DESARROLLO DE UN MODELO PARA LA LOCALIZACIÓN DE FALLAS EN SISTEMAS DE TRANSMISION DE ENERGIA ELECTRICA UTILIZANDO TECNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

I.E Erwin Quintero Crespo

Tesis de Maestría en Ingeniería de Sistemas
Línea de Investigación en Inteligencia Artificial

Director MSc. Julián Moreno Cadavid

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
SEDE MEDELLIN
FACULTAD NACIONAL DE MINAS
POSTGRADO EN INGENIERIA DE SISTEMAS
MEDELLÍN, ABRIL DE 2010.

RESUMEN

Esta investigación presenta dos nuevos modelos para la localización del punto de falla monofásica en Sistemas Eléctricos de Potencia (SEP), a través de dos técnicas de inteligencia artificial que permiten estimar la localización del punto de falla en la línea de transmisión, para baja, media-alta y alta impedancia. Especialmente estas últimas presentan gran dificultad para las empresas de transmisión de energía, debido a que este tipo de falla se manifiesta con pequeños aumentos de corriente que suelen ser confundidos con aumentos de carga del sistema.

De la exploración del estado del arte sobre el tema, se pudo determinar que las propuestas en general son para fallas de baja impedancia y con un modelo de transmisión bien definido matemáticamente, presentando grandes errores en su aproximación al evaluar fallas de alta impedancia (FAI). Por la dificultad que presenta la solución de este problema, fue preciso utilizar modelos inteligentes, que aprendan de las experiencias para mejorar su desempeño y se adapten a las condiciones exigidas por un SEP real. Las redes neuronales artificiales (RNA) y el sistema de inferencia neuro-difuso adaptativo (ANFIS), son las dos técnicas utilizadas en esta investigación para la localización del punto de falla monofásico con buenos resultados, siendo entrenadas y validadas con 30300 datos obtenidos de simulaciones realizadas del SEP, y organizadas de tal forma que replican el formato de un registro osciloperturbográfico. Para la determinación de las variables de interés, se realizo un análisis del comportamiento mediante el análisis adimensional, que permite determinar relaciones entre grupos de variables. Como señales de interés se tuvieron en cuenta los fasores superimpuestos de corriente y voltaje, los cuales se calculan mediante la diferencia de un ciclo completo de corriente y voltaje en prefalla y postfalla. Posteriormente a través de un filtro de Fourier se obtiene la magnitud y ángulo para los fasores superimpuestos de primer y tercer armónico de la corriente y voltaje.

La diferencia entre las dos técnicas de IA aplicadas al problema es el enfoque que presentan, las RNA permiten obtener una solución de manera directa, y el sistema difuso ANFIS de manera indirecta.

ABSTRACT

This investigation presents two new models for the location of the point of single-phase fault in Electrical Power System (EPS), through two techniques of artificial intelligence that allow to reckon the location of the fault point in the transmission line, for low, median-high and high impedance. Especially these last ones present great difficulty for the companies of energy transmission, because this type of fault is pronounced with small increases of current that usually are confused with increases of load of the system.

Of the exploration of the state-of-the-art on the subject, it was possible to be determined that the proposals generally are for faults of low impedance and with a defined model of good transmission mathematically, presenting great errors in its approach when evaluating faults of high impedance (FAI). By the difficulty that presents the solution of this problem, it was precise to use intelligent models that they learn of the experiences to improve its performance and they adapt to the conditions demanded by a real SEP. The artificial neuronal networks (ANN) and the system of adaptive neuro-diffuse inference (ANFIS), are the two techniques used in this investigation for the location of the single-phase point of fault with good results, being trained and validated with 30300 collected data of simulations realised of the ESP, and organized of such form that talks back the format used for fault records captured. For the determination of the interest variables, it is realised an analysis of the behavior by means of the adimensional analysis, that allows to determine relations between groups of variables. As interest signals considered phasors prevailed of current and voltage, which calculate by means of the difference of a complete cycle of current and voltage in prefault and fails. Later through a filter of Fourier one obtains the magnitude and angle for fasores prevailed of first and third overtone of the current and voltage.

The difference enters the two techniques of applied IA the problem is the approach that present, the RNA allow to obtain a solution of direct way, and diffuse system ANFIS of indirect way.

DEDICATORIA

A mi familia y amigos por la motivación brindada en todo momento. Y a todas aquellas personas que se esfuerzan y esmeran para que cada día sea el mejor.

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mis más sinceros agradecimientos a mi director Julián Moreno por sus aportes, guía y soporte.

A Jhon Albeiro Calderón por sus comentarios técnicos y colaboración.

Además, deseo agradecer a Anderson Arboleda, Sebastián Munera, y Alejandro Escobar por el excelente apoyo recibido.

Y a todos los que de una u otra manera hicieron posible este proyecto.

TABLA DE CONTENIDO

CAPITULO I 1
INTRODUCIÓN 1
1.1 INTRODUCCIÓN 1
1.2 MOTIVACIÓN 2
1.3 EXPLORACIÓN DE LA PROBLEMÁTICA 3
1.4 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA 5
1.5 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN 5
1.6 OBJETIVOS 5
1.6.1 Objetivo General 5
1.6.2 Objetivos Específicos 5
1.7 ESTRUCTURA DEL TRABAJO 6
CAPITULO II 8
MARCO TEÓRICO 8
2.1 SISTEMA ELÉCTRICO DE POTENCIA (SEP) 8
2.2 FALLAS EN LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA (SEP) 9
2.2.1 Fallas Monofásicas a tierra. (L-G) 11
2.2.2 Falla Bifásica a tierra. (L-L-G) 12
2.2.3 Falla Bifásica a aislada. (L-L) 12
2.2.4 Falla Trifásica aislada (L-L-L) 13
CAPITULO III 14
ANTECEDENTES 14
3.1 REVISION DEL ESTADO DEL ARTE 14
3.1.1 Internacionales 15
3.1.2 Nacionales 22
3.2 LIMITACIONES EN EL ESTADO DEL ARTE 23
CAPITULO IV 24
ALGORITMOS TRADICIONALES PARA LOCALIZACIÓN DE FALLAS 24
4.1 ALGORITMO DE LA REACTANCIA 25
4.2 ALGORITMO DE TAKAGI 25
4.3 ALGORITMO DE SCHEWEITZER PARA LÍNEAS CORTAS. 26
4.4 ALGORITMO DE ERIKSSON 26

CAPITULO V 30
PROPUESTA METODOLÓGICA 30
5.1 VISTA GENERAL 30
5.2 ESTRUCTURA 31
5.3 EXTRACCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS DATOS 33
5.4 ANÁLISIS DE VARIABLES Y ARMÓNICOS OBTENIDOS. 35
CAPITULO VI 41
MODELO DE DATOS 41
6.1 SELECCIÓN DE LA HERRAMIENTA DE SIMULACIÓN PARA EL MODELAMIENTO DE CASOS 41
6.2 CONSIDERACIONES PARA EL MODELAMIENTO DEL SISTEMA DE POTENCIA 41
6.3 MODELO SELECCIONADO PARA REPRESENTAR EL SEP. 45
6.4 GENERACIÓN DE DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO, VALIDACIÓN Y CHEQUEO DE LOS SISTEMAS IA PROPUESTOS. 47
CAPITULO VII 49
INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA LOCALIZACION DE LA FALLA 49
7.1 REDES NEURALES ARTIFICIALES 49
7.2 ANFIS 52
7.3 ESTIMACIÓN DE LA LOCALIZACIÓN DE LA FALLA 54
7.3.1 Redes Neuronales. 54
7.3.2 ANFIS 56
CAPITULO VIII 58
ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS ANALIZADOS 58
8.1 RED NEURONAL 58
8.2 ANFIS 63
CAPITULO IX 75
CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO 75
9.1 CONCLUSIONES 75
9.2 TRABAJOS FUTUROS 77
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS 78

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Posibles causas de una falla de alta impedancia 4
Figura 2. Cadena de Valor de la Energía en Colombia..... 9
Figura 3. Ejemplo de corriente en las tres fases en estado estable 10
Figura 4. Ejemplo de voltaje en las tres fases en estado estable 10
Figura 5. Ejemplo de falla franca en la fase A 11
Figura 6. Ejemplo de falla bifásica fases A y B a tierra (Las fases en falla se multiplicaron por un factor de 0.4)..... 12
Figura 7. Ejemplo de falla bifásica fases A y B aislada..... 13
Figura 8. Ejemplo de falla trifásica aislada 13
Figura 9. Esquema General de líneas corta [18]..... 24
Figura 10. Resultado del método Takagi para fallas monofásicas a tierra grafica en sistemas de distribución. [30]..... 28
Figura 11. Resultado del método Takagi para fallas monofásicas a tierra con un 50% de carga [30]..... 29
Figura 12. Metodología propuesta para la localización de la falla. 31
Figura 13. Ejemplo de FAI al 50% de la línea de transmisión. 32
Figura 14. Proceso de extracción de la información de interés. 33
Figura 15. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para todo el espectro de Zf sin escalonamiento. 38
Figura 16. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia sin escalonamiento. 39
Figura 17. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia en líneas de transmisión de diferentes longitudes y desde ambas subestaciones sin escalonamiento. 39
Figura 18. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia en líneas de transmisión de diferentes longitudes y desde ambas subestaciones con escalonamiento. 40
Figura 19. Clasificación de los modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos [34A]. 42
Figura 20. Histograma de distribución de las líneas. 44
Figura 21. Modelo de simulación, compuesto por 100 Bloques de línea tipo PI en cascada. 46
Figura 22. Models para el cálculo de los fasores superimpuestos del 1er y 3er armónico de corriente y voltaje. 46
Figura 23. Proceso de generación de los datos y flujo de la información del SEP. 48
Figura 24. Red Neuronal Artificial. [17A, 34B]..... 50
Figura 25. Esquema general de ANFIS..... 52
Figura 26. Proceso de Fuzzificación..... 53
Figura 27. Proceso de localización de la falla mediante el uso de RNA. 55
Figura 28. Proceso de localización de la falla mediante el uso de Sistemas Difusos. 57
Figura 29. Corriente Vs Voltaje para las seis líneas sin escalonamiento..... 58
Figura 30. Corriente Vs Voltaje con escalonamiento para todas las líneas. 59

Figura 31. Desempeño de la red obtenida con los datos de la Línea 1. Subestación A con todos los rangos de impedancia. 61
Figura 32. Desempeño de la red obtenida con los datos de la Línea 1. Subestación A sin los valores de impedancia de 10 ohmios. 62
Figura 33. Errores obtenidos en el cálculo de la distancia para la red neuronal entrenada con los datos de la Línea 1. Subestación A, con una arquitectura de (4,9,1) sin los datos de impedancia de 10 ohmios. 63
Figura 34. Conjuntos difusos de |ΔIA1φ| para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 65
Figura 35. Conjuntos difusos de |ΔVA1φ| para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 65
Figura 36. Errores de entrenamiento y de validación para todo el conjunto de ángulos de transferencia, con datos de entrenamiento de la línea 3, subestación A. 66
Figura 37. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 1, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 66
Figura 38. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 1, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 67
Figura 39. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 2, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 67
Figura 40. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 2, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 68
Figura 41. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 68
Figura 42. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 69
Figura 43. Conjuntos difusos para |ΔIA1φ| caso particular ángulo de transferencia -20º. .. 70
Figura 44. Conjuntos difusos para |ΔVA1φ| caso particular ángulo de transferencia -20º.. 71
Figura 45. Error del entrenamiento vs. Error de validación, caso particular ángulo de transferencia -20°. 71
Figura 46. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación A, caso particular ángulo de transferencia -20°. 72
Figura 47. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación B, caso particular ángulo de transferencia -20°. 72
Figura 48. Distancia aproximada a partir de la impedancia de falla. 74

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Definición de variables del modelo de línea corta para líneas de transmisión de energía. 24
Tabla 2. Valores de *Ia''* de acuerdo al tipo de falla. 27
Tabla 3. Funciones relé típico de protección para líneas de transmisión [35]. 30
Tabla 4. Variables eléctricas obtenidas como resultado de la simulación en ATP. 35
Tabla 5. Variables seleccionadas para el análisis adimensional. 37
Tabla 6. Clasificación general de los modelos de línea para transitorios electromagnéticos [34A]. 43
Tabla 7. Casos de estudio simulados. 47
Tabla 8.Funciones de Activación Redes Neuronales. 50
Tabla 9. Resultados red neuronal arquitectura (4,9,1) para todos los valores de impedancia. 60
Tabla 10. Resultados red neuronal arquitectura (4,9,1). Sin impedancias de 10 ohmios. ... 61
Tabla 11. Errores relativos promedio para todas las líneas para todo el conjunto de ángulos de transferencia. 69
Tabla 12. Errores relativos promedio para todas las líneas, caso particular ángulo de transferencia -20. 73

CAPITULO I
INTRODUCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

Actualmente las entidades prestadoras del servicio de transmisión de energía se enfrentan a la necesidad de realizar un despeje rápido de las fallas que presente el sistema de transmisión eléctrica; la rápida identificación y localización de la falla en la línea de transmisión permite desplazar al sitio todos los recursos técnicos y humanos a la mayor brevedad, aumentado la posibilidad de rehabilitar el tramo y restablecer el servicio de fluido eléctrico en el menor tiempo posible [5].

La operación del sistema eficientemente en la prestación del servicio es un tema fundamental para el desarrollo, y aun más cuando el sector eléctrico es uno de los renglones socioeconómicos más importantes de cualquier región o país.

La interrupción de fluido eléctrico afecta gravemente la economía de un país reflejándose principalmente en sus sectores:

- Sector Industrial: Afecta gravemente la elaboración y suministro de productos esenciales como los alimenticios, y los relacionados con la salud; asimismo disminuyen las divisas que ingresan al país.

- Sector Público: Traumatiza el normal desarrollo de actividades, manejo y funcionamiento del estado (Notarias, sedes judiciales, defensa nacional, etc.).

- Masa Poblacional: Generalmente sin posibilidades de plantas eléctricas e inversores.

De igual manera la detección, localización, identificación de la causa, y despeje tardío de fallas en líneas de transmisión va en contravía de las políticas de calidad y confiabilidad, a nivel nacional de los parámetros FES[1] y DES[2] exigidos por la comisión de regulación de energía y gas CREG para la prestación de un adecuado servicio de energía Eléctrica [9] y a nivel internacional índices de calidad SAIFI y SAIDI (IEEE Standard 1366-1998) [29]. Las empresas de transmisión de energía eléctrica pueden ser penalizadas por no prestar el servicio de manera adecuada, según los lineamientos impuestos por los entes de regulación como la CREG y la superintendencia de servicios públicos domiciliarios SSPD.

[1] FES: Es el tiempo en que se ha interrumpido en un circuito del OR el servicio, medido sobre los últimos 12 meses.
[2] DES: Mide la confiabilidad como el número de interrupciones que presenta un Circuito del OR durante los últimos doce meses.

Bajo este panorama, el objetivo principal de esta investigación apunta al desarrollo de un modelo que permita localizar el punto de falla en líneas de transmisión de energía eléctrica para diferentes topologías de red, mediante la utilización de técnicas de inteligencia artificial, partiendo del conocimiento previo del tipo de falla y topología de red. El modelo servirá de apoyo a la solución de los problemas operación y mantenimiento del sistema, y especialmente en aquellos sistemas de gran tamaño y de difícil accesibilidad.

En la mayoría de los esquemas de localización de falla suelen ser usados algoritmos para intentar encontrar el punto donde ha ocurrido una falla en líneas de transmisión [19, 37], usando la información almacenada mediante mediciones durante la falla (registros de fallas). Los métodos más comunes usan la información de tensión y corriente de los extremos de la línea y, considerando que podría haber una impedancia de falla, intentan evaluar la distancia a la cual ocurrió la falla. Sin embargo en los últimos años se han venido desarrollando modelos de localización del punto de la falla con la ayuda de inteligencia artificial, lo que difiere de los algoritmos clásicos que se basan en cálculos determinísticos y donde es necesario un modelo matemáticamente bien definido que no siempre resulta efectivo [5].

1.2 MOTIVACIÓN

Un gran número de fallas se presentan en los sistemas de transmisión eléctrica, afectando a los consumidores y aumentando los costos de mantenimiento y operación para la empresa prestadora del servicio de energía eléctrica al disponer de recursos para su localización. Es por ello que diversas formas de localización de fallas están siendo estudiadas por la comunidad científica de modo que se disminuya el tiempo de interrupción. Entre las más comunes se encuentran las que son basadas en el cálculo de impedancia de secuencia positiva de la línea en el punto de falla, el cual es medido en la subestación a partir de señales de corriente y tensión [24].

Entre las fallas presentes en los sistemas de transmisión, se encuentra una clase especial de fallas que pueden ocurrir en sistemas de transmisión eléctrica llamadas fallas de alta impedancia. Generalmente esta falla presenta un valor elevado de impedancia en el punto de falla, lo que ocasiona una corriente de baja magnitud en comparación con fallas solidas (fallas francas o de muy baja impedancia). Una característica importante asociada a las fallas de alta impedancia es su no linealidad, o sea una corriente de falla producida puede no ser puramente sinusoidal, siendo una composición de diferentes frecuencias armónicas a la fundamental. Una no linealidad está generalmente asociada a un arco eléctrico que puede estar relacionado al punto de contacto del conductor con la tierra u otro objeto durante la ocurrencia de una falla de alta impedancia. Debido a sus características, la presencia de fallas de alta impedancia puede no ser detectada en las señales de tensión y corriente utilizadas por los dispositivos de protección y localización, mientras que una baja amplitud de la corriente generada por la falla de alta impedancia puede ser confundida con un crecimiento de carga. Como resultado de esta situación, los sistemas de protección y localización pueden no actuar correctamente en la localización y eliminación de este tipo de

falla, resultado en riesgos para la población y daños en materiales, consumidores y en el sistema.

1.3 EXPLORACIÓN DE LA PROBLEMÁTICA

La problemática de la localización de fallas en sistemas de transmisión y distribución de energía eléctrica se presenta por la delimitada adaptabilidad de los modelos desarrollados, limitándose la mayoría de las veces a algunas topologías de red [16]. Muchas de las aproximaciones existentes, incluyendo algunas que emplean métodos determinísticos y técnicas de inteligencia artificial, presentan dificultades ante la correcta localización de la misma y se centran esencialmente en la clasificación de falla [6]. Un ejemplo de ello es la localización de la falla de "alta impedancia", muchas veces se diagnostica a una distancia considerable del punto de medición, cuando en realidad está en la cercanías, presentándose por el toque de un árbol con las líneas, contacto indirecto de líneas, falla de aislamiento, etc.

Los algoritmos para la localización de fallas de mayor aplicación como: Reactancia, Takagi, Schweitzer y Ericksson, hacen uso de la información de las variables que almacenan los relés de protección, estos algoritmos presentan gran asertividad en la localización de fallas de baja impedancia y a corta distancia del relé, sin embargo en estos se realizan suposiciones sobre el comportamiento y estructura del sistema de potencia, limitando su alcance real. Además para Fallas de Alta Impedancia (FAI), el caso más común en Colombia, presentan en sus análisis graves deficiencias [18].

Otras aproximaciones tienen una buena identificación y localización de la falla, haciendo uso de la transformada de Wavelet, técnicas de IA y de transductores ópticos para medir la señal eléctrica de interés, pero su problema fundamental es que es necesario comunicación con ambos extremos de la línea, y los equipos transductores son costosos y escasos en las líneas de transmisión [5].

Además de las falencias que presentan los métodos actualmente utilizados por la comunidad internacional y las empresas prestadoras de servicios públicos en Colombia para la localización de FAI, cuyas causas más comunes se presentan en la Figura 1, hay que considerar que en este país el problema se agrava dado que la topografía presenta grandes accidentes geográficos, zonas de difícil acceso y vegetación espesa.

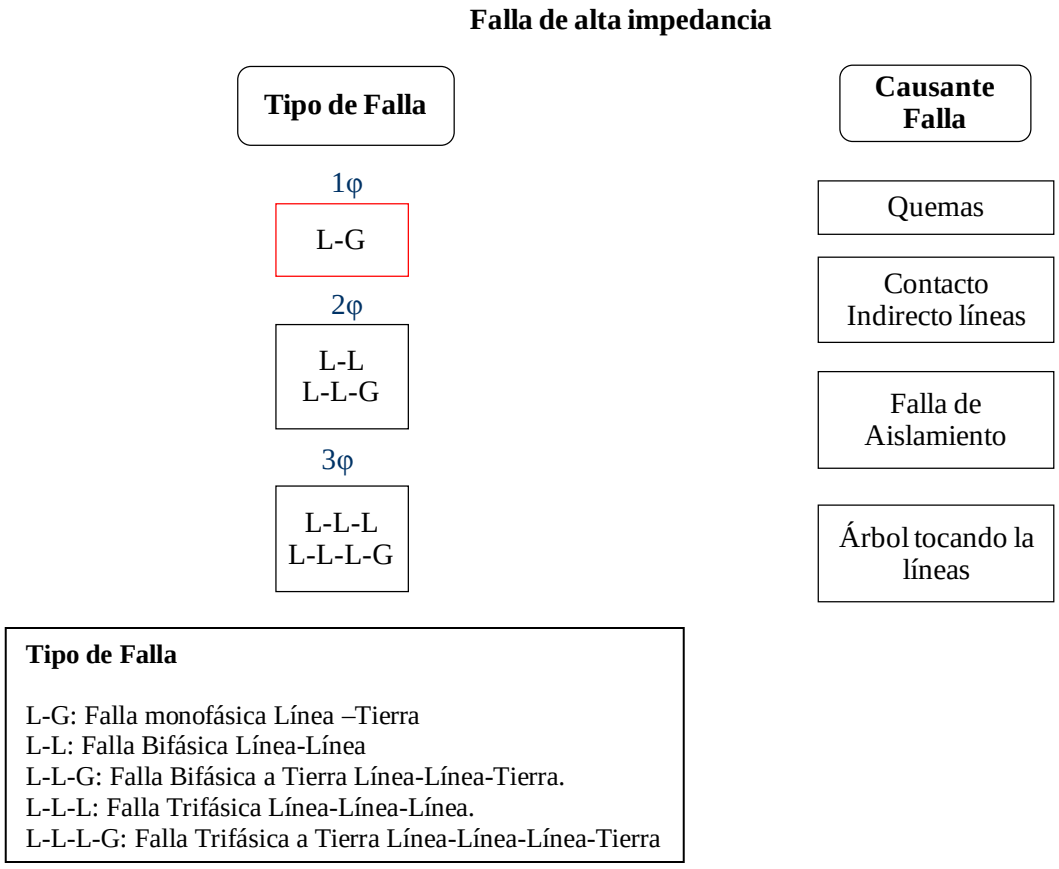

Figura 1. Posibles causas de una falla de alta impedancia

En el caso colombiano, hay que considerar además que la mayoría de las fallas son debidas a descargas atmosféricas [18], ocasionando interrupciones indeseadas del sistema en el servicio que se traducen en pérdidas de dividendos por concepto de transporte y/o distribución de energía eléctrica por la no prestación del servicio y multas por incumplimiento de las regulaciones establecidas. Asimismo los pronósticos pocos certeros de la ubicación de la falla y/o delimitación del área de falla demasiado extensa, obligan también al envío de un grupo que concrete el punto exacto de ocurrencia de la misma, elevando con ello los costos de operación y mantenimiento, lo que va en contravía de las políticas de eficiencia y calidad en la prestación del servicio de fluido eléctrico.

1.4 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Teniendo en cuenta la revisión del estado del arte y los análisis previamente realizados queda claro que los métodos tradicionales con los que actualmente se está abordando el problema de localización no son los más adecuados debido a los errores y/o costos en los que pueden incurrir; lo cual impulsa a la búsqueda de nuevas metodologías para abordar el problema de la localización como lo es en este caso las de técnicas de inteligencia artificial.

1.5 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

¿Qué información es relevante a la hora de realizar análisis de fallas eléctricas en líneas de transmisión?

¿Cómo es posible determinar la localización de una falla a partir de la identificación de la misma y de la configuración de la red?

¿Cuáles técnicas de inteligencia artificial pueden ser empleadas para llevar a cabo el proceso de localización?

¿Cómo validar las técnicas utilizadas, de tal manera que se verifique su adaptabilidad a diferentes topologías de sistemas de transmisión?

1.6 OBJETIVOS

1.6.1 Objetivo General

Desarrollar un modelo que permita determinar la localización de fallas eléctricas en líneas de transmisión, mediante la utilización de técnicas de inteligencia artificial.

1.6.2 Objetivos Específicos

- Identificar y describir la información de interés a la hora de realizar un análisis de fallas en líneas de transmisión.

- Caracterizar diversas técnicas de inteligencia artificial para la localización de fallas en líneas de transmisión.

- Proponer un modelo a partir de técnicas de inteligencia artificial para la localización de fallas, partiendo de su identificación y del conocimiento de la topología de red.

- Implementar un prototipo computacional que valide el modelo propuesto a partir de datos simulados y/o reales.

1.7 ESTRUCTURA DEL TRABAJO

En el desarrollo de esta investigación se generaron nueve capítulos de la siguiente manera:

En el capítulo I se presenta la motivación, la exploración de la problemática en la localización de fallas en sistemas de transmisión, la definición del problema y las preguntas de investigación; y en el capítulo II se da una descripción de los sistemas eléctricos de potencia y de las características que envuelven los diferentes tipo de falla en un SEP.

En el capítulo III, se realiza una revisión del estado arte a nivel internacional y nacional como punto de partida de esta investigación, presentando las ventajas y desventajas de los diferentes métodos que han utilizado los autores para dar solución a los tópicos relacionados con localización de fallas. Se determinan las limitaciones y oportunidades de investigación en este tema.

Una de las falencias en las metodologías estudiadas que se ha logrado identificar se relaciona con la necesidad de tener un sistema de transmisión bien definido matemáticamente para resolver el problema de localización, además de que la mayoría de técnicas se centran en fallas de baja impedancia.

En el capítulo IV se presentan los algoritmos tradicionales más representativos en la localización de fallas, estos exhiben buenos resultados cuando la falla es de baja impedancia y es cercana a la subestación. En algunas de las cuales el error en el pronóstico en la localización del punto de la falla para impedancias de falla de alta impedancia (FAI), crece exponencialmente a medida que se aleja de los equipos de protección ubicados en la subestación [18].

La propuesta metodológica es desarrollada en el Capitulo V, en este capítulo se describe el proceso de acondicionamiento y selección de las variables de interés, que normalmente son registradas por relés de protección a través de registros osciloperturbográficos. Se describe el proceso de análisis adimensional para el estudio del comportamiento de las variables y la relación que pudiesen tener entre sí.

El capítulo VI contiene la descripción de la herramienta utilizada para llevar a cabo la simulación del Sistema Eléctrico de Potencia (SEP), y de los casos de interés en esta investigación. Además se presentan las consideraciones que fueron tenidas en cuenta para el modelamiento del SEP, la selección del modelo y el proceso para la generación de datos de para el entrenamiento, validación y chequeo de los sistemas de IA propuestos.

Los sistemas de IA propuestos se describen en el capítulo VII, en el que se presentan dos alternativas para la solución del problema de localización del punto de la falla de alta impedancia, redes neuronales artificiales (RNA) y el Sistema de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo (ANFIS).

En este capítulo también se determinan las entradas que son necesarias para alimentar las RNA y el sistema ANFIS, además se presenta el proceso para la localización del punto de falla de alta impedancia para cada una de las propuestas.

En el capítulo VIII, se presentan y analizan los resultados del entrenamiento y validación de los modelos propuestos para las tres líneas de transmisión, definidas como caso de estudio.

Las pruebas se llevaron a cabo con 30300 datos que fueron obtenidos a través del proceso de simulación descrito en el capítulo VI. Finalmente, en el capitulo IX se presentan las conclusiones de la investigación y se proponen nuevos lineamientos para trabajos futuros.

CAPITULO II
MARCO TEÓRICO

2.1 SISTEMA ELÉCTRICO DE POTENCIA (SEP)

Un sistema eléctrico de potencia (SEP) está constituido por las centrales de generación, líneas de transmisión interconectadas entre sí, sistemas de distribución y comercialización, esenciales para el consumo de energía eléctrica, los cuales deben ser operados eficazmente para el cumplimiento de la regulación y estándares de calidad.

Centrales de Generación: Este es el primer eslabón de la cadena de valor de la energía eléctrica, generalmente se encuentran situadas cerca de la fuente de energía primaria y lejana de los centros de consumo, es aquí donde se lleva a cabo la producción de energía eléctrica, mediante la transformación de la fuente de energía primaria, pudiéndose clasificar de acuerdo a esta, de la siguiente manera:

- Centrales hidroeléctricas
- Centrales termoeléctricas
- Centrales geotermoeléctricas
- Centrales nucleoeléctricas
- Centrales eólicas
- Centrales solares

Las centrales generadoras se construyen de tal forma, que por las características del terreno se adaptan para su mejor funcionamiento, rendimiento y rentabilidad.

Líneas de Transmisión: Están compuestas por conductos cuando son subterráneas ó por grandes torres metálicas cuando son aéreas, que soportan los cables que transportan la energía eléctrica desde los centros de Generación hasta zonas de distribución más cercanas a los consumidores. Para un transporte eficiente se eleva el voltaje, por medio de un transformador elevador en la subestación de generación y se reduce el nivel a través de un transformador reductor en la subestación de distribución.

Los voltajes de transmisión utilizadas en Colombia son: 230 y 500 kV.

Los voltajes de subtransmisión utilizadas en Colombia son: 66, 115 y 138 kV.

Una de las formas de clasificar las líneas de transmisión, es de acuerdo a su longitud, siendo:

- Línea corta de menos de 80 Km.
- Línea media de entre 80 y 240 Km.
- Línea larga mayor de 240 Km.

Sistemas de Distribución y Uso Final: En esta etapa se reducen más el nivel voltaje a medida que el SEP se acerca más a los poblados, para facilitar el transporte de la energía eléctrica a los grandes centros industriales y residenciales de las ciudades, para finalmente llegar a cada uno de estos por medio de transformadores instalados en los postes que reducen el voltaje a valores comerciales (120 Volt, 240 Volt, 440 Volt).

En la figura 2, se ilustra la Cadena de Valor de la Energía en Colombia.

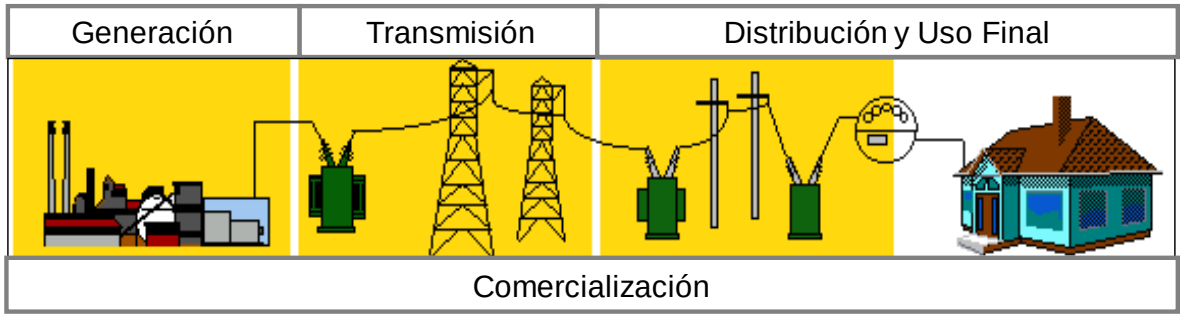

Figura 2. Cadena de Valor de la Energía en Colombia

2.2 FALLAS EN LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA (SEP)

Un SEP esta balanceado cuando la magnitud de la corriente y voltaje en sus tres fases presentan un nivel similar, y los ángulos entre estas es de 120º. El ángulo entre la corriente y voltaje en cada fase depende del flujo de potencia en el instante en que se mide. Asimismo se puede decir que un SEP se encuentra en estado estable si las variables eléctricas del sistema permanecen constantes con el tiempo y en un rango de valores aceptable. En las figuras Figura 3 y Figura 4 se aprecian las variables del sistema en estado estable.

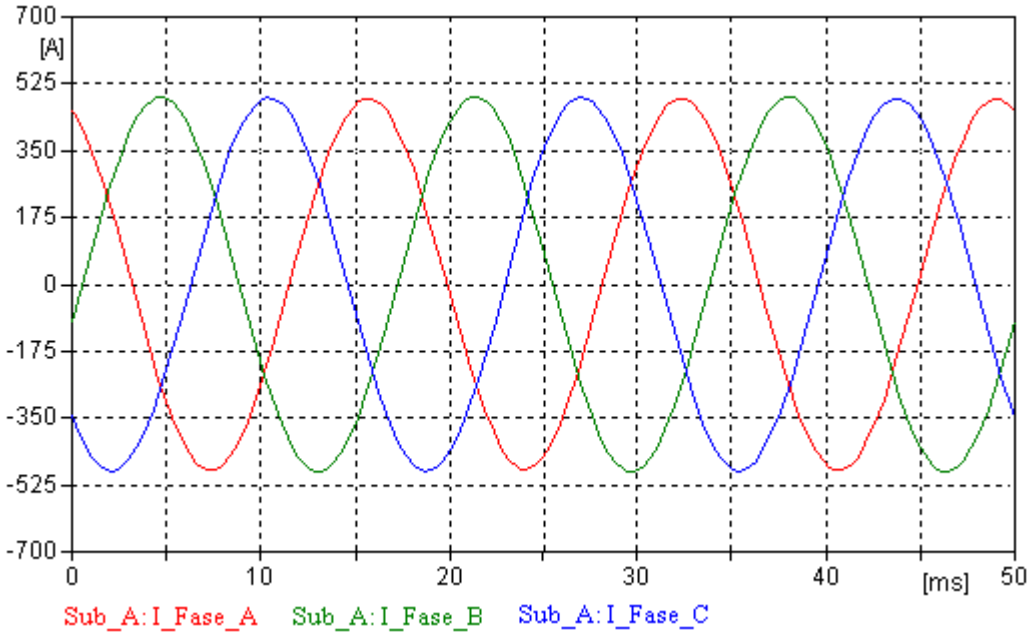

Figura 3. Ejemplo de corriente en las tres fases en estado estable

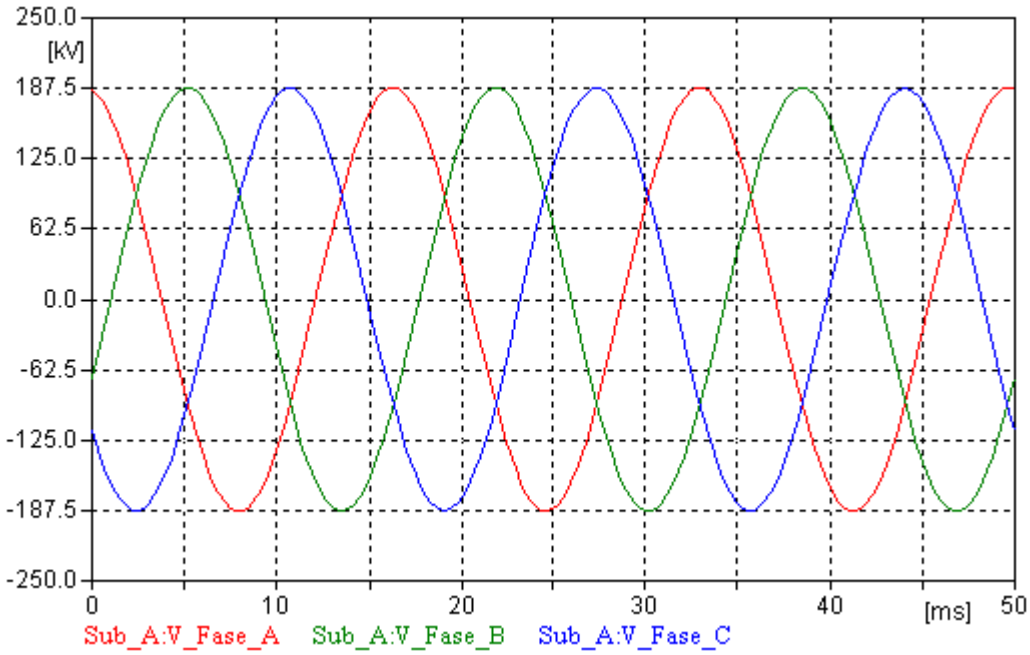

Figura 4. Ejemplo de voltaje en las tres fases en estado estable

Cuando se presenta una falla en un SEP, generalmente las subestaciones más cercanas al punto de falla tienen aumento de corriente y una caída de voltaje en las fases que presentan el problema, que depende de la impedancia en la subestación, lo que conlleva cambios en los flujos de potencia y el ángulo de transferencia entre las dos subestaciones que están

interconectadas, además de posibles oscilaciones de frecuencia y presencia de armónicos de corriente y voltaje.

En un SEP se pueden presentar varios tipos de falla que pueden ocasionar perturbaciones en el sistema, entre las cuales se destacan por su frecuencia de ocurrencia las fallas monofásicas a tierra, presentes en aproximadamente 90% de eventos totales de falla [15]. También existen otras no menos importantes como las fallas bifásicas a tierra, fallas bifásicas aisladas, fallas trifásicas a tierra y fallas trifásicas aisladas, todas con diferentes niveles de impedancia de falla.

2.2.1 Fallas Monofásicas a tierra. (L-G)

Este tipo de falla únicamente afecta una sola fase del SEP, presentándose un aumento de corriente y caída de voltaje en la fase que presenta el problema. La falla puede ser de baja impedancia (falla franca) con valores cercanos a 0 ohmios, de media-alta ó de alta impedancia (FAI) con valores mayores a 30 y 60 ohmios, respectivamente. Las fallas de alta impedancia no presentan gran variación en la variable corriente de la fase fallada por lo que a veces no se detecta fácilmente ya que pueden ser vistas como un aumento en la demanda energía del SEP. En contraste las fallas francas presentan un importante aumento de la corriente, lo cual facilita su detección.

Las Fallas de Alta Impedancia, son producidas normalmente por árboles, cometas, fuego bajo la línea, flámeos de aisladores, entre otros. En la Figura 5 se aprecian a manera de ejemplo las curvas de corriente y voltaje en la fase A, ante una falla franca en la fase A.

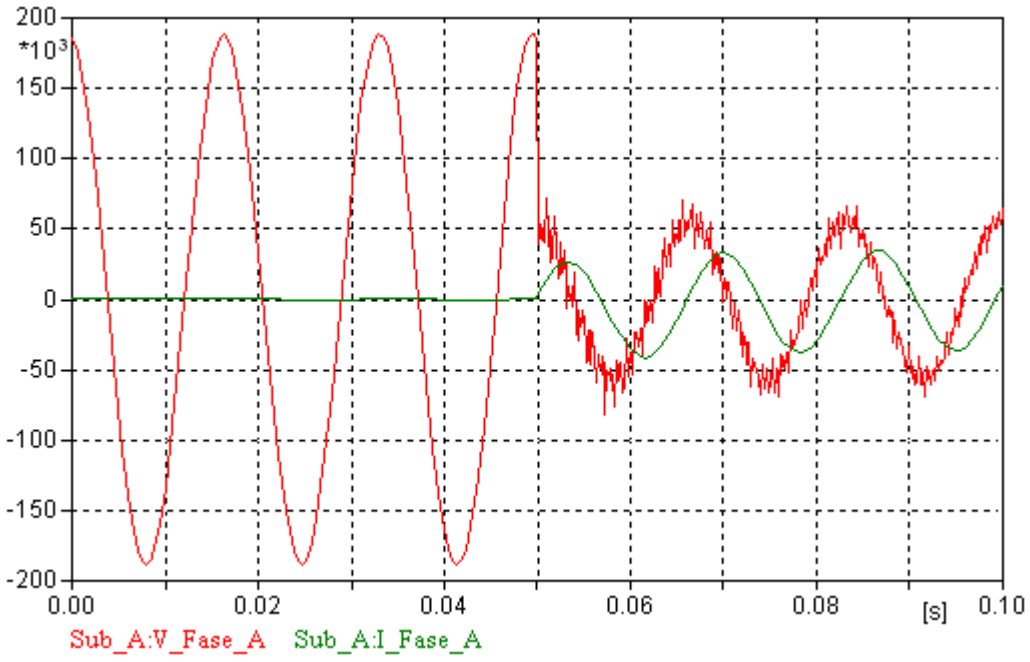

Figura 5. Ejemplo de falla franca en la fase A

2.2.2 Falla Bifásica a tierra. (L-L-G)

En esta falla se afectan dos fases del SEP, generalmente por la caída de una de las fases, haciendo contacto con otro cable y con elemento externo que conduce a tierra. Cuando se presenta esta falla aumenta la corriente en ambas fases y disminuye el voltaje. En la Figura 6 se puede apreciar el comportamiento de la corriente frente a este tipo de falla.

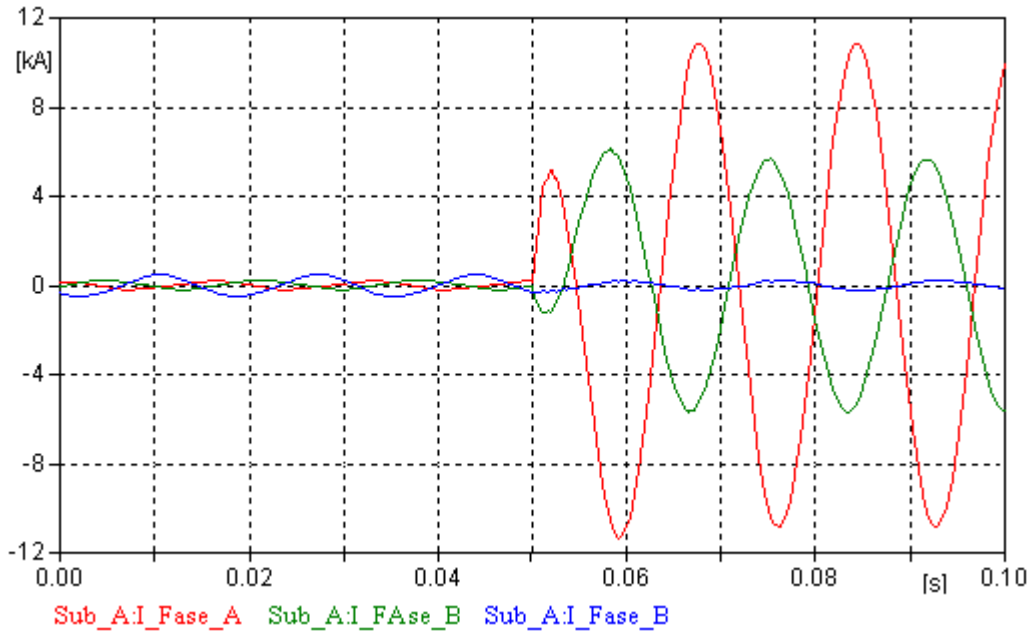

Figura 6. Ejemplo de falla bifásica fases A y B a tierra (Las fases en falla se multiplicaron por un factor de 0.4)

2.2.3 Falla Bifásica a aislada. (L-L)

Esta falla presenta características similares a la falla bifásica a tierra, sin embargo esta se presenta entre dos fases de forma aislada de la tierra. Este tipo de falla es frecuente que se presente cuando se realizan quemas debajo de la línea, lo que ocasiona cambios en la rigidez dieléctrica del aire y en sus propiedades de conducción [17]. En la Figura 7 se observa un ejemplo del comportamiento de la corriente en las tres fases cuando se presenta esta falla.

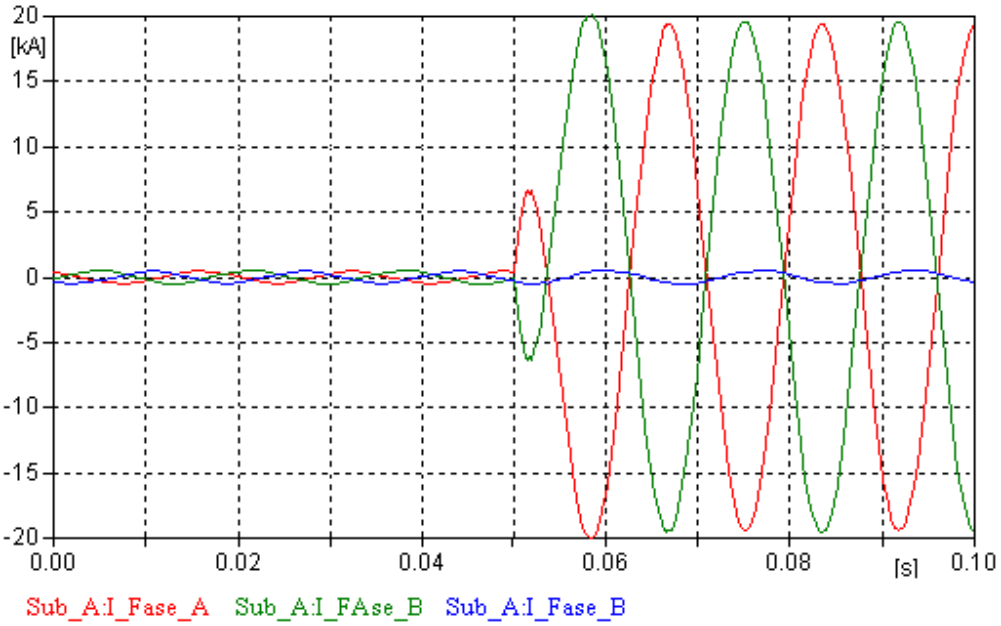

Figura 7. Ejemplo de falla bifásica fases A y B aislada

2.2.4 Falla Trifásica aislada (L-L-L)

Se presenta cuando las tres fases entran en contacto, con caídas de voltaje y aumento de corriente similar para las tres fases. No obstante esta falla tiene poca frecuencia de ocurrencia en los SEP. En la Figura 8 se aprecia un ejemplo de las variaciones de corriente ante la presencia de una falla trifásica aislada.

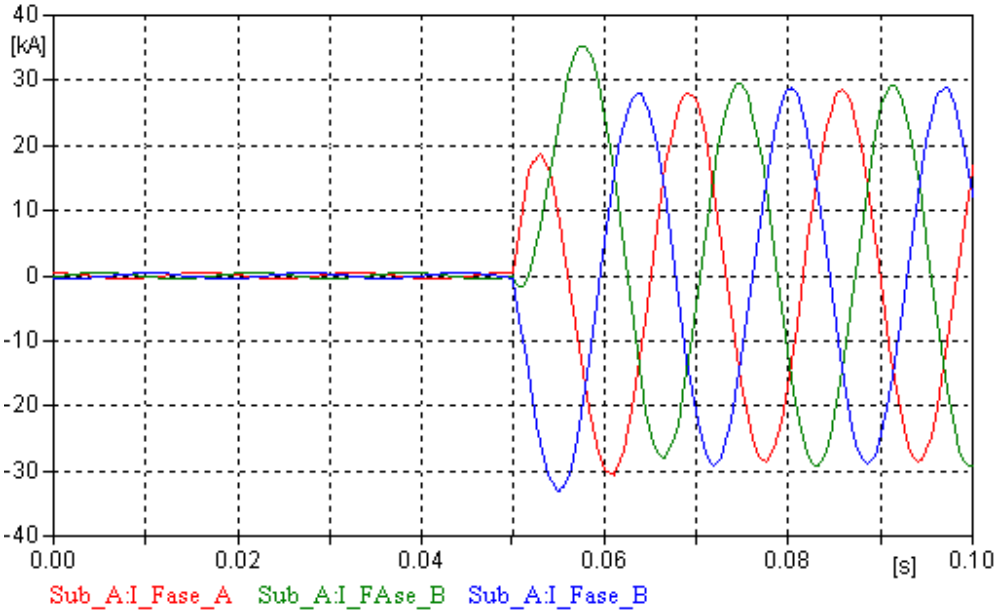

Figura 8. Ejemplo de falla trifásica aislada

CAPITULO III
ANTECEDENTES

3.1 REVISION DEL ESTADO DEL ARTE

En esta sección se presenta la revisión de las diferentes técnicas y metodologías aplicadas al problema de localización de falla en líneas de transmisión y redes distribución para baja y alta impedancia, pudiéndose establecer que la mayoría de desarrollos han sido de índole determinístico, siendo necesario modelos bien definidos matemáticamente y con poca incertidumbre [5]. También se han desarrollado modelos para la localización de falla en líneas de transmisión y de distribución con buenos resultados basado en la impedancia [2, 10, 31] sin embargo es necesario en la mayoría de los casos la inyección de corriente a través de la línea para su localización [42]. Adicionalmente las aproximaciones de estos desarrollos presentan dificultades con fallas cercanas a través de arboles o arcos que son confundidas con fallas alejadas del punto de medición. [29]

Investigaciones más recientes han hecho uso de técnicas de IA a través de las redes neuronales [16, 19, 20, 21] y lógica difusa basadas en la transformada de wavelet [13, 32], presentado buenos resultados, pero en su gran mayoría estas técnicas se desarrollaron únicamente para la clasificación de las fallas.

En [5] se presentan buenos resultados en la identificación y localización de la falla, haciendo uso de la transformada de Wavelet, técnicas de IA y de transductores ópticos para medir la señal eléctrica de interés, con lo que es necesario también comunicación entre los equipos en los extremos de una línea para desarrollar el análisis multiresolución de wavelet.

Una dificultad de este enfoque es que actualmente estos equipos son costosos y escasos en las líneas de transmisión, por lo que sería difícil de adaptar a las necesidades de un sistema de transmisión de energía como el colombiano.

Es de anotar que la gran mayoría de los modelos actuales utilizan como parámetros de entrada, la corriente y voltaje de cada fase, realizando posteriormente un filtrado y acondicionamiento de las señales requeridas [6, 29], con lo cual se busca evitar introducir ruido en el desarrollo de estos.

A continuación se hace una breve descripción de algunos de los trabajos encontrados más relevantes para líneas de transmisión y redes de distribución, aunque estas últimas no están en el alcance de este trabajo, se considero de importancia evaluar las técnicas y variables empleadas que puedan ser aplicables también a las líneas de transmisión. Adicionalmente se realizo clasificación entre publicaciones internacionales y nacionales.

3.1.1 Internacionales

- **Líneas de Transmisión**

IEEE 2008_Performance Evaluation of an Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System Approach for Location of Faults on Transmission Lines Using Monte Carlo Simulation [5]

Esta investigación hace uso del análisis multiresolución de la transformada discreta de Wavelet, junto con redes neuronales y sistemas fuzzy. Hace un análisis cualitativo con la ayuda de inteligencia artificial, lo que difiere de los algoritmos clásicos que se basan en cálculos determinísticos. Se incorporó también un sistema experto para extraer las características más importantes de la transformada de Wavelet, que permitieran localizar la falla.

Después de evaluar y comparar enfoques con ANN, FIS y ANFIS, estableció que esta última presenta gran asertividad con respecto a las dos primeras, con errores menores al 5%.

Para la validación de los datos se dispuso de la simulación de Monte Carlo, con lo que se representó la naturaleza aleatoria de la ubicación de la falla; los resultados se evaluaron utilizando la distribución Chi Cuadrada.

Este modelo presenta gran asertividad siendo el caso de estudio una línea de 300km, 400kv, teniendo fallas L-G, L-L, L-L-G, L-L-L y L-L-L-G, sin embargo hace uso de transductores ópticos para la captura de las señales necesarias, lo que presenta una desventaja frente a otras metodologías, debido al alto costo y poca utilización que actualmente se da en la líneas de transmisión.

IEEE 2005 Best Structures for Fault Location in Single and Double Circuit Transmission Lines [16]

Esta investigación muestra diversas estructuras de redes neuronales aplicadas a procesos de clasificación y localización en líneas de uno y dos circuitos, la selección de la mejor estructura se realizó con el software SARENEUR.

Las técnicas de IA se utilizaron junto con técnicas clásicas de clasificación y localización de fallas. El análisis de fallas involucró la clasificación y la localización, se observó que esta última es dependiente de la primera y que se deberán tener en cuenta ciertos parámetros dada la clasificación de la falla.

Con el software SARENEUR se pudo verificar el funcionamiento de las diferentes topologías de redes de neuronales; aunque estas redes presentan grandes ventajas, también presentan algunas desventajas como la complejidad en la selección de la

arquitectura de la red (numero de capas, número de neuronas por capa, funciones de activación y algoritmos de aprendizaje).

El máximo valor de resistencia de falla considerado fue de 75 ohmios, siendo simulados en redes españolas de trasmisión de energía eléctrica; los mejores resultados se obtuvieron con redes neuronales perceptrón multicapa (MLP), y con vectores de aprendizaje cuantificador (LVQ). Sin embargo MLP presento mayor ventaja frente a LVQ, presentando prácticamente cero errores en líneas de un circuito y menores a 1% en líneas de dos circuitos. En general se consideró después de evaluar parte del sistema español de transmisión de energía eléctrica, que dos capas y no más de seis neuronas por capa es suficiente para el desarrollo del método en el sistema español.

IEEE 2004 ANN- Based Technique for Fault Location Estimation Using TLS-ESPRIT [28]

Este trabajo aplicó técnicas de inteligencia artificial para estimar la localización de la fallas, mediante el uso de redes neuronales en conjunto con el algoritmo TLS-ESPRIT (Total Least Square-Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique), este último extrae las características requeridas como entrada para la red neuronal de las formas de onda de las corrientes y voltajes transitorios medidas en la subestación, es de anotar que no se requiere información de prefalla.

Los datos de entrenamientos y prueba fueron generados a partir de simulaciones en el software PSCAD/EMTDC, para un sistema de transmisión con falla trifásica a tierra en tres diferentes localizaciones. Los resultados del trabajo permitieron concluir que la localización de la falla está más relacionada con señal de corriente que con la señal de voltaje, presentándose mejores resultados en la aproximación de la localización de la falla al utilizar la primera señal.

Este estudio presenta buenos resultados, sin embargo no se presenta la evaluación de falla monofásicas a tierra, la falla más común en sistemas de potencia, además de que no se establece el valor de la resistencia de falla y las características utilizadas en el sistema de transmisión para su simulación como longitud y nivel de tensión, y por tanto no es posible constatar realmente las bondades que pueda llegar a presentar la metodología presentada.

IEEE 2003 A Digital Fault-Location Algorithm Taking Into Account the Imaginary Part of the Grounding Impedance at the Fault Place [34]

En este estudio se realiza un análisis de las técnicas propuestas para la localización de fallas que hacen uso únicamente de la información de uno de los extremos de la línea en falla, y plantea un algoritmo que permite compensar la deficiencia de información relevante (impedancia de falla y corriente) del otro extremo. En el desarrollo del algoritmo es necesario conocer detalladamente la configuración de todos los caminos de

retorno (conductor a tierra, torres y electrodos de puesta a tierra de la subestación) de la falla a tierra.

Este método calcula la distancia a la falla mediante el uso de la frecuencia fundamental de la onda de voltaje y la corriente de uno de los terminales de la línea, y está enfocado en la detección de la distancia al punto de la falla, para una falla monofásica a tierra.

Para la simulación se consideró un sistema de 110kv, con fallas de 10, 20, 40 y 80 ohmios, las resultados del estudio permitieron concluir que la relación entre Rf y Xf es prácticamente insensible a la variación de la resistencia de puesta a tierra de la torre, el cual puede variar en un amplio margen dependiendo de la época del año.

IEEE 2001 ANN-Based Techniques for Estimating Fault Location on Transmission Lines Using Prony Method [40]

La investigación hace uso del fenómeno de ondas viajeras en líneas de transmisión para la localización de la falla, mediante la utilización del método Prony, lo que permite analizar las señales de voltaje y corriente de uno de los extremos y la extracción de información modal a utilizar como entrada a la red neuronal. Al utilizar el método Prony se pasa del dominio de tiempo al de la frecuencia y se minimiza la dependencia del ángulo de incidencia y la tasa de muestreo requerida.

El modelo propuesto consta de dos etapas principales, durante la primera se extrae información como frecuencia, amplitud, atenuación y diferencia de ángulo. Durante la segunda etapa se alimenta una red neuronal con la información previamente recopilada se le entrena y se realiza las simulaciones necesarias para comprobar sus resultados.

Mediante la utilización del software ATP-EMTP y el modelo de línea J. Marti se realizó la simulación de la línea de transmisión a 500kv, longitud de 138millas, falla monofásica a tierra en una de sus fases con localización 90 millas del extremo, y una resistencia de falla de 20 ohmios.

El modelo propuesto en el estudio incrementa sus errores a medida que la resistencia de falla aumenta; asimismo se aprecia que esquema que utiliza como entrada la señal corriente presenta un menor error con la variación de la resistencia, y un error mayor con la variación del ángulo de incidencia de la falla con respecto al esquema que utiliza la señal de tensión. Se puede concluir que los errores en la estimación de la falla tiene dos componentes: el primer componente es debido al método de Prony y el segundo componente es debido a la red neuronal.

IEEE 1997 An Artificial Neural Network based Real - Time Fault Locator For Transmission Lines [8]

Esta investigación propone un algoritmo basado en redes neuronales para la localización de fallas en líneas de transmisión, teniendo en cuenta la información de uno de los extremos, usando la información del voltaje y la corriente; junto con la ecuación convencional de localización de falla.

Como señales de entrada de la red neuronal fueron utilizados los fasores de pre-falla, voltajes y corrientes de pre-falla superimpuestas de todas la fases de la línea de transmisión, arrojando resultados de forma rápida y precisa; incluso eliminando la optimización no lineal en tiempo real.

El sistema considerado para el estudio está conformado por dos subestaciones a 400kV, con una longitud de 300km y un arreglo vertical de los conductores no transpuestos, para los cuales se asumen como condiciones de operación que las condiciones de pre-falla son de estado estable normal, que la impedancia de la fuente en ambos extremos son simétricos y permanecen igual antes durante y después de la falla, que la amplitud del voltaje en las barras oscila entre (0.9;1.1) p.u. y que el ángulo entre los voltajes de las barras esta en el rango (-20;20) grados.

El tipo de falla seleccionado para la verificación del modelo es una falla monofásica a tierra donde el valor de la resistencia de puesta a tierra es asumido menor a 20 Ohmios.

Se obtuvieron buenos resultados para la localización y magnitud de la resistencia de falla para baja impedancia, sin embargo al aumentar la resistencia de falla aumentó el error. Además de que la peor condición para la localización de la falla se presentó cuando extremo local es una fuente débil.

A Fault Location Algorithm For Transmission Line Based On Distributed Parameter [7]

En esta investigación se desarrolla un algoritmo que hace uso de los parámetros de la línea e información sincronizada de ambas extremos, por medio del sistema de posicionamiento global (GPS), la cual es filtrada mediante la utilización de filtros de Fourier para eliminar el ruido de la información.

La validación del prototipo se llevo a cabo para fallas monofásicas a tierra, bifásica a tierra, fase-fase y trifásica a tierra en una línea de 300km de longitud, mediante la utilización del programa de simulación EMTP obteniéndose errores de localización inferiores al 0.4% para todos los casos.

Si bien el algoritmo propuesto en este articulo mejora ampliamente el desempeño de los algoritmos tradicionales e incluso otros basados en inteligencia artificial, presenta grandes limitaciones para su implementación en los sistemas eléctricos actuales ya que se

requeriría la sincronización de todas las señales en el sistema lo que es muy difícil de conseguir, además de requerir canales de comunicación dedicados o mayores anchos de banda para el intercambio de información entre las subestaciones e inversión en equipos de comunicación.

Application of Artificial Neural Network in Fault Location Technique [25]

Esta investigación hace uso de las redes neuronales para la localización de fallas en líneas de transmisión, teniendo en cuenta la información de cada uno de los extremos de esta, con lo cual se entrena la red neuronal desde cada extremo, tomando datos hasta el 60% de la longitud de la línea.

El sistema de potencia modelado consiste de una línea de 125km a 400kv, alimentada por ambos extremos y una variación de la fuente remota entre -20º y 20º, en el modelo se simularon fallas monofásicas a tierra con una variación de resistencia de falla entre 0 y 50 ohmios.

Como resultado de la metodología aplicada se obtuvieron errores menores al 1% en la localización de la falla en el 55% de la línea, la precisión de la resistencia de falla es menor que 3 Ohmios, excepto para grandes resistencias de falla cerca del extremo opuesto de la línea.

Prototipo de localizador de faltas, basado en redes neuronales, para su operación en tiempo real [27]

Este trabajo hace uso de técnicas prototipado rápido para la creación del prototipo para la localización de fallas, basado en redes neuronales del tipo perceptrón multicapa (MLP), empleando para ello el entorno MatLab/xPC Target.

El prototipo de localización está construido de manera modular, este contiene bloques encargados de implementar la clasificación de la falla (una red neuronal para analizar cada fase) y módulos para cada tipo de falla (monofásica, bifásica o trifásica).

El modelo propuesto realiza una clasificación previa de la falla mediante el análisis independiente de cada una de las fases de la línea, a partir del análisis de los módulos de la componente fundamental de la tensión y de la intensidad se puede obtener si la fase analizada está o no en falla, información que alimentara el modulo de localización de falla, haciendo uso de las tensiones e intensidades de la línea en falla medidos en un extremo, expresados en valores relativos a la situación de pre falla, es decir (V/Vpf) e (I/Ipf).

Las simulaciones se realizaron sobre una línea de transmisión de 189.3km a una tensión de 380kv para valores para valores de resistencia de falla entre 7 y 27.3 ohmios, y distancia de la falla desde el extremo de la línea para valores entre 18.5 y 50.2 %.

- **Redes de Distribución**

IEEE 2007 Fault Location in Power Distribution Systems Using a Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis [29]

Este estudio se centra en índices de calidad como el SAIFI y SAIDI (IEEE Standard 1366-1998), [29], y hace uso de descriptores junto con lógica Fuzzy y métodos basados en la impedancia para la localización de la falla. Cada descriptor describe características de voltaje y corriente de un objeto X. Se utiliza un algoritmo de aprendizaje para el análisis de datos multivariable (LAMDA), para la clasificación lógica fuzzy + conectores que hace uso de dos etapas:

1. Se mide el descriptor de un objeto con el descriptor de una clase (MAD, Marginal Adecuacy Degree). "que tan similar es el descriptor de un objeto con el descriptor de una clase".

2. Las similitudes de un descriptor de un objeto se agregan para obtener similitudes a un objeto (GAD, Global Adecuacy Degree). "Grado de pertenencia de un objeto a una clase con una relación fuzzy".

Finalmente se halla el máximo entre el GAD y MAD, permitiendo definir la pertenencia a una clase y la posible localización de la falla relacionándola con una zona previamente definida por los descriptores, este método hace uso de señales de corriente y voltaje de fase, potencia, en prefalla, falla y postfalla.

La fallas de L-G, L-L, L-L-G, L-L-L, L-L-L-G fueron simuladas con Matlab, modelando el sistema de distribución de Saskpower, Saskatiin, SK, Canadá, para 17 secciones de aproximadamente 3.5km, y a un voltaje de 25KV, se agruparon varias secciones, creando zonas de fallas, describiendo una clase por falla y zona.

Este trabajo presentó buenos resultados ante fallas de baja impedancia, sin embargo ante fallas que implican altas impedancias la metodología utilizada tiende equivocarse fácilmente en la ubicación de la misma.

IEEE 2007 New Method for Detecting Low Current Faults in Electrical Distribution Systems [42]

La investigación se centra en la seguridad del público y en la calidad del servicio, teniendo como premisa la prestación de este bajo las mejores condiciones posibles, manteniendo una adecuada relación Costo/Beneficio.

Las fallas de alta impedancia, con pequeñas corrientes de fallas, generalmente suelen ocurrir por contactos indirectos entre las líneas, o por deterioro del aislamiento de los conductores, colocando en riesgo la vida de las personas.

Esta investigación presenta una metodología basada en la interposición de señales de voltaje a ciertas frecuencias para la detección de la falla, haciendo uso de equipos que inyectan corriente a través del neutro entre frecuencias de 50 hasta 60Hz.

Permite detectar fallas monofásicas con resistencia de falla de hasta 15Kohmios, en sistemas radiales, más no su localización. Asimismo es necesario contar con hardware adicional para el procesamiento de las señales.

IEEE 2005 Automated Fault Location System for Primary Distribution Networks [36]

Esta investigación se basa en el uso de sistemas electrónicos inteligentes, para la localización de la falla, y su comunicación automática con el operador indicando los posibles puntos de falla.

El sistema de localización consiste de ocho módulos, la simulación del modelo se llevo a cabo con la utilización de software ATPDraw. Cinco tipos de fallas, con resistencias variando desde 0 hasta 20 ohmios, fueron simuladas para un total de 120 simulaciones.

La implementación de los sistemas electrónicos inteligentes permite reducir el tiempo de mantenimiento, reducir los costos de operación, satisfacción del cliente y optimización del mantenimiento correctivo. Sin embargo no permite la localización de fallas de alta impedancia, y los costos de los equipos son elevados, de difícil implementación y con altos requerimientos de infraestructura.

IEEE 2005 Artificial Neural Network and Support Vector Machine Approach for Locating Faults in Radial Distribution Systems [41]

En esta investigación se propone la realización de una red neuronal adaptativa para la localización de fallas en una red de distribución conformada por una fuente, tres alimentadores y un total de 52 barras; las cargas del sistema son simuladas como transformadores de distribución y fueron analizadas fallas L-G, L-L-G, L-L y L-L-L, para valores de resistencia de falla de 50, 60, 70, 80, 90 y 100 ohmios.

Es necesario clasificar previamente la falla mediante la combinación de técnicas de clasificación vectorial (SVCs) y redes neuronales del tipo Feedforward, las cuales son utilizadas como entradas en conjunto con equivalente de cortocircuito del sistema para poder realizar la estimación de la distancia de la falla.

De otra parte la metodología planteada propone la consideración de diferentes redes neuronales para cada alimentador, teniendo en cuenta las variaciones de longitud y carga del alimentador. Este hecho limita la implementación del modelo planteado en otros sistemas ya que el entrenamiento de la red está directamente ligado con las características de la misma, además de los cambios de configuración que pudiesen presentarse en el sistema, lo cual genera la necesidad de reentrenamiento.

IEEE 2000 Fault Location in Electrical Power Systems Using Intelligent Systems Techniques [37]

Esta investigación hace uso de las redes neuronales de manera adaptiva para la localización del componente fallado, mediante la utilización de las señales de alarma e información de los interruptores, relés diferenciales, relés de protección, y el conocimiento de cual relé o protección de línea ha sido operada. Para reducir las dimensiones del problema se utilizan clasificadores neuronales locales (LNCs), donde cada uno de estos responde a un tipo de falla y a un número limitado de componentes del sistema.

La evaluación de la metodología propuesta se aplicó al sistema de energía brasileño, pudiéndose observar una excelente generalización y capacidad de discriminación lograda por el clasificador neuronal, sin embargo hace notar que es necesario realizar un gran trabajo e inversión para actualizar los viejos sistemas y solventar las carencias en el manejo estructurado de las alarmas.

3.1.2 Nacionales

- **Líneas de Transmisión**

Congreso 2007 Modelo Adaptativo de Inteligencia Artificial para el diagnostico automático de fallas a partir de Registros de Osciloperturbografía [6]

Se desarrolló un modelo que utiliza inteligencia artificial para la clasificación de fallas a partir de registros de osciloperturbografía, adaptándose a la topología de la red. En esta investigación se compararon modelos de IA como ANFIS, Redes Neuronales, Redes Neuronales con Regulación Bayesiana, ART y ART2.

Se encontró que el modelo ANFIS no responde adecuadamente, presentando errores del orden de 48% en el entrenamiento y 60% en la validación, en la clasificación de la falla.

Sin embargo los modelos redes neuronales con regulación bayesiana y ART2 presentaron resultados satisfactorios menores del 1% en el entrenamiento y al 4% en la validación.

No obstante esta investigación está orientada hacia la clasificación de la falla, dejando de lado la localización de la misma, proponiendo futuros trabajos orientados en ese sentido.

DYNA 2004 Algoritmos para Localización de Fallas En Líneas de Transmisión Análisis para el Caso Colombiano [18]

Este estudio evalúa cuatro algoritmos existentes para la localización de fallas en líneas de transmisión: 1. Reactancia, 2. Takagi, 3. Schweitzer para líneas cortas y 4. Eriksson, en el sistema Colombiano para determinar cuál de estos es más preciso y eficiente para esta aplicación en particular; para la evaluación es utilizado el software de simulación EMTP/ATP.

En las simulaciones se consideró una línea de transmisión típica doble circuito a un voltaje de 230kV y 150km de longitud, se realizaron fallas al 25, 50 y 75 % de la línea desde el extremo local y con una resistencia de puesta a tierra que vario entre 0 y 100 Ohmios, haciendo énfasis especial en fallas francas (por ser las más frecuentes) y de alta impedancia (por ser las que más afectan las protecciones).

Se pudo concluir que los cuatro algoritmos evaluados presentan un desempeño aceptable como localizadores de fallas de baja impedancia y a corta distancia del relé, en líneas de transmisión, y en especial el algoritmo de Eriksson, que presentó los mejores resultados. Sin embargo para fallas de alta impedancia, y sobre todo lejos de la subestación, los casos más usuales en Colombia, el error comienza a ser grande y presenta un comportamiento exponencial, con lo cual se presenta grandes deficiencias en la localización de este tipo de falla.

3.2 LIMITACIONES EN EL ESTADO DEL ARTE

A manera de resumen y después de haber realizado la revisión y análisis de los trabajos citados en el numeral anterior, se pudo encontrar limitaciones a las metodologías de localización de fallas, en algunas de las cuales el error en el pronóstico en la localización del punto de la falla para FAI, crece exponencialmente a medida que se aleja de los equipos de protección ubicados en la subestación. [18]

Las metodologías, algoritmos y técnicas determinísticas y de inteligencia artificial actualmente desarrolladas para la localización de fallas generalmente se centran en fallas de baja impedancia [8, 27, 40], en sistemas de transmisión de energía bien definidos matemáticamente [5] y no se adaptan a las topologías cambiantes de la red [16]. Asimismo al enfrentar el problema de la localización de la falla se han propuesto soluciones con la utilización de dispositivos electrónicos y equipos de medida de gran precisión [5, 41], actualmente de alto costo y de los cuales los sistemas de transmisión de energía eléctrica disponen hoy en día de pocos o de ninguno, prevaleciendo registros oscipertugrafía, y sistemas Scada.[6].

CAPITULO IV
ALGORITMOS TRADICIONALES PARA LOCALIZACIÓN DE FALLAS

En este capítulo se presentan cuatro de los algoritmos que son empleados tradicionalmente para la localización de fallas en los sistemas de transmisión de energía, los cuales se fundamentan en la ecuación de línea corta para líneas de transmisión, la utilización de señales directas de voltaje y corriente calcula desde los relés a distancia y la impedancia de la línea que se ve afectada por el aporte de los dos externos de la línea (efecto infeed) [18].

En la Figura 9 se aprecia el modelo de línea corta para líneas de transmisión, mientras que en la Tabla 1 se describen las convenciones utilizadas en el mismo.

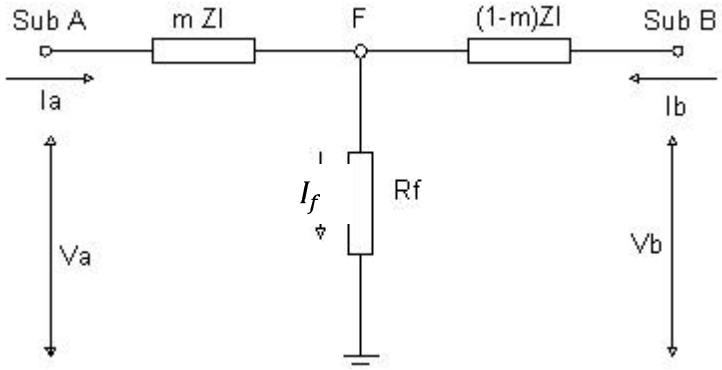

Figura 9. Esquema General de líneas corta [18]

Tabla 1. Definición de variables del modelo de línea corta para líneas de transmisión de energía.

Nombre	Definición
m	Ubicación de la falla
Z1	Impedancia de secuencia positiva
Rf	Resistencia de Falla
If	Corriente de falla
Ia	Corriente de fase A
Va	Voltaje de fase A
F	Punto de falla
Sub A	Subestación A
Sub B	Subestación B

De allí se deduce la ecuación:

$Va = m*Zl*Ia+Rf*If$ (Ecuación 1)

La diferencia entre los cuatro algoritmos es el tratamiento que le dan a la ecuación 1 al tratar de realizar la localización de la falla.

4.1 ALGORITMO DE LA REACTANCIA

Este algoritmo asume una resistencia de falla pequeña, por lo cual la ecuación 1 queda de la siguiente manera:

$Va = m*Zl*Ia$ (Ecuación 2)

Al despejar la localización de falla se obtiene:

$$m = \frac{1}{Z1} * \frac{Va}{Ia}$$ (Ecuación 3)

Ahora para despreciar el efecto resistivo de la resistencia de falla, el algoritmo de Reactancia toma únicamente la parte imaginaria de la ecuación 3, por lo cual Z1 es reemplazado con la reactancia X1, quedando la ecuación de la siguiente manera:

$$m = \frac{1}{X1} * Im\left[\frac{Va}{Ia}\right]$$ (Ecuación 4)

4.2 ALGORITMO DE TAKAGI

Este algoritmo trata de mejorar el algoritmo de Reactancia, mediante la multiplicación del voltaje en la falla de tal manera que el resultado sea real.

Asumiendo que:

$Ia = Ia' + Ia''$ (Ecuación 5)

Se define *Ka* como:

$$Ka = \frac{If}{I_{a''}}$$ (Ecuación 6)

Al multiplicar la ecuación 1, por el conjugado de *If* se obtiene:

$$m = \frac{Im[Va * I_{a''}^{*} * Ka^{*}]}{Im[Z1 * Ia * Ka^{*} * I_{a''}^{*}]}$$ (Ecuación 7)

Ahora se puede escribir de la siguiente manera:

$$Ka = Ka * e^{j\theta}$$ (Ecuación 8)

Al reemplazar la ecuación 8 en la 7 queda como:

$$m = \frac{Im[Va * I_{a''}^{*} * e^{j\theta}]}{Im[Z1 * Ia * e^{j\theta} * I_{a''}^{*}]} \qquad \text{(Ecuación 9)}$$

Ahora Takagi hace $\theta = 0$ para disminuir el error, de tal forma que Rf no ingrese a la parte imaginaria de la ecuación 1, sin embargo para el caso colombiano $e^{j\theta}$ no aplica, dado que es función de la configuración y del punto de operación del sistema. [18]

4.3 ALGORITMO DE SCHEWEITZER PARA LÍNEAS CORTAS.

Este algoritmo se basa en el voltaje de falla *Vf*, de la Figura 9 se tiene:

*Vf=Va-m*Z1*Ia* (Ecuación 10) y

*Vf = Vb-(1-m)*Z1*Ib* (Ecuación 11)

Al igualar estas dos ecuaciones se obtiene:

$$m = \frac{[Va - Vb + Z1 * Ib]}{[Z1 * (Ia + Ib)]} \qquad \text{(Ecuación 12)}$$

Esta ecuación puede presentar resultados imaginarios debido a imprecisiones en los equivalentes de línea y medidas en los extremos.

4.4 ALGORITMO DE ERIKSSON

Este algoritmo obtiene m a partir de la reducción de la ecuación 1, realizando dos aproximaciones: la de línea corta e impedancia de secuencia positiva y negativa iguales.

Sea $\underline{D} = De^{J\Delta} = \frac{I_{a''}}{I_f}$ (Ecuación 13)

De la cual se obtiene que:

$$\underline{D} = \frac{1}{K_a} \qquad \text{(Ecuación 14)}$$

Reemplazando las ecuaciones 6 y 14 en la ecuación 1:

$$VA = m * Z1 * IA + Rf * \frac{I_{a''}}{\underline{D}} \qquad \text{(Ecuación 15)}$$

Ahora

$$\underline{D} = \frac{(1-m)*Z1*Zb}{Za+Z1+Zb} \qquad \text{(Ecuación 16)}$$

Reemplazando la ecuación 16 en la ecuación 15:

$$m^2 - m * K_1 + K_2 - K_3 * R_f = 0 \qquad \text{(Ecuación 17)}$$

Donde

$$K_1 = \frac{VA}{Ia*Z1} + \frac{Zb}{Z1} \qquad \text{(Ecuación 18)}$$

$$K_2 = \frac{VA}{Ia*Z1} * \left(\frac{Zb}{Z1} + 1\right) \qquad \text{(Ecuación 19)}$$

$$K_2 = \frac{I_{a''}}{Ia*Z1} * \left(\frac{Za+Zb}{Z1} + 1\right) \qquad \text{(Ecuación 20)}$$

De la ecuación 17, separando parte real e imaginaria tenemos la ecuación:

$$\boldsymbol{am^2 + bm + c = 0} \qquad \text{(Ecuación 21)}$$

Donde:

$$a = Im(K_3) \qquad \text{(Ecuación 22)}$$

$$b = Re(K_3) * Im(K_1) - Re(K_1) * Im(K_3) \qquad \text{(Ecuación 23)}$$

$$c = Re(K_2) * Im(K_3) - Re(K_3) * Im(K_2) \qquad \text{(Ecuación 24)}$$

De acuerdo al tipo de falla el valor de *Ia''* varía como se muestra en la Tabla 2:

Tabla 2. Valores de *Ia''* de acuerdo al tipo de falla.

Tipo de Falla	*Ia''*
Monofásica Fase n – tierra	*(3/2)*(Ian-Ia0)*
Bifásica aislada y Bifásica a tierra entre las Fases m y n.	*Iam''-Ian''*

En [18] se analizan los cuatro algoritmos localizadores de fallas mencionados, en una línea de transmisión, aplicados en el sistema de transmisión colombiano y se determinó, por

medio de simulaciones en EMTP/ATP, que el más preciso y eficiente es el de Ericksson. A pesar de que estos algoritmos son muy precisos ante fallas francas, ante fallas de alta impedancia y sobre todo lejos de la subestación, el error es grande con un crecimiento exponencial.

Como análisis adicional, en [30] se evalúa la implementación específicamente del método de Takagi para la localización de fallas en un sistema eléctrico de distribución, el cual si bien no es el alcance de este trabajo, permite evidenciar las grandes desventajas que presenta este método para la localización de fallas de alta impedancia, así como las dificultades que presenta la metodología para adaptarse a cambios en la topología de la red y condiciones de operación. A continuación se muestran las graficas de los errores obtenidos en [30] para la localización de una falla monofásica a lo largo de un circuito de distribución para dos casos de operación del sistema.

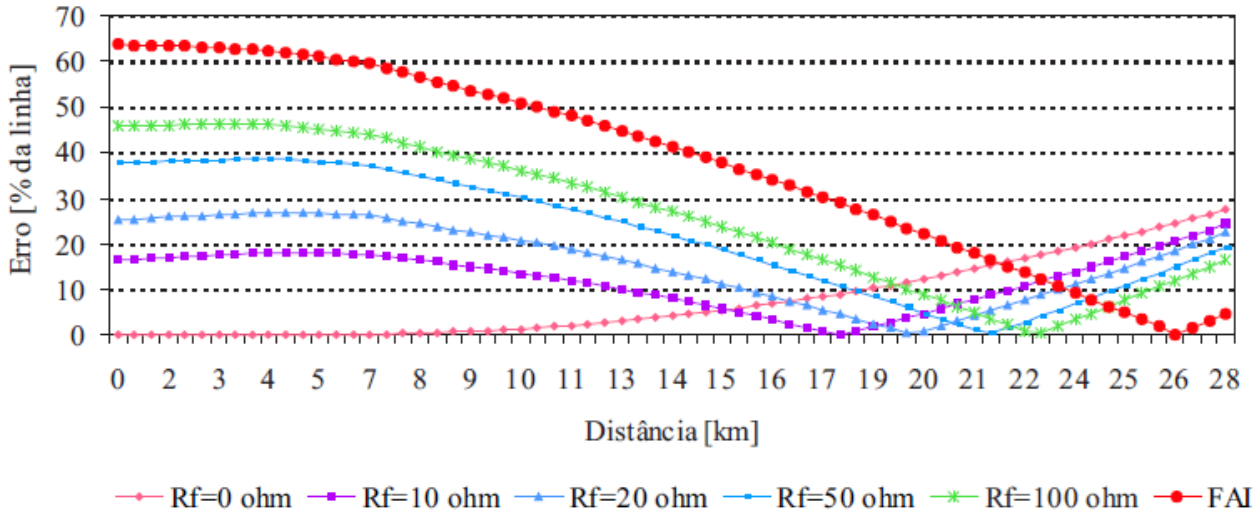

Figura 10. Resultado del método Takagi para fallas monofásicas a tierra grafica en sistemas de distribución. [30]

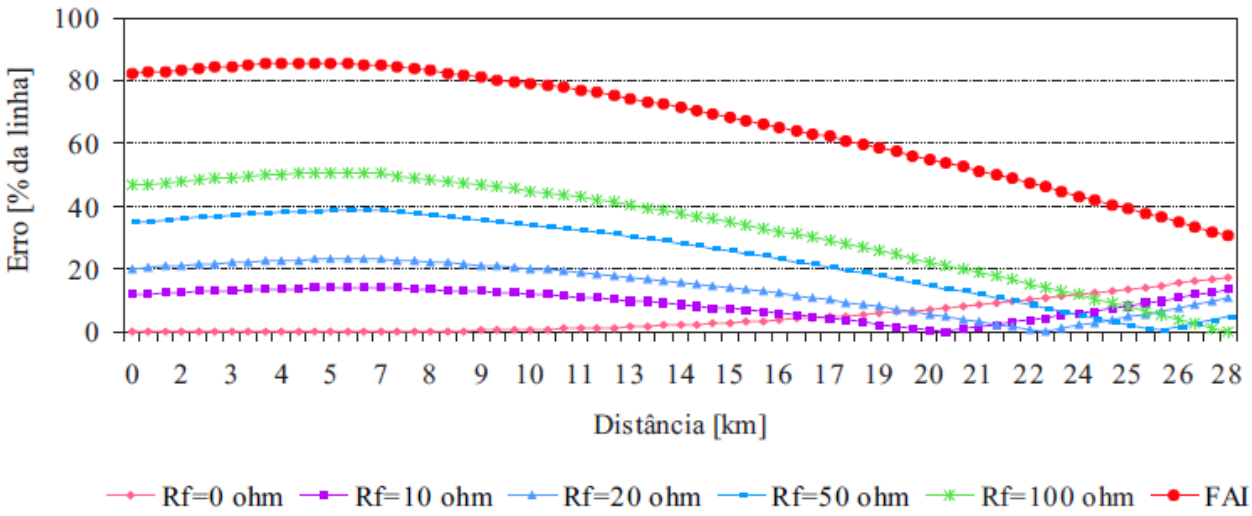

Figura 11. Resultado del método Takagi para fallas monofásicas a tierra con un 50% de carga [30]

A partir de los resultados encontrados en la aplicación de la metodología para la localización de faltas en sistemas de distribución se concluyo en [30] que la utilización del método de Takagi en sistemas de distribución no es aplicable en función de los elevados errores encontrados, llegando a valores de más del 60%. Este elevado porcentaje de error puede ser explicado a través de las consideraciones hechas durante la formulación del método de Takagi. Una de ellas es que la línea no presenta perdidas, lo que no es válido para sistemas de distribución, donde la resistencia del alimentador puede ser del mismo orden de magnitud que la impedancia. También la formulación del método, no considera cargas conectadas a lo largo de la línea, lo que puede llevar al algoritmo a resultados erróneos. [30]

En lo referente a la localización de fallas de alta impedancia en líneas de transmisión para el caso colombiano no ha sido abordado por muchos investigadores, al menos no de una manera muy abierta encontrándose pocas publicaciones al respecto.

CAPITULO V
PROPUESTA METODOLÓGICA

En este capítulo se describen los detalles de la metodología propuesta en esta investigación para la localización de fallas monofásicas en un sistema de transmisión de energía a un nivel de tensión de 230kv, de longitud mayor a 100km, de uno y dos circuitos, con aportes de corriente desde ambos extremos de la línea, y con la utilización de las señales eléctricas de uno de los dos extremos para la solución del problema. Dicha metodología contempla la descripción de las variables que más comúnmente son obtenidas a través de los relés de protección, el acondicionamiento de los datos, el análisis de las variables obtenidas mediante el análisis adimensional, y finalmente las señales de entrada inicialmente consideradas en los sistemas de IA propuestos.

5.1 VISTA GENERAL

En las subestaciones del sistema de transmisión existen equipos de telemedida y protección como los relés de protección digitales, que permiten implementar numerosas funciones en un único dispositivo. En la Tabla 3 se presenta una lista de funciones primarias que generalmente tienen la mayoría de los relés de protección entre las que se encuentran osciloperturbografía, almacenamiento de datos y localización de fallas, entre otras. Alguna de la información resultante de estas funciones sirve para alimentar el modelo propuesto, como se describirá más adelante.

Tabla 3. Funciones relé típico de protección para líneas de transmisión [35].

Función de Protección	**Descripción**
25	Verificación de sincronismo
60	Perdida de potencial
79	Recierre automático 1 polo/3polos
27/59	Subtensión y sobretensión fase neutro y entre fases
50/51	Sobrecorriente de fase instantánea y temporizada
50/51G	Sobrecorriente residual instantánea y temporizada
50/51N	Sobrecorriente instantánea y temporizada del neutro
50/51Q	Sobrecorriente instantánea y temporizada de secuencia negativa
51/67HZ	Sobrecorriente direccional del neutro
59G	Sobre tensión residual
59Q	Sobretensión de secuencia negativa
67/67G/67Q	Sobrecorriente direccional de fase, residual de secuencia negativa
67N	Sobrecorriente direccional de neutro
87L	Diferencial de corriente de línea

Es necesario mencionar que el esquema propuesto es offline, esto quiere decir que después de la ocurrencia de la falla y teniendo los registros de osciloperturbografía de corriente y voltaje de prefalla y postfalla, se procederá con el procesamiento de los datos, y su aplicación al modelo desarrollado. Este modelo, a pesar de que fue diseñado especialmente para la localización de las FAI monofásicas, también es capaz de obtener la localización para las Fallas de baja impedancia.

Para el proceso de localización de falla es necesario conocer previamente los parámetros de la red como son: la longitud de la línea, las impedancias de los generadores y las señales de osciloperturbografía voltaje y corriente obtenidas a través de los equipos de telemedida y protección para prefalla y postfalla. A estas señales se les realiza un proceso de acondicionamiento mediante transformaciones matemáticas y de aplicación de filtros con el fin de obtener las variables de interés para el proceso de localización de la falla, el cual se describe en detalle más adelante. También es necesario tener certeza de que el tipo de falla que se presenta es monofásica a tierra, lo cual se logra con la utilización de un modulo externo ya desarrollado [6]. En la Figura 12 se puede observar el proceso general propuesto para la obtención de la localización de la falla.

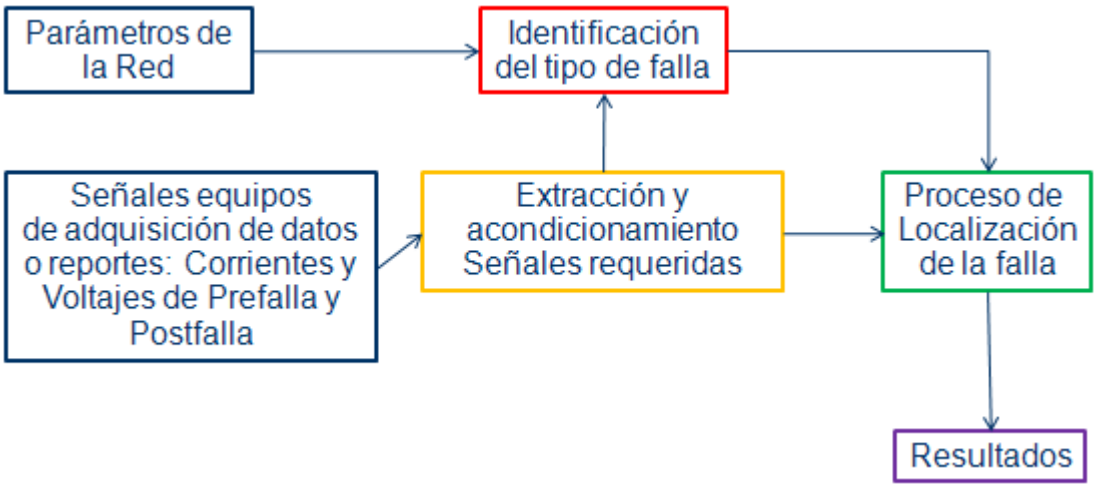

Figura 12. Metodología propuesta para la localización de la falla.

5.2 ESTRUCTURA

El proceso de localización de fallas es ejecutado con base en la información recolectada del sistema. En un SEP, tales informaciones pueden ser, por ejemplo, valores de tensión y corriente medidos en el alimentador de salida de la subestación. En algunos casos, pueden existir dispositivos instalados a lo largo de la línea y con disponibilidad de control y acceso remoto [3]. En este trabajo no es considerada la presencia de informaciones distribuidas a

lo largo de la línea de transmisión de energía, por lo tanto toda la información relativa a la falla es obtenida localmente a través de mediciones en la subestación. Esta condición hace que la aplicación del sistema de localización de falla monofásicas aquí propuesto no acarree costos adicionales en la instalaciones de nuevos equipos, ya que esto no es necesario para aquellas subestaciones que posean registro osciloperturbográfico de las ondas de corriente y voltaje.

La característica no lineal y la baja amplitud de la corriente de falla producida por una FAI hacen que la medida de los fasores de corriente y tensión de frecuencia fundamental no puedan ser directamente utilizadas para caracterizar este tipo de defecto. Por lo tanto, es necesario obtener a partir de las señales de corriente y voltaje, información adicional. Tal efecto se puede lograr con la desagregación de estas señales como una sumatoria de armónicos; especialmente las FAI suelen ser caracterizadas con alguno de los armónicos de corriente y voltaje [4].

Una de las etapas de la metodología propuesta para la localización de FAI es la extracción de las características de las señales de entrada, realizada a partir de la osciloperturbografía adquirida en el relé para un ciclo antes de la falla y un ciclo posterior a esta. Una vez hecha la extracción, es necesario realizar un acondicionamiento de la señal, lo que se lleva a cabo mediante la superimposición de las señales de corriente y voltaje, obteniendo un delta consistente en la diferencia de las señales de prefalla y postfalla para el armónico deseado, que posteriormente son utilizados para el cálculo de los fasores. En la Figura 13, se pueden observar a manera de ejemplo las señales de corriente y voltaje ante la ocurrencia a los 0.05 segundos de una falla monofásicas de alta impedancia en el 50% de la línea de transmisión.

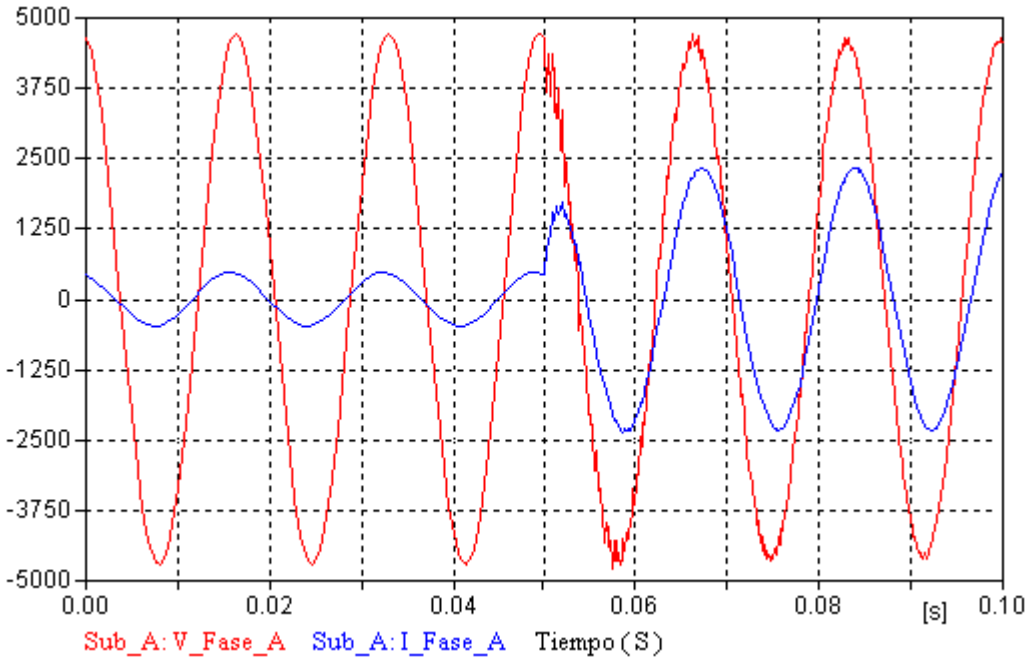

Figura 13. Ejemplo de FAI al 50% de la línea de transmisión.

5.3 EXTRACCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS DATOS

Como se menciono en el capítulo I, las FAI presentan una baja amplitud de corriente en comparación con las fallas de baja impedancia, y un comportamiento no lineal en el punto de falla, por lo cual las técnicas actuales desarrolladas para la localización de baja impedancia no presentan buenos resultados [20, 31].

Teniendo cuenta el comportamiento de las FAI y las investigaciones [30, 34], donde se extraen señales que permiten caracterizar este tipo de falla con los armónicos 2do, 3er, 4to y 5to de corriente de la fase fallada; así como la relación entre la diferencia angular de la corriente de 3er armónico y la componente fundamental del voltaje con la presencia de fallas de alta impedancia, se han seleccionado inicialmente las variables mostradas en la figura14, como entradas al sistema de IA.

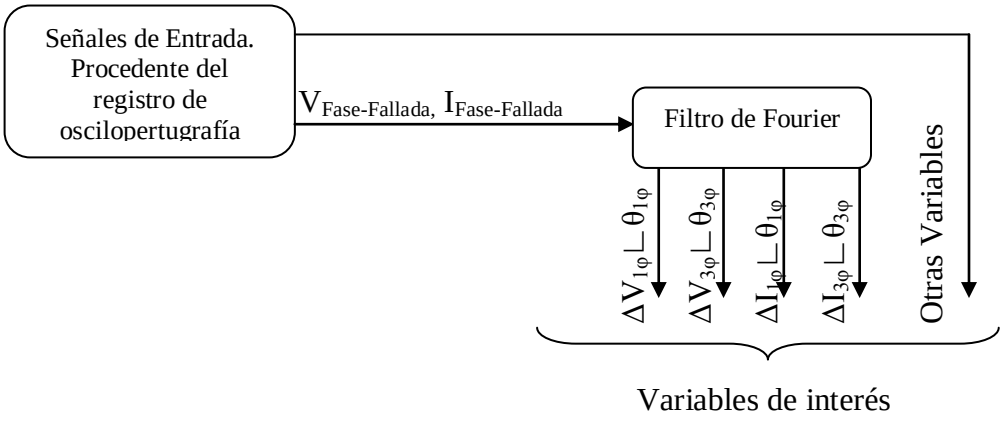

Figura 14. Proceso de extracción de la información de interés.

El cálculo las variables superimpuestas $\Delta V_{Fase\text{-}Fallada}$, $\Delta I_{Fase\text{-}Fallada}$ y sus armónicos se realizó mediante la diferencia de un ciclo completo de corriente y el voltaje en prefalla y postfalla de la siguiente manera:

$$\Delta V_{Fase\text{-}Fallada} = VPrefalla_{Fase\text{-}Fallada} - VPostfalla_{Fase\text{-}Fallada} \quad \text{(Ecuación 25)}$$

$$\Delta I_{Fase\text{-}Fallada} = IPrefalla_{Fase\text{-}Fallada} - IPostfalla_{Fase\text{-}Fallada} \quad \text{(Ecuación 26)}$$

La obtención de los armónicos para las señales de corriente y voltaje se realizó a través de un filtro digital, para tal caso se utilizo el filtro de Fourier por su velocidad y precisión en comparación con otros filtros disponibles [6].

La ecuación de Fourier para la para la estimación de los fasores está dada en la Ecuación 27 [15]:

$$F^K = \frac{2}{NC} \cdot \sum_{n=1}^{NC} f(n).\left[cos\left(\frac{2\pi nk}{NC}\right) + j.sen\left(\frac{2\pi nk}{NC}\right)\right] \qquad \text{(Ecuación 27)}$$

Donde:

F^K*:* Estimación del armónico de orden *K.*

NC: Numero de muestras por ciclo.

K: orden del armónico.

n: Índice de la muestra.

En los análisis a las variables y armónicos obtenidos, fue necesario realizar diversas operaciones con sus magnitudes y ángulos, identificando patrones que fueron utilizados como entrada en los sistemas de IA utilizados.

Una vez identificados los patrones de entrada para los sistemas IA es necesario realizar el acondicionamiento por medio del escalamiento de los mismos, lo que permite generalizar las señales que se extraen de las diferentes líneas evaluadas, en un mismo rango, pues cada línea tiene un valor mínimo y máximo en cada una de sus señales. También es necesario realizar este proceso para la localización de la falla, escalonando la longitud de la línea entre 0 a 100% de la línea, para cada una de las líneas.

El escalonamiento para garantizar el mismo rango en las señales se realizo mediante la aplicación de la ecuación 28:

$$Y^* = \left(\frac{Y - Ymin}{Ymax - Ymin}\right) \qquad \text{(Ecuación 28)}$$

Donde

Y: Es el valor que se quiere escalar.

$Y*$: Es el valor Y escalado.

$Ymin$: Es el menor valor de todo el conjunto de los datos.

$Ymax$: Es el mayor valor del conjunto de datos.

5.4 ANÁLISIS DE VARIABLES Y ARMÓNICOS OBTENIDOS.

En este trabajo, además de contar con información de trabajos previos [11, 18, 30] que relacionan algunas variables claves cuando ocurre una FAI, se realizó un análisis de las variables y armónicos obtenidos mediante un modelo de simulación realizado en ATPDraw, el cual se describe en el capítulo VI. Aunque en esta investigación la falla monofásica a tierra fue realizada sobre la fase A de la línea de transmisión del SEP, la misma es extrapolable a las fases B y C, obteniendo resultados similares.

A continuación se describe el procedimiento mediante el cual fueron evaluadas estas variables, para la selección de las más apropiadas como entradas para el sistema de IA, en la Tabla 4 se relacionan las variables obtenidas.

Tabla 4. Variables eléctricas obtenidas como resultado de la simulación en ATP.

Variable	Unidades	Descripción
V_A	Voltaje [V]	Tensión de la fase A en la subestación local
I_A	Amperio [A]	Corriente de la fase A en la subestación local
I_B	Amperio [A]	Corriente de la fase B en la subestación local
I_C	Amperio [A]	Corriente de la fase C en la subestación local
I_{A_SUP}	Por unidad [p.u]	Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) en la subestación local
v_{A_SUP}	Por unidad [p.u]	Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) en la subestación local
$\lvert\Delta V_{A1\varphi}\rvert$	Por unidad [p.u]	Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
$\llcorner \theta_{VA1\varphi}$	[radianes]	Angulo Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
$\lvert\Delta V_{A3\varphi}\rvert$	Por unidad [p.u]	Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local
$\llcorner \theta_{VA3\varphi}$	[radianes]	Angulo Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local
$\lvert\Delta I_{A1\varphi}\rvert$	Por Unidad [p.u]	Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
$\llcorner \theta_{IA1\varphi}$	[radianes]	Angulo Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
$\lvert\Delta I_{A3\varphi}\rvert$	Por Unidad [p.u]	Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local
$\llcorner \theta_{IA3\varphi}$	[radianes]	Angulo Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local

Debido al desconocimiento del comportamiento de estas variables eléctricas ante el fenómeno para el cual se están calculando (falla monofásica a tierra), fue necesario realizar una sensibilización de cada una de estas variables con respecto al ángulo de transferencia de potencia, longitud de la línea, impedancia y localización de la falla, algunos de los cuales se describen en el Anexo A.

Se pudo determinar que todas las variables presentan dependencia con respecto a la longitud de la línea, equivalente de cortocircuito, impedancia y localización de la falla; y que algunas de estas no presentan dependencia aparente con respecto al ángulo de transferencia de potencia. Así mismo se determinó que dichas variables presentan grandes diferencias entre una línea y otra, pero mantienen formas de onda similares.

Después de haber realizado un primer acercamiento al comportamiento de las variables de interés, se procedió con un análisis más formal del comportamiento de las variables para determinar cuáles son las variables que mejor representan el fenómeno; para lo cual se empleó la teoría del análisis adimensional [12]. Esta teoría se constituye en una herramienta eficaz para el estudio de múltiples problemas físicos, tanto de índole teórico como experimental; básicamente el procedimiento a seguir consiste en reducir cada una de las magnitudes presentes en la igualdad a productos y cocientes entre magnitudes fundamentales.

El análisis adimensional parte de que toda variable física tiene dimensiones, es decir que cada magnitud tiene asociada una unidad de medida, y que las variables no podrían ser comparadas si no tienen la misma dimensión. Es decir, la idea que subyace en el fondo de todo el análisis adimensional, es que las ecuaciones deben de ser homogéneas dimensionalmente hablando [12].

El teorema fundamental del análisis adimensional es el llamado "Teorema de Pi de Vaschy-Buckingham", que establece:

1. Toda Ecuación:

$$f(x_1, x_2, \ldots\ldots, x_n) = 0, \qquad \text{(Ecuación 25)}$$

Con n variables físicas, pueden expresarse adimensionalmente como:

$$F(\pi_1, \pi_2, \ldots\ldots, \pi_m) = 0, \qquad \text{(Ecuación 26)}$$

Donde π_i son los monomios independientes adimensionales (también llamado numero adimensional Pi), que pueden formase con las magnitudes consideradas en la física.

2. El numero de estos monomios es *m=n-h*, donde h es el rango de la matriz formada con los exponentes dimensionales de las magnitudes, en relación a una base dada.

Considerando lo expuesto, se procedió a realizar un análisis adimensional para la localización de fallas de alta impedancia con las siguientes variables:

Tabla 5. Variables seleccionadas para el análisis adimensional.

Variable	**Unidades**	**Descripción**
$\lvert\Delta I_{A1\varphi}\rvert$	Amperios [A]	Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
$\lvert\Delta V_{A1\varphi}\rvert$	[(Kg m^2)/(A s^3)]	Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local
Θ^{1h}	[radianes]	Diferencia entre las componentes de ángulos de 1^{er} y 1^{er} armónico de voltaje y corriente
$\lvert\Delta I_{A3\varphi}\rvert$	Amperios [A]	Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local
$\lvert\Delta V_{A3\varphi}\rvert$	[(Kg m^2)/(A s^3)]	Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local
Θ^{3h}	[radianes]	Diferencia entre las componentes de ángulos de 1^{er} y 3^{er} armónico de voltaje y corriente
Zf	[(Kg m^2)/(A^2 s^3)]	Impedancia de falla
L	metro [m]	Longitud de la línea
X	metro [m]	Distancia de ocurrencia de la falla
Z_0	[(Kg m^2)/(A^2 s^3)]	Impedancia de secuencia cero del equivalente de cortocircuito del sistema
Z_1	[(Kg m^2)/(A^2 s^3)]	Impedancia de secuencia positiva del equivalente de cortocircuito del sistema
Φ	[radianes]	Ángulo de transferencia de potencia

A partir de las variables seleccionadas, se generaron tres subconjuntos para el análisis adimensional, tal y como se relaciona a continuación:

- Subconjunto 1 ($|\Delta V_{A\varphi}|$,$|\Delta I_{A\varphi}|$, Zf, L, Φ, x); en este grupo las variables V e I corresponden indistintamente a las componentes de primer o tercer armónico,

- Subconjunto 2 ($|\Delta V_{A\varphi}|$,$|\Delta I_{A\varphi}|$, Zf, L, Z_0, Z_1, Φ, x); en este grupo las variables V e I corresponden indistintamente a las componentes de primer o tercer armónico

- Subconjunto 3 (Zf, L, $|\Delta V_{A1\varphi}|$,$|\Delta I_{A1\varphi}|$, Θ^{1h}, $|\Delta V_{A3\varphi}|$,$|\Delta I_{A3\varphi}|$, Θ^{3h}, Z_0, Z_1, Φ, x)

Contar con varios subconjuntos da la posibilidad de abarcar una amplia gama de posibles soluciones en la determinación de los grupos adimensionales que den un buen indicio de las relaciones existentes entre las variables y la solución del problema planteado.

Para los grupos 1, 2 y 3 se obtienen respectivamente 1, 3 y 7 números adimensionales PI, conforme a la ecuación *m=n-h*. Los números Pi adimensionales del grupo 2 presentaron mejores comportamientos, hasta el punto de obtenerse una forma de onda similar para todas las líneas del sistema, siendo afectada para una misma línea por su impedancia de falla como se observa en la figura 15 y 16 y varia su amplitud en función del tamaño de la línea como se aprecia en la figura 17. En estas figuras se presenta la mejor relación encontrada para los tres subconjuntos analizados, correspondiente a los números adimensionales PI1 y PI3 del subconjunto grupo 2 para diferentes valores de *Zf*.

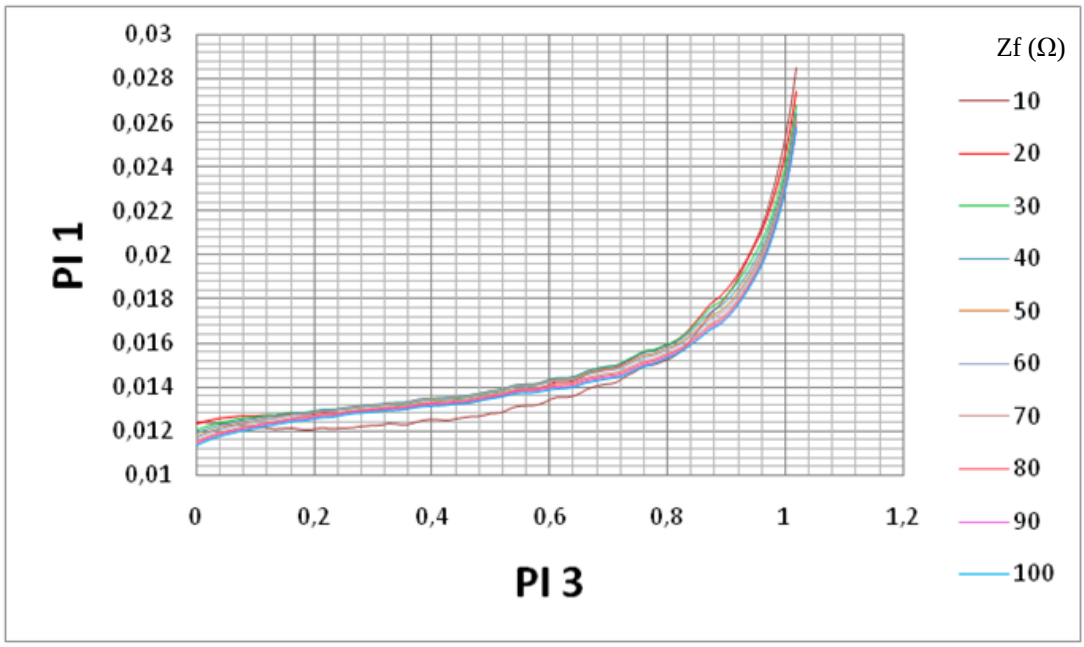

Figura 15. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para todo el espectro de Zf sin escalonamiento.

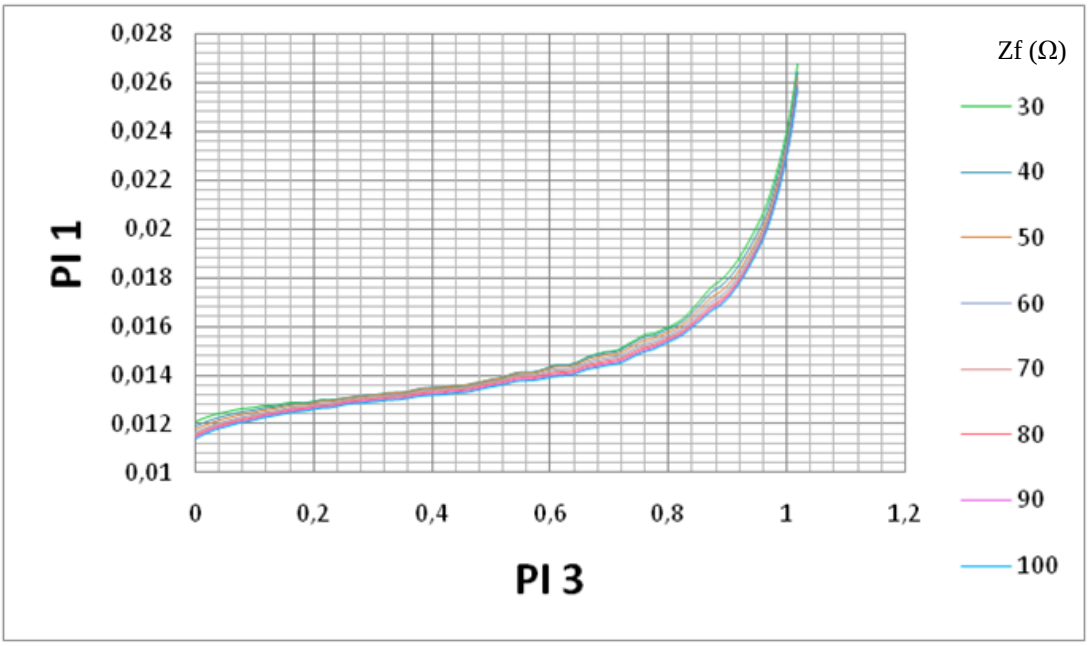

Figura 16. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia sin escalonamiento.

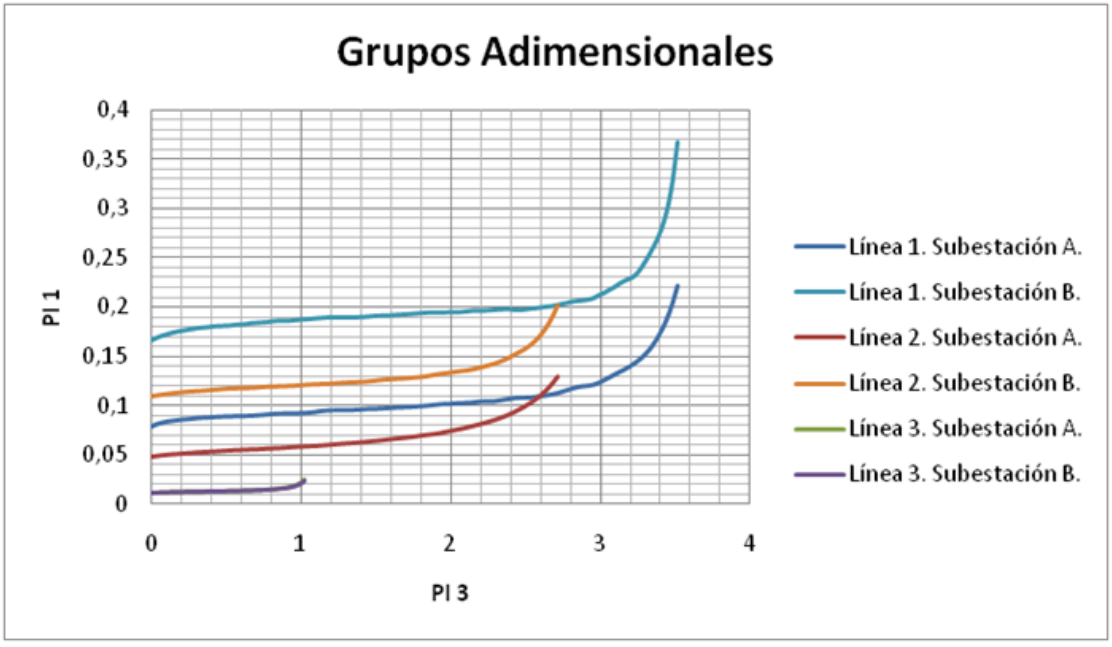

Figura 17. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia en líneas de transmisión de diferentes longitudes y desde ambas subestaciones sin escalonamiento.

También en la figura 17 se puede apreciar que la relación entre PI1 y PI3, varía en las líneas 1 y 2, de acuerdo al punto de medición, ya sea la subestación A o B. Esto se explica por el hecho de que la gran mayoría de las líneas de transmisión no tienen una impedancia de valor similar en ambas subestaciones. Sin embargo hay excepciones, como se aprecia en esa misma figura para la línea 3 donde únicamente hay una curva, esto se debe a la similitud de las impedancias de la subestaciones A y B, por lo que hay cierto grado de coincidencia (solamente se aprecia una de las curvas en la figura, dado que la otra está por debajo).

Al realizar el escalonamiento de los grupos adimensionales presentes en la figura 17, se obtiene una mejor uniformidad entre las líneas, a pesar de que las longitudes e impedancias de generador son distintas, como se puede apreciar en la figura 18.

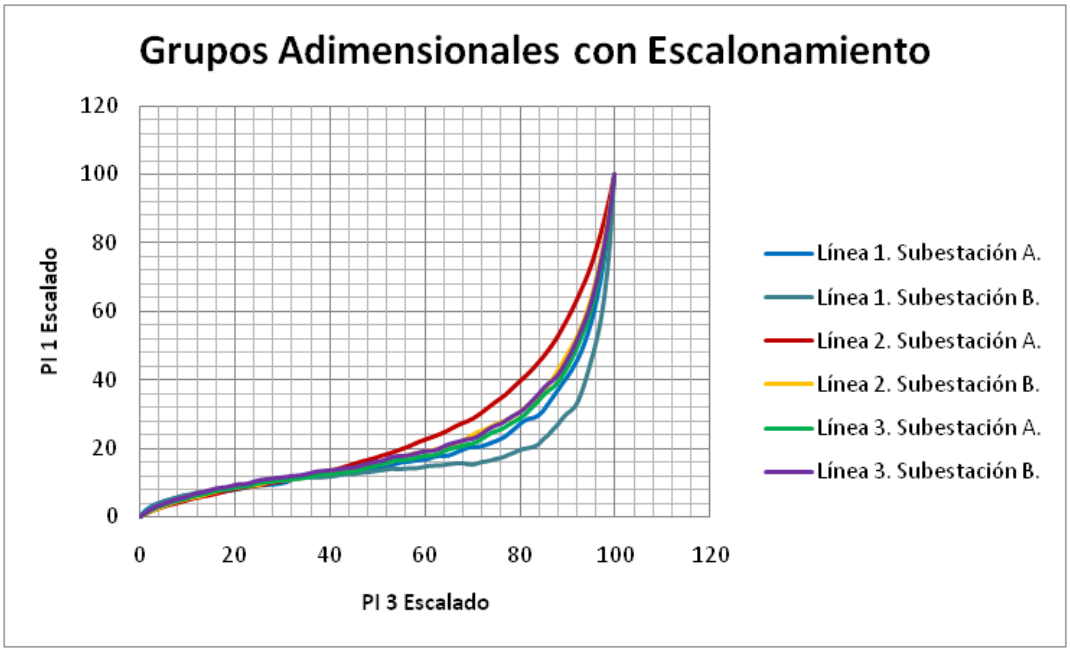

Figura 18. Números adimensionales PI 3 vs PI 1 grupo 2 para fallas de media-alta y alta impedancia en líneas de transmisión de diferentes longitudes y desde ambas subestaciones con escalonamiento.

Es de anotar que el número adimensional PI 3 está relacionado con la variable de localización de la falla, por tanto es posible a partir de PI 1 obtener una primera aproximación al punto falla. Sin embargo en las figuras anteriores se observa que las curvas presentan un ángulo de inclinación pequeño en la primera mitad, por lo que para un valor de PI 1, existen un amplio rango de valores de PI 3, y por consiguiente del punto de incidencia de la falla. Para la segunda mitad el ángulo de inclinación de la curva aumenta lo que disminuye la franja de posibles valores para PI 3, aun siendo así esta es todavía amplia, por lo cual es necesario la utilización de IA para tener una mejor aproximación al punto de falla.

CAPITULO VI
MODELO DE DATOS

6.1 SELECCIÓN DE LA HERRAMIENTA DE SIMULACIÓN PARA EL MODELAMIENTO DE CASOS

Para recrear las condiciones eléctricas propias de un sistema de transmisión de energía existen actualmente en el mercado varios aplicativos que permiten simular de manera segura transitorios electromagnéticos y electromecánicos en sistemas polifásicos de potencia, como DIgSILENT PowerFactory, ETAP - Electrical Power System Analysis Software y EMTP/ATP EMTP (ElectroMagnetic Transient Program) ATP (Alternative Transient Program), los cuales incorporan toda una lista de funciones de simulación entre las que se destacan simulación dinámica, flujo de cargas y análisis de falla, y análisis de armónicos. Estos programas han sido utilizados por las grandes empresas del sector eléctrico colombiano desde hace varios años para el análisis de sus redes eléctricas con el fin de optimizar la operación y alcanzar los objetivos de planeamiento eléctrico y energético, destacando a interconexión eléctrica S.A E.S.P, Empresas Públicas de Medellín y Codensa [3].

Para efecto de este trabajo se hará uso de la herramienta EMTP/ATP EMTP (ElectroMagnetic Transient Program) ATP (Alternative Transient Program), herramienta de amplio uso y reconocimiento en el mundo científico [6], a diferencia de las dos primeras más enfocadas hacia el sector comercial.

6.2 CONSIDERACIONES PARA EL MODELAMIENTO DEL SISTEMA DE POTENCIA

- ***Tipo de Modelo de línea***

Para la simulación del Sistema de transmisión se consideraron varios modelos de línea disponibles en el aplicativo EMTP/ATP como el modelo Pi, el modelo de parámetros distribuidos constantes (o de K. C. Lee), los modelos dependientes de la frecuencia basados en la descomposición modal: SEMLYEN SETUP y J MARTI SETUP, y el modelo TAKU NODA SETUP.

En la Figura 19, se aprecia la clasificación de los modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos.

[3] Fuente ISA y Empresas del Sector Eléctrico.

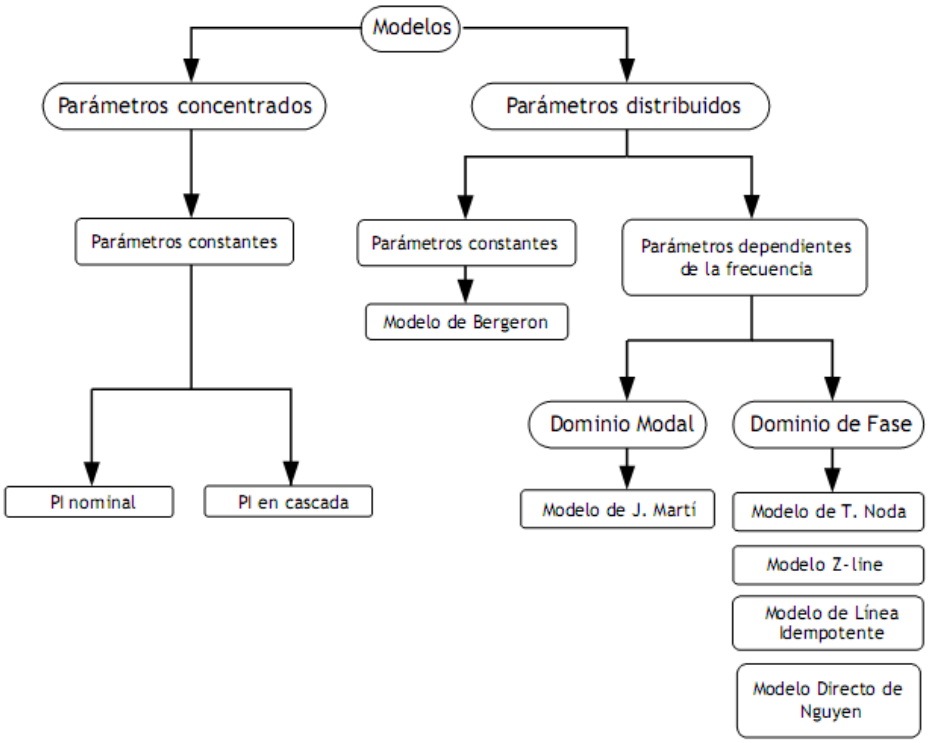

Figura 19. Clasificación de los modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos [34A].

La comparación de los modelos de línea utilizados para el estudio de transitorios en sistemas de potencia, se basa en cuatro índices muy significativos: la exactitud del modelo, el tiempo de respuesta computacional, la capacidad del modelo de simular líneas con alta asimetría y su complejidad.

Estas características se pueden tener en cuenta al momento de elegir un modelo adecuado para una determinada situación a simular. Los modelos basados en circuitos PI nominales son muy útiles para sobrevoltajes temporales, sin embargo para fenómenos como operaciones de maniobra y descargas atmosféricas, puede ser usado el modelo de línea de circuitos PI nominales en cascada, pese a que al compararlo con el modelo de Bergeron este último resulta ser más exacto y computacionalmente más rápido, incluso ante un gran número de circuitos PI nominales en cascada. “Cuando la frecuencia del transitorio es alta, como por ejemplo para sobrevoltajes por maniobras y sobrevoltajes por descargas atmosféricas, la longitud de onda es menor comparada con la longitud de la línea de transmisión, produciéndose un retardo de tiempo de la onda. En estos casos, los modelos basados en ondas viajeras son mucho más exactos” [34A].

En la Tabla 6 se establece clasificación general de los diferentes modelos de línea, el rango de frecuencia y fenómeno asociado.

Tabla 6. Clasificación general de los modelos de línea para transitorios electromagnéticos [34A].

Grupo	Rango de frecuencia	Modelo	Fenómeno
I	0,1Hz - 3kHz	Modelos basados en circuitos PI	Sobrevoltajes temporales
II	50Hz - 20kHz	Modelos de ondas viajeras	Sobrevoltajes por maniobras
III	10kHz - 3MHz	Modelos de ondas viajeras	Sobrevoltajes por descargas atmosféricas

A través de esta comparación se encontró que su grado de complejidad es directamente proporcional a la exactitud y al tiempo de respuesta computacional; es decir, a medida que los modelos son más complejos, son más exactos pero computacionalmente más lentos.

Para efectos de este trabajo se consideró una frecuencia de 60 Hz, sobrevoltajes y corrientes temporales, por lo cual se seleccionó un modelo de PI nominal en cascada, además de la versatilidad que conlleva para el modelamiento de la falla en varias locaciones de la línea de transmisión.

- ***Longitud de la línea de transmisión.***

El sistema de transmisión Colombiano, que es el caso de estudio en esta tesis, cuenta con un total aproximado de 24.183 km de líneas de los cuales el 41.7% operan a niveles de tensión entre 110 y 115kV, el 0.1% a 138kV, el 48.3% a 230kV y el 9.9% a 500kV. La mayor cantidad de líneas de transmisión se ubican en el nivel de 230kV, rango seleccionado en el presente trabajo[4].

La longitud de los circuitos en el sistema para este nivel de tensión en estudio se presenta en el siguiente histograma.

[4] Fuente ISA Octubre 14 de 2009.

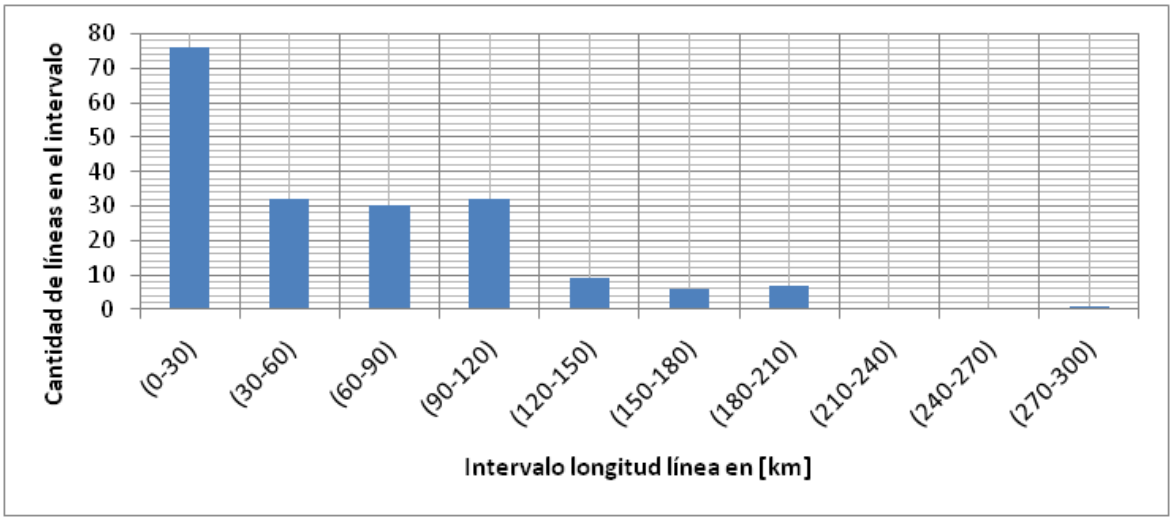

Figura 20. Histograma de distribución de las líneas.

El sistema de transmisión de energía a 230kV está constituido en su gran mayoría por líneas menores de 100km, lo que equivale a un 80% del total de líneas para este nivel de tensión, y el restante 20% para líneas que son iguales o superan los 100km de longitud. En este último grupo se centra este estudio, por considerar que dada su longitud presenta mayores errores y menores posibilidades al momento de realizar la localización de la falla ante un evento real en el sistema[5].

- ***Impedancia Fuente Generadores***

Se consideraron tres condiciones de impedancia para las fuentes de los generadores, fuerte, medio y débil, valores que pueden incidir en la localización de la falla [8]. La magnitud de corto circuito en las subestaciones varía entre 1 KA y 50KA.

- ***Impedancia de Falla***

Para la simulación del Sistema de transmisión se consideraron diez valores de impedancia de falla, discriminados y clasificados en este trabajo de la siguiente manera:

- Impedancia Baja: 10 y 20 ohmios.
- Impedancia Media-Alta: 30, 40 y 50 ohmios.
- Alta impedancia 60, 70, 80, 90 y 100 ohmios.

Esta investigación se centra especialmente en el tercer grupo, el cual presenta las mayores dificultades para la localización de la falla[3], sin dejar de lado los grupos de impedancia baja y media-alta.

[5] Fuente ISA

- ***Tipo de Falla***

Una vez evaluada la ocurrencia de los diferentes tipos de fallas en los sistemas de transmisión, se considero evaluar en este trabajo la falla monofásica a tierra, la cual está presente en alrededor del 90% de las fallas de los sistemas de transmisión [15].

- ***Ubicación punto de la Falla***

El modelo de simulación permite considerar la ubicación de la falla para cada uno de los extremos de la línea entre 0% y 100% de esta, con un paso mínimo de una unidad porcentual. Esto se lleva a cabo mediante la utilización de 100 modelos PI en cascada en el sistema de transmisión modelado, lo que permite mayor flexibilidad en la ubicación de la falla al momento de realizar la simulación (Ver Figura 21).

- ***Angulo de transferencia de energía entre las subestaciones A y B.***

Los ángulos de transferencia considerados entre dos subestaciones A y B durante la simulación fueron de -20, -10, 0, 10 y 20 grados, lo que se logró mediante la modificación del ángulo de fase en la fuente de la subestación A. Esta modificación permite comparar el comportamiento de las variables de interés ante la misma situación de falla en la misma línea, con el mismo valor de impedancia de falla, pero con diferentes ángulos de transferencia.

6.3 MODELO SELECCIONADO PARA REPRESENTAR EL SEP.

En las figuras 21 y 22, se aprecia el circuito eléctrico del modelo genérico seleccionado para simular el comportamiento de la línea de transmisión ante una falla monofásica a tierra, el cual puede ser extendible a otros tipos de falla y a cualquier SEP del mundo.

Como se observa el sistema cuenta con dos fuentes equivalentes Thevenin que representa los aportes de cortocircuito, una línea típica, suiches y resistencias que permiten representar las impedancias de falla del sistema y ocurrencia para cada una de las fases. Asimismo cuenta con dos bloques tipo models que en conjunto con otros dispositivos, procesan las señales de corriente y voltaje para obtener los fasores de los armónicos 1 y 3 superimpuestos de estas señales.

Con este modelo se logró reproducir exitosamente formas de ondas para corrientes y voltajes para diferentes longitudes de línea y condiciones de falla del sistema, que posteriormente fueron utilizados como entradas en los sistemas IA desarrollados en este trabajo.

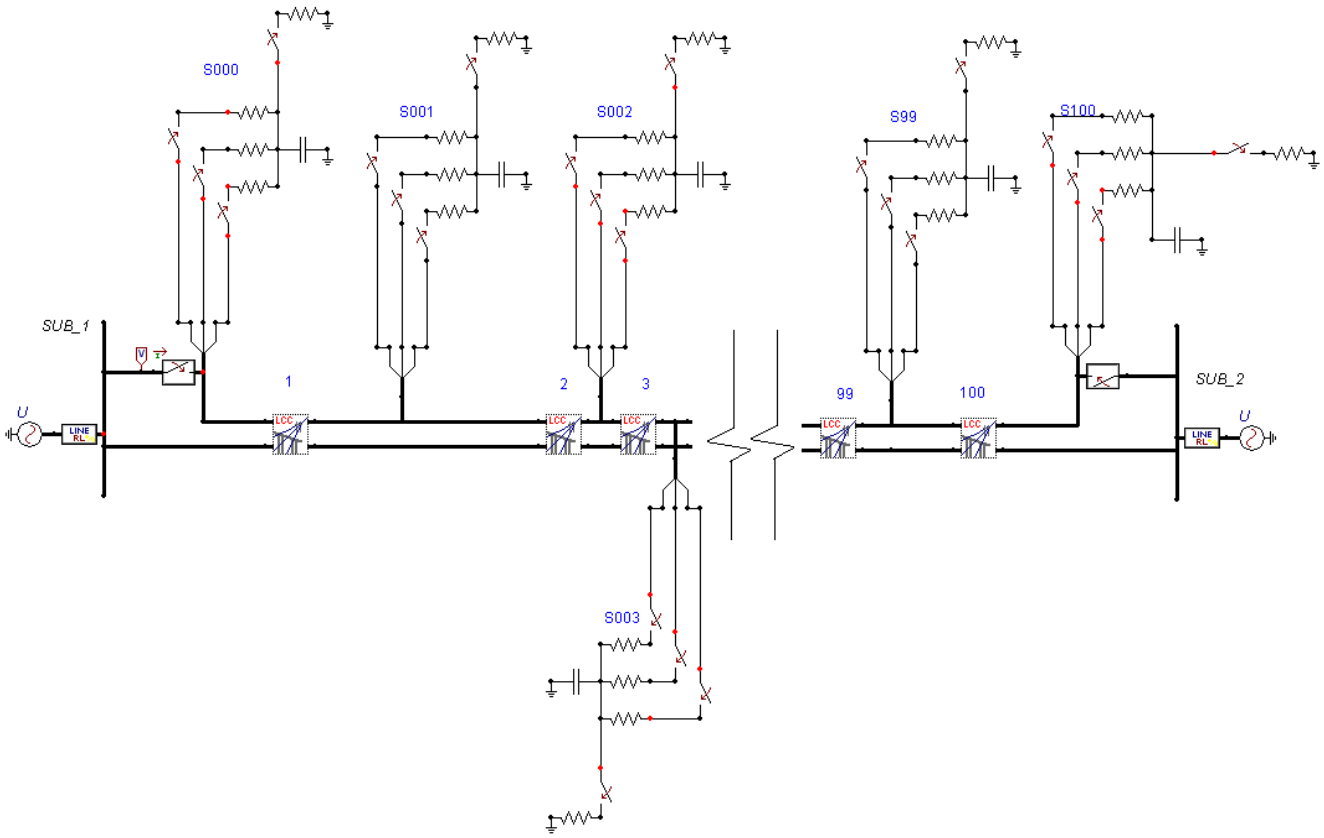

Figura 21. Modelo de simulación, compuesto por 100 Bloques de línea tipo PI en cascada.

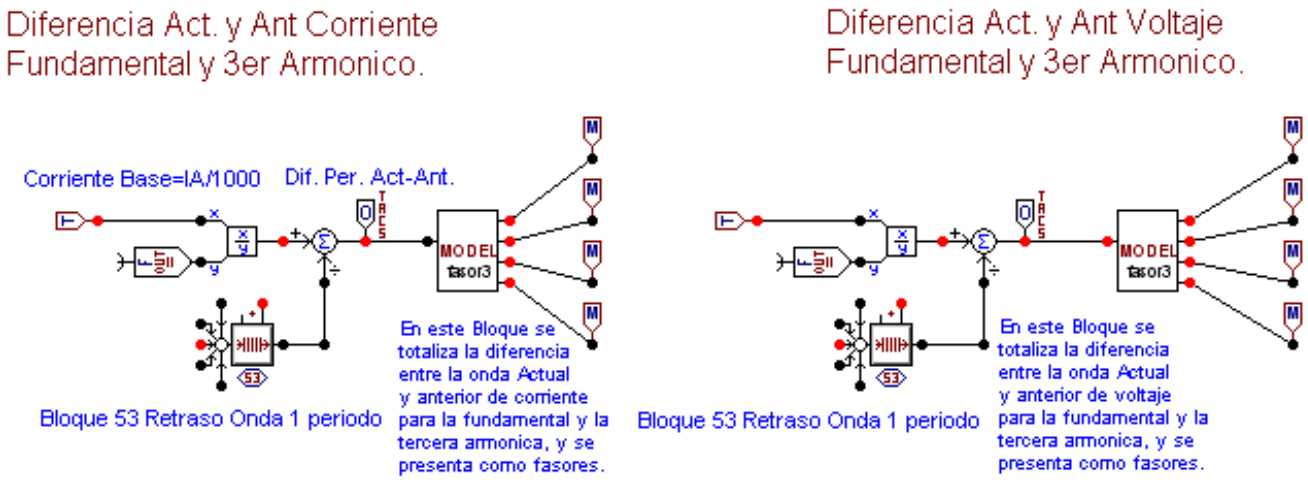

Figura 22. Models para el cálculo de los fasores superimpuestos del 1er y 3er armónico de corriente y voltaje.

6.4 GENERACIÓN DE DATOS PARA EL ENTRENAMIENTO, VALIDACIÓN Y CHEQUEO DE LOS SISTEMAS IA PROPUESTOS.

En la generación de los datos se empleó el software ATPDraw en su modo gráfico para la creación del modelo de simulación del SEP y sus condiciones de falla (ver figuras 21 y 22), simulando inicialmente uno de los casos de estudio para la generación del archivo con extensión ATP, que contiene toda la información del modelo en pseudocódigo. Con la ayuda de scripts desarrollados en el software Matlab se recrearon las condiciones en pseudocódigo que se requieren simular para los diferentes casos de estudio, modificando para ello el archivo con extensión ATP que previamente había generado el software ATPDraw. Una vez realizada esta modificación en el archivo de extensión ATP con los casos de estudio, se procede a realizar la simulación en el software ATPDRAW para los 30300 casos de estudio, que se relacionan en la Tabla 7.

Tabla 7. Casos de estudio simulados.

Líneas	Longitud (km)	Ángulos de transferencia entre la subestación A y B. (Grados)	Intervalos de ocurrencia de la falla	Impedancia Evaluada en cada punto de ocurrencia de la falla	Total Casos de Estudio
Línea 1. Subestación A.	193	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050
Línea 1. Subestación B.	193	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050
Línea 2. Subestación A.	144	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050
Línea 2. Subestación B.	144	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050
Línea 3. Subestación A.	129	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050
Línea 3. Subestación B.	129	-20, -10, 0, 10, 20	Entre 0 y 100% con incremento de 1%.	10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 y 100	5050

Se generaron en total 30’330.300 líneas de datos para cada una de las variables relacionadas en la Tabla 4, para los estados de prefalla y postfalla, siendo de interés para este trabajo 30.300 de estas líneas de datos.

En la Figura 23 se aprecia el proceso de generación de los datos y flujo de la información a través del empleo de los aplicativos ATPDRAW y Matlab.

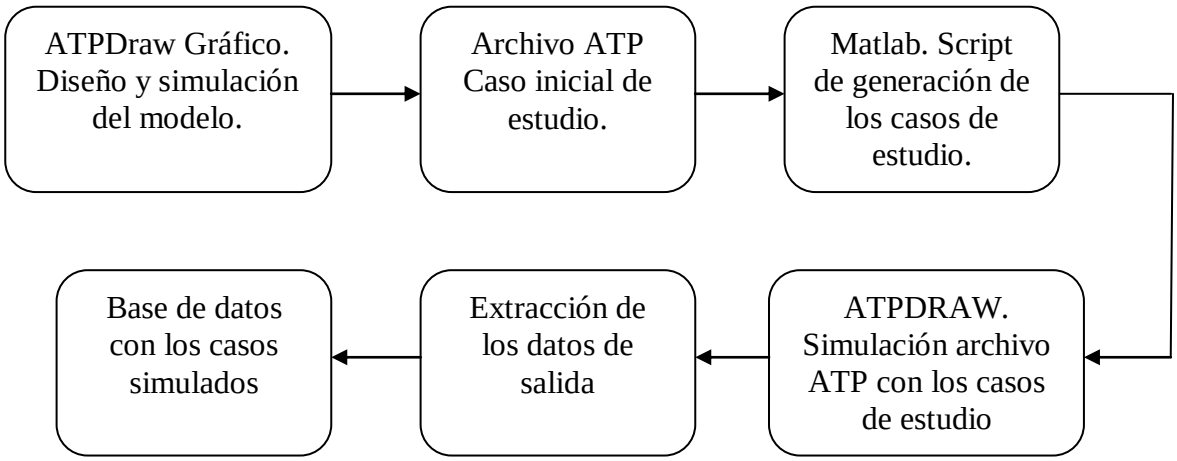

Figura 23. Proceso de generación de los datos y flujo de la información del SEP.

CAPITULO VII
INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA LOCALIZACION DE LA FALLA

En este capítulo se presentan dos alternativas basadas en IA para la solución del problema de localización de FAI en sistemas de transmisión, las cuales difieren en su enfoque. La primera de las técnicas permite obtener un resultado directo mediante la utilización de Redes Neuronales, y la segunda indirectamente a través del sistema de inferencia difusa ANFIS (Sistema de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo, por sus siglas en inglés). En ambos casos la salida final es la distancia, entendida como el porcentaje de la distancia del punto de falla con respecto a la longitud total de la línea. A continuación se describen estas dos técnicas y su aplicación al problema que plantea esta investigación, en la localización del punto de falla monofásica a tierra en un SEP.

7.1 REDES NEURALES ARTIFICIALES

Las gran capacidad de procesamiento de información del cerebro, adaptabilidad a los cambios y fortaleza al momento resolver los problemas a través de la experiencia (aprendizaje) entre otras, han sido la inspiración para la creación de un modelo de simulación llamado red neuronal artificial (RNA o ANN por sus siglas en ingles), que busca recrear su funcionamiento mediante la utilización de modelos matemáticos, el objetivo es conseguir que las maquinas den respuestas similares a las de un cerebro humano. El uso de redes neuronales ofrece las siguientes propiedades [17A, 34B]:

- No linealidad.
- Mapeo entrada – Salida.
- Adaptabilidad.
- Tolerancia a las fallas.
- Analogía neurobiológica.

Estas propiedades dotan a las redes neuronales con la capacidad de resolver problemas complejos, que no pueden ser resueltos de manera tradicional. Las RNA generalmente son utilizadas en la clasificación de patrones que a simple vista son de difícil detección, separando la información en grupos que poseen características similares.

La red neuronal está compuesta de neuronas artificiales interconectadas unas con otras, cada neurona tiene una salida que depende de la función de propagación consistente en la sumatoria de cada entrada *Xi* multiplicada por el peso de conexión *Wi.*, si el peso es positivo la conexión se denomina excitadora en caso contrario se denomina inhibitoria. Seguidamente una función de activación y por ultimo una salida *Y.*

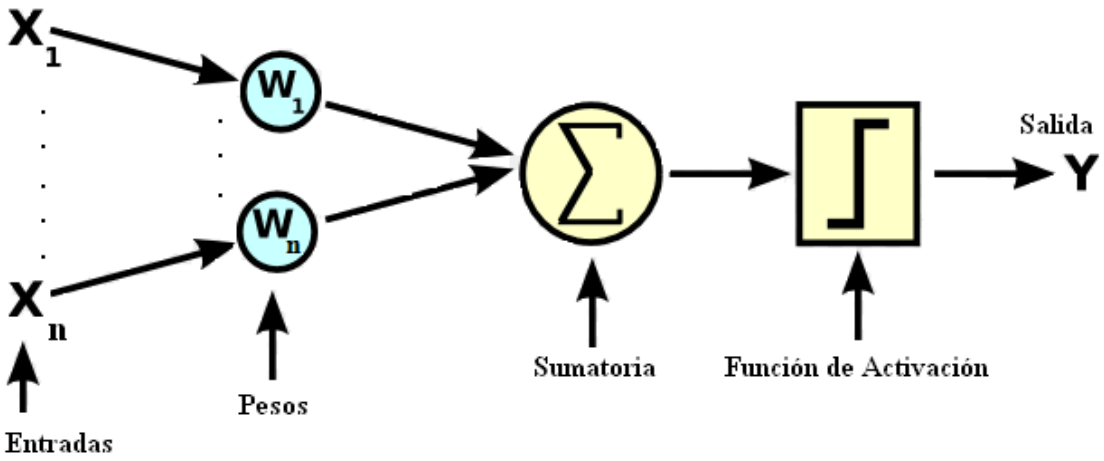

Figura 24. Red Neuronal Artificial. [17A, 34B].

Donde:

X_i: Representa la señal de entrada.
W_i: Representa los pesos de las variables de entrada.
Y: Salida.

Función de Activación: Es un componente no lineal, que transforma la suma pesada en un valor final que sirve como su valor de activación.

A continuación se presentan algunas de las funciones de activación más comúnmente utilizadas en una RNA:

Tabla 8.Funciones de Activación Redes Neuronales.

Nombre	**Relación Entrada /Salida**	**Icono**	**Función**
Limitador Fuerte	$a = 0 \; n < 0$ $a = 1 \; n \geq 0$		*hardlim*
Limitador Fuerte Simétrico	$a = -1 \; n < 0$ $a = +1 \; n \geq 0$		*hardlims*
Lineal Positiva	$a = 0 \; n < 0$ $a = n \; 0 \leq n$		*poslin*
Lineal	$a = n$		*purelin*
Lineal Saturado	$a = 0 \; n < 0$ $a = n \; 0 \leq n \leq 1$ $a = 1 \; n > 1$		*satlin*

Nombre	Relación Entrada /Salida	Icono	Función
Lineal Saturado Simétrico	$a = -1 \; n < -1$ $a = n \quad -1 \le n \le 1$ $a = +1 \; n > 1$		*satlins*
Sigmoidal Logarítmico	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$		*logsig*
Tangente Sigmoidal Hiperbólica	$a = \frac{e^{n} - e^{-n}}{e^{n} + e^{-n}}$		*tansig*
Competitiva	$a = 1$ *Neurona con n max* $a = 0$ *El resto de neuronas*		*compet*

Además de las diferentes funciones de transferencia, existen varios tipos de RNA de acuerdo a su forma de arquitectura, las cuales se enlistan a continuación:

- Redes hacia delante de una sola capa
- Redes hacia delante multicapa
- Redes recurrentes
- Estructuras Lattice

También es posible clasificar la RNA de acuerdo a su algoritmo de aprendizaje, de los cuales se enlistan algunos a continuación:

- Perceptron
- Adaline
- Backpropagation
- Aprendizaje Asociativo
- Redes Recurrentes
- Redes Competitivas

7.2 ANFIS

Básicamente, ANFIS (Sistema de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo, por sus siglas en inglés) es un sistema difuso tipo Takagi-Sugeno [39] de orden cero o uno que consiste en reglas tipo IF <antecedentes> THEN <consecuente>, donde los antecedentes son conjuntos difusos por cada variable de entrada que pueden ser combinados con otros conjuntos mediante los operadores AND, OR y NOT, y el consecuente en una conjunto lineal $ax_i + b_i$, y hay tantos conjuntos de salida como combinaciones entre los conjuntos de las entradas haya. La forma de los conjuntos difusos de las variables de entrada y los parámetros del sistema son calibrados mediante un algoritmo de aprendizaje, tal como una red neuronal, de tal manera que se minimiza una medida de error determinada. En la Figura 25, se puede ver el esquema general de ANFIS de 5 capas que se detalla en [23].

El proceso de aprendizaje de ANFIS consiste en ajustar de la mejor manera posible la forma de los conjuntos difusos y el valor de los parámetros internos, capturando las características y variaciones en el comportamiento de las variables de entrada con respecto a la variable de salida, y minimizando el error, mediante algoritmos como backpropagation, mínimos cuadrados, o una combinación entre ellos. ANFIS presenta cierta desventaja, ya que los conjuntos que resultan después de su aplicación son poco interpretables e intuitivos a diferencia de sistemas difusos como Mamdani, sin embargo esta desventaja se compensa con la eficiencia y precisión de ajuste de los datos.

La red ANFIS tiene una estructura de cinco capas, como se presenta en la Figura 25.

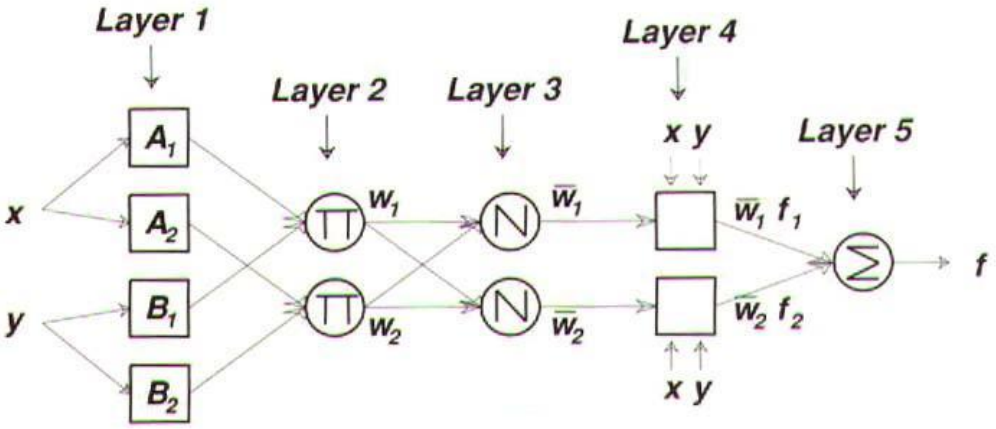

Figura 25. Esquema general de ANFIS.

Donde los nodos circulares representan nodos fijos y los cuadrados nodos adaptativo. Para un sistema con dos entradas (*x* e *y*), podemos tener un conjunto de reglas de la siguiente forma:

$$\boldsymbol{Regla\ 1.\ Si\ x\ es\ A_1\ e\ y\ es\ B_1,\ entonces\ f_1 = p_1x + q_1y + r_1} \quad \text{(Ecuación 29)}$$

$$\boldsymbol{Regla\ 2.\ Si\ x\ es\ A_2\ e\ y\ es\ B_2,\ entonces\ f_2 = p_2x + q_2y + r_2} \quad \text{(Ecuación 30)}$$

La arquitectura ANFIS está provista de cinco capas como se observa en la Figura 25, de la siguiente manera:

Capa 1. **Fuzzificación** (pertenencia): En esta capa la variable de entrada se le asigna un grado de pertenencia a cada uno de los conjuntos difusos que se han considerado, mediante las ecuaciones características asociados a estos conjuntos difusos. Las entradas a esta capa son valores concretos de las variables de entrada y las salidas son grados de pertenencia a los conjuntos difusos considerados. En la Figura 26, se puede apreciar el proceso de fuzzificación.

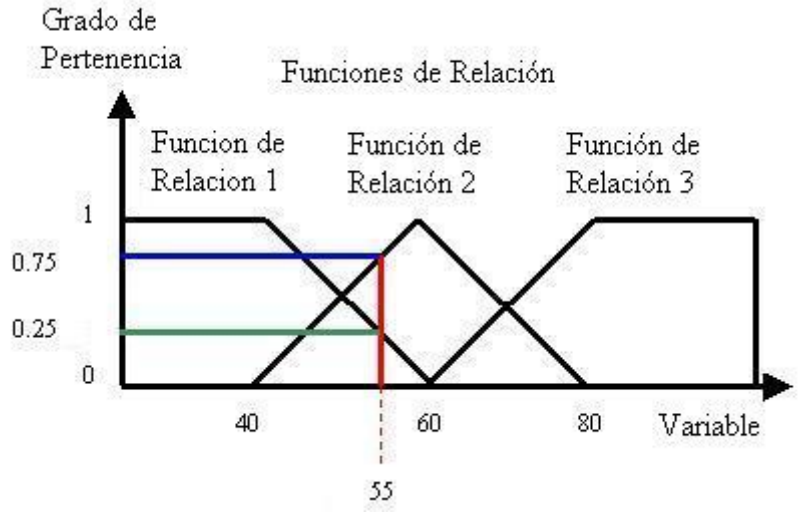

Figura 26. Proceso de Fuzzificación

Capa 2. Conjunción: Los nodos de esta capa son fijos, es decir no tienen parámetros que haya que determinar de manera adaptativa, sin embargo cada nodo multiplica las señales que entran cuando se trata de entradas múltiples. Los nodos de esta capa representan el grado de verosimilitud que tiene cada una de las reglas.

Capa 3. Normalización: Esta formada por nodos fijos marcados con N. La función de esta capa es realizar un promedio de las salidas de la capa anterior, de este modo se consigue normalizar el grado de verosimilitud de cada regla.

Capa 4. Defuzzyficación: Cada nodo i en esta capa es un nodo adaptativo con una función de nodo:

$$O_4, i = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + r_i) \qquad \text{(Ecuación 31)}$$

Donde $\overline{w}$ es la salida de la capa 3 y {pi,ri} es el conjunto de parámetros.

Capa 5. Agregación: El único nodo de esta capa calcula la salida total como la suma de todas las señales que entran a este nodo.

$$O_{5,1} = f = (\overline{w}_1 x) p_1 + (\overline{w}_1) r_1 + (\overline{w}_2 x) p_2 + (\overline{w}_2) r_2 + (\overline{w}_3 x) p_3 + (\overline{w}_3) r_3 \qquad \text{(Ecuación 32)}$$

En esta capa a partir del conjunto difuso obtenido en el mecanismo de inferencia y mediante los métodos matemáticos de Defuzzyficación, se obtiene un valor concreto de la variable de salida, es decir, el resultado.

7.3 ESTIMACIÓN DE LA LOCALIZACIÓN DE LA FALLA

Esta investigación se enfoco en extraer información representativa de los registros osciloperturbográficos para la localización de la falla de alta impedancia, sin embargo por la gran dificultad que representa su consecución, la información se ha obtenido a través de simulaciones con el software ATP como se describe en el capítulo VI, organizada tal como se presenta en un registro osciloperturbográfico. A partir de esta información se determinaron las variables de entrada para los dos sistemas IA propuestos para la solución del problema de localización de FAI, como se describe a continuación.

7.3.1 Redes Neuronales.

Para la determinación de las variables de entrada de la red neuronal se partió de estudios realizados previamente [11, 18, 30] que caracterizan las fallas de alta impedancia. De esta manera las variables superimpuestas elegidas fueron la magnitud del 1er armónico voltaje y corriente, $|\Delta V_{A1\varphi}|$, $|\Delta I_{A1\varphi}|$, magnitud 3er armónico de corriente $|\Delta I_{A3\varphi}|$ y el cociente entre la magnitud de los fasores de voltaje y corriente de 1er armónico $|\Delta V_{A1\varphi}| / |\Delta I_{A1\varphi}|$.

Estas variables se obtienen directamente del programa de simulación mediante la utilización de un modelo en el que se realiza un script con la transformada de Fourier para el 1er y 3er armónico, previa obtención de la variable superimpuesta, realizando la diferencia de un ciclo de la señal de interés en prefalla y postfalla.

En la figura 27, se aprecia el proceso para la localización de la falla.

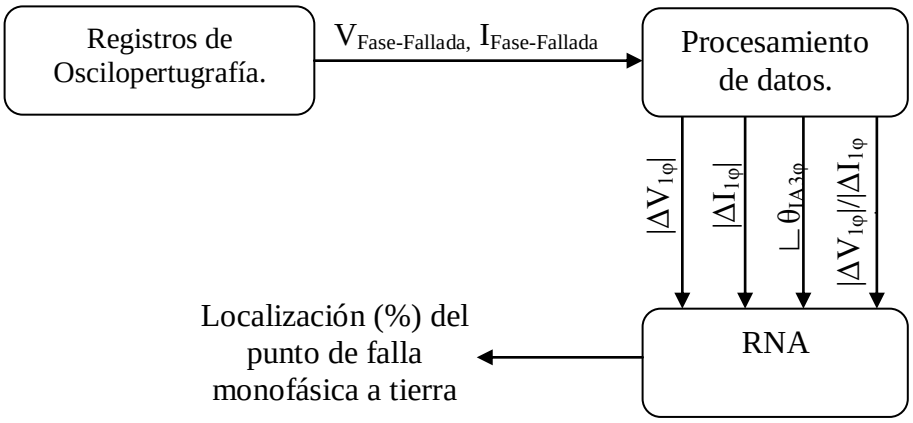

Figura 27. Proceso de localización de la falla mediante el uso de RNA.

Donde:

$|\Delta V_{A1\varphi}|$: Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local.

$|\Delta I_{A1\varphi}|$: Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local.

$\angle\theta_{IA3\varphi}$: Angulo Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 3er armónico en la subestación local.

$|\Delta V_{A1\varphi}| / |\Delta I_{A1\varphi}|$: Cociente entre el voltaje y la corriente superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local.

7.3.2 ANFIS

De las figuras 15, 16, 17 y 18 se aprecia un patrón de comportamiento de PI 1 Vs PI 3 y, teniendo en cuenta que PI 3 se relaciona con la ubicación de la falla en una línea de transmisión, es posible con el conocimiento de la impedancia de falla y empleando una ecuación de aproximación encontrar con un margen de error pequeño, la distancia a la que ocurrió la falla.

Así mismo existe un conjunto de variables a partir de las cuales se puede hallar la impedancia de falla como la corriente, el voltaje, el ángulo de transferencia de potencia, entre otros, que son medidos en un extremo de la línea, y siguiendo un conjunto de reglas sobre los valores medidos al inicio de la línea de transmisión, es posible saber si hubo una falla o no, y qué impedancia tuvo.

A partir del conocimiento de la relación entre PI 1 y PI 3 se selecciono la arquitectura ANFIS para solucionar el problema de localización. ANFIS fue propuesto por Jang y Sun [23], y combina las características de las redes neuronales y la lógica difusa, siendo especialmente bueno a la hora de adecuar los conjuntos con respecto a la relación de entradas y salida. Es especialmente adecuado para problemas en los que es difícil discernir de manera intuitiva la forma de los conjuntos difusos de entrada así como la relación entre estos y la variable de salida.

El conjunto de datos disponibles se divide en dos partes, uno para entrenar el modelo y otro para validarlo. El conjunto de datos de entrenamiento se escoge de tal manera que refleje las características y variaciones en el comportamiento de las variables y es el que se utiliza para calibrar los parámetros del modelo y los conjuntos difusos. Por su parte el conjunto de validación se usa precisamente para validar que el modelo ajusta los datos correctamente dándole mayor capacidad de generalización, además recomendable para evitar el sobre-entrenamiento. Por lo general, se utiliza un 80% ó 90% de los datos para entrenamiento y un 20% ó 10% para validación. Los datos de entrenamiento y validación fueron seleccionados de manera aleatoria.

Las variables que se seleccionaron como entrada para el sistema difuso son la magnitud de los fasores superimpuestos de corriente y voltaje ($|\Delta I_{A1\varphi}|$ y $|\Delta V_{A1\varphi}|$) debido a que, después de hacer un análisis con las combinaciones entre todas las variables consideradas, se encontró que estas dos tienen un buen comportamiento en el sentido que los datos no contienen mucho ruido y que su relación con la variable de interés, la impedancia de falla es bastante significativa.

Se consideraron otras variables como posible entrada pero, dado que el número de reglas en el ANFIS es igual al número de combinaciones de los conjuntos difusos de todas las entradas, tener un número mayor implicaría inconvenientes como la necesidad de un conjunto de entrenamiento mayor y el incremento en el tiempo de procesamiento.

La metodología con el sistema difuso, permite la obtención del valor de la impedancia de falla, y a partir de este valor seleccionar una curva de aproximación que permite hallar la distancia a la cual se ubica la falla. En la figura 28 se describe este proceso.

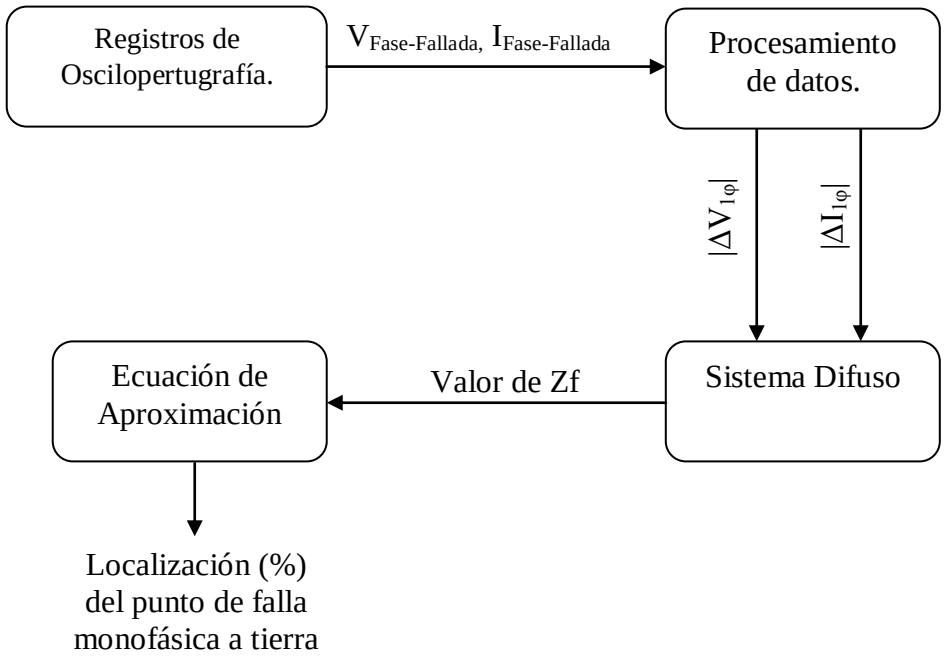

Figura 28. Proceso de localización de la falla mediante el uso de Sistemas Difusos.

Donde:

$|\Delta V_{A1\varphi}|$: Magnitud Fasor de Voltaje Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local.

$|\Delta I_{A1\varphi}|$: Magnitud Fasor de Corriente Fase A Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y la de pre falla) 1er armónico en la subestación local.

CAPITULO VIII
ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS ANALIZADOS

En este capítulo se presentan y analizan los resultados obtenidos del entrenamiento, validación y chequeo de los modelos analizados: Sistema de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo - ANFIS y Redes Neuronales.

Una vez definidas las arquitecturas adecuadas para los modelos que se describieron en el capítulo VII se procedió a realizar diversas pruebas considerando varios casos de condiciones eléctricas del sistema eléctrico de potencia. Las pruebas se realizaron con 30300 datos para los casos de estudio.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada uno de los modelos considerados.

8.1 RED NEURONAL

La evaluación del modelo de red neuronal Backpropagation propuesto se realizó por medio del toolbox de Matlab, con la utilización del error medio cuadrático el algoritmo de Levenberg–Marquardt, [1]. Para la red neuronal utilizada, se probaron diferentes arquitecturas (ver anexo B), variando el número de parámetros de entrada para el entrenamiento de la red y el número de neuronas en la capa oculta, hasta obtener resultados aceptables.
En la Figura 29 es posible observar el comportamiento de algunos de los datos de entrada a la RNA, al graficar las variables $|\Delta I_{A1\phi}|$ y $|\Delta V_{A1\phi}|$ para cada una de las líneas sin haber realizado previamente un escalonamiento de las variables.

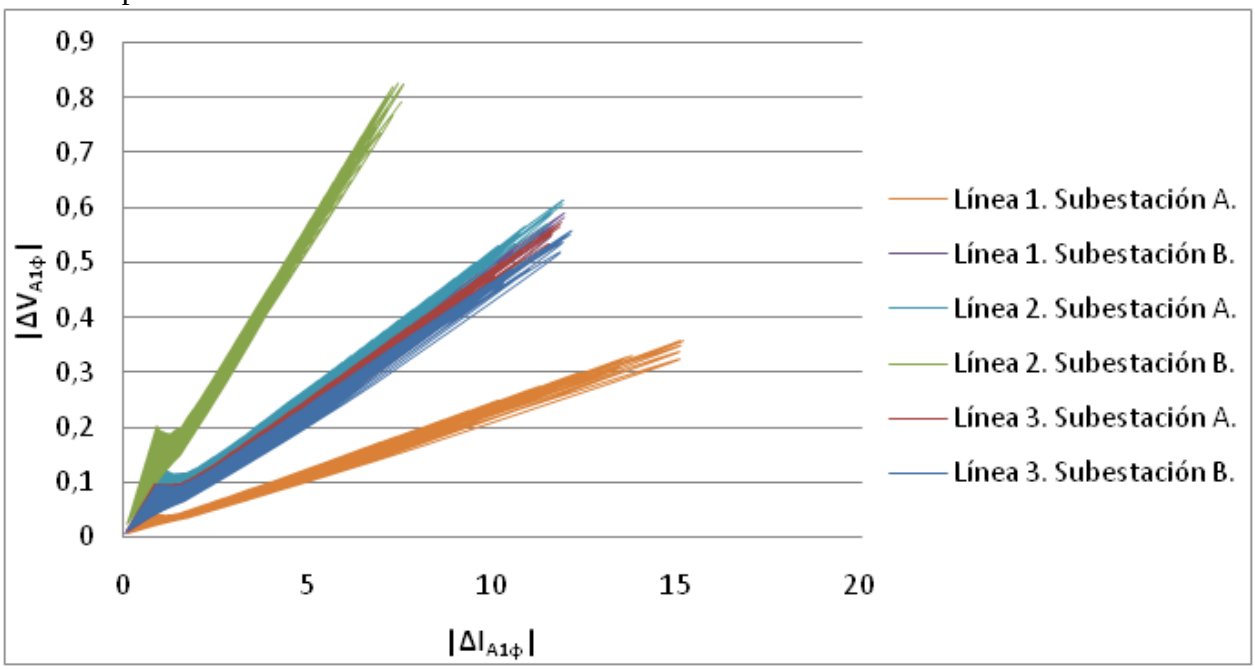

Figura 29. Corriente Vs Voltaje para las seis líneas sin escalonamiento.

En la figura 29, es posible observar la relación entre el voltaje y la corriente en todas las líneas, es decir, el rango en el cual se mueve la corriente varía dependiendo de la línea observada y adicionalmente posee el mismo comportamiento. Al entrenar la red con los datos de entrada de de alguna de las líneas estudiadas y al tratar de predecir la distancia a la cual se produjo la falla para cualquiera de las otras líneas, los errores se incrementaron de forma sustancial por la diferencia en el rango de estas variables, por lo cual fue necesario realizar un acondicionamiento de las señales, mediante su escalonamiento, descrita en la ecuación 28 del capítulo V.

Una vez realizo el acondicionamiento de las variables, es posible observar un comportamiento muy parecido entre las diferentes líneas, la Figura 30 refleja este comportamiento, en donde se graficó la magnitud de las variables superimpuestas de corriente vs voltaje con escalonamiento de todas las líneas.

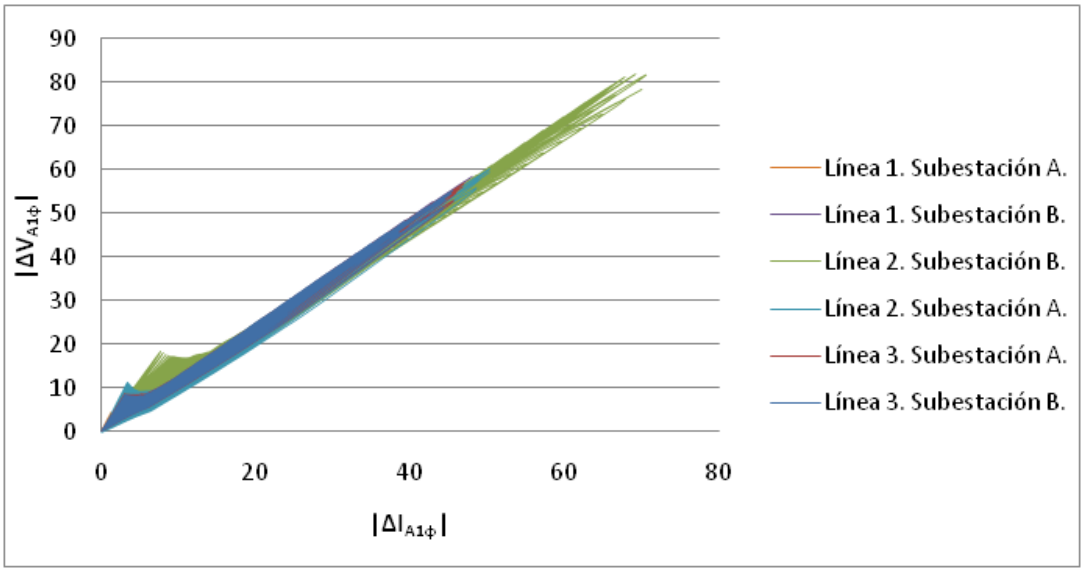

Figura 30. Corriente Vs Voltaje con escalonamiento para todas las líneas.

Obtenidas las variables escalonadas, se realizaron diferentes configuraciones para la arquitectura de la red (ver anexo B), variando el número de entradas, neuronas en la capa oculta y adicionalmente se realizaron pruebas con todos los rangos de impedancia y sin ellos, es decir, solo con impedancias iguales o superiores a 20 ohmios dado que los datos para bajas impedancias poseen gran cantidad de ruido.

Después de evaluar diferentes arquitecturas, mediante varias pruebas, se hallo que la arquitectura que presento menor valor en su error relativo promedio en el cálculo de la distancia de falla, es la arquitectura (4,9,1) con función sigmoidal como función de activación en su capa oculta, y la utilización del algoritmo de aprendizaje backpropagation.

Los resultados de esta arquitectura al incluir todos los valores de impedancia de falla se pueden apreciar en la tabla 9, esta red se entreno con los datos tomados en la subestación A ó B de cada línea de transmisión (casillas en azul) y posteriormente se evaluó la RNA en cada una de las líneas (casilla en gris), obteniendo el error relativo promedio (%) y la desviación estándar (%). El error relativo promedio se define como el cociente entre valor absoluto de la diferencia de la localización del punto de falla calculado y la localización real de la falla sobre la longitud total de la línea, y se da en porcentaje.

Para el entrenamiento se utilizaron 5050 datos por cada una de las variables de entrada descritas en el capítulo VII, la magnitud superimpuesta de los fasores de voltaje y corriente del primer armónico $|\Delta V_{A1\varphi}|$ e $|\Delta I_{A1\varphi}|$, el ángulo del fasor superimpuesto de corriente de tercer armónico $\angle\theta_{IA3\varphi}$ y el cociente entre la magnitud del voltaje y corriente superimpuesto $|\Delta V_{A1\varphi}| / |\Delta I_{A1\varphi}|$.

Tabla 9. Resultados red neuronal arquitectura (4,9,1) para todos los valores de impedancia.

Línea Evaluada	Línea 1. Subestación A.		Línea 1. Subestación B.		Línea 2. Subestación A.		Línea 2. Subestación B.		Línea 3. Subestación A.		Línea 3. Subestación B.		Error Relativo Promedio
Datos de Entrenamiento	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)
Línea 1. Subestación A.	0.53	0.70	3.76	3.66	9.87	7.45	7.90	6.17	9.36	6.74	8.35	6.27	6.63
Línea 1. Subestación B.	5.52	6.33	0.72	0.87	17.36	14.17	14.89	10.68	15.87	10.46	16.26	10.94	11.77
Línea 2. Subestación A.	44.03	37.72	33.80	26.87	0.42	0.58	4.38	3.26	3.84	2.64	3.75	2.49	15.04
Línea 2. Subestación B.	36.48	17.77	35.27	15.15	9.81	6.59	0.39	0.48	9.39	5.7	9.19	5.67	16.76
Línea 3. Subestación A.	20.57	10.87	19.92	8.01	5.36	3.36	4.39	2.70	0.48	0.55	0.78	0.73	8.58
Línea 3. Subestación B.	21.57	12.26	20.30	9.44	5.77	4.74	4.56	3.10	0.81	0.91	0.45	0.56	8.91

De la tabla 9 se puede concluir que el mejor resultado en la red se logro al entrenar la red con los datos de la Línea 1, Subestación A, con un error relativo promedio de 6.63%.

En la Figura 31 es posible observar el desempeño de la red al momento de ser entrenada con los datos de la Línea 1, Subestación A, para lo cual requirió un total de 382 iteraciones. Se aprecia que la red converge rápido respecto al total de los datos con los cuales se está entrenando ya que aproximadamente para la iteración número 50 ya posee un MSE bajo.

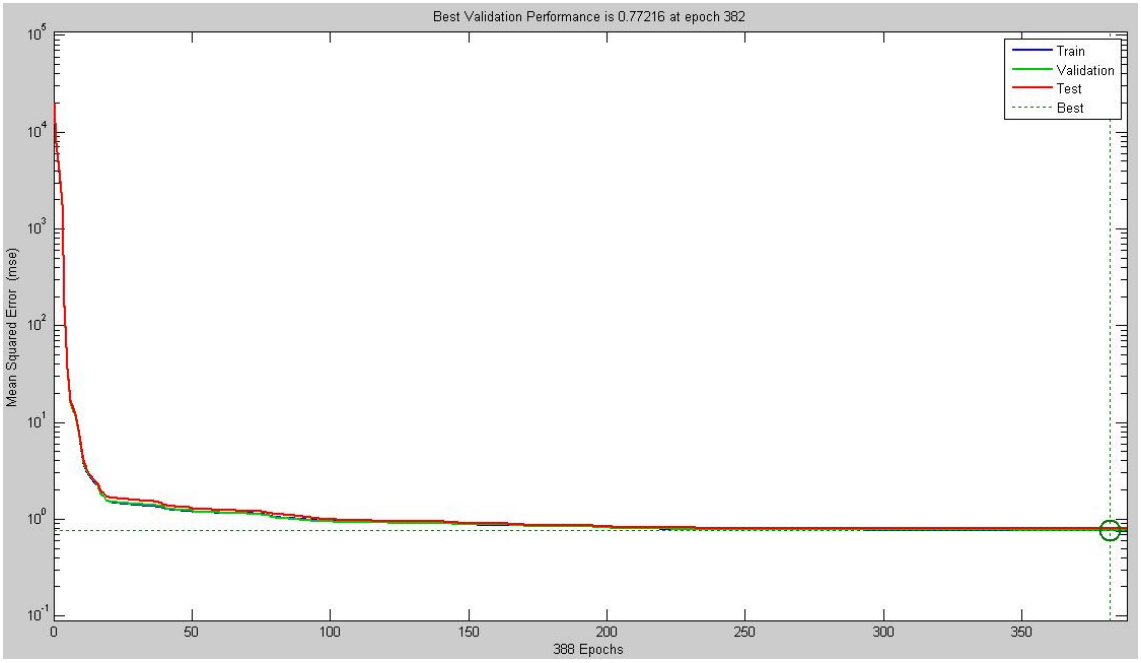

Figura 31. Desempeño de la red obtenida con los datos de la Línea 1. Subestación A con todos los rangos de impedancia.

La red neuronal también fue evaluada, excluyendo los datos que correspondían a impedancias bajas, es decir, impedancias del valor de 10 ohmios ya que agregan ruido a los datos.

En la Tabla 10, se observan los resultados obtenidos para diferentes datos de entrenamiento en la arquitectura de (4,9,1) cuyas variables de entrada fueron escalonadas sin los datos de las impedancias de 10 ohmios, es decir, en total se usaron 4545 datos por cada variable de entrada.

Tabla 10. Resultados red neuronal arquitectura (4,9,1). Sin impedancias de 10 ohmios.

Línea Evaluada	Línea 1. Subestación A.		Línea 1. Subestación B.		Línea 2. Subestación A.		Línea 2. Subestación B.		Línea 3. Subestación A.		Línea 3. Subestación B.		Error Relativo Promedio
Datos de Entrenamiento	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)	Desv. Stand (%)	Error Relat Prom (%)
Línea 1. Subestación A.	0.48	0.58	6.10	2.96	8.18	4.10	4.56	3.08	5.12	3.75	4.56	3.64	4.83
Línea 1. Subestación B.	5.33	3.58	0.45	0.54	16.34	14.02	12.90	11.31	13.40	9.50	13.32	10.03	10.29
Línea 2. Subestación A.	3.59	2.05	8.84	4.77	0.34	0.43	5.22	4.02	3.04	1.99	3.08	2.15	4.02
Línea 2. Subestación B.	5.39	3.71	6.87	3.98	9.30	4.41	0.59	0.55	5.66	2.66	4.76	2.19	5.43
Línea 3. Subestación A.	13.36	7.07	14.53	7.18	5.61	3.26	3.60	2.43	0.34	0.39	0.59	0.45	6.34
Línea 3. Subestación B.	5.76	4.38	11.62	3.97	5.92	4.52	5.29	2.40	1.32	0.94	0.38	0.39	5.05

De estas redes obtenidas, se puede observar que los errores han disminuido una vez se eliminaron los datos para las impedancias de 10 ohmios, presentando el mejor desempeño al entrenar con los datos de la Línea 1, Subestación A, con un error relativo promedio general del 4.83% con una desviación del 3.97% y un error relativo máximo del 15.97%, además de haber disminuido el error relativo promedio y la desviación estándar, ha disminuido sustancialmente el valor del error relativo máximo obtenido. También se observa que disminuye el error relativo promedio cuando se entrena la red con los datos de las otras líneas al excluir los datos relacionados con las impedancias de 10 ohmios, siendo de fácil comparación mediante las tablas 9 y 10.

En la Figura 32, se observa el desempeño de la red neuronal obtenida con los datos de entrenamiento de la Línea 1, Subestación A. A diferencia de la información que se muestra en la Figura 31 para esa red neuronal la cantidad de iteraciones es mucho menor, así como el MSE obtenido.

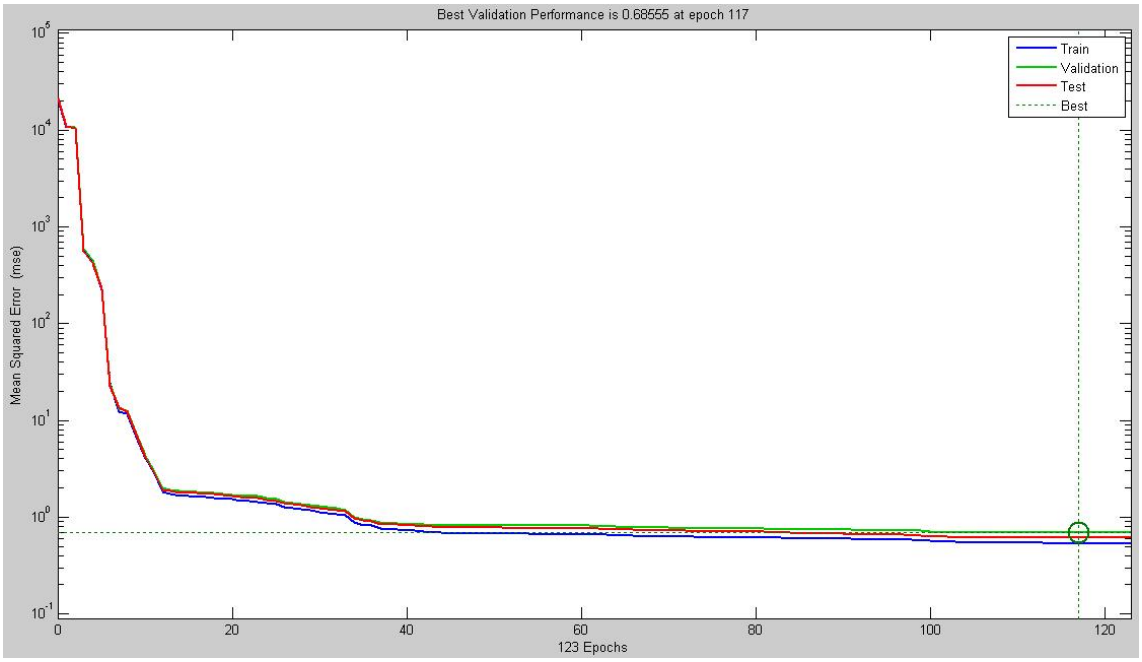

Figura 32. Desempeño de la red obtenida con los datos de la Línea 1. Subestación A sin los valores de impedancia de 10 ohmios.

De las evaluaciones realizadas se encontró que la mejor arquitectura corresponde a (4,9,1) sin tener en cuenta los datos de las impedancias de 10 ohmios ya que es la que menor error relativo promedio general, desviación estándar y error relativo máximo posee, además presenta un buen desempeño ya que el número de iteraciones necesarias para converger es bajo.

En la figura 33 se observa el error de la red neuronal (4,9,1), entrenada con los datos de la línea 1 subestación A, al evaluar el caso particular de la línea 1, para sus dos extremos y los ángulos de transferencia -20, -10, 0, 10 y 20, en donde el eje de la abscisa se observan la

serie de los datos mientras que el eje de la ordenada indica el valor de la distancia en kilómetros que tienen los datos. En esta figura se puede apreciar que el error es muy pequeño, en promedio del 0.482% con un error máximo del 5.08%.

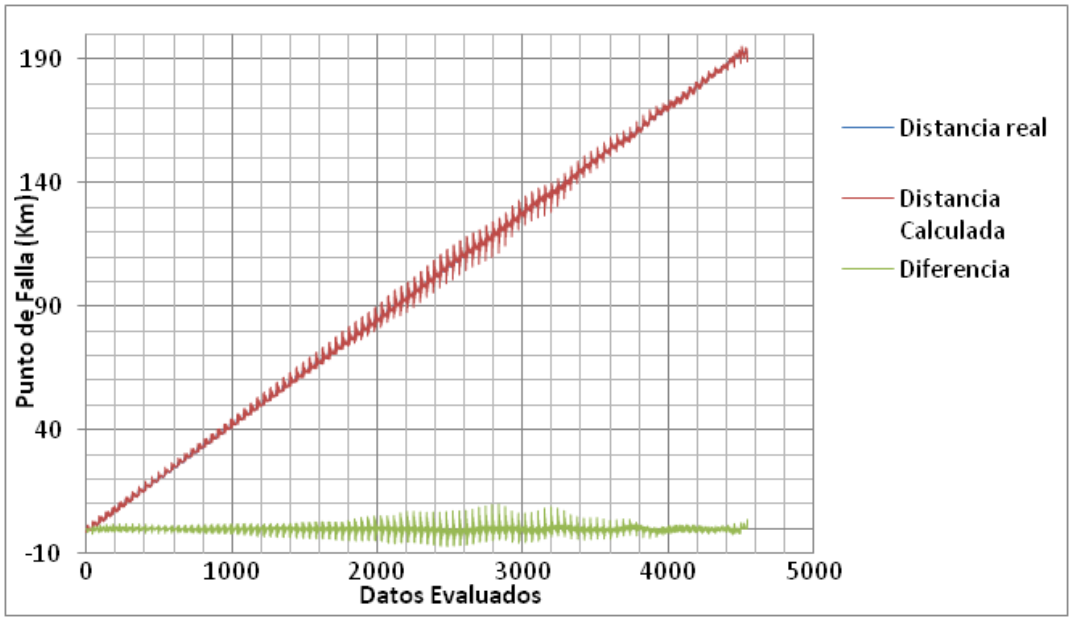

Figura 33. Errores obtenidos en el cálculo de la distancia para la red neuronal entrenada con los datos de la Línea 1. Subestación A, con una arquitectura de (4,9,1) sin los datos de impedancia de 10 ohmios.

8.2 ANFIS

Para implementar el modelo descrito en el capítulo anterior, se usaron herramientas de la aplicación Matlab, primero se genera un sistema difuso inicial tipo Takagi-Sugeno y se ingresa como parámetros el número de conjuntos difusos para las variables de entrada, el tipo o la forma de estos conjuntos y el conjunto de datos de entrenamiento. Para el problema considerando, se utilizaron 5 conjuntos difusos para las variables de entrada y forma de campana de Bell, después haber realizado varias pruebas (Ver Anexo C), además de tener en cuenta que se requiere que el sistema se ajuste bien a los datos pero al mismo tiempo los generalice bien, se encontró que este número reducía el error. Los datos de entrenamiento se obtienen del conjunto de datos de una línea específica y se hace una selección aleatoria, donde el 80% de los datos están destinados para entrenamiento mientras que el 20% restante es para validación. El sistema difuso inicial que se genera es calibrado utilizando los datos de entrenamiento y esto genera otro sistema difuso, luego, se valida éste con los datos de validación que se pasan como parámetro al ANFIS y como resultado, crea un sistema difuso con las variables a las que se les definió el número de conjuntos y la forma, pero calibradas con las salidas. Los algoritmos de calibración disponibles en el *toolbox* de MATLAB son backpropagation y un híbrido entre backpropagation y ajuste por mínimos cuadrados, se seleccionó este último.

Para efectos de entrenamiento, validación y chequeo, se seleccionó un conjunto de datos de diferentes líneas de transmisión eléctricas:

- Línea 1. Subestación A.
- Línea 1. Subestación B.
- Línea 2. Subestación A.
- Línea 2. Subestación B.
- Línea 3. Subestación A.
- Línea 3. Subestación B.

Inicialmente se evaluó el sistema ANFIS de manera generalizada al hacer uso de la información para todo el universo de ángulos de transferencia para valores de -20º, -10º, 0º, 10º y 20º y para valores de impedancia mayores o iguales a 20 ohmios, ascendiendo a un total 4545 datos para cada variable. Como se menciono en el capítulo VII, las variables de entrada al sistema difuso son las magnitudes de los fasores superimpuestos de voltaje y corriente de primer armónico $|\Delta V_{A1\varphi}|$ e $|\Delta I_{A1\varphi}|$. Así mismo en la definición del sistema ANFIS fueron utilizados cinco valores lingüísticos para cada variable siendo estos: Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto y Muy Alto.

Los datos de entrenamiento que presentaron mejores resultados fueron los de la línea 3, subestación B, con estos se entreno el sistema y se validaron sus resultados para cada una de las líneas y subestaciones. En el anexo C, se pueden apreciar algunos de los resultados obtenidos al entrenar el sistema difuso con otros datos diferentes a los de la línea 3, subestación B.

En las figuras 34 y 35, se pueden apreciar los cinco conjuntos difusos resultantes después del entrenamiento y la validación para todo el conjunto de ángulos de transferencia de la línea 3, subestación B, al evaluar las variables $|\Delta V_{A1\varphi}|$ e $|\Delta I_{A1\varphi}|$.

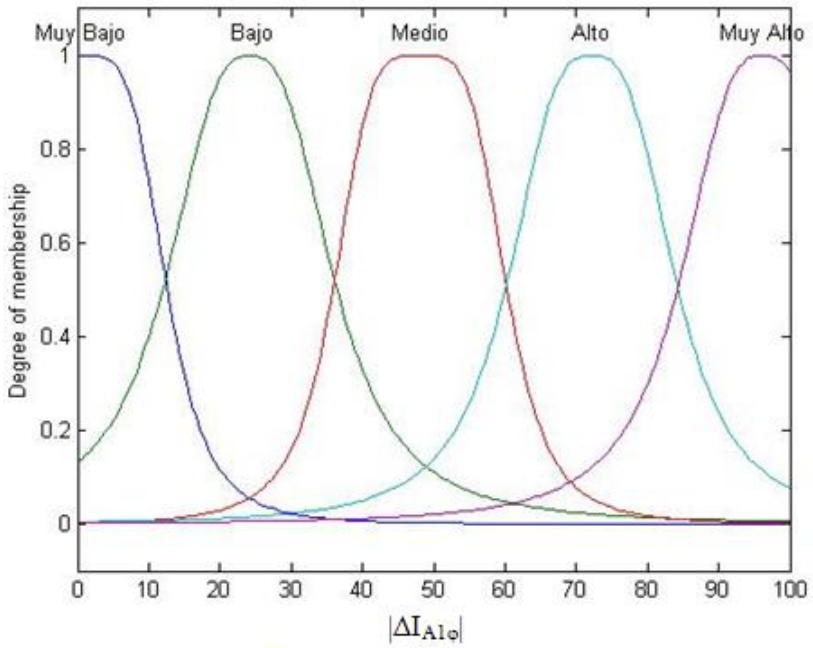

Figura 34. Conjuntos difusos de |ΔIA1φ| para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

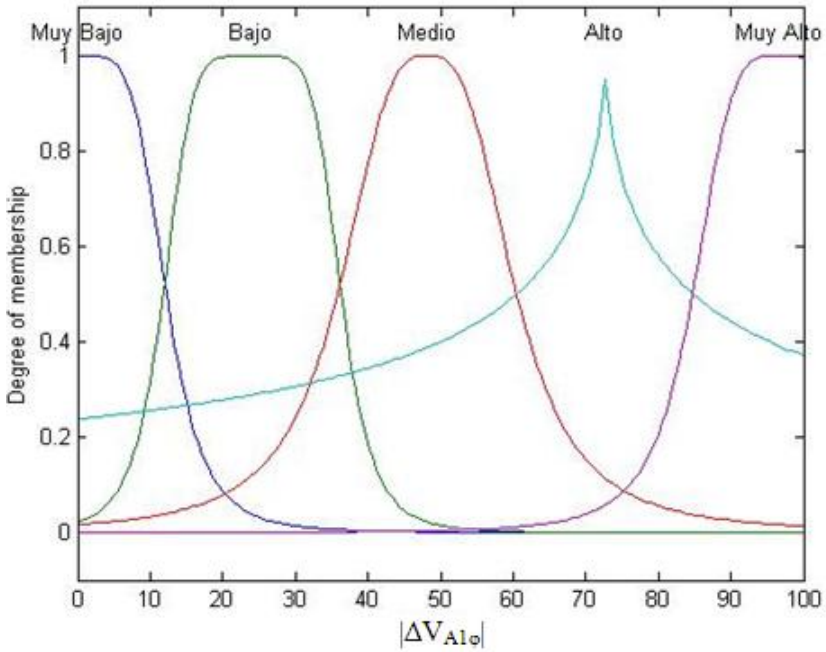

Figura 35. Conjuntos difusos de |ΔVA1φ| para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

Se realizaron 1500 iteraciones con el algoritmo de entrenamiento, pues se encontró que el error no se reducía significativamente después de este número de iteraciones, siendo este el criterio de parada del algoritmo. En la Figura 36 se pueden apreciar los errores de entrenamiento y validación de los datos para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

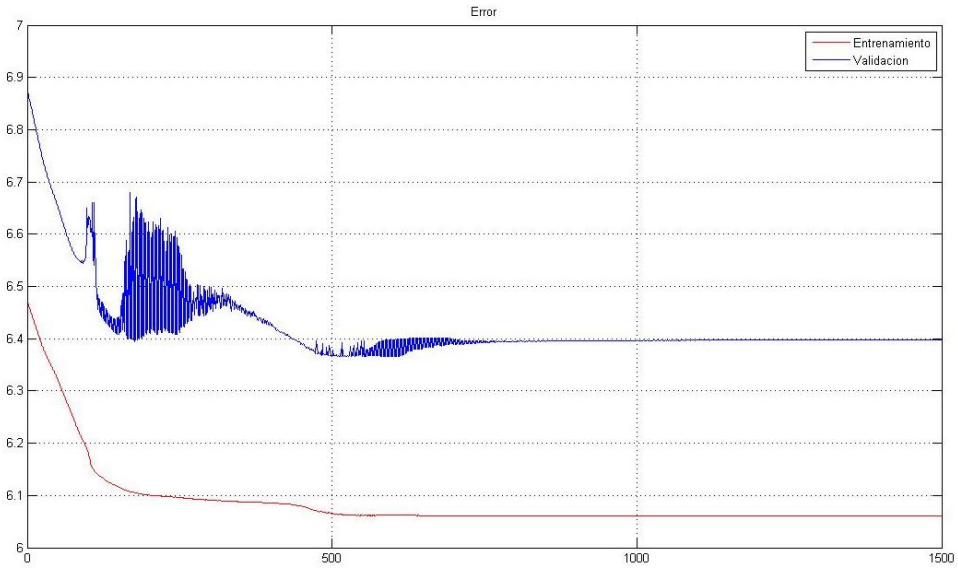

Figura 36. Errores de entrenamiento y de validación para todo el conjunto de ángulos de transferencia, con datos de entrenamiento de la línea 3, subestación A.

En la figura 36 se aprecia que inicialmente el error en la validación tiene un comportamiento inestables, sin embargo alrededor de la iteración 750 se estabilidad a aproximadamente 6.4 MSE (Error medio cuadrático).

Una vez se entreno el sistema, se valido el modelo ANFIS con los datos de las tres líneas en ambas subestaciones, incluida la línea con que se realizo el entrenamiento. En las figuras que se presentan a continuación se pueden apreciar los resultados en la aproximación a la impedancia de falla con respecto a la real para todo el universo de ángulos de transferencia.

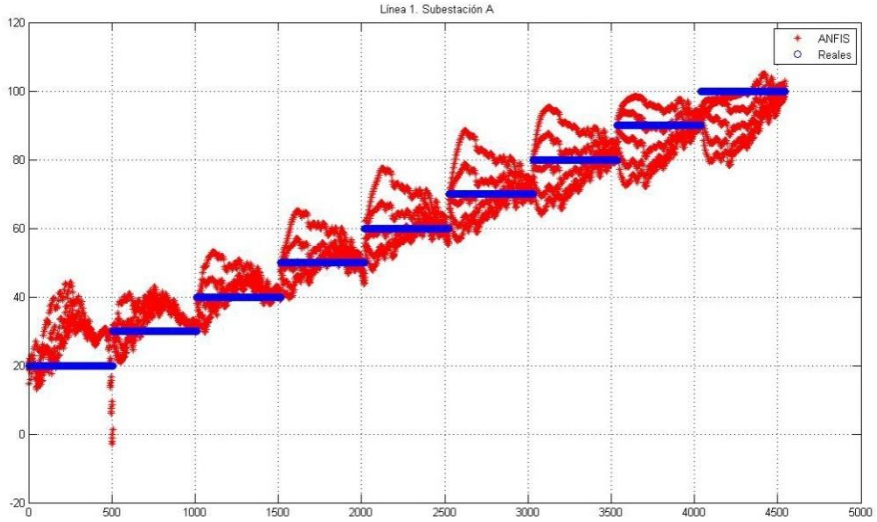

Figura 37. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 1, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

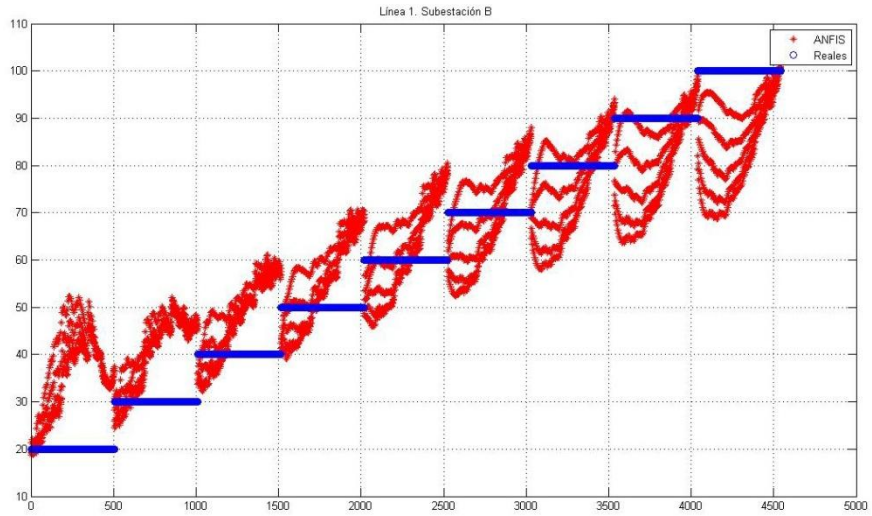

Figura 38. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 1, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

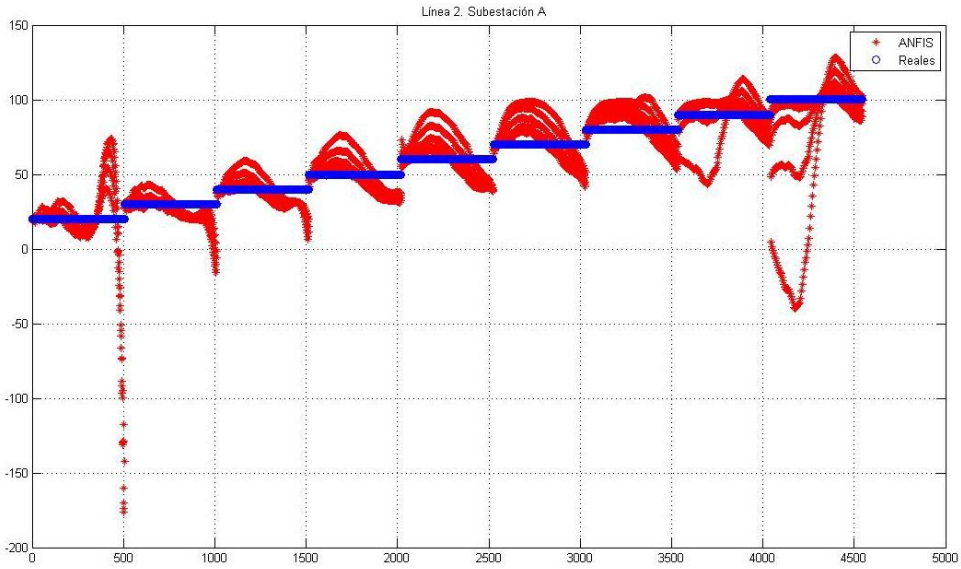

Figura 39. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 2, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

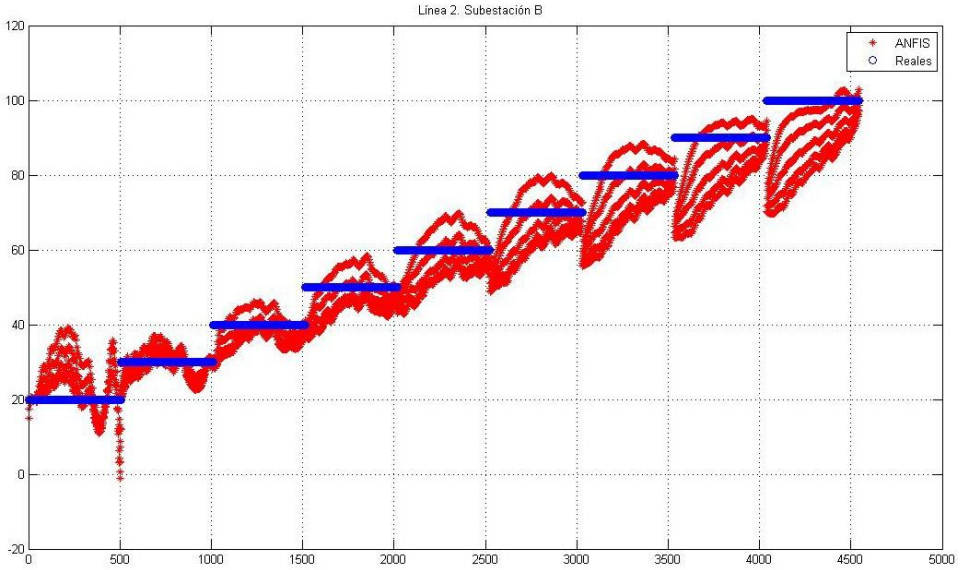

Figura 40. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 2, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

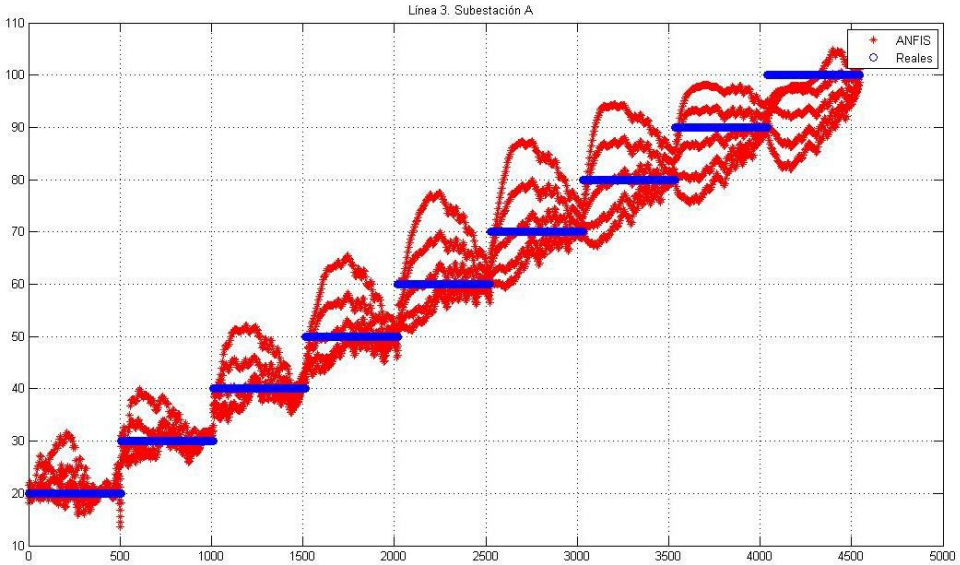

Figura 41. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación A para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

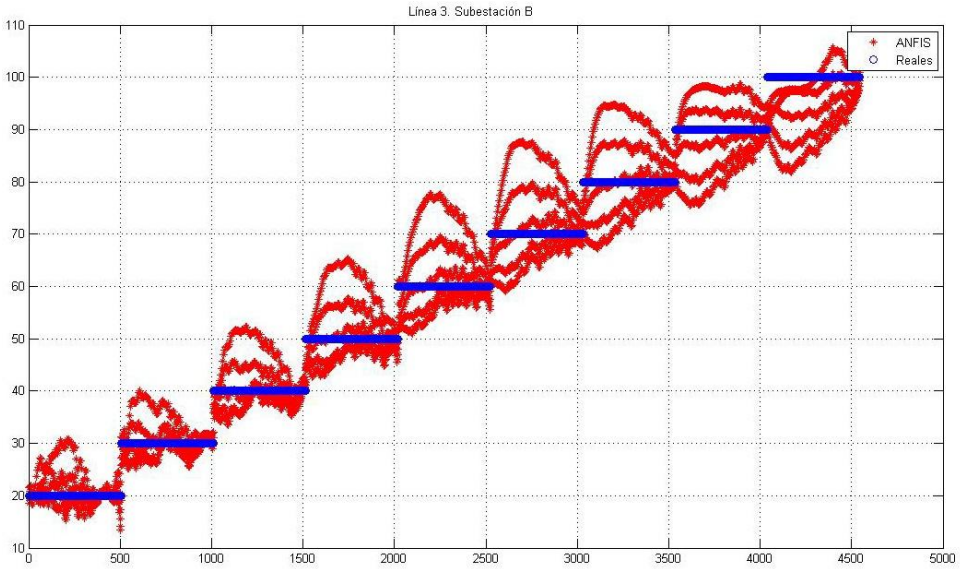

Figura 42. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación B para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

En la tabla 11, se muestra un resumen de los errores relativos promedio (%) para cada línea en su totalidad y para cada valor de la impedancia.

Tabla 11. Errores relativos promedio para todas las líneas para todo el conjunto de ángulos de transferencia.

Impedancia Real	**Línea 1. Subestación A (%)**	**Línea 1. Subestación B (%)**	**Línea 2. Subestación A (%)**	**Línea 2. Subestación B (%)**	**Línea 3. Subestación A (%)**	**Línea 3. Subestación B (%)**
20 Ω	10.7787	19.5009	58.4728	7.2663	2.6176	2.5527
30 Ω	6.1834	14.8385	9.328	4.0074	3.1502	3.2215
40 Ω	5.3266	12.8049	8.4906	5.0901	4.1506	4.3088
50 Ω	5.5743	11.4106	12.0251	6.2345	5.2331	5.3477
60 Ω	6.0512	10.5726	14.1412	7.686	6.3466	6.4285
70 Ω	6.6435	10.1266	15.1894	9.1458	6.9545	7.072
80 Ω	7.0268	10.3955	13.9342	10.6432	6.7864	6.9446
90 Ω	7.6115	12.6593	13.2143	12.445	6.8976	7.0471
100 Ω	9.6325	18.0054	17.4177	15.514	8.5412	8.5915
PROMEDIO	7.2032	13.3682	18.0237	8.6703	5.6309	5.7238

Se puede concluir de los resultados que en general el modelo ajusta relativamente bien los datos, los errores relativos promedio son bajos lo que significa que en general los datos se ajustan muy bien a los valores reales.

Después de evaluar de manera generalizada el modelo con todo el conjunto de ángulos de transferencia de potencia, se evaluó un caso particular, con un solo ángulo de transferencia,

seleccionando para ello arbitrariamente a -20º. El evaluar un caso particular busco conocer los resultados del sistema difuso frente a un caso en especial.

Para ello se utilizaron como datos de entrenamiento la información concerniente a la línea 3, subestación B, para validar posteriormente con los datos de la misma línea desde cada una subestaciones. Se utilizaron en el entrenamiento del modelo ANFIS 909 datos para cada una de las variables, realizando para ello 1500 iteraciones.

En las figuras 43 y 44 se presentan los conjuntos difusos obtenidos para las variables $|\Delta V_{A1\varphi}|$ e $|\Delta I_{A1\varphi}|$, para este caso particular.

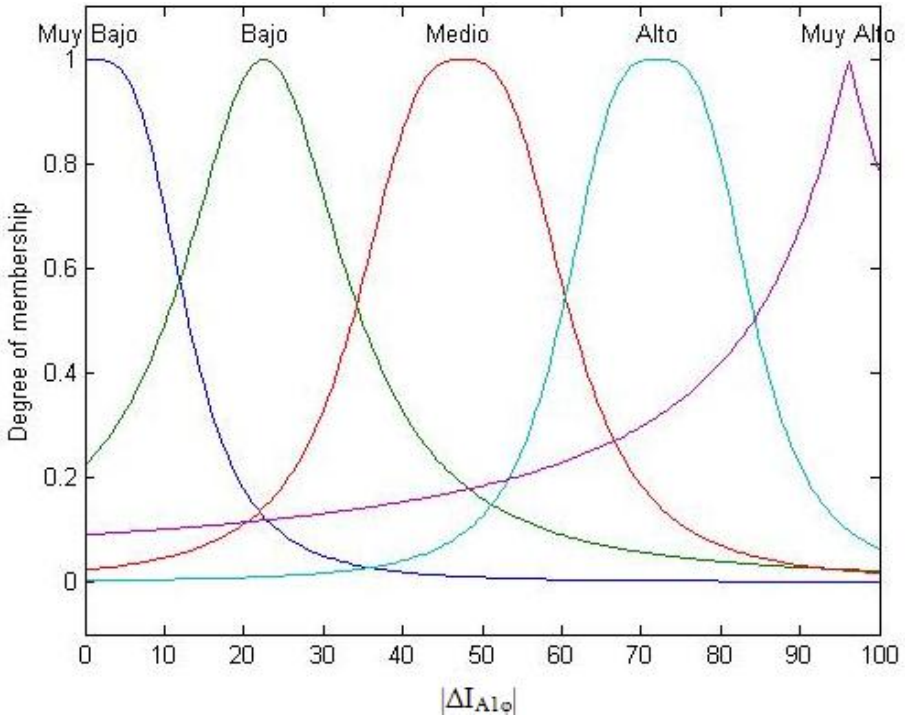

Figura 43. Conjuntos difusos para |ΔIA1φ| caso particular ángulo de transferencia -20º.

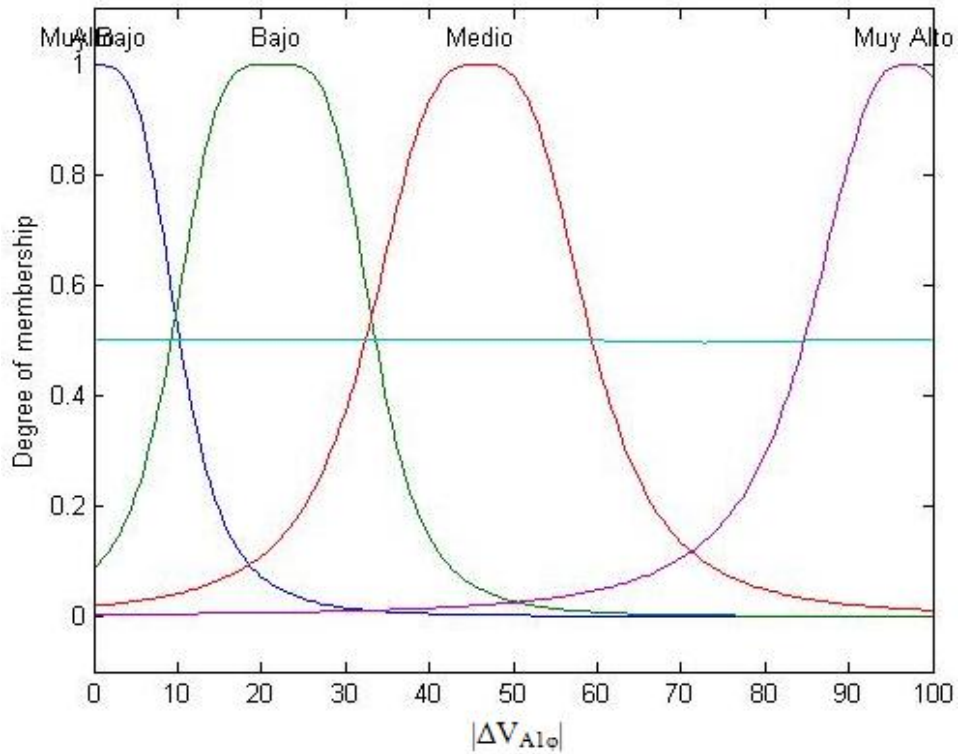

Figura 44. Conjuntos difusos para |ΔVA1φ| caso particular ángulo de transferencia -20º.

En la Figura 45, se muestra los errores de entrenamiento y validación, caso particular ángulo de transferencia -20°.

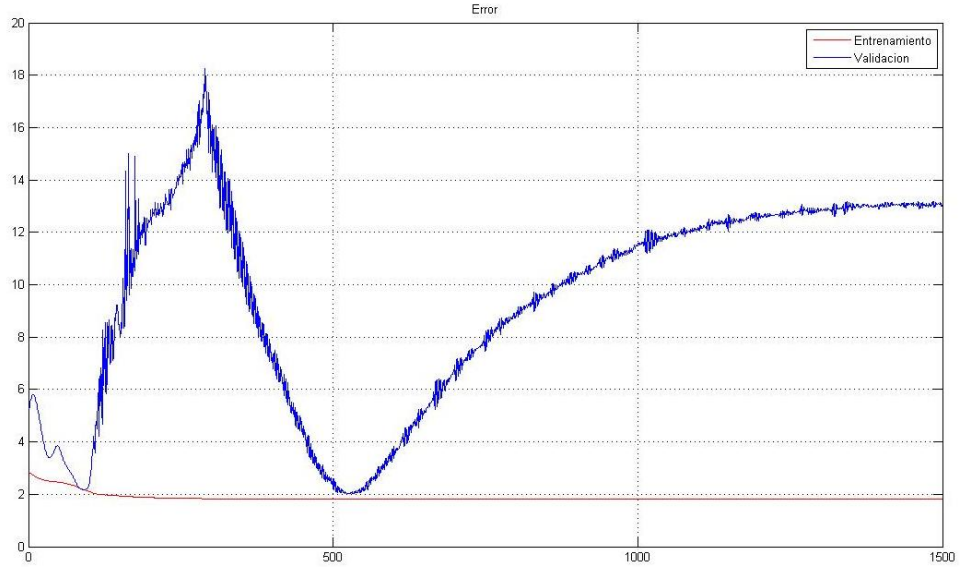

Figura 45. Error del entrenamiento vs. Error de validación, caso particular ángulo de transferencia -20°.

En este caso, el error de entrenamiento tiene un comportamiento más inestable, sin embargo, se estabiliza después de un cierto número de iteraciones.

Se probó el modelo ANFIS para la línea 3, en las figuras 46 y 47 se pueden apreciar los resultados.

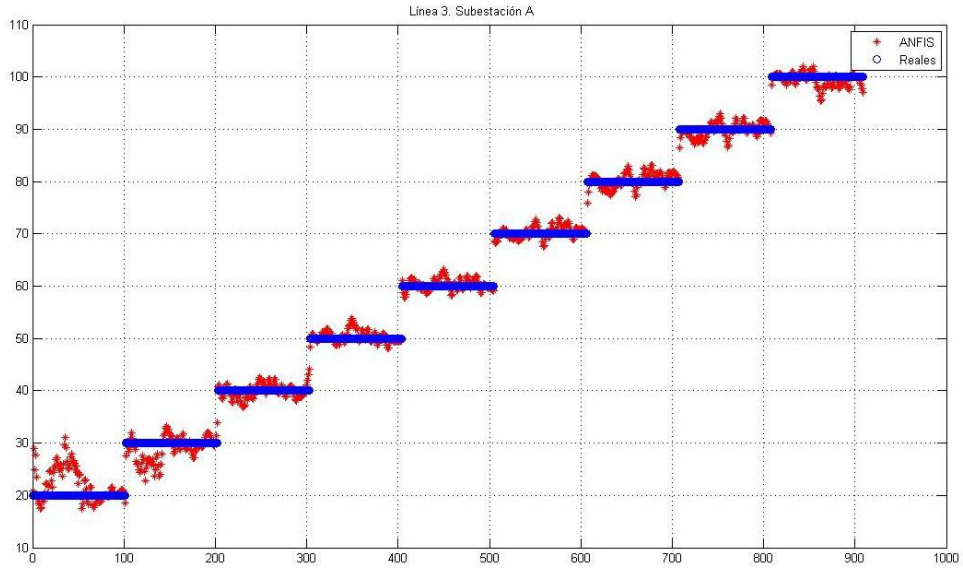

Figura 46. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación A, caso particular ángulo de transferencia -20°.

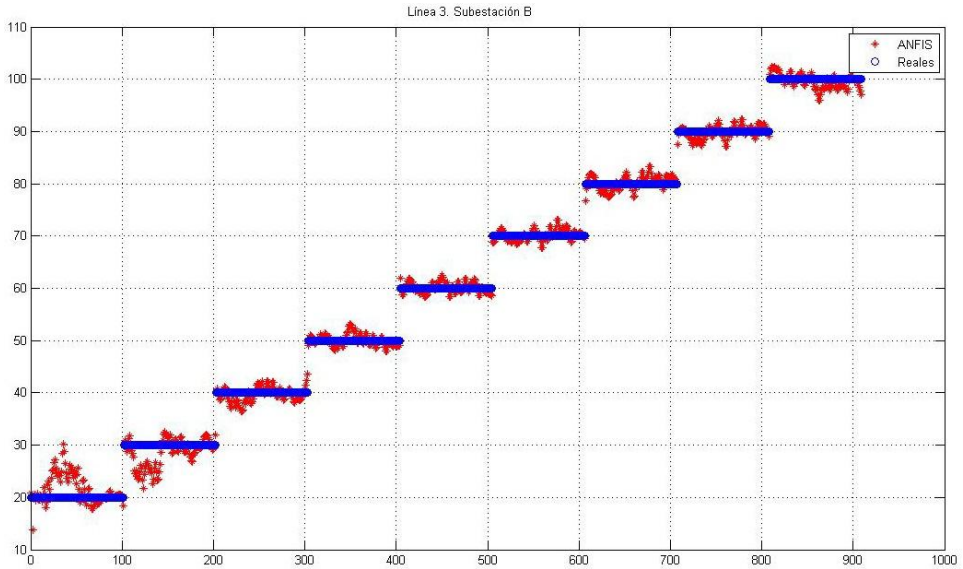

Figura 47. Validación del modelo ANFIS con los datos de Línea 3, Subestación B, caso particular ángulo de transferencia -20°.

En la tabla 12, se presenta el error relativo promedio para cada una de las impedancias evaluadas en la totalidad de la línea, caso particular ángulo de transferencia -20°.

Tabla 12. Errores relativos promedio para todas las líneas, caso particular ángulo de transferencia -20.

Impedancia Real	Línea 3. Subestación A (%)	Línea 3. Subestación B (%)
20 Ω	3.4528	2.7423
30 Ω	2.5684	2.8889
40 Ω	1.4157	1.4925
50 Ω	1.1197	1.1213
60 Ω	1.1426	1.0826
70 Ω	1.1845	1.0673
80 Ω	1.5726	1.468
90 Ω	1.4718	1.2644
100 Ω	1.3725	1.437
PROMEDIO	1.7001	1.6183

Se concluye que en general, hay una reducción del error relativo promedio, con respecto al modelo más general que incluye todos los ángulos de transferencia de potencia.

Uno de los pasos para la localización de la falla mediante sistemas difusos, es la consecución del valor aproximado de la impedancia de falla por medio del modelo ANFIS, como se aprecia en el proceso descrito en la Figura 28. Para posteriormente a través de la utilización un modelo matemático buscar la relación para el cociente entre $|\Delta I_{A1\varphi}|$ y $|\Delta V_{A1\varphi}|$ con escalamiento, y la localización también con escalamiento. Lo que se puede lograr con una relación como la que se presenta en la ecuación 33:

$$Localización\ falla = MAX\ [0, A*Cociente^{3} - B*Cociente^{2} + C*Cociente + D] \quad \text{(Ecuación 33)}$$

Donde:

Cociente: Cociente entre $|\Delta I_{A1\varphi}|$ y $|\Delta V_{A1\varphi}|$.

A, B, C y D: Son los coeficientes de la ecuación, dependientes del valor de *Zf*.

La selección de los coeficientes de la ecuación depende del valor de impedancia de falla *Zf* obtenida a través del modelo ANFIS.

Para el caso específico de -20º, fue posible a través del cociente de las variables $|\Delta I_{A1\varphi}|$ y $|\Delta V_{A1\varphi}|$ y la Zf obtenida en el modelo ANFIS, calcular la distancia aproximada del punto de falla, tal como se aprecia en la figura 48.

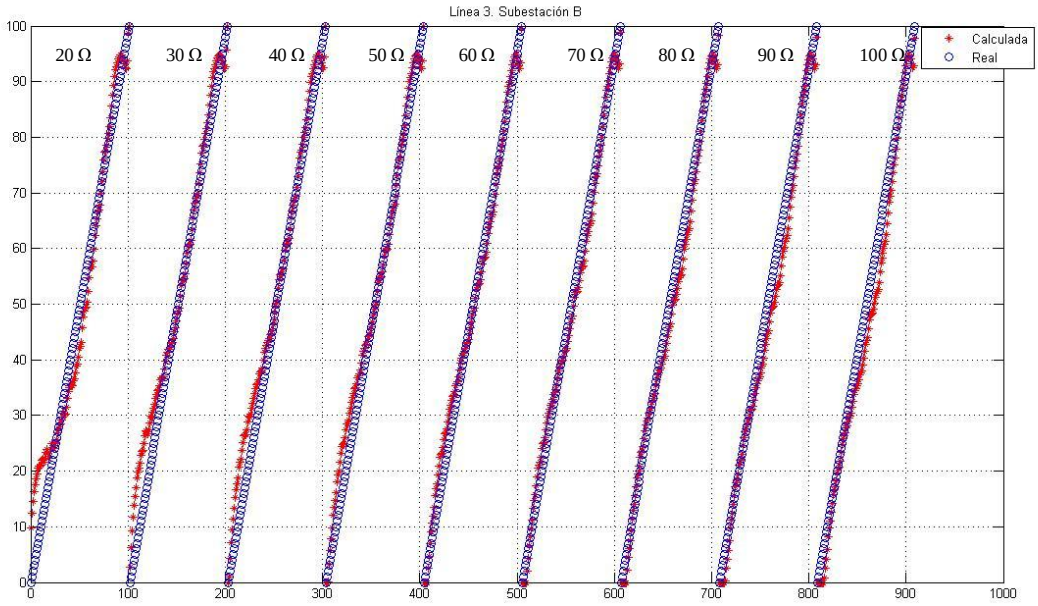

Figura 48. Distancia aproximada a partir de la impedancia de falla.

En esta figura es posible apreciar buenos resultados para los diferentes valores de impedancia, los cuales depende la buena aproximación de la ecuación 33. El error relativo promedio en la localización de la falla para el caso particular de -20º fue de 3.44%.

CAPITULO IX
CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

9.1 CONCLUSIONES

La investigación presentada en esta tesis se orientó hacia el acondicionamiento de los datos y estudio de las tendencias de las variables eléctricas ante una falla monofásica a tierra, la falla más comúnmente presente en los SEP [15], para presentar una solución al problema de localización de FAI. Como conclusiones generales del desarrollo de este trabajo se pueden mencionar las siguientes.

- La localización del punto de falla en una falla de alta impedancia monofásica, es un problema que presenta gran dificultad, esencialmente por la característica no lineal y la baja amplitud de corriente de falla producida por una FAI, por lo que la empresas transportadoras suelen confundir este tipo de falla con un aumento de la demanda, además por lo general las protecciones no actúan ante esta falla por su baja magnitud de corriente. De la evaluación del estado del arte realizada en esta investigación, se pudo observar que los algoritmos tradicionales suelen necesitar un modelamiento matemático bien definido de la línea de transmisión, presentando muy buenos resultados para fallas de baja impedancia, pero con un crecimiento exponencial en el error cuando se aleja de la subestación y la falla es de alta impedancia.

- Partiendo de investigaciones previas [30, 34], fue posible identificar las variables de interés en el análisis de fallas en líneas de transmisión, las cuales fueron usadas totalmente o de manera parcial como entradas en los sistemas de IA propuestos, como se puede apreciar en las figuras 27 y 28

- El proceso de superimposición consistente en la diferencia entre un ciclo de la variable en prefalla y postfalla para los armónicos 1 y 3, y la utilización del filtro de Fourier permite describir mejor el comportamiento de las variables ante fallas en el sistema de transmisión en comparación con los acondicionamientos tradicionalmente realizados.

- El análisis adimensional provee una poderosa herramienta para el estudio de las tendencias de las variables, señalando el camino para la extracción de la máxima cantidad de información ante una falla.

- El modelo de redes neuronales desarrollado presento mejor aproximación en comparación con el modelo ANFIS, no obstante sacrifica la interpretación que puede ofrecer un sistema difuso.

- Los dos modelos desarrollados con técnicas de IA presentan buenos resultados en la localización del punto de incidencia de la falla, no obstante la localización se realiza de manera directa a través de Redes Neuronales, e indirectamente mediante la utilización de ANFIS, donde se obtiene previamente el valor de Zf que posteriormente es valorado en una función de regresión que permite obtener el punto de incidencia de la falla.

- Las Redes Neuronales y los sistemas difusos, son técnicas de amplio uso en los problemas de localización de fallas, que por su bondades, constituyen un método de resolución de problemas que no se pueden describir fácilmente mediante un enfoque algorítmico tradicional

- En general el uso de un modelo ANFIS permitió muy buena aproximación a la solución del problema, teniendo en cuenta la relación presentada en las figuras 15, 16 17 y 18, permite inducir una solución de este tipo. Al evaluar las tres líneas de transmisión con diferentes ángulos de transferencia, longitud de las líneas y de impedancias de los generadores, los mejores resultados en la predicción de la impedancia de falla y localización de la falla se obtuvieron al entrenar el modelo ANFIS con los datos de la línea 3 subestación B. El caso particular con un ángulo de transferencia de -20º presento un error relativo promedio relativo 3.44% en la localización.

- Al resolver el problema con redes neuronales se encontró, que la arquitectura (4,9,1), cuatro entradas, nueves neuronas ocultas y una salida presenta mejores resultados que el sistema difuso, con un error relativo promedio del 4.83% y un error relativo promedio máximo del 15.97% al evaluar todas las líneas desde cualquier extremo y ángulo de transferencia y un error relativo promedio del 0.482%, y un error relativo promedio máximo del 5.08% al evaluar el caso particular.

- El Proceso de generación de los datos del SEP desarrollado, permite adecuar las instrucciones de manera fácil y rápida en el archivo ATP para la simulación de cualquier línea, independiente de su longitud y nivel de voltaje, simulando fallas cada 1% de la línea, y fallas entre 10 y 100 ohmios con paso de 10 ohmios.

- El ángulo de transferencia tuvo poca incidencia en el análisis realizado al comportamiento de las señales eléctricas y en los resultados obtenidos.

9.2 TRABAJOS FUTUROS

En el presente trabajo se han identificado las variables de interés, además de su acondicionamiento, tendencia y características ante la presencia de una falla monofásica. Asimismo se han propuesto soluciones mediante dos técnicas de Inteligencia Artificial, sin embargo como trabajos futuros se puede continuar con el estudio de la aplicación de otras técnicas de IA, que arrojen resultados más precisos que los descritos en esta investigación. Además de aplicar estas técnicas junto con las relaciones adimensionales que son posibles obtener con la utilización del análisis adimensional.

También se debe hacer extensivo un análisis del comportamiento del sistema de transmisión de energía eléctrica frente a fallas bifásicas y trifásicas, lo cual permita identificar cuáles son las variables de interés a la hora de realizar una aproximación en la localización de la falla para estos dos tipos de falla, y cuales técnicas de IA son aplicables para la solución del problema.

Finalmente se debe ampliar la investigación para analizar otras características de las fallas además de su localización, entre las que se destacan la causa de la falla, detección de los equipos en los que se presento la falla y el diagnostico de los dispositivos de protección y maniobra.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

[1] Abolfazl, A.; Bagher, M.; Hoseinabadi, A. Modified Levenberg-Marquardt Method for Neural Networks Training. World Academy of Science, Engineering and Technology 6. 2005

[2] Aggarwal, R.; Aslan, Y.; at leat. An interactive Approach to Fault Location on Overhead Distribution Line With Load Taps. Inst. Elect. Eng. Develop. Power System, Protection, pp 184-187, 1997.

[3] Bastard, P. et al. A Voltage-Based Fault Location Method for Radial Distribution Networks. International Conference on Power System Management And Control, 5., 2002 IEE, 2002 pp. .216–221.

[4] Benner, C.; Russel, B. Practical High-Impedance Fault Detection on Distribution Feeders. IEEE Transactions on Industry Applications, Piscataway, NJ, USA, v.33, n.3, may./june. 1997 pp.635–640.

[5] Bharata, M.; Mohanta, D. Performance Evaluation of an Adaptive Network Based Fuzzy Inference System Approach for Location of Faults on Transmission Lines Using Monte Carlo Simulation. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, Vol. 16, No 4.

[6] Calderón, J. 2007. Modelo Adaptativo de Inteligencia Artificial Para El diagnostico Automático de Fallas a Partir de Registros de Osciloperturbografía. Tesis de Maestria Universidad Nacional., 2007.

[7] Chen, Z.; Luo, C.; Su, J.; Wu, X. A Fault Location Algorithm For Transmission Line Based On Distributed Parameter. Developments in Power System Protection, Conference Publication No.479 IEE 2001 pp. 411-413

[8] Chen, Z.; Maun, J. An Artificial Neural Network based Real - Time Fault Locator For Transmission Lines. IEEE 0-7803-4122-8, 1997 pp. 163-168.

[9] CREG. Resolución 025 de 1999. http\\www.creg.gov.co

[10] Das, R. Determining the locations of Faults in Distributions Systems. Universidad Saskatchewan, SK, Canada, 1998.

[11] Emanuel, A. E. et al. High Impedance Fault Arcing on Sandy Soil in 15kV Distribution Feeders. IEEE Transactions on Power Delivery, USA, v.5, n.2, apr 1990 pp.676–686.

[12] Escuela de Ingeniería de Antioquia.
http://fluidos.eia.edu.co/hidraulica/articuloses/conceptosbasicosmfluidos/dimensional/teoria.htm. Accesado en: Diciembre. 2009.

[13] Ferrero, A.; Sangiovanni, S. et leat. A Fuzzy Set Approach to Fault Type identification in digital Relaying. IEEE Transactions on power delivery, vol. 10, No 1, pp. 169-175 Jan 1995

[14] Funabashi, T.; Otoguro, H.; Mizuma, Y.; Dube, L.; Ametani, A. Digital fault location for parallel double-circuit multi-terminal transmission lines. IEEE Trans. on PWRD, April 2000, pp. 531-537

[15] Funamashi, t.; Otoguro, H.; Mizuma, Y.; Dube, L.; Kizilicay, M.; Ametani, A. Influence of fault arc characteristics on the accuracy of digital fault locators. IEEE Trans. Power Delivery, vol. 2, Apr.2001, pp. 195–199.

[16] Gracia, J.; Mazon, J. at leat. Best ANN Structures for Fault Location in Single and Double Circuit Transmission Lines. IEEE Transactions on power delivery, vol. 20, No 4 April 2005.

[17] Guerrero, C. Análisis de Esquemas de Teleprotección en Líneas de Alta Tensión. Tesis Universidad Pontificia Bolivariana 2009.

[17A] Hilera, J.; Martínez, V. Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones. Madrid, RA-MA, 1995.

[18] Idárraga, G.; Valencia, R.; Hernandez, J. Algoritmos Para Localización De Fallas En Líneas De Transmisión, Análisis Para El Caso Colombiano. Dyna, noviembre, año/vol. 71, número 143 Universidad Nacional de Colombia Medellín, Colombia pp. 95-100.

[19] Jeerings, D.; Linders, J. Unique Aspects of Distribution System Harmonics Due to High Impedance Ground Faults. IEEE Transactions on Power Delivery, USA, v.5, n.2, apr. 1990, pp.1086–1094

[20] Kezonuic, M. A Survey Neural Net Application to Protective Relaying and Faults Analysis. Eng. Int. Sys, Vol. 5, No 4, pp. 185-192, December 1997

[21] Khorashadi, H.; Aghaebrahimi, M. A Novel Approach to Fault Classification and Fault Location for Medium Voltage Cables Based on Artificial Neural Network. Int. J. Comput. Intell. Vol 2, No 1 pp. 90-93, 2005

[22] Khorashadi, H.; Naveh, S. An Accurate Fault Locator for Cable Transmission Using ANN. 12th IEEE Mediterranean IEEE Electro. Tech. Conf. (Melcon 2004), Dubrovink, Croatia, Vol 3, pp. 901-904

[23] Jang, J.; Sun, C. Neuro-fuzzy modeling and control. Proceedings of IEEE, 83(3), 1999 pp. 378–406.

[24] LEE, S. J. et al. An Intelligent and Efficient Fault Location and Diagnosis Scheme for Radial Distribution Systems. IEEE Transactions on Power Delivery, USA, v.19, n.2, pp.524–532, apr. 2004.
[25] Li, K.; Lai, L.; David, A. Application of Artificial Neural Network in Fault Location Technique. IEEE 0-7803-5902-X, 2000 pp. 226-231.

[26] Mamdani, E.; Assilian, S. Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant, Proc. Inst. Elec. Eng., vol. 121, 1974, pp. 1585-1588.

[27] Mazon, A.; Zamora, I.; Valverde, V.; Torres, E.; Albizu, I. Prototipo de localizador de faltas, basado en redes neuronales, para su operación en tiempo real. Departamento de Ingeniería Eléctrica E.T.S.I. de Bilbao

[28] Mohamed, S. et al. ANN- Based Technique for Fault Location Estimation Using TLS-ESPRIT. IEEE 0-7803-8294, 2004 pp. 1090-1094.

[29] Mora, J.; Barrera, V. at leat. Fault Location in Power Distribution Systems Using a Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis. IEEE Transactions on power delivery, vol. 22, No 3July 2007.

[30] Moreto, M. Localização de Faltas de Alta Impedância em Sistemas de Distribuição de Energia: Uma Metodologia Baseada em Redes Neurais artifIciais. Tesis Universidade Federal Do Rio Grande Do Sul Escola de Engenharia, 2005

[31] Novosel, D.; Hart, D.; et leat. System for locating Faults and Estimating Fault Resistance in Distribution Network with Tapped Loads. Patente U.S 5 839 093, 1998

[32] Omar, A. Combined Fuzzy Logic Wavelet base Fault Classification Technique for Power System Relaying. IEEE Transactions on power delivery, vol. 19, No 2, pp. 582-589 April 2004

[33] Phadke, A.; Thorp, J. Computer Relaying for Power Systems. Baldock, Hertfordshire,
England: Research Studies Press LTD, 1988 pp. 289.

[34] Popovic, M. A Digital Fault-Location Algorithm Taking Into Account the Imaginary Part of the Grounding Impedance at the Fault Place. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18, no. 4, october 2003 pp. 1489-1496.

[34A] Restrepo, L. H.; Caicedo, G.; Castro, D. F. Modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos en sistemas de potencia. Revista Energía y Computación vol. 16 , No. 1, Junio 2008 pp. 21 - 32

[34B] Sanchez, E. N.; Garcia, A. Alma Y. Redes Neuronales. Madrid, Prentice-Hall, 2006.

[35] SELINC. Series SEL Transmision Protection System. Schweitzer Engineering Laboratories, Inc. http://www.selinc.com/transmissionprotection/. Accesado en: Diciembre. 2009.

[36] Senger, E. C; Manassero, J, at leat. Automated Fault Location System for Primary Distribution Networks. IEEE Transactions on power delivery, vol. 20, No 2 April 2005.

[37] Stacchini, J. et al. Fault Location in Electrical Power Systems Using Intelligent Systems Techniques [24]. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, no. 1, january 2001 pp. 59-67.

[38] Takagi, T.; Yamakoshi, Y.; Baba, J.; Uemura, K.; Sakaguchi, T. "A New Algorithm of an Accurate Fault Location for EHV/UHV Transmission Lines: Part I – Fourier Transformation Method", IEEE Trans. on PAS, March 1981, pp. 1316-1323.

[39] Takagi, T.; Sugeno, M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics 15 (1), 1985. , pp. 116–132.

[40] Tawfik, M.; Morcos, M. ANN-Based Techniques for Estimating Fault Location on Transmission Lines Using Prony Method. IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 16, NO. 2, APRIL 2001 pp. 219-224.

[41] Thukaram, D.; Khincha, H.; Vijaynarasimha, H. Artificial Neural Network and Support Vector Machine Approach for Locating Faults in Radial Distribution Systems. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 20, no. 2, april 2005 pp. 710-721.

[42] Zamora, I.; Mazon, J. at leat. New Method for Detecting Low Current Faults in Electrical Distribution Systems. IEEE Transactions on power delivery, vol. 22, No 4 October 2007.