BIFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

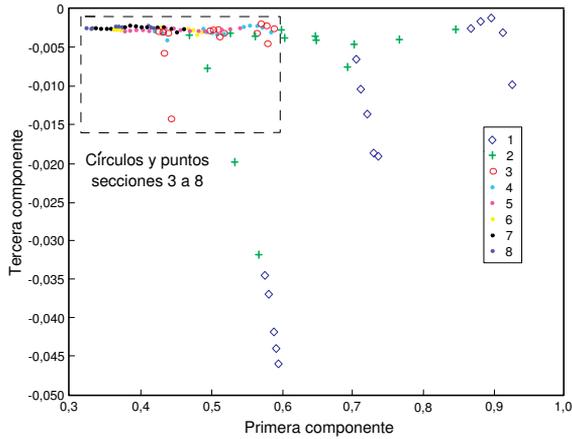


Figura 10: Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas TRIFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

5.4 Entrenamiento del sistema inteligente

Los fallas utilizadas para el entrenamiento fueron las fallas simuladas al 5 %, 50 % y 95 % de cada sección, mientras que las fallas de validación fueron las simuladas al 27,5 % y 72,5 %. Las fallas se dividieron de esta manera porque permiten una mejor valoración de la capacidad de generalización de la red LAMDA, debido a que las fallas utilizadas en el proceso de validación tienen ubicaciones distintas a las utilizadas durante el proceso de entrenamiento.

Se presenta en la tabla (4) el número de datos utilizados tanto para el entrenamiento como para la validación del sistema inteligente de cada uno de los cinco tipos de falla. Es importante precisar que el número de datos se redujo debido a que se suprimieron las fallas para resistencias de 25Ω y 50Ω , las cuales corresponden a 970 observaciones de fallas.

Tabla 4: Número de datos para entrenamiento y validación

Tipo de falla	Entrenamiento	Validación	Simulaciones
Monofásica	297	198	495
Bifásica	216	144	360
Bifásica a tierra	216	144	360
Trifásica	72	48	120
Trifásica a tierra	72	48	120
Total	873	582	1455

El proceso de entrenamiento fue supervisado y consistió en introducir los datos de fallas a cada una de las cinco redes basadas en la técnica LAMDA que en conjunto conforman el sistema inteligente, es decir, una red LAMDA encargada para un tipo específico de falla. De esta manera, se acondicionaron los centros (ρ) de los descriptores en cada una de las clases, de cada una de las cinco redes LAMDA.

El número de clases de cada una de las cinco redes se determinó partiendo del supuesto que cada sección del sistema es una clase, esto es, se consideró que cada una de las fallas de cada sección tienen un comportamiento diferente con respecto a las fallas de las secciones vecinas, y después, se agrupó en una misma clase cada una de las secciones que tenían un comportamiento similar, conformando finalmente lo que de ahora en adelante se denomina zona de falla. En las figuras (11) y (12) se presentan cada una de las clases

seleccionadas por la red monofásica y bifásica con los datos respectivos de entrenamiento (297 monofásicos y 216 bifásicos) y tomando como una clase a cada una de las secciones, por esta razón en la red monofásica (figura 11) hay presentes 17 posibles zonas de falla, mientras que en la red bifásica sólo ocho. La información contenida en estos gráficos es el punto de partida para decidir que secciones fusionar para conformar con ellas una única zona de falla.

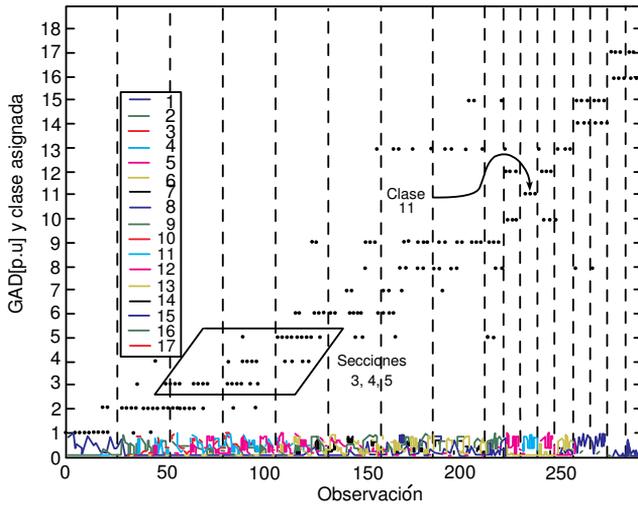


Figura 11: GAD y sección asignada durante el proceso de ENTRENAMIENTO de la red MONOFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

La clase 11 en los datos monofásicos de la figura (11) tiene 100% de acierto, luego entonces esta sección podría considerarse como una sola zona de falla. Las secciones 3, 4 y 5 de la misma gráfica por el contrario tiene un porcentaje de aciertos relativamente bajo, debido a que la red se confunde con las fallas de estas tres secciones, por lo cual es conveniente fusionarlas y conformar una sola.

Realizando el mismo análisis con los datos de fallas bifásicas de la figura (12) es posible seleccionar cada una de las secciones que conformarán cada zona de falla como se muestra en la tabla (5).

En la tabla (5) se nota que los tipos de falla bifásica, bifásica a tierra, trifásica y trifásica a tierra comparten las mismas zonas de falla, por consi-

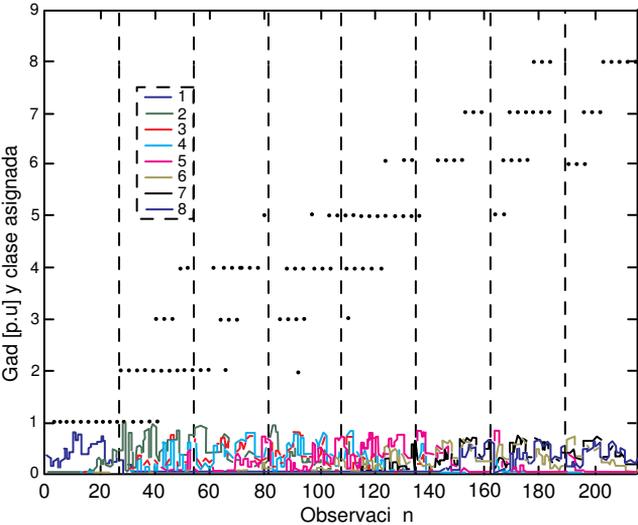


Figura 12: GAD y sección asignada durante el proceso de ENTRENAMIENTO de la red BIFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla 0,05Ω, 5Ω y 10Ω

Tabla 5: Zonas de falla de cada uno de los cinco tipos de falla

Zona	Monofásica	Bifásica	Bifásica a tierra	Trifásica	Trifásica a tierra
1	1,2			1,2	
2	3,4,5			3,4,5	
3	6,7,8			6,7,8	
4	9,10,12	No presenta esta zona			
5	11				
6	13,14,15,16,17				

guiente el sistema de distribución en estudio tendrá únicamente dos esquemas de posibles zonas de falla, es decir, uno para zonas monofásicas y otro para las demás, en la figura (13) se muestran estos esquemas.

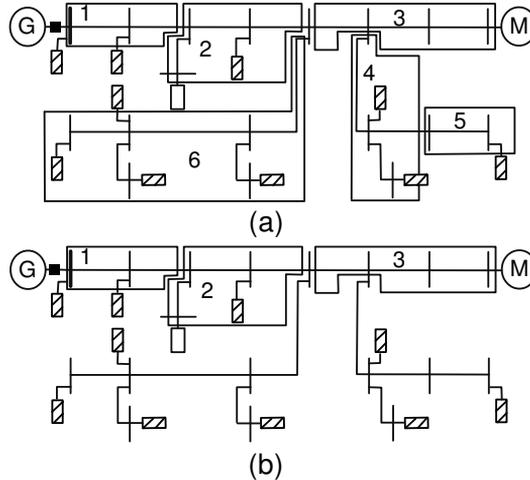


Figura 13: Zonas de falla: (a) Monofásicas (b) Bifásica, bifásica a tierra, trifásica, trifásica a tierra

5.5 Validación del sistema inteligente

En las figuras (14), (15) y (16) se presentan los resultados de clasificación con los datos de validación de la red monofásica, bifásica y trifásica, respectivamente. El número de zonas de falla y cada una de las secciones que la conforman esta de acuerdo a lo consignado en la tabla (5).

En la parte inferior de cada una de los gráficos se describe el comportamiento del GAD de cada una de las zonas de falla, manifestándose un comportamiento gaussiano con medias y desviaciones distintas con respecto a las otras zonas de falla. Este comportamiento del GAD es muy importante porque permite confirmar que el clasificador es capaz de discriminar entre cada uno de los grupos de clasificación, que en este caso corresponde a las posibles zonas de falla.

En la tabla (6) se presenta el número de aciertos de cada una de la redes durante el proceso de validación.

En general, en la tabla (6), se aprecia que utilizando los descriptores del grupo No. 26 los resultados obtenidos son buenos y que con la implementación de esta metodología es posible mejorar los índices de calidad referentes a la

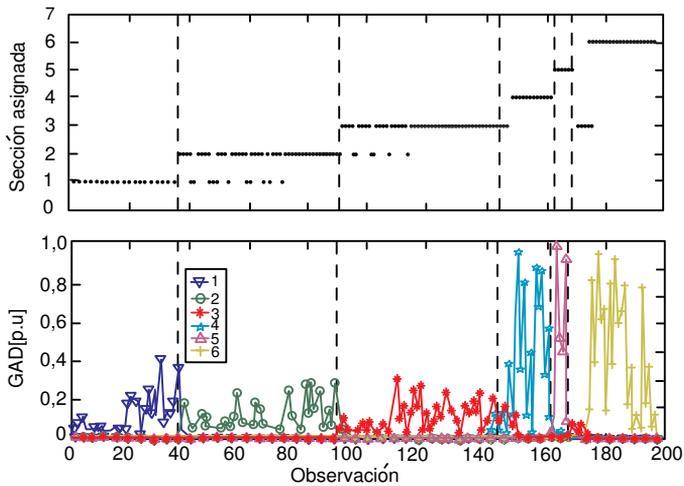


Figura 14: GAD y zona de falla asignada durante el proceso de VALIDACIÓN de la red MONOFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

Tabla 6: Resultados de validación de cada una de las cinco redes basadas en la técnica LAMDA

Zona	Monofásica	Bifásica	Bifásica a tierra	Trifásica	Trifásica a tierra
	Aciertos	Aciertos	Aciertos	Aciertos	Aciertos
1	36/36:100	36/36:100	36/36:100	12/12:100	12/12:100
2	43/54:80	41/54:76	41/54:76	10/18:56	10/18:56
3	48/54:89	45/54:83	45/54:83	10/18:56	11/18:61
4	15/18:83	No presenta esta zona de falla			
5	6/6:100				
6	25/30:83				
	173/198:87	122/144:85	122/144:85	32/48:67	33/48:69
482/582:83%					

continuidad del suministro de energía eléctrica, debido a que se reducirían los tiempos de acceso y de recorrido hasta el punto de falla [19] y [27], permitiendo reestablecer eficientemente el suministro de la energía eléctrica.

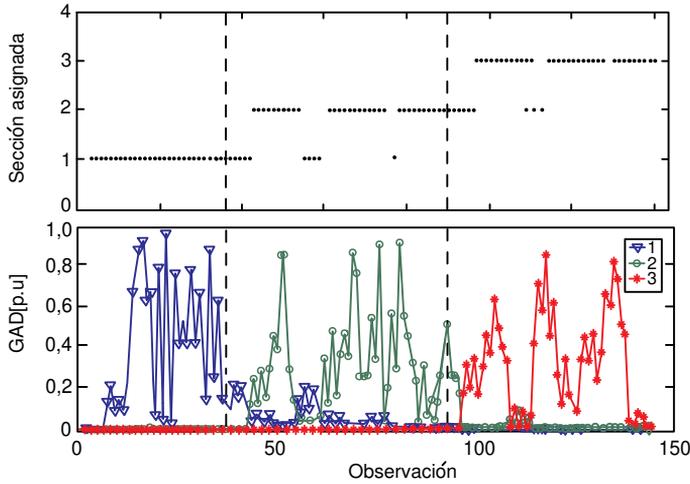


Figura 15: GAD y zona de falla asignada durante el proceso de VALIDACIÓN de la red BIFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

6 Trabajo futuro

Aunque se obtuvieron buenos resultados con la implementación de la técnica LAMDA en la localización de fallas dentro del sistema de distribución de prueba planteado, aún es posible mejorar su estimación. A futuro, se planea la implementación del modelo completo, esto es, la técnica LAMDA junto con el algoritmo de localización de fallas propuesto por Ratan Das, con la finalidad de mejorar el tiempo de respuesta de los operadores de red ante la ocurrencia de fallas en los sistemas de distribución, reflejándose directamente en el mejoramiento de los índices de continuidad del suministro de energía eléctrica y por consiguiente, en la rentabilidad de las empresas.

7 Conclusión

Este artículo se centra en el planteamiento, descripción y aplicación de una metodología para la mejora de los índices de valoración de la continuidad del

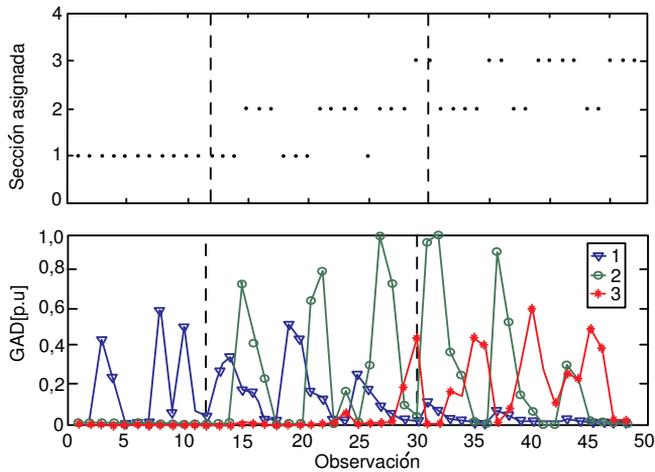


Figura 16: GAD y zona de falla asignada durante el proceso de VALIDACIÓN de la red TRIFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 de resistencias de falla $0,05\Omega$, 5Ω y 10Ω

suministro de energía eléctrica, mejor aún, los índices de duración y número de interrupciones en un periodo de tiempo dado:

- El análisis de componentes principales es una herramienta útil para determinar el comportamiento de los diferentes tipos de falla en los sistemas de distribución. A través de las componentes principales de los datos de falla del grupo No. 26, ver la tabla (3), es posible discriminar la ubicación de las fallas dentro de un sistema de distribución desbalanceado, y además, la fase o fases que intervienen en la misma.
- Mediante la aplicación de la metodología es posible mejorar los índices de calidad referentes a la duración y a la frecuencia de las interrupciones. La duración de las interrupciones es posible reducirlas porque la metodología incide directamente en el tiempo de acceso y el tiempo de recorrido al momento de aislar una falla permanente presente en el sistema de distribución. Del mismo modo, se puede reducir la frecuencia de las interrupciones porque a través del registro de huecos e interrupciones de tensión se puede prevenir una eventual falla permanente en

cualquier parte del sistema de distribución. Es preciso aclarar que la implementación de la metodología implicaría en la reducción del índice referente al número de interrupciones porque permitirá detectar la ubicación de causantes de huecos de tensión que posiblemente al cabo de días producirán una interrupción en el suministro de la energía eléctrica, por ejemplo: ramas de los árboles, cables mal tensionados, etcétera.

Para terminar, se espera que la metodología propuesta sea una herramienta efectiva para la localización de fallas.

Agradecimientos

Este trabajo hace parte de un proyecto de investigación dirigido por la Universidad Industrial de Santander y la Universidad Tecnológica de Pereira, y financiado por Colciencias e ISA.

Referencias

- [1] H. Acero Torres, G. Flechas, J. Saucedo y C. J. Quintana. *Calidad de la energía eléctrica CEL*. ACIEM Cundinamarca, 2001.
- [2] Víctor Barrera N., A. Jorge Cormane y Gabriel Ordóñez. *Predicción de corrientes armónicas en ventanas de carga residenciales mediante modelos neuronales artificiales*. Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electricista. Universidad Industrial de Santander, <https://www.uis.edu.co/portal/biblioteca/index.html>. Revista UIS Ingenierías, **III**(258), julio de 2004, ISSN 1657-4583. II Congreso Internacional de la Región Andina (ANDESCON), IEEE, Colombia, Bogotá, 2004, ISBN 958-33-6534-3.
- [3] Víctor Barrera, Juan Mora y Gilberto Carrillo. *Fault location in power distribution systems using a learning algorithm for multivariable data analysis*. IEEE transactions on Power Delivery. On Manuscript TPWRD-00143-2006. APPROVED, January 2006.
- [4] Víctor Barrera, Gilberto Carrillo y Gabriel Ordóñez. *Una aplicación de la técnica LAMDA a los índices de continuidad del suministro de energía eléctrica*. Revista UIS Ingenierías, ISSN 1657-4583, Departamento de Ingenierías Físico-Mecánicas, **5**(1), 2006.

- [5] Juan Mora F., Joaquín Meléndez F. y Gilberto Carrillo C. *Una Arquitectura Genérica para el Desarrollo de Sistemas Híbridos. Propuesta de localizador de fallas para mejorar los índices de calidad*. III Simposio Internacional Calidad de la Energía Eléctrica (SICEL), Bogotá, Colombia, 16–18 de noviembre de 2005.
- [6] F. Santos y R. Vieira. *Sistemas Híbridos Inteligentes*. XIX Congreso de Inteligencia Artificial, Río de Janeiro, julio de 1999.
- [7] Florentino F. Riverola y Juan M. Corchado. *Sistemas híbridos neuro-simbólicos: una revisión*. Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, ISSN 1137–3601, 11, 12–26 (2000), AEPIA. Departamento de Informática, Universidad de Vigo.
- [8] L. R. Medsker. *Hybrid Intelligent Systems*. Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [9] Juan Corchado. *Neuro-Symbolic model for real-time forecasting problems*. Ph.D. Thesis. Department of Computing and Information Systems, University of Paisley, United Kingdom, 1999.
- [10] D. Aha and Daniels Jody. *Case-Based Reasoning Integrations*. Papers from the 1998 Workshop. AAAI Press, 1998.
- [11] B. Lees. *Hybrid Case-Based Reasoning Systems*. Workshop 4, Proceedings of the Workshop at ICCBR'99, University of Kaiserslautern, 1999.
- [12] S. Anand, A. Aamodt and D. Aha. *Automating the Construction of Case Based Reasoners*. IJCAI '99. WorkShop ML–5. Stockholm, Sweden, 1999.
- [13] Josefina Barrera C. *Modelado de procesos biológicos mediante técnicas de inteligencia artificial*. Avance y Perspectiva, **21**, Departamento de Biotecnología y Bioingeniería del Cinvestav, septiembre–octubre de 2002.
- [14] María Requejo L., Ernesto González R. y Raúl Medina S. *Análisis y mejoras en la evaluación de diversos términos de los modelos de evolución de playas en escalas de medio plazo*. Tesis de Grado. Universidad de Cantabria, 2005.
- [15] Oriol Jorba C. y José Baldasano R. *Simulación de los campos de viento de la Península Ibérica y el área geográfica de Catalunya con alta resolución espacial para distintas situaciones meteorológicas típicas*. Tesis de Grado. Universitat Politècnica de Catalunya, 2005.
- [16] J. Aguilar and N. López. *The process of classification and learning the meaning of linguistic descriptors of concepts*. Approximate Reasoning in Decision Analysis, N. Holland, 165–175 (1982).
- [17] J. Waissman, M. Aguilar and B. Dahhou. *Construction d'un Modele Comportemental pour la Supervision de Procèdes: Application a une Station de Traitement des Eaux*. Thèse, Institut national Polytechnique de Toulouse, France, 2000.

- [18] Víctor Barrera Núñez, Gilberto Carrillo C. y Gabriel Ordóñez P. *Sistemas de distribución: localización de fallas mediante la aplicación de inteligencia artificial*. Trabajo de grado para optar al título de Magíster en Ingeniería Eléctrica, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia, 2006.
- [19] Víctor Barrera, Jorge Cormane, Juan Rodríguez y otros. *Metodología para el mejoramiento de los índices de continuidad del suministro de energía eléctrica*. III Simposio Internacional Calidad de la Energía Eléctrica (SICEL), Colombia, Bogotá, 16–18 de noviembre de 2005.
- [20] M. H. J. Bollen. *Understanding Power Quality Problems: Voltages Sags and Interruptions*. IEEE PRESS, 2000
- [21] J. Mora and J. Colomer. *Voltage Sag Characterization and Classification for Diagnosis in Electric Power Quality Domain*. Research Report, Department of Electronics, Computer Science and Automatic Control - Group eXiT, Universitat de Girona, España, 2003.
- [22] R. Das. *Determining the Locations of Faults in Distribution Systems*. Doctoral Thesis, University of Saskatchewan, Canada, Spring 1998.
- [23] Libardo Villamizar y Carlos Quiñónez. *Implementación del método de Ratan Das para la localización de fallas en sistemas de energía eléctrica*. Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electricista. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia, 2005.
- [24] Lee Seung Jae, Choi Myeon Song, Kang Snag Hee and Jin Bo Gun. *An intelligent and efficient fault location and diagnosis scheme for radial distribution systems*. IEEE, 0885–8977/04, 2004.
- [25] Wendy L. Martínez and Ángel R. Martínez. *Computational Statistics Handbook with Matlab*. Chapman & Hall/CRC, Boca Ratón, Florida, 2002.
- [26] A. Rencher. *Methods of Multivariable Analysis*. John Wiley and Sons INC, Brigham Young University, Utah, chapter 12, 415–443 (1995).
- [27] Gilberto Carrillo, Jaime Román y Juan Rivier. *Metodología coste-beneficio aplicada a la instalación de equipos de localización y seccionamiento del tramo con avería en redes de distribución*. Terceras jornadas Hispano–Lusas de Ingeniería Eléctrica, Universidad Politécnica de Cataluña, Barcelona, España, tomo III, 789–797 (1–3 de julio de 1993).