Una Aplicación de la Técnica LAMDA a los Índices de Continuidad del Suministro de Energía Eléctrica

VÍCTOR AUGUSTO BARRERA NÚÑEZ

Magíster en Ingeniería Eléctrica Asesor del Programa Nacional de Investigaciones en Energía y Minería Instituto Colombiano para el Desarrollo de la Ciencia y la Tecnología "Francisco José de Caldas"- COLCIENCIAS vbarrera@colciencias.gov.co

GILBERTO CARRILLO CAICEDO

Doctor Ingeniero Industrial Profesor Titular Laureado Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones Universidad Industrial de Santander gilberto@uis.edu.co

GABRIEL ORDÓÑEZ PLATA

Doctor Ingeniero Industrial Profesor Titular Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones Universidad Industrial de Santander gaby@uis.edu.co

JUAN JOSÉ MORA FLOREZ

Candidato a Doctor Ingeniero Industrial Profesor Auxiliar Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones Universidad Tecnológica de Pereira jjmora@utp.edu.co

RESUMEN

Fecha Recepción: 10 de octubre de 2005 Fecha Aceptación: 28 de marzo de 2006

El presente artículo propone alternativas de mejoramiento a la continuidad del suministro de energía eléctrica, a partir de la aplicación de la técnica LAMDA, técnica basada en inteligencia artificial. La metodología que se propone requiere de un mínimo de inversión por parte de las empresas, ya que solo se necesita la medición en la cabecera del circuito principal. La información que utiliza la herramienta para la estimación de la ubicación de la falla es la adquirida por los equipos de registro instalados en la cabecera de los circuitos principales, además de la configuración y demás parámetros del sistema de distribución en la cual se aplique la misma. A partir de la aplicación de esta metodología para la identificación y localización de fallas en sistemas de distribución se esperan resultados como: la reducción de los índices referentes a la duración (T) y número de interrupciones (N) del suministro de energía eléctrica establecidos por los entes reguladores de energía de cada país.

PALABRAS CLAVE: 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 alternatives to the improvement of electric energy service continuity with application of the LAMDA technique, which is based on artificial intelligence. The proposed methodology demands a minimum investment from utilities since it only requires measurements in the substation end of the feeder. The information utilized by the tool for the estimation of fault location comprises data acquired by recorders installed in the substation end of feeders, network configuration and other parameters of the distribution system. With the application of this methodology results like the reduction of duration (T) and number of interruptions (N) indexes of the supply of electric energy, which are established by regulating entities, are expected.

KEYWORDS: Power quality, multivariable classification, electric energy service continuity, quality indexes, artificial intelligence, faults location, LAMDA technique.

Ingenierias

REVISTA DE LA FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS

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.

El problema radica esencialmente en la imposibilidad, por parte de las empresas de distribución, de implementar los algoritmos y esquemas existentes para la identificación y localización de fallas, en razón a sus implicaciones técnicas, económicas y de operación.

El desarrollo de esta investigación se encuentra justificado en la necesidad de las empresas del sector eléctrico colombiano, por mantener y mejorar sus niveles de calidad del servicio en la continuidad del suministro del producto energía eléctrica.

En el artículo inicialmente 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, seguidamente se realiza una breve discusión sobre los trabajos futuros. Finalmente, se presentan las conclusiones sobre la aplicación de la metodología planteada.

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 [4] [11].

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 MAD1 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 GAD2. Estos índices indican en general el grado de adecuación del individuo a la clase, dicho en otras palabras, cuantifica la similitud que tiene un determinado individuo con una determinada clase. La clasificación de objetos se basa en la elección del índice GAD máximo.

El algoritmo LAMDA provee además una clase no informativa NIC (Non Informative Class) para OQUOIIOS individuos que no se acomodan a ninguna clase, es decir, el NIC no es una clase formal, pero permite al usuario forzar una clasificación o crear una nueva clase a partir del individuo asignado, mientras que el NIC permanece vacío.

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

¹ Marginal Adecuacy Degree - MAD ² Global Adecuacy Degree - GAD

INGENIERÍA DE SISTEMAS -REALIDAD VIRTUAL DEL APRENDIZAJE-

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. En la Figura 2 se muestra el diagrama de bloques que representa la metodología híbrida a implementar [10].

A continuación, se describen cada una de los pasos de la metodología esquematizada en la Figura 2.

A. Parámetros de la red – Bloque I

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.

B. Señales de tensión y corriente – Bloque 2

Son las señales de tensión y corriente de cada una de las fases ($v_a(t)$, $v_b(t)$, $v_c(t)$, $i_a(t)$, $i_b(t)$, $i_b(t)$). 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.

C. 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 [9]. Luego de la adecuación de las señales, éstas se utilizan para realizar los procesos de los bloques 4 y 5.

D. 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 grafica de algunos de los descriptores utilizados. La definición de cada uno de los descriptores es la siguiente [2]:

Ha, Hb, Hc Profundidad de tensión por fase [p.u]. Ver la Figura 3. Ia. Ib. lc Elevación de corriente por fase [p.u]. PCa,PCb,PCc Pendiente de caída por fase. Ver la Figura 3. Máxima profundidad de tensión monofásica [p.u]. maxH maxI Máxima profundidad de corriente monofásica [p.u]. minPC Mínima pendiente de caída monofásica. Media de las tres profundidades monofásicas [p.u]. Media de las tres corrientes de monofásicas [p.u]. Media de las tres pendientes de caída monofásica. \overline{PC} Desviación estándar de las tres profundidades σH monofásicas. Desviación estándar de las tres corrientes monofásicas.

Н

ī

 σl

 σPC

Desviación estándar de las tres pendientes de caída monofásicas.



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

E. 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.



Figura 3. Descriptores utilizados para el proceso de clasificación

F. 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 IV "*Ejemplo de aplicación*".

G.. 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.

En esta investigación como primera opción se ha seleccionado el algoritmo de Ratan Das [3] para su implementación en el modelo híbrido, porque 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 ultimo, 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.

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

		CARACTERÍSTICAS							
ALGORITMO	Model o de Línea	Cargas Lateral es	Heterogenei dad de la Red	Tipo de Falla	Múltiple estimaci ón	Informaci ón			
RATAN DAS	Larga	~	v	~	~	Pre-Post			
SRINIVASAN	Larga	×	v	•	V	Pre-Post			
GIRGIS	Corta	~	~	~	4	Pre-Post			
MYEON	Corta	x	~	×	~	Pre-Post			
YANG	Corta	×	~	~	~	Pre-Post			
SAHA	Corta	Ý	~	~	¥	Pre-Post			
AGGARWAL	Corta	~	~	~	~	Pre-Post			
WARRINGTON	Corta	×	×	×	~	Pre-Post			
TAKAGI	Corta	¥	×	x	4	Pre-Post			
NOVOSEL	Corta	×	×	*	~	Pre-Post			

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.

EJEMPLO DE APLICACIÓN



Figura 4. Diagrama unifilar del sistema de distribución seleccionado.

A. 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 [3] [5]. El sistema esta compuesto por 17 nodos 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 normal 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 [3].

B. 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 5 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 impedancias de falla de $0,05 \Omega, 5 \Omega, 10 \Omega, 25 \Omega$ y 50 Ω ; esto es, las fallas se produjeron al 5%, 27,5%, 50%, 72,5% y 95% de cada sección.

Tabla 2. Número de simulaciones por cada tipo de falla.

Tipo de falla	Simulaciones	Rango de împedancias de falla
Monofásica Bifásica	825 600	
Bifásica a tierra	600	0.05 Ω, 5 Ω,
Trifásica	200	$10 \Omega, 25 \Omega,$
Trifásica a tierra	200	JU 22
TOTAL	2425	

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).

A. Análisis exploratorio de datos

El objetivo del análisis exploratorio de datos - EDA³ es explorar los datos para revelar patrones y rasgos que mas adelante faciliten la comprensión y el análisis de la información [7]. EDA, son un conjunto de técnicas que nos permiten extraer información de los datos. La técnica que se utilizó en esta investigación fue la Búsqueda de la proyección - PPEDA⁴ apoyada posteriormente con el Análisis de componentes principales - PCA⁵ [6]. 1) Búsqueda de la proyección: PPEDA realiza aleatoriamente diferentes proyecciones bidimensionales 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 – ppi⁶ [7].

2) Análisis de componentes principales: PCA tiene este objetivo: dadas n observaciones de p variables, se analiza si es posible representar adecuadamente esta información con un número menor de variables construidas como combinaciones lineales de las originales [6].

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 el literal "D" de la sección III.

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			Descr	riptor	······	
•	1	2	3	^4	5	6
1	Ha	Hb	Hc	Ia	Ib	Ic
2	Ha	Hb	Hc	PCa	PCb	PCc
3	Ia	Ib	Ic	PCa	PCb	PCc
5	Ha	Hb	Hc	maxH	걸 물	
6	Ia	Ib	Ic	maxI		
7	PCa	PCb	PCc	minPC		
8	maxH	Ia	Ib	Ic		
9	maxH	PCa	PCb	PCc		
10	Ha	Hb	Hc	maxI		e Ningto So Waliota A
11	PCa	PCb	PCc	maxI		
12	Ha	Hb	Hc	minPC		
13	Ia	Ib	Ic	minPC		
14	maxH	maxl	minPC			
15	Ha	Hb	Hc	maxH	maxI	minPC
19	maxH	σH	\overline{H}			
20	maxI	σI	ī			
21	minPC	σPC	\overline{PC}			
21	maxH	ī	\overline{PC}			
23	maxH	σI	σPC	minPC		
24	maxI	σI	maxH	\overline{H}		
26	Ha	Hb	Hc	maxH	σH	\overline{H}
27	Ia	Ъ	Ic	maxI	σI	ī
28	PCa	PCb	PCc	minPC	σPC	\overline{PC}
29	Ha	Hb	Hc	maxI	σI	
30	Ha	Ia	Hb	Ιb	Hc	Ic
35	minPC	maxl				
36	minPC	maxH				

³ Exploratory data analysis

⁴ Projection pursuit exploratory data analysis - PPEDA

⁵ Principal components analysis - PCA

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 vista desde el plano de proyección encontrado para el grupo de descriptores No. 26. El eje horizontal a*, y vertical b* de la **Figura 5**, corresponden a los ejes del plano bidimensional arrojado por la Búsqueda de la proyección – PPEDA, lo cual permite reducir la dimensión de los datos a dos (2), facilitando su visualización.



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 ultimas 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.

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. En la **Tabla 4** se presenta la variabilidad explicada para cada una de las componentes principales.

Tabla 4	4. V	ariabilidad	1 explicada	por l	las con	nponentes	principales	s para
los d	atos	de fallas	monofásica	s del	grupo	de descri	ptores No.	26.

			Compone	nte princip	al	
	1	2	3	4	5	6
λ_h	4,6083	3,6037	0,8421	0,0169	0,0006	0,0001
$\mathbf{P}_{\mathbf{h}}$	50,79%	39,72%	9,28%	0,18%	0,01%	0,007%
$\sum_{i=1}^{h} P_{h}$	50,79%	90,52%	99,81%	99,99%	99,9994%	100%

Se observa que con las tres primeras componentes se explica el 99,81% de la variabilidad de los datos de fallas monofásicas. En la **Figura 6** se presenta un grafico 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

INGENIERÍA DE SISTEMAS -REALIDAD VIRTUAL DEL APRENDIZAJE-

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 impedancia de falla (0,05 Ω , 5 Ω , 10 Ω , 25 Ω y 50 Ω). 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.



Figura 7. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas MONOFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 para impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω , 10Ω , 25Ω y 50Ω

De la misma manera, si se observa la distribución de los datos sobre la primera y tercera componente principal como se muestra en la **Figura 7** y **Figura 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.

La diferencia entre los dos gráficos (**Figura 7** y **Figura 8**) radica en los valores de impedancias 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 impedancias de falla de $0,05\Omega$ a 50Ω , mientras que en la **Figura 8** de 0.05Ω a 10Ω . En la **Figura 7** se identifica que los valores de impedancias de falla mayores o iguales a 25Ω son impedancias 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 y asteriscos). Todo lo contrario se visualiza en la **Figura 8**, donde todas las fallas producidas en la primera sección para impedancias de falla entre $0,05\Omega$ y 10Ω se encuentran concentradas en la parte superior.

De la **Figura 7** y **Figura 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.



Figura 8. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas MONOFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 para impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

En la **Tabla 5** se presenta la variabilidad explicada para cada una de las componentes principales de los datos de fallas monofásicas, bifásicas, bifásicas a tierra, trifásicas y trifásicas a tierra con impedancias de falla de 0,05 O, 5 Ω y 10 Ω .

Las tres primeras componentes principales explican más del 99% de la variabilidad de los datos correspondientes a los tres primeros tipos de fallas, mientras que con las dos primeras componentes se explica más del 99% de los datos correspondientes a fallas trifásicas y trifásicas a tierra; esto como consecuencia del número de observaciones en este tipo de fallas con respecto a las demás.

31

Tabla 5. Variabilidad explicada por las componentes principales para los datos de los cinco tipos de falla y el grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla entre $0.05\Omega \times 10\Omega$.

Tipo de	Componente principal						
falla	1	2	3	4	5	6	
Monofásica	52,3219	94,1042	99,9126	99,9962	99,9997	100	
Bifásica	49,4302	88,6073	99.8510	99,9958	99,9999	100	
Bifásica a tierra	35,0570	69,1643	99,4026	99,9991	99,9997	100	
Trifásica	79,5276	99,9884	99,9997	99,9999	100	100	
Trifásica a tierra	79,6866	99,9884	99,9997	99,9999	100	100	



Figura 9. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas BIFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .



Figura 10. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas BIFÁSICAS A TIERRA del grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

De la **Figura 9** a la **Figura 12** se muestra la distribución de los datos sobre la primera y tercera componente principal para cada uno de los tipos de fallas e impedancias de 0.05Ω , $5\Omega y 10\Omega$.



Figura 11. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas TRIFÁSICAS del grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .



Figura 12. Representación de la primera y tercera componente de los datos de fallas TRIFÁSICAS A TIERRA del grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

En estas graficas 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.

A.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 la 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 6** 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 impedancias de $25\Omega y 50\Omega$, las cuales corresponden a 970 observaciones de fallas.

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.

Tabla 6. 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 número de clases de cada una de las cinco redes se determino 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 denomina zona de falla. En la **Figura 13** y **Figura 14** 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 13**) hay presentes 17 posibles zonas de falla, mientras que en la red bifásica solo 8. 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.

La clase 11 en los datos monofásicos de la **Figura 13** tienen 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 falla de estas tres secciones, por lo cual es conveniente fusionarlas y conformar una sola.



Figura 13. GAD y sección asignada durante el proceso de ENTRENAMIENTO de la red MONOFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

Realizando el mismo análisis con los datos de fallas bifásicas de la **Figura 14** es posible seleccionar cada una de las secciones que conformarán cada zona de falla como se muestra en la **Tabla 7.**



Figura 14. GAD y sección asignada durante el proceso de ENTRENAMIENTO de la red BIFÁSICA basada en la técnica LAMDA. Grupo de descriptores No. 26 impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

En la **Tabla 7** se nota que los tipos de falla bifásica, bifásica a tierra, trifásica y trifásica a tierra comparten las mismas zonas de falla, por consiguiente 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 15** se muestran estos esquemas.

- Ingenierias

Tabla 7. 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				
5	11		No preser	ita esta zona	
6	13,14,15,16,17				

E. Validación del sistema inteligente

En la **Figura 16, 17 y 18** 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 7**.



Figura 15. Zonas de falla. (a) Monofásicas (b) Bifásica, bifásica a tierra, trifásica, trifásica a tierra.



Figura 16. 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 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

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.

з4



Figura 18. 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 e impedancias de falla 0.05Ω , 5Ω y 10Ω .

En la **Tabla 8** se presentan el numero de aciertos de cada una de la redes durante el proceso de validación.

En general, en la **Tabla 8** 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 continuidad del suministro de energía eléctrica, debido a que se reducirían los tiempos de acceso⁷ y de recorrido⁸ hasta el punto de falla [8] [10], permitiendo reestablecer eficientemente el suministro de la energía eléctrica.

 Tabla 8. Resultados de validación de cada una de las cinco redes basadas en la técnica lamda

Zo na	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	41/54:76	40/54:74	39/54:72	13/18:72	13/18:72
3	40/54:74	46/54:85	43/54:80	13/18:72	13/18:72
4	12/18:67				
5	6/6:100		No presenta esta	zona de falla	
6	19/30:63				
	154/198:78	122/144:85	118/144:82 470/582:81 %	38/48:79	38/48:79

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, aun 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.

CONCLUSIONES

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 suministro de energía eléctrica, mejor aun, los índices de duración y numero 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 del sistema de distribución desbalanceado utilizado, y además, la fase o fases que intervienen en la misma. Es posible que el grupo de descriptores que permitan clasificar los huecos de tensión, dependan de la topología del circuito de distribución en estudio. Actualmente, se esta trabajando en implementar la metodología en un sistema de distribución real, con la intención de resolver esta y otras hipótesis.

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 numero 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, etc.

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

⁷Tiempo de acceso: Tiempo para acceder a la red con el objeto de comenzar la búsqueda de la falla [8].

⁸Tiempo de recorrido: Tiempo que se tarda en recorrer la parte afectada de la red para determinar el punto exacto donde se ha producido la falla [8].

REVISTA DE LA FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS

Bibliografía

[1] Torres, H. Acero, G. Flechas, J. Saucedo, J. Quintana, C. "Calidad de la energía eléctrica CEL". ACIEM Cundinamarca 2001

[2] Mora, J. Colomer, J. "Voltage Sag Characterization and Classification for Diagnosis in Electric Power Quality Domain", Researh Report, Department of Electronics, Computer Science and Automatic Control – Group eXiT, University of Girona, España, 2003.

[3] Das, R. "Determining the Locations of Faults in Distribution Systems", Doctoral Thesis,

University of Saskatchewan Saskatoon, Canada, Spring 1998.

[4] Aguilar J., López N. "The process of classification and learning the meaning of linguistic descriptors of concepts". Approximate Reasoning in Decision Analysis, 1982. p. 165-175. N. Holland.

[5] Seung-Jae Lee, Myeon-Song Choi, Snag-Hee Kang, Bo-Gun Jin. "An intelligent and efficient fault location and diagnosis scheme for radial distribution systems". 0885-8977/04, 2004 IEEE.

[6] nPeña, Daniel. "Análisis de datos multivariantes". Universidad Carlos III de Madrid, Mac Graw Hill, Madrid, 2002. p. 133-170, Cap. 5.

[7] Wendy L. Martínez and Angel R. Martínez. "Computacional Statistics Handbook with MatLab", Chapman & Hall/CRC, Boca Ratón, Florida, 2002.

[8]Universidad Politécnica de Cataluña."*Metodología coste-beneficio aplicada a la instalación de equipos de localización y seccionamiento del tramo con avería en redes de distribución*", "3^{us} Jornadas Hispano-Lusas de Ingeniería Eléctrica", España (Barcelona), 1-3 Julio 1993, Tomo III. Pág. 789-797.

[9] Bollen M.H.J. "Understanding Power Quality Problems: Voltages Sags and Interruptions". IEEE PRESS. 2000

[10] Barrera, Víctor; Cormane, Jorge; Rodríguez, Juan; Santos, Gustavo; Carrillo, Gilberto; Ordóñez, Gabriel; Vargas, Torres; Mora, Juan, "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 D.C), 16-18 Noviembre 2005.

[11] Waissman, J. Aguilar, M. Dahhou, B. "Construction d'un Modele Comportemental pour la Supervision de Procedes: Application a une Station de Traitement des Eaux", Thèse, Institut national Polytechnique de Toulouse. France, 2000.

[12] Barrera N, Víctor; Cormane, A. Jorge; Ordóñez, Gabriel. "Predicción de corrientes armónicas en ventanas de carga residenciales mediante modelos neuronales artificiales". Revista de la Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas UIS, Volumen III, fascículo No. 258, Julio de 2004. ISSN 16574583. II Congreso Internacional de la Región Andina. (ANDESCON). IEEE. Colombia (Bogotá D.C). ISBN 958-33-6534-3.

AUTORES

Víctor Augusto Barrera Núñez. Ingeniero Electricista UIS, Magíster en Ingeniería Eléctrica UIS Investigador GISEL. Asesor del Programa Nacional de Investigaciones en Energía y Minería -COLCIENCIAS. Áreas de Trabajo: Calidad del Suministro de Energía, Inteligencia Artificial, Clasificación de datos Multivariable.



E-mail: <u>vbarrerara@colciencias.gov.co</u>, <u>vbarrera@uis.edu.co</u>. Bucaramanga, Colombia.

Gilberto Carrillo Caicedo. Ingeniero Electricista, Master of Engineering RPI, Troy, New York, Especialista en Técnicas de Investigación UPCO, Doctor Ingeniero Industrial UPCO, Madrid, España. Profesor Titular Laureado UIS. Investigador GISEL. Áreas de trabajo: Calidad del Suministro de Energía, Gestión Tecnológica, Mercados de Energía, Normas de Competencias Laborales, Uso Racional de Energía, Operación de Subestaciones de Transmisión de Energía Eléctrica. E-mail: gilberto@uis.edu.co. Bucaramanga, Colombia.

Gabriel Ordóñez Plata. Ingeniero Electricista, Especialista en Técnicas de Investigación UPCO, Doctor Ingeniero Industrial UPCO, Madrid, España. Profesor Titular UIS. Director GISEL. Áreas de trabajo: Calidad del Suministro de Energía, Procesamiento Digital de Señales Eléctricas, Formación Basada en Competencias y Gestión Tecnológica. Email: gaby@uis.edu.co. Bucaramanga, Colombia.

Juan José Mora Flórez. Ingeniero Electricista UIS, Magíster en Potencia eléctrica UIS, Candidato a Doctor Ingeniero Industrial UdG, Girona, España. Profesor UTP. Investigador Grupo en Planeamiento Eléctrico. Áreas de trabajo: Calidad del Suministro de Energía, Inteligencia Artificial, Operación de Subestaciones Eléctricas. E-mail: jimora@utp.co. Pereira, Colombia.







36