

**LOCALIZACIÓN DE FALLAS DE ALTA IMPEDANCIA EN LÍNEAS DE TRANSMISIÓN
PARA UN ESTUDIO DE CASO MEDIANTE REDES NEURONALES**

ANDERSON ARBOLEDA CORREA



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
FACULTAD DE MINAS
SEDE MEDELLIN
ESCUELA DE MECATRÓNICA
2010**

**LOCALIZACIÓN DE FALLAS DE ALTA IMPEDANCIA EN LÍNEAS DE TRANSMISIÓN
PARA UN ESTUDIO DE CASO MEDIANTE REDES NEURONALES**

ANDERSON ARBOLEDA CORREA

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electricista

DIRECTORA

CLARA ROSA ROJO CEBALLOS
Ingeniera Electricista



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
FACULTAD DE MINAS
SEDE MEDELLIN
ESCUELA DE MECATRÓNICA
2010

Resumen

En este trabajo se abordará el problema de la localización de fallas de alta impedancia en una línea de transmisión, partiendo del conocimiento del tipo de falla, de la topología de la red y de las condiciones de operación del sistema; se realizará una revisión del estado del arte prestando mayor atención a aquellos documentos que implementan soluciones basados en técnicas de inteligencia artificial y se expondrán algunas de las consideraciones y asunciones que se han tenido en cuenta en cada implementación; adicionalmente se hará una breve descripción de las técnicas empleadas tradicionalmente para la localización de las fallas.

Posteriormente el trabajo se centrará en la comparación de los modelos de línea disponibles en un programa de simulación al igual que en la descripción de la falla y el tipo de modelo de línea que se implementará, planteando con esto los precedentes para el modelado del sistema eléctrico. Para finalmente realizar una descripción de las características generales de los diferentes tipos de redes neuronales y ejecutar la implementación de varias arquitecturas de red y tratar con estas de dar solución al problema.

Abstract

In this document will be about high impedance fault localization for transmission lines, based in the previous knowledge of network topology, type of fault and system operation conditions. A review in the most important topics in the state of art has been done and some of the most important considerations and assumptions in each work were extracted, as well as a description of traditional techniques for high impedance fault localization was done.

Then the work focuses its attention in the transmission line models from simulation software, as well as fault description and line model for using all of this, to build the system model. Finally, a description of the general characteristics and types of neuronal networks was made previously to prove some network configuration for trying to solve the problem.

A todos aquellos que nunca nos han apoyado porque los que nos han apoyado, saben que fue gracias a ellos.

Este trabajo se realizó como parte de la tesis presentada por el ingeniero Erwin Quintero Crespo para aspirar al título de MSc. en Ingeniería de Sistemas

Lista Contenido

CAPITULO I	1
1. Introducción	1
1.1. Importancia de la localización de fallas y problemática	1
1.2. Objetivos	3
1.3. Metodología	3
CAPITULO II	4
2. Revisión del estado del arte	4
CAPITULO III	19
3. Técnicas tradicionales de localización de falla	19
CAPITULO IV	21
4. Programa de simulación.....	21
4.1. Modelos de línea en el EMTP/ATP	23
4.1.1. PI nominal.....	24
4.1.2. Parámetros distribuidos constantes	24
4.1.3. Modelo de Semlyen	25
4.1.4. Modelo de José Martí.....	25
4.1.5. Modelo de Taku Noda.....	25
4.2. Comparación de los modelos de línea	26
CAPITULO V	28
5. Fallas	28
5.1. Fallas Monofásicas a tierra	28
5.2. Fallas Monofásicas de alta impedancia.....	28
CAPITULO VI	30
6. Modelado del sistema eléctrico	30
CAPITULO VII	32
7. Redes neuronales	32
7.1. Redes neuronales artificiales	32
7.2. Características generales.....	33
7.3. Tipos de redes	34

7.3.1. Perceptrón	34
7.3.2. Backpropagation	35
7.3.3. Modelo Hopfield	36
7.3.4. Modelo Kohonen	37
7.4. Aplicaciones	38
CAPITULO VIII.....	39
8. Implementación.....	39
CAPITULO IX.....	47
Conclusiones	47
CAPITULO X.....	49
Referencias.....	49

Lista de Figuras

Figura 1. Clasificación de las técnicas de localización tradicionales [4]	20
Figura 2. Clasificación de los modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos	23
Figura 3. Modelo en ATPDRAW para simulación de fallas monofásicas a tierra	31
Figura 4. Modelo de un Perceptrón	34
Figura 5. Modelo de una red tipo Backpropagation	36
Figura 6. Modelo de Hopfield	37
Figura 7. Modelo de red neuronal Kohonen	37
Figura 8. $ \Delta V_{A1\phi} $ [p.u] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla	41
Figura 9. $ \Delta I_{A1\phi} $ [p.u] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla.....	41
Figura 10. $\Theta_{VA1\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla	42
Figura 11. $\Theta_{IA1\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla	42
Figura 12. $ \Delta V_{A3\phi} $ [p.u] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla..	43
Figura 13. $ \Delta I_{A3\phi} $ [p.u] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla ...	43
Figura 14. $\Theta_{VA3\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla	44
Figura 15. $\Theta_{IA3\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla	44

Lista de Tablas

Tabla 1 Clasificación general de los modelos de línea [7]	27
Tabla 2 Variables eléctricas obtenidas como resultado de la simulación en ATP	40
Tabla 3 Resultados red neuronal con arquitectura (2, 9, 1) en [%].....	46
Tabla 4 Resultados red neuronal con arquitectura (3, 9, 1) en [%].....	46
Tabla 5 Resultados red neuronal con arquitectura (4, 9, 1) en [%].....	46

CAPITULO I

1. Introducción

Durante los últimos años se ha venido trabajando arduamente en el desarrollo de los sistemas inteligentes. Como producto de este arduo trabajo se han venido integrando satisfactoriamente a los procesos productivos sistemas que son capaces de interactuar con el operario, que son capaces de diagnosticar el estado de un equipo o sistema y hasta en algunos casos capaces de pronosticar lo que acontecerá. Todo esto es posible gracias a las grandes ventajas que presentan los sistemas inteligentes y con las que no cuentan las metodologías tradicionales.

Durante la realización de este trabajo se abordara el problema de la localización de fallas de alta impedancia en una línea de transmisión desde la perspectiva de las redes neuronales, con la idea de aprovechar las bondades que estas tienen para resolver problemas de esta naturaleza (complejos y con una gran cantidad de variables involucradas); pero sin olvidarse de un apropiado estudio del problema y un modelado aceptable para la implementación de un modelo para simular el fenómeno y obtener la información necesaria para generar la red neuronal.

1.1. Importancia de la localización de fallas y problemática

El propósito de un sistema eléctrico es el de generar y suplir energía eléctrica a los consumidores, el sistema es diseñado y manejado para entregar esta energía en los puntos de utilización de manera segura, confiable y económica. Cortes prolongados de la rutina normal de la sociedad moderna son debidos a cortes frecuentes o prolongados en el servicio de energía, los cuales se deben principalmente a fallas en el sistema o en alguno de sus componentes, aislar inmediatamente el (los) componente (s) fallado(s) para conservando la estabilidad del sistema, proteger la integridad de los elementos involucrados en la falla y permitir la operación normal del resto del sistema es función del sistema de protecciones; restablecer el funcionamiento del componente fallado tan pronto como sea posible es imperativo para el operador del sistema debido a las implicaciones técnicas y económicas que estas desconexiones traen.

Tener un componente del sistema fuera de servicio generalmente no genera la pérdida de continuidad de servicio a los usuarios ya que el sistema está diseñado para operar normalmente con uno de sus elementos fuera de servicio (criterio n-1); pero si genera que las condiciones de operación para el resto del sistema sean un poco más delicadas, ya que para poder suplir las necesidades energéticas de los consumidores otras partes del sistema deberán suplir el papel de la parte del sistema faltante (en caso de ser posible) llevando al sistema más cerca de los límites de operación para los cuales están

diseñados; disminuyendo la capacidad de soportar la salida de otros componentes del sistema (debido a: fallas o mantenimientos).

Los entes reguladores obligan a los operadores de red a cumplir con unos criterios de operación, permitiéndoles tan solo unas cuantas horas al año de indisponibilidad bien sea para labores de mantenimiento o por cuestiones de falla; cuando estos tiempos son sobrepasados se ven obligados a pagar sanciones de carácter económico en retribución por la mala calidad en el servicio. Por otra parte la mayoría de los equipos que conforman el sistema son muy costosos por tanto el sistema completo representa una gran cantidad de capital invertido, para maximizar el retorno de esa inversión el sistema debe ser utilizado tanto como sea posible dentro de las restricciones de seguridad y confiabilidad **[1]**.

Restablecer el funcionamiento del componente o parte del sistema fallado tan pronto como sea posible requiere conocer o determinar cuál fue el elemento fallado (para el caso de un equipo) o donde está localizada la falla (en caso de presentarse la falla en una línea de transmisión).

Para determinar cuál fue el componente fallado el operador de red cuenta con la secuencia del evento captada por los registradores de falla (RDF por sus siglas en ingles) la cual es generada a partir de la información de la operación de los dispositivos de protección y enviada al (los) centro(s) de control mediante algún sistema de comunicación (Fibra óptica, Microondas, Satelital, entre otros); mientras que para la determinación de la localización de la falla en una línea de transmisión se cuenta con una serie de algoritmos, los cuales están basados en el conocimiento que se tiene del los fenómenos que ocurren durante una falla y su rango de aplicación llega únicamente hasta donde las consideraciones y asunciones realizadas en el planteamiento se los permite (fallas de un tipo determinado y de baja impedancia) **[2], [3]**.

Quedando por fuera del campo de aplicación de los algoritmos las fallas de alta impedancia (no satisfacen las consideración y asunciones realizadas en la formulación de los algoritmos) obligando a los operadores de red a enviar un equipo (cuadrilla) de búsqueda para que localice la falla, el cual se ve obligado a recorrer toda la longitud de la línea para localizar la falla, en ocasiones y debido a la localización geográfica de las líneas, la alta vegetación y/o a la presencia de grupos armados fuera de la ley es imposible realizar el recorrido de la línea por vía terrestre, obligando por tanto al operador de la línea a alquilar los servicios de un helicóptero para poder determinar la localización de la falla y posteriormente mandar a un equipo para que restablezca las condiciones para la correcta operación de la línea; incrementándose con esto los costos y el tiempo de restablecimiento.

Y es por este motivo que se propone esta tesis en la que si bien no se pretende resolver de manera genérico el problema de localización de fallas de alta impedancia en una línea de transmisión mediante redes neuronales, si se abordara la solución mediante redes

neuronales para un estudio de caso en el que longitud de la línea sea variable partiendo del conocimiento previo del tipo de falla (falla monofásica a tierra) , topología de la red y condiciones de operación; pretendiéndose los siguientes objetivos

1.2. Objetivos

- Estudiar el estado del arte de las técnicas de redes neuronales en la localización de fallas.
- Seleccionar el estudio de caso basado en la configuración típica de una línea de transmisión del sistema Colombiano, o en su defecto el propuesto en alguna publicación de reconocimiento internacional.
- Estudiar las redes neuronales para determinar cuál de las topologías se adapta mejor a este tipo de problema.
- Desarrollar el modelo de localización de fallas basado en los resultados obtenidos en el cumplimiento de los objetivos previos.

Para alcanzarlos se plantea la siguiente metodología

1.3. Metodología

Se estudiara el estado del arte para determinar las técnicas y consideraciones que actualmente se tienen en cuenta para este tipo problema, al mismo tiempo que se selecciona el estudio de caso y obtienen las pautas para el modelo. Una vez realizado esto se procederá a estudiar las características y topologías de las redes neuronales que han sido utilizadas en la solución de este tipo de problemas, para posteriormente proceder a desarrollar el modelo. La información que se requerirá para el entrenamiento y validación de la red neuronal será obtenida mediante la simulación en el programa EMTP/ATP.

CAPITULO II

2. Revisión del estado del arte

A continuación se resumirán los tópicos más importantes de algunos de los trabajos más representativos que se han llevado a cabo para la determinación de la localización de fallas en líneas de transmisión, detallando el modelo de línea y el rango de impedancia de falla que ha sido seleccionado en cada uno de los casos de estudio, así como algunas de las consideraciones y asunciones que se han tenido en cuenta en cada implementación; siendo de mayor interés aquellos documentos que implementan soluciones basados en técnicas de inteligencia artificial. Estos resúmenes serán presentados en orden cronológico del más reciente al más antiguo.

De la revisión al estado del arte se puede resaltar como los hechos más importantes:

- La localización de la falla es tan solo una pequeña parte en el problema del diagnóstico de fallas ya que este requiere de una previa detección y clasificación.
- El rango de aplicación de los algoritmos tradicionales (fallas de baja impedancia cerca a la subestación en el extremo local), está limitado por las asunciones y consideraciones que se llevan a cabo en el planteamiento de los algoritmos; impidiendo por tanto su utilización para fallas lejanas a la subestación desde donde se está midiendo o para fallas de alta impedancia.
- La implementación de técnicas que emplean la información de ambos extremos de la línea es viable desde el punto de vista técnico, ya que presenta mejores resultados que aquellas que utilizan únicamente la información de un extremo; pero inviable desde el punto de vista económico debido a los costos requeridos para sincronizar los tiempos de todos los equipos de bien sean de medida, registro o protección en el sistema.
- No es posible contar con un algoritmo o sistema inteligente que permita la localización de la falla para todos los diferentes tipos de falla.
- No se cuenta con una solución genérica para la localización de la falla que pueda ser utilizada en cualquier sistema del mundo, debido a la complejidad del problema y la cantidad de variables que están involucradas.
- Las redes neuronales pueden resolver el problema de localización de falla gracias a su gran capacidad de reconocimiento de patrones y abstracción, pero presenta la gran desventaja de ser una caja negra y por tanto no mostrar las relaciones existentes entre las variables; adicionalmente se requiere el entrenamiento de una red neuronal para cada problema en particular debido a que esta no cuenta con gran capacidad de generalización.
- No existe una red neuronal única que resuelva el problema de localización
- A mayor cantidad de neuronas en la capa oculta se requiere de mayor tiempo para el entrenamiento de la red neuronal sin obtenerse mejor precisión.

- Las fallas monofásicas a tierra son las más frecuentes en un sistema de potencia.
- Las fallas de alta impedancia son las fallas de más difícil localización debido a que son altamente no lineales.
- El modelado mediante simulación de las fallas de alta impedancia es en extremo complicado y requiere de una gran capacidad de memoria y procesamiento

IEEE 2007 Study on Fault Location for High Voltage Overhead Transmission Lines Based on Neural Network System [9]

Se comenta que la detección de la falla es una tarea muy difícil ya que para poderse llevar a cabo se requiere primero realizar la detección y clasificación de la falla para posteriormente realizar la localización que por sí sola es muy complicada.

Se comenta que la precisión de la localización de la falla es afectada por muchos factores tales como el sitio de la falla, el ángulo de fase entre los dos sistemas, la resistencia de la falla, la impedancia interna del sistema opuesto entre otros y por lo tanto es imposible realizar la localización de falla para cualquier tipo de falla con una sola red neuronal.

Se propone un sistema distribuido y jerárquico (DHNN) basado en un módulo de arquitectura integrada para la localización de fallas en líneas de transmisión. Este sistema consiste en dos secciones: un subsistema para la detección y clasificación de la falla (IDNN), el otro es un subsistema para la localización de la falla (FLNN). Este último subsistema está compuesto por tres elementos en serie: un elemento de localización básico, un elemento de localización precisa y un elemento de rectificación.

Con el objeto de obtener una buena precisión en el entrenamiento de la red neuronal para la localización de fallas, se han considerado todo tipo de factores tales como: lugar de ocurrencia de la falla, valor de la resistencia de puesta a tierra, ángulo de fase entre los dos sistemas, carga e impedancia del sistema remoto, entre otros.

Obteniéndose con esto una gran cantidad de información para entrenamiento de la red, lo cual puede generar que el proceso de entrenamiento sea fácilmente divergente, o que el número de neuronas en la capa oculta sea enorme obteniéndose así una FNN simple lo que traería como resultado en una baja precisión de clasificación de falla para la FNN entrenada; Por lo cual se requiere que cada módulo del módulo de localización este compuesto por los tres elementos en serie que se comentaron anteriormente.

Para generar la información de entrenamiento se empleo el EMTP en el que se simulo una línea a 500kV y con una longitud de 300km modelada con parámetros distribuidos y alimentada desde ambos extremos, se consideraron resistencias de falla de 0, 10, 30, 60, 100, 150, 200 y 300 Ohmios, impedancia del sistema en el extremo remoto del 80, 100 y 120% de la impedancia nominal, ángulo de inserción de 0°, 45° y 90° , diferencia de ángulos entre los dos extremos de: -45°, -30°, -15°, 0°, 15°, 30° y 45°y fallas cada 20km a lo largo de la línea para el elemento aproximada y de 5km para el elemento preciso.

Si bien el esquema funciona para todos los tipos de falla se selecciono la falla monofásica a tierra para hacerse una descripción más detallada del comportamiento del esquema, esta fue seleccionada debido a que la experiencia en la operación de los sistemas eléctricos muestra que son las fallas más comunes y frecuentemente son de gran impedancia además de ser muy difíciles de localizar.

Se emplea la componente fundamental en los vectores de entrada para lo cual son empleados filtros Wavelets ya que estos reprocesan las muestras y eliminan los componentes indeseables. Se descarta el uso de la DFT ya que el error es relativamente grande debido a que los datos muestreados contienen gran cantidad de ruido y componentes no periódicas; los cuales no pueden ser eliminados completamente por el uso de DFT. Adicionalmente y con el objeto de incrementar la convergencia de la red neurona, los vectores de entrada, los de salida y los ángulos fueron normalizados.

Los resultados tanto de análisis teóricos como de simulaciones con el EMTP/ATP muestra que la precisión de este método puede satisfacer completamente los requerimientos prácticos, su topología modular lo hace más adaptable que sus antecesores y la gran cantidad de condiciones que considera lo hacen extremadamente confiable.

IEEE 2005 Statistical Algorithms for Fault Location on Power Transmission Lines **[10]**

Este documento resume la aplicación de algoritmos estadísticos para la localización de fallas en líneas de transmisión. El algoritmo propuesto de localización de fallas utiliza la información estadística acerca de los parámetros indefinidos tales como la impedancia equivalente de los sistemas en el extremo no monitoreado de la línea de transmisión, los cuales presentan grandes errores aleatorios. El conocimiento acerca de la distribución de estos valores resulta en una más precisa localización de fallas para sistemas con neutro aterrizado, especialmente en los circuitos de cortas distancias a través de una gran impedancia transitoria. Los algoritmos propuestos están basados en la modelación de la línea fallada y el método de Montecarlo. El algoritmo determina el valor esperado de la resistencia de falla y la longitud del segmento de línea, donde el cortocircuito pudo haber ocurrido.

Se plantea la metodología de manera genérica utilizando redes de dos puertos, conociendo los equivalentes de los sistemas en ambos extremos y despreciando los errores de medición, para posteriormente proponer la extensión de la metodología para el caso en el que no se conoce el equivalente del extremo remoto y en el cual los errores de medida pueden aparecer. Cuya estimación requiere del método de Montecarlo.

Se comenta que los factores que más afectan la precisión en los algoritmos de localización de falla son los efectos combinados de la carga, resistencia de falla y la impedancia equivalente del sistema de potencia conectado en el extremo remoto; así

como la imprecisión en la medición y los parámetros de la línea. Por lo que si no se consideran adecuadamente la precisión de la localización de falla puede ser insuficiente.

Se considero una línea de transmisión con parámetros distribuidos alimentada desde ambos extremos con impedancias equivalentes conocidas; la tensión nominal del sistema es de 330kV, con una longitud de 200km, una potencia de pre falla de 400MW y se asume que la resistencia de falla es puramente resistiva

Los resultados de simulación muestran que la precisión de la localización de la falla es aceptable bajo las situaciones de prueba ya que los errores presentados fueron inferiores al 2.5% de la longitud de la línea. Las situaciones de prueba incluyen diferentes tipos de falla, diferentes valores para la resistencia de falla, diferente localización de falla, diferentes condiciones de prefalla y variación de la impedancia de la fuente. Los resultados obtenidos sirvieron para mostrar generalidad de la fórmula del algoritmo y la capacidad para operar sin la identificación de la fase fallada.

IEEE 2003 A Digital Fault-Location Algorithm Taking Into Account the Imaginary Part of the Grounding Impedance at the Fault Place [5]

Se hace una pequeña reseña de como es clasificada la localización de las falla basada en el o los puntos de los que se toma la información para la determinación de la localización de la falla.

Se expone la manera como los investigadores previos en el tema han resuelto los problemas inherentes a la localización de la falla usando solamente la información de uno de los extremos como lo son: el desconocimiento de la impedancia de falla, el desconocimiento de la magnitud de la corriente aportada por el extremo remoto y la carencia de información relevante. La detección de la localización usando la información de dos terminales no es ampliamente utilizada ya que es necesario transferencia de información grandes distancias.

Se comenta como ha sido resuelto el problema del desconocimiento de la magnitud de la corriente aportada por el extremo remoto mediante aproximación, donde se asume que la corriente por ambos terminales tiene la misma diferencia de fase para cualquier configuración del sistema. Esta aproximación es resuelta en trabajos posteriores por medio de la medición de la impedancia en el lado opuesto de la fuente de potencia; sin embargo es difícil obtener un valor preciso para la impedancia del sistema de potencia; ya que esta varía dependiendo de la configuración de la red conectada a la línea.

La corriente que viene del lado opuesto influencia las cantidades medidas (voltajes y corrientes) y por lo tanto influye en el valor real y en la impedancia aparente medida.

Adicionalmente plantea como el algoritmo propuesto compensa significativamente la deficiencia de información de los factores relevantes (impedancia de falla y corriente que

viene del lado opuesto). Lo cual está basado en el análisis de los caminos de retorno de la corriente de falla a tierra y por el hecho que la relación entre la parte real e imaginaria de la impedancia de falla varía a lo largo de toda la longitud de la línea en un estrecho rango de valores.

El desarrollo del algoritmo es basado en la detallada configuración de todos los caminos de retorno (conductor de tierra, torres y electrodos de puesta a tierra de la subestación) de la falla a tierra con sus fuentes (el sistema de potencia). El algoritmo considera todos los aspectos importantes en la precisión de la estimación (impedancia de la falla, corriente de falla aportada por el extremo remoto y la corriente de pre falla)

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.

El algoritmo propuesto está enfocado en la detección de la distancia al punto de la falla, para una falla monofásica a tierra ya que este es el tipo de falla que sucede cerca del 90% de las veces en una línea de transmisión.

Los valores considerados para la resistencia a tierra de las torres fueron de 10; 20 ; 40 y 80 Ohmios. La línea considerada era parte de un sistema de 110kV; y dos tipos diferentes de conductores de tierra uno de Acero de 50mm² y el otro un ACSR 95/55 mm²

Se encontró que la relación entre R_f y X_f 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 y el tipo de suelo.

Se concluye que la parte imaginaria de la impedancia de falla no es despreciable en comparación con la parte real, específicamente en el caso de un conductor de tierra en ACSR

Para la metodología planteada se obtuvieron muy buenos resultados especialmente cuando la corriente en el extremo del punto de medida era más grande que la aportada por el extremo opuesto

Lo más ventajoso del algoritmo propuesto en comparación con los expuestos en métodos previos publicados es que en este se toma en cuenta la parte imaginaria de la impedancia de puesta a tierra en el punto de la falla.

IEEE 2002 Investigation of Practical Problems for Digital Fault Location Algorithms Bases on EMTP Simulation [4]

La mayoría de los algoritmos para la localización digital de fallas son ventajosos y cuentan con un alto grado de precisión durante las pruebas de simulación, pero todos se han encontrado con errores durante las pruebas experimentales. Esto se debe principalmente a las simplificaciones y asunciones hechas durante el desarrollo de los algoritmos, así

como la diferencia entre los modelos que son empleados en las simulaciones y las circunstancias actuales en campos reales. P.F. Gale et al. Encontró que un alto porcentaje de error (superior al 23%) ha sido registrado para estos algoritmos en el campo real.

En este documento se realiza el análisis mediante simulación de diferentes factores que influyen efectivamente el desempeño de los algoritmos de localización de fallas en sistemas reales; estas son realizadas en el ATP/EMTP entre los factores considerados se encuentran el acoplamiento mutuo, la distribución de parámetros, la configuración de la línea, la variación de los parámetros, los errores de software y la resistencia de falla.

Además fueron seleccionados 13 algoritmos de localización de falla que abarcan gran parte del estado del arte, para probar su desempeño conforme son sometidos a la variación de estos factores; mas el impacto de algunas asunciones de simplificación en la precisión de sus algoritmos. Estos fueron clasificados en dos tipos; Algoritmos que emplean información de un extremo y algoritmos que emplean información de ambos extremos.

Fueron realizadas más de 1200 simulaciones para representar las variaciones de la configuración de la línea y condiciones del sistema. Fueron incluidos diferentes tipos de modelos para la línea de transmisión incluyendo el modelo de parámetros concentrados con y sin acoplamiento mutuo y fue adoptado el modelo de parámetros distribuidos. Estos casos de prueba fueron seleccionados cubriendo la totalidad de la línea cubriendo diferentes posibilidades de carga, tipos de falla y resistencia de falla

Para estas simulaciones fue seleccionado un sistema de circuito simple y doble a 220kV y de 200km; se consideraron las líneas como traspuestas y no traspuestas. Para las no traspuestas se considero el modelo JMARTI (en el ATP)

La secuencia de prueba fue la siguiente: para cada configuración de red, cada algoritmo es examinado para encontrar la precisión del algoritmo. La precisión depende del máximo error de estimación a lo largo de la línea con todos los posibles tipos de fallas.

Se encontró que para los algoritmos evaluados no presentan grandes errores para la variación del efecto infeed y la carga en la línea en especial para los algoritmos que usan información de ambos extremos como era de esperarse.

Los errores que se presentan en la localización de fallas con modelos concentrados son muy superiores a los encontrados con modelos de parámetros distribuidos; adicionalmente se puede observar que el error no varía mucho si se consideran las líneas traspuestas o no ya que el error que esto genera es del orden del 1 %.

El impacto que tiene la resistencia de fallan a tierra en la precisión de los algoritmos depende estrictamente de las consideraciones que se hicieron en cada uno de los algoritmos. Para verificar la precisión de los algoritmos se considero fallas a lo largo de la

línea con una magnitud de hasta 1000 Ohmios. Para esta prueba se obtienen errores muy grandes para valores de puesta a tierra superiores a 10 Ohmios para los dos tipos de algoritmos evaluados (utilización de información de uno de los extremos o de ambos extremos), evidenciando las falencias existentes en los algoritmos existentes para la localización de fallas de alta impedancia.

Líneas de transmisión largas requieren modelos de línea más sofisticados. Líneas de transmisión cortas pueden ser simuladas por parámetros concentrados. Sin embargo los modelos de línea con parámetros distribuidos son los mejores candidatos ya que son más parecidos a las circunstancias que son encontrados en el campo real.

Los resultados muestran mayor fiabilidad para los algoritmos que emplean la información de ambos extremos con relación a los que solo emplean la información de uno de los extremos. Sin embargo casi todos los tipos de algoritmos comerciales de localización de fallas son construidos basados en algoritmos que emplean la información de solo uno de los extremos. Esto se debe principalmente a los requerimientos extras asociados con los algoritmos que emplean la información de dos terminales entre los que se incluye la sincronización y la comunicación entre ambos extremos.

Los algoritmos no iterativos de Eriksson, Saha, Rockefeller y el de Girgis y Makram los cuales emplean para la localización de la falla únicamente información de uno de los extremos presentan resultados muy comparables con los algoritmos que emplean la información de ambos extremos; convirtiéndolos en excelentes candidatos para su implementación.

IEE 2001 A Review of Techniques to Detect Downed Conductors in Overhead Distribution Systems [11]

En este trabajo se hace una descripción general de muchos de los algoritmos que son empleados para la detección de fallas y se comentan algunas de sus características; se habla acerca de las limitaciones que tienen la detección e implementación de los algoritmos para la localización de fallas

Entre las que se incluyen la omisión de disparo de la protección para aproximadamente el 30 o 50% de las fallas de alta impedancia a tierra ya impedancias de falla grandes produce niveles de corriente típicamente entre los 0 y 50 A, acompañado generalmente de arco en el punto de contacto. Cuando la corriente de falla es menor a los 50A es imposible que la protección convencional opere.

Se proporciona valores típicos de corriente para fallas a tierra en diferentes tipos de superficies para un sistema a 12.5kV; y se comenta que una alta impedancia en el punto de falla está compuesta por tres partes: un arco, un camino intermedio de falla y la resistencia de tierra. El camino intermedio puede consistir en un árbol, una grúa de

construcción, una construcción, la superficie de contacto entre el conductor y la tierra o cualquier cosa sobre la que el conductor pueda descansar.

Se comenta que se ha llevado a cabo gran cantidad de trabajo de investigación en la búsqueda de una solución viable pero la respuesta perfecta aun está por descubrir. La introducción del microprocesador y más recientemente de las técnicas de inteligencia artificial además de sistemas de comunicación más capaces han proporcionado nuevas técnicas que pueden proporcionar la solución requerida. Sin embargo el desafío para proporcionar un detector confiable es un problema aun existente.

IEEE 2001 A new method for locating faults on transmission lines based on rough set and FNN [12]

Se habla de los métodos tradicionales para la localización de fallas en líneas de transmisión que usan la información de voltaje y corriente luego de las fallas, los cuales generan gran cantidad de muestras de entrenamiento y no deja la red neuronal en buenas condiciones, por tanto se presentan dificultades en la convergencia o en la velocidad de la misma.

El método propuesto usa un conjunto aproximado después de la falla para analizar la indiscernible relación entre la información, remover la información redundante y extraer los principales atributos de los componentes después de las fallas. En orden de usar el método efectivamente fue propuesto un modelo de localización de falla con capas y estructura distribuida. El cual primero filtra la información de entrada y toma el voltaje y corriente trifásico, luego la entrada de corriente y voltaje se usan como información de entrada a una sub-FNN para clasificar el tipo de falla, finalmente acorde con el tipo de falla se usan diferentes sub-FNN independientes para cada tipo de falla (trifásica, bifásica, bifásica a tierra y monofásica a tierra) y así determinar la localización de fallas.

La idea principal de los conjuntos aproximados es inducir reglas de clasificación por la reducción de conocimiento mientras se mantiene la habilidad de clasificación. Aquí el conocimiento es considerado como la capacidad de clasificar objetos abstractos o prácticos.

Las características importantes de los conjuntos aproximados son que la Información imperfecta puede ser efectivamente analizada y manejada sin la necesidad de un antepasado excepto el conjunto mismo, además de ser una herramienta fuerte para el análisis de información.

Se comenta que los asuntos de localización de falla en líneas de transmisión es un complejo sistema de procesamiento multi-mask, el cual consiste en la detección de las fallas, identificación de las fallas y localización de la misma. Para una variedad de combinaciones entre una resistencia transitoria de falla y los modos de la falla una simple

FNN multicapa puede hacer el sistema débil, por lo cual se recomiendan redes más bien robustas.

El criterio de entrenamiento de la FNN es reducir la información redundante y aproximar a la verdadera distribución en el espacio.

Para verificar el modelo propuesto es simulada una falla monofásica a tierra en una línea de 200km con fallas a lo largo de esta cada 10km, se considero únicamente una resistencia de falla lineal de 50 Ohmios; para reducir el efecto de la variación de la impedancia en el terminal remoto, se considero la impedancia del terminal remoto para condiciones de operación máxima, normal y mínima. La FFN converge en 6 horas con un error absoluto de 1.5km.

Las simulaciones muestran que el método puede resolver las desventajas de las grandes redes y la baja velocidad de clasificación. Como resultado la red neuronal puede converger fácilmente, el tiempo de entrenamiento es reducido ampliamente y presenta un error absoluto bajo.

IEE 2001 A Genetic Based Fault Location Algorithm For Transmission Lines [13]

EL método propuesto en este trabajo se basa en la medida digital de la forma de onda de la corriente de cortocircuito en el extremo local estas muestras son usadas para ajustar un sistema sobre determinado de ecuaciones luego el problema es formulado como un problema de optimización, el objetivo es minimizar el error en los parámetros estimados. Finalmente el algoritmo genético (GAs) y técnicas de optimización son usados para encontrar la solución más óptima para el problema de optimización formulado.

Fueron simuladas corrientes de cortocircuito para probar el algoritmo propuesto. Luego es usado el algoritmo genético para encontrar la distancia de falla optima.

El problema de identificación es resuelto usando dos funciones genéticas diferentes. Los resultados obtenidos muestran que la técnica puede ser usada on-line para la determinación de la localización de la falla en solo un ciclo con un grado de precisión inferior al 4%.

El sistema usado para este estudio es una línea de 50 millas de longitud a la que se le desprecia la capacitancia, la línea es alimentada únicamente por uno de los extremos. Las fallas simuladas se encuentran entre 10 y 40 millas y es variada en pasos de 5 millas.

IEEE 2001 A Modeling Method of a High Impedance Fault in a Distribution Using Two Series Time-Varying Resistances in EMTP System [14]

Este documento presenta un método para modelar falla a tierra de alta impedancia empleando EMTP. En el que se emplean dos series de tiempo (TVRs) para modelar la

variación de la resistencia las cuales están controladas por sistemas de análisis transitorio (TACS) en EMTP.

Una de estas series de tiempo (TVR) se emplea para modelar las no linealidades y las asimetrías de la característica de voltaje y corriente para un ciclo de una falla en estado estable y la otra serie de tiempo (TVR) se emplea para modelar el aumento y el pico de las formas de onda en estado transitorio luego de una falla de alta impedancia. La suma de las dos TVRs corresponde con la resistencia de falla en cualquier momento luego de una falla de alta impedancia.

El modelo desarrollado para la falla de alta impedancia fue obtenido con varias condiciones de carga y falla tales como distancia de la falla y ángulo de inicio con EMTP

El modelo se fundamenta en que las características de no linealidad y asimetría son similares para cada ciclo antes o después del estado estable y pueden ser modeladas con la información de un ciclo de estado estable de la falla.

Los datos experimentales obtenidos para la validación del modelo propuesto fueron obtenidos de un sistema de distribución en Corea 22.9kV, con una capacidad de 100 MVA y una longitud del circuito de 10km. Se asumió una carga de 0.5MVA y un factor de potencia de 0.99 conectado a la línea cada kilometro; siendo la falla simulada al final de la línea.

Si bien en este documento no se describe una técnica de inteligencia artificial se presenta un método de modelado para la impedancia de falla, el cual presenta muy buenos resultados comparados con los datos experimentales obtenidos. Por tanto el método propuesto puede ser aplicado para generar modelos y simulaciones más precisas mejorando con esto los algoritmos de localización de fallas.

IEEE 2001 A Real-Time Hardware Fault Detector Using an Artificial Neural Network for Distance Protection [15]

El objetivo de este trabajo fue diseñar e implementar un procesador digital neuronal para aplicaciones de detección; para lo cual se debe identificar una estructura para la red neuronal adaptativa optima para dicha aplicación para su posterior implementarla en hardware y que a su vez requiera de cortos tiempos de entrenamiento y con mejoras en el desempeño en términos de la velocidad de operación.

El análisis está centrado únicamente en falla monofásica; ya que el análisis preliminar mostro que el comportamiento general de la señal de voltaje bajo fallas monofásicas y trifásicas es similar, aunque con algunos detalles intrínsecos diferentes.

La información disponible para el análisis son los valores instantáneos de la magnitud de tensión y corriente de las tres fases para diferentes condiciones de fallas. Cada conjunto

de información consiste en 2 ciclos en condiciones de pre falla y tres ciclos de condiciones de postfalla.

El conjunto de información es obtenido mediante la simulación de una falla monofásica a tierra en una línea de transmisión. La información es tomada a una razón de 66 muestras por ciclo unas 330 muestras por condición de falla.

La simulación de las fallas fue llevada a cabo para diferentes impedancias de falla y diferentes ángulos de inyección de fallas. Las simulaciones también incluyo fallas en diferentes puntos de la línea de transmisión. La localización incluye distancia de 40, 60, 80, 85, 87, 89, 90, 91, 93 y 95 % de la línea. Para cada una de estas localizaciones fueron obtenidos tres conjuntos de valores (voltajes y corrientes) para diferentes impedancias de falla y ángulo de inyección de falla. De esta información se obtuvo un conjunto de 2500 datos para entrenamiento de la red y un conjunto de 600 para la validación.

Para la detección de la falla se parte del hecho que la diferencia entre la corriente y el voltaje permanece constante antes de la falla e incrementa significativamente después de la falla

En este documento no se estudia la localización de fallas; sin embargo predice que será necesario de una red neuronal artificial además de un buen preprocesador.

IEEE 2001 Fault Location in Electrical Power Systems Using Intelligent Systems Techniques [16]

Se comenta que el modelo más ampliamente utilizado en la literatura para la red neuronal es el perceptron multicapa (MLP) el cual ha sido empleado ampliamente en el reconocimiento de patrones y emplea comúnmente con una función de activación sigmoid

En este trabajo es propuesta una metodología basada en redes neuronales adaptativas para la localización del componente fallado. Explora el hecho que es posible identificar el componente fallado observando solamente alarmas que vienen de áreas restringidas en el sistema. De este modo es adoptada una estrategia local para reducir las dimensiones del problema. Lo cual es hecho por la utilización de varios clasificadores neuronales locales (LNCs), cada uno de ellos responde por la detección de la falla involucrando un número limitado de componentes del sistema.

Se plantea que la selección de la información que se va a emplear para llevar a cabo la localización es muy importante. Requerir de una gran cantidad de información puede no ser posible o deseable debido a las restricciones técnicas y económicas e incluso puede llegar a ser inadecuado por el incremento de la complejidad. Por otra parte si se toma en consideración muy poca información esta puede llevar a un pobre proceso de clasificación. En lo concerniente a la localización de la falla la cantidad de información

registrada por los equipos de protección puede ser muy poca. Por tanto un clasificador de desempeño es altamente dependiente de la información que es observada y procesada.

En el documento han sido propuestos tres conjuntos de información de entrada para la red.

- Conjunto 1: Información de la operación de los interruptores, relés diferenciales y relés de protección de líneas. (Pero sin la indicación de cual unidad)

-Conjunto 2: El conjunto 1 es aumentado para incluir información detallada de cual relé o protección de línea ha sido operada.

-Conjunto 3: Información de la protección falla interruptor es adicionada al conjunto 2 de información.

Este último conjunto fue el seleccionado para el entrenamiento de esta red en particular.

El número de neuronas escogido para las LNC corresponde con el número de componentes siendo monitoreado. Cada neurona de salida detecta la ocurrencia de una falla en un componente específico.

Durante el entrenamiento off-line de la red fueron investigadas muchas arquitecturas con el objetivo de seleccionar la más adecuada, obteniéndose el mejor desempeño para una arquitectura con una sola capa oculta y diez neuronas.

Las pruebas realizadas a la red neuronal en el sistema brasileño muestran la excelente generalización y capacidad de discriminación lograda por el clasificador neuronal. Para poder obtener estos resultados en un sistema más grande se requiere que el sistema cuente con un sistema de alarmas bien definido, confiable y lo suficientemente robusto para generar un buen grado de generalización, hecho que requeriría de un gran trabajo e inversión debido a la poca actualización de las señales en los sistemas viejos y a la carencia de un manejo estructurado para las alarmas.

IEEE 2000 A Fuzzy Expert System for the Integrated Fault Diagnosis [17]

Este documento introduce un sistema experto difuso integrado de diagnóstico de fallas online, que diagnostica varias fallas incluyendo fallas múltiples que pueden ocurrir en una línea de transmisión y subestaciones; para asistir la operación del SCADA en centros de control local.

También es analizada la discriminación de la falsa operación o no operación de los dispositivos de protección así como el esquema para la identificación de la falla, junto con el proceso de inferencia difuso. El sistema propuesto es diseñado para incrementar la eficiencia, la generalización y la confiabilidad de la solución.

El sistema propuesto ha sido desarrollado para subestaciones de doble interruptor, las cuales son típicas en el sistema eléctrico coreano. Sin embargo puede ser extendido a otras estructuras para aplicaciones a lo largo del mundo.

El sistema ha sido probado en un centro de control local que controla 9 subestaciones y 23 líneas de transmisión. Se ha demostrado que el tiempo de procesamiento no depende del tamaño de la red ni del número de subestaciones en el sistema.

El sistema experto propuesto para el diagnóstico de falla está conformado por 4 sistemas expertos.

-Sistema de meta Inferencia: coordina la operación de los otros tres sistemas expertos, controla el orden de la ejecución del uso del meta conocimiento. Actualmente la alarma es analizada de primero, luego el sistema experto decide arrancar cuando la falla ocurre. En estados normales esto hace funcionar su propio programa de monitoreo.

-Sistema experto para el diagnóstico híbrido: Es activado cuando la falla ocurre en una subestación y la región apagada se extiende afuera de la subestación por la no operación del relé de protección correspondiente o del interruptor.

-Sistema experto para el diagnóstico en la subestación: sistema de diagnóstico de fallas que ocurren dentro de la subestación.

-Sistema experto para el diagnóstico de las redes de transmisión: Diagnostica fallas que ocurren en la red de transmisión.

Este sistema presenta un excelente desempeño tanto en precisión como en recursos computacionales, gracias a su estructura modular y a la aplicación de un esquema de meta inferencia puede diagnosticar cualquier falla dentro de un segundo, incluso las más complicadas. Presenta un alto grado de desempeño y por tanto determina la sección fallada con errores muy bajos.

IEEE 2000 Application of Artificial Neural Network in Fault Location Technique [18]

Es propuesta la creación de una red neuronal para la detección de fallas en una línea de transmisión por cada extremo de la línea, la cual será entrenada para detectar fallas hasta el 60% de la longitud de la línea y requiere como información de entrada los valores de potencia activa y reactiva de pre falla así como el valor medido en el extremo terminal de la línea de resistencia y reactancia. La red para este caso en particular ha sido entrenada con un total de 693 casos.

Para ilustrar el método propuesto es empleada una línea de 125km a 400kV alimentada por ambos extremos; el nivel de cortocircuito de las fuentes es de 30GVA y un amplio rango de flujo de carga en el sistema. El flujo de carga en la línea es simulado mediante la variación del ángulo de la fuente remota entre -20° y 20° ; el flujo de carga entre los

extremos varía entre -1123Mw, 225MVAR hasta 1148Mw, 87MVAR respectivamente. Este rango es considerado como un rango normal en situaciones practicas.

Fueron simuladas fallas monofásicas a tierra con una resistencia de falla máxima de 50 Ohmios ya que se considera el tipo de falla más frecuente que se puede presentar. La falla es simulada entre el 0 y el 60% de la longitud de la línea.

La técnica de localización de fallas propuesta es simple de usar y puede alcanzar una alta precisión, se considera que puede ser mejorada si se entrena la red neuronal de ambos extremos para toda la longitud de la línea. En general el error en la localización de fallas es menor que el 1% por fallas en el 55% de la línea, la precisión de la resistencia de falla es mejor que 1 Ohmio excepto para grandes resistencias de falla cerca del límite de la longitud de la línea y con un gran flujo de carga sobre esta.

IEEE 1997 An Artificial Neural Network Based Real-Time Fault Locator for Transmission Lines [19]

En este documento se describe la aplicación de un algoritmo basado en redes neuronales para la localización de fallas en líneas de transmisión utilizando la información de voltaje y la corriente de uno de los extremos y se basa en una ecuación para la localización de la falla similar a la aproximación convencional.

Este método selecciona fasores de pre falla, voltajes y corrientes de pre falla superimpuestas de todas las fases de la línea de transmisión como entradas a la red neuronal, y puede dar resultados de forma rápida y precisa incluso eliminando la optimización no lineal en tiempo real; en adición son necesarios muchos factores, los cuales no son fáciles de considerar con métodos convencionales, y pueden ser tomados en consideración dentro de la red neuronal; como lo son capacitancia shunt, asimetrías de la línea, puntos de transposición, cambio de parámetros a lo largo de la línea y corriente de saturación de los transformadores y por tanto para la mayoría de los algoritmos existentes la complejidad de las ecuaciones y la carga de computación han tenido que ser reducidos despreciando dichos parámetros

La ecuación de localización de fallas basada en la componente fundamental de la frecuencia es altamente no lineal, especialmente para modelos de línea con parámetros distribuidos y por consiguiente no es fácil, o incluso imposible obtener una solución analítica. Normalmente son aplicados métodos iterativos, los cuales son demasiado lentos para las aplicaciones online.

Para líneas largas un modelo de parámetros distribuidos se convierte en esencial para el diseño del algoritmo desafortunadamente debido a la gran carga computacional de las iteraciones se sugiere la simplificación de las ecuaciones al modelo de línea con parámetros concentrados para esta aplicación

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 prefalla 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)pu 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 será asumido menor a 20 Ohmios

Los rangos de datos dados previamente son típicos para este tipo de sistema y si bien estos no afectan el principio del método aplicado, si afectan el tamaño de la red neuronal.

Se consideran varios casos de simulación en los que para todos los casos el extremo local es una fuente débil. Esta es la peor condición para la localización de falla usando la información de solo uno de los extremos; en el extremo remoto la fuente será fuerte, media o débil; y se muestra adicionalmente que el método basado en red neuronal puede adaptarse el mismo a grandes variaciones de la impedancia de la fuente en el terminal remoto.

Para obtener un buen desempeño general, los datos de entrenamiento y prueba tienen que cubrir gran cantidad del sistema y condiciones de falla como por ejemplo: carga de pre falla, localización e impedancia de la falla. Sin embargo la función más compleja para ajustar, es el gran tamaño de la red neuronal. Para suprimir este problema, se dividió la red neuronal en conjuntos de sub redes neuronales acorde con las condiciones de pre falla medida en el extremo local. Sin embargo el voltaje de la barra en el extremo remoto tiene que ser asumido en un amplio rango debido a que no se conoce.

Para cada una de las condiciones del equivalente del extremo remoto fueron generados aleatoriamente 540 datos de entrenamiento, 4319 datos.

Fue analizada la influencia del efecto infeed del extremo remoto en la estructura de la red neuronal y se comenta la existencia de algoritmos que usan la condición que la admitancia de falla es real, pero es necesario la optimización no lineal online.

Se comenta la facilidad del método para extenderse a fallas resistivas extremadamente altas (200 Ohmios), configuraciones más generales e incluso localización de fallas usando la información de los dos extremos de la línea.

Gracias a la gran cantidad de datos de entrenamiento seleccionados, a las condiciones de fallas consideradas y a la estructura modular para la red neuronal el sistema alcanza altos grados de precisión y altas velocidades convirtiéndolo en un muy buen método para la localización de fallas.

CAPITULO III

3. Técnicas tradicionales de localización de falla

Localización de fallas en líneas aéreas de transmisión es un problema que ha consumido una gran cantidad de recursos en los últimos tiempos debido a su gran importancia, a pesar de esto las metodologías tradicionales aún continúan vigentes debido a que no se ha encontrado una solución definitiva. Los métodos tradicionales están basados principalmente en dos metodologías diferentes

- Inyección de un pulso eléctrico en la línea y medición de las señales reflejadas; el tiempo que tarda el pulso en regresar desde el punto de la falta indica la localización de la falla.
- Mediante la medición de las magnitudes eléctricas en el terminal de la línea, principalmente la componente fundamental del voltaje y corriente.

Los esquemas basados en ondas viajeras proporcionan una herramienta rápida para la detección y la localización de la falla pero la propagación puede ser considerablemente afectada por los parámetros del sistema y la configuración de la red; adicionalmente presenta otras dificultades para las fallas cerca de las barras o para aquellas fallas que ocurren para en el cruce por cero de la onda de voltaje; sumadas a las dificultades que se presentan en las simulaciones debido a la alta complejidad en especial cuando se considera la dependencia de la frecuencia y los parámetros del sistema.

La segunda categoría tiene la ventaja que depende únicamente de la información disponible en los transductores de medida instalados en la subestación (CT's, PT's); adicionalmente son fáciles de implementar mediante simulación [4]

Indistintamente de la metodología empleada, el sistema de localización puede ser clasificado acorde con el lugar donde las magnitudes eléctricas son medidas.

- Métodos que usan la información medida en un terminal de la línea
- Métodos que usan la información medida en de ambos terminales

Los métodos que usan la información de ambos extremos de la línea presentan resultados más precisos que aquellos que usan la información de solo uno de los extremos; a pesar de esto su utilización no ha sido muy difundida debido a que se requiere transferencia de información largas distancias además de la sincronización de las señales en ambos extremos por lo cual el proceso de adquisición de datos es más complejo [4], [5], [6]. En la Figura 1 se muestra un esquema con las técnicas de localización de falla tradicionales.

Como los métodos para la localización digital de la falla deben ser además de veloces, precisos y económicos, son preferidos los sistemas que utilizan la información de uno de

los extremos porque permiten simplificar el proceso de adquisición de datos [6], además de no requerir de sistemas satelitales para la sincronización de los tiempos de los equipos de medida, registro y protección.

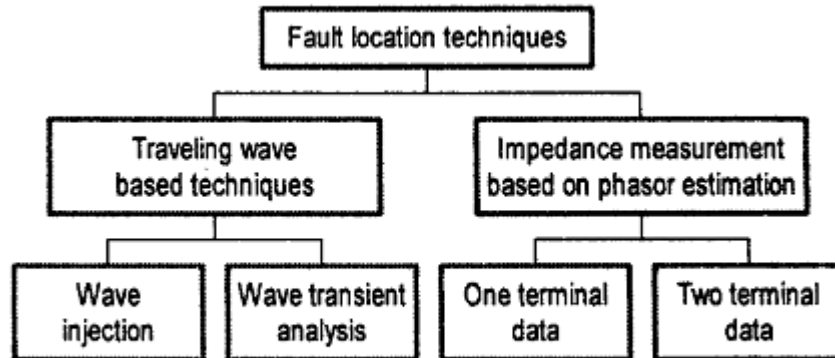


Fig. 1 Fault location techniques classification

Figura 1. Clasificación de las técnicas de localización tradicionales [4]

CAPITULO IV

4. Programa de simulación

En el mercado existe una serie de programas que permiten simular los fenómenos eléctricos, para este estudio se empleara el programa de transitorios electromagnéticos EMTP (ElectroMagnetic Transient Program), ó ATP (Alternative Transient Program), el EMTP/ATP es un programa digital utilizado para simular transitorios electromagnéticos, electromecánicos y de sistemas de control en sistemas eléctricos polifásicos de potencia, de amplia difusión y utilización en todo el mundo; cuenta con la ventaja adicional de ser de distribución gratuita por contar con una licencia de carácter no comercial.

Los estudios que involucran el uso del EMTP/ATP, tienen objetivos encuadrados dentro de dos categorías. Una es el diseño, la cual incluye la coordinación de aislamiento, dimensionamiento de los equipos, especificación de los equipos de protección, diseño de los sistemas de control, etc. La otra es la solución de problemas de operación, tales como fallas en los sistemas y análisis de los transitorios que normalmente ocurren en la operación del sistema. Entre los estudios típicos que se realizan utilizando este software se encuentran:

- **Transitorios de maniobra:** Estudios determinísticos y probabilísticos, maniobra de reactores y transformadores, maniobra de capacitores, maniobra de interruptores.
- **Impulsos atmosféricos:** Flámeos inversos, impulsos inducidos, ingreso de impulsos atmosféricos a subestaciones.
- **Coordinación de aislamiento:** líneas aéreas, subestaciones, subestaciones blindadas en SF6 (GIS), selección y ubicación de descargadores.
- **Solicitaciones torsionales de ejes (por analogía electro-mecánica):** resonancia sub sincrónica, rechazo de carga.
- **Sistemas de alta tensión en corriente continua (HVDC):** Sistema de control, transitorios eléctricos, armónicos.
- **Compensadores estáticos:** Sistema de control, sobretensiones, armónicos.
- **Ferro resonancia**
- **Análisis armónico**
- **Arranque de motores**
- **Sistemas de control en general**
- **Análisis de sistemas des balanceados**
- **Análisis de fallas**

Una de las mayores ventajas del EMTP/ATP es su flexibilidad para modelar sistemas, por lo tanto un usuario experimentado puede aplicar el programa a una gran variedad de estudios. El usuario define el sistema a ser simulado interconectando los diversos componentes que constituyen el modelo del sistema; los tipos de componentes que pueden ser utilizados son:

- **Resistencias, capacidades e inductancias concentradas.** Estas pueden ser elementos monofásicos, o secciones polifásicas consistentes en matrices R, C y L simétricas.
- **Modelos para representar líneas aéreas o cables,** ya sea con parámetros distribuidos o con secciones pi. Se disponen de distintos tipos de modelos que permiten considerar las transposiciones, la variación de los parámetros con la frecuencia, etc.
- **Inductancias y Resistencias no lineales,** Como por ejemplo inductores no lineales para representar dispositivos con saturación magnética y descargadores de protección.
- **Llaves de diversos tipos** que permiten representar interruptores, diodos, tiristores, etc.
- **Fuentes ideales de corriente y tensión,** las cuales pueden ser sinusoidales de cualquier frecuencia, exponenciales, o cualquier otra especial definida por el usuario.
- **Máquinas sincrónicas,** siendo posible modelar la parte eléctrica, mecánica y también sus dispositivos de control.
- **Modelo de máquina universal** que permite representar máquinas sincrónicas, de inducción y de continua.
- **Sistemas de control.** Las señales eléctricas medidas pueden ser transferidas a un programa auxiliar denominado TACS (Transient Analysis of Control System), donde se emula una computadora analógica y se calculan las variables de control que son retornadas a la red eléctrica principal. También se dispone de otro programa auxiliar denominado MODELS que cumple similares funciones.

El dimensionamiento del programa es variable de tal manera que, de ser necesario, es posible ajustarlo a las necesidades de cada tipo de problema. Las entradas del programa consisten en el intervalo de tiempo para el cálculo, el tiempo máximo de simulación, las variables de salida deseadas y los datos del modelo. El modelo puede armarse con un programa adicional denominado ATPDRAW, el cual actúa como un preprocesador de los datos, permitiendo ensamblar los distintos componentes del modelo en forma gráfica.

Como resultado de la simulación, el EMTP/ATP provee las tensiones de barra, corrientes de ramas, energía, variables de máquina, variables de control, etc. Estos valores pueden ser graficados y/o impresos como función del tiempo y almacenados en archivos para su posterior tratamiento. También se dispone de la impresión de los valores máximos y mínimos de las variables y del tiempo al cual ocurren.

Antes de la simulación transitoria es realizada una solución de estado estacionario para definir las condiciones iniciales, y esto puede ser también una útil herramienta de estudio en sí misma. Todas las tensiones, corrientes y potencias de estado estacionario son determinadas para todos los nodos de la red. También se dispone de una opción de barrido en frecuencia de las fuentes que permite realizar estudios de armónicos en el sistema eléctrico.

Los datos de entrada requeridos por el EMTP/ATP son diferentes y superiores en cantidad que los necesarios para otros programas tales como flujo de carga, cortocircuito y estabilidad. Esto se debe a que el EMTP/ATP utiliza modelos más detallados que dichos

programas, para poder simular en forma precisa los transitorios de alta frecuencia que ocurren durante cortos períodos de tiempo. Para facilitar la entrada de datos, existen programas auxiliares que ayudan al usuario en la entrada de los datos de líneas, cables, transformadores, etc.

4.1. Modelos de línea en el EMTP/ATP

El ATP permite modelar las líneas de transmisión de diferentes maneras permitiendo realizar modelos tan sencillos como se quiera o tan complejos como sean necesarios; las limitaciones de un modelo sencillo pueden hacer inservible una simulación por tanto se recurre entonces a modelos más rigurosos, suponiendo que una mayor complejidad estará ligada a una mejor representación y por tanto precisión en los resultados obtenidos. La determinación del tipo de modelo más adecuado para la realización de la simulación dependerá del fenómeno que se quiera estudiar, en la Figura 2 se muestra la clasificación de los modelos con los que cuenta el EMTP/ATP para el modelado de líneas. A continuación se realizara una pequeña descripción de dichos modelos, haciendo énfasis en las limitaciones presentes en cada uno, así como en los fenómenos que mejor pueden ser modelados con estos.

Los modelos disponibles en el ATP son los circuitos 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 , J Marti Setup, y Taku Noda Setup.

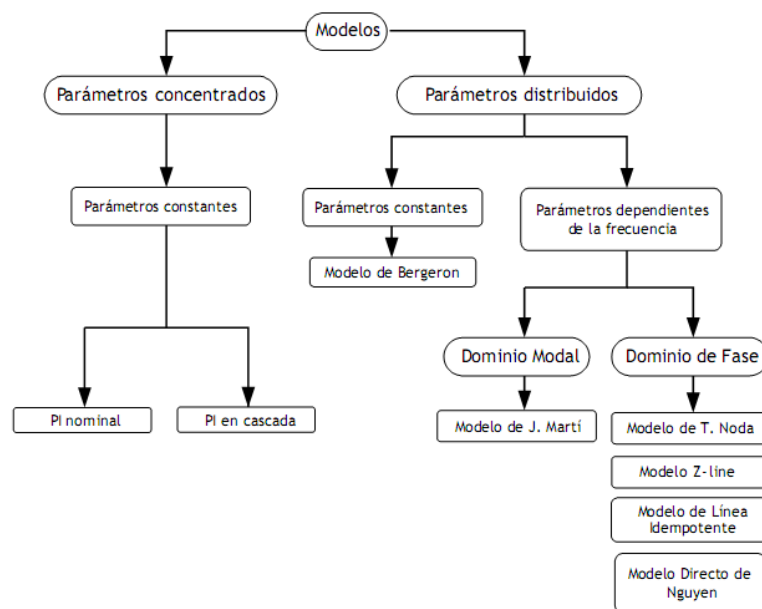


Figura 2. Clasificación de los modelos de línea de transmisión para transitorios electromagnéticos

4.1.1. PI nominal

El modelo PI nominal es bastante exacto y es el modelo para usar en simulaciones de estado estacionario de líneas cortas, a la frecuencia de la red, no condicionan el paso de tiempo de cálculo y la solución en estado estacionario es exacta. Este modelo es la base para el estudio del modelo de línea de circuitos PI nominales en cascada; como defecto, no se pueden representar líneas con parámetros dependientes de la frecuencia y deben aceptarse oscilaciones espurias provocadas por los elementos concentrados dichas oscilaciones puede amortiguarse mediante resistencias en paralelo con las ramas R-L.

La cantidad de secciones PI nominales en cascada para la correcta representación de la línea, depende principalmente de la frecuencia del fenómeno transitorio a estudiar, la conexión en cascada de circuitos PI puede ser útil para líneas no transpuestas, puesto que no es necesario considerar aproximaciones a la matriz de transformación fase-modo.

El modelo de línea de circuitos PI nominales en cascada no es muy exacto para fenómenos basados en ondas viajeras (sobrevoltajes por maniobra y por descargas atmosféricas), ni muy eficiente debido a la cantidad de secciones de circuitos PI nominales utilizadas en el momento de representar este tipo de fenómenos; por lo tanto, para un mejor modelado de operaciones de maniobra y descargas atmosféricas, los modelos basados en la propagación de las ondas viajeras son la mejor opción ya que son más rápidos y usualmente más precisos.

4.1.2. Parámetros distribuidos constantes

Este método está basado en la propagación de las ondas en una línea de transmisión sin pérdidas, y con parámetros L y C constantes distribuidos a través de la línea de transmisión, el modelo de parámetros distribuidos constantes procede calculando la propagación de diferentes componentes de modo, siendo estos modos desacoplados, en cada extremo de la línea se convierten los valores de modo a valores de fase mediante la matriz de transformación, para las líneas transpuestas esta matriz es constante, pero para líneas no transpuestas, varía con la frecuencia y en mayor medida para los cables que para las líneas; adicionalmente en líneas de transmisión se presentan fenómenos como el efecto piel y el efecto de retorno a tierra a medida que aumenta la frecuencia lo que hace necesario tomar precauciones al adoptar la frecuencia a la cual se determinarán los parámetros y así obtener resultados más exactos.

La principal causa de error se produce al suponer constantes los parámetros con la frecuencia, la mayor variación se produce para el modo de tierra, es decir, para transitorios en los que aparecen componentes homopolares de tensión y de corriente, otro error aparece cuando el paso de cálculo no es un submúltiplo del tiempo de propagación de la línea. El ATP efectúa una interpolación lineal, pero para picos muy agudos pueden obtenerse valores muy diferentes para distintos pasos de cálculo; para líneas o cables

cortos se requiere emplear un paso de tiempo menor que el de tránsito, necesitando por tanto mayor tiempo de cálculo. Con sus limitaciones, este modelo mejora substancialmente los resultados con respecto a los modelos formados por elementos PI.

4.1.3. Modelo de Semlyen

Este modelo aproxima la impedancia característica y la constante de propagación de cada modo mediante dos exponenciales, si bien no fue el primer modelo de parámetros variables con la frecuencia, es el más antiguo que todavía subsiste en el ATP.

La sencillez de las ecuaciones hace que aún cuando los parámetros de la línea no presenten discontinuidades, la aproximación sea insuficiente por lo que este modelo está cayendo en desuso y es posible que se descontinúe su inclusión en el ATP, como ha sucedido con WEIGHTING y HAUER SETUP.

4.1.4. Modelo de José Martí

Se parte de la consideración que debido a la naturaleza distribuida de las pérdidas y a la dependencia en frecuencia de los parámetros, es más conveniente desarrollar las ecuaciones de línea en el dominio de la frecuencia. Este modelo aproxima la impedancia característica y la constante de propagación por funciones racionales.

Es el modelo de parámetros variables que más se utiliza; una de sus limitaciones es que utiliza una matriz de transformación constante para convertir valores de modo a fase, lo cual es poco notable para líneas aéreas, pero para cables su influencia es muy importante, conduciendo a resultados inservibles; otra limitación es su comportamiento inestable para frecuencias muy bajas y para secciones de línea muy cortas, debido a las imprecisiones presentes para los cálculos en el dominio del tiempo, como es el caso de la carga atrapada.

4.1.5. Modelo de Taku Noda.

Este modelo difiere de los anteriores en que el cálculo se hace directamente en componentes de fase (o más precisamente, de conductor), obviándose el inconveniente de la matriz de transformación, la admitancia característica y los coeficientes de deformación se ajustan mediante funciones racionales.

Debido a que en el modelo desarrollado por Taku Noda se aproxima la admitancia característica y la matriz de propagación por medio de la transformada, el modelo depende del paso de tiempo ($\Delta T = 1/10 \cdot f_{max}$) y no se puede aplicar directamente un paso de tiempo arbitrario.

Generalmente es más complicado obtener un modelo adecuado para una línea determinada, pero tiene la ventaja de que permite definir un paso de cálculo

independiente del tiempo de tránsito, pero esto exige emplear este paso de tiempo para la simulación, de ser necesario emplear otro paso, deberá recalcularse el modelo.

La creación de un modelo requiere de dos pasos: a partir de los datos de la línea, se crea un archivo auxiliar mediante el ATP con un programa de ajuste ARMAFIT, luego se procesa este archivo auxiliar para obtener mediante el ajuste por funciones racionales el archivo que modelará la línea en la simulación.

4.2. Comparación de los modelos de línea

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, como por ejemplo modelar líneas con alta asimetría, las cuales no presentan esquemas de transposición y multicircuitos.

Los modelos basados en circuitos PI nominales son muy útiles para sobrevoltajes temporales; 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 resulte 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, por lo cual son empleados los modelos basados en ondas viajeras ya que son mucho más exactos.

A continuación se muestra una clasificación general de los modelos de línea para transitorios electromagnéticos.

Tabla 1 Clasificación general de los modelos de línea [7]

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

CAPITULO V

5. Fallas

5.1. Fallas Monofásicas a tierra

Las fallas monofásicas a tierra se caracterizan, por presentar afectación en una sola de las fases del sistema de potencia, las otras dos fases no se ven afectadas y por tanto el flujo de potencia por estas continúa fluyendo sin mayores implicaciones.

Las fallas se pueden clasificar como francas o de alta impedancia, las fallas francas se caracterizan por tener una impedancia de falla muy baja, muy cercana a cero (corto circuito). las fallas de alta impedancia, producidas normalmente por objetos extraños en la línea de transmisión (árboles, cometas, fuego bajo la línea, entre otros) o por contacto directo del conductor con suelos poco conductivos, presentan una impedancia de falla con valores superiores a los 10 ohmios, lo que hace que en ocasiones y dependiendo de las condiciones del sistema donde se presenta, no sean vistas como falla sino como una carga en el sistema de potencia y por tanto se debe proveer a los esquemas de protección, de algoritmos especiales para detectar este tipo de fallas.

En [8] se hace una breve descripción de las fallas en las líneas de transmisión que afectan al sistema eléctrico de potencia (fallas monofásicas, bifásicas, trifásicas aisladas y francas de bajas y alta impedancia) y las implicaciones que estas traen a las formas de onda; analizándose los efectos en el voltaje, la corriente y el ángulo de fase entre el voltaje y la corriente, para fallas francas y de alta impedancia (resistencia de falla de 50 ohmios, valor típico para un árbol seco), localizadas al 50% y al 100% de la línea desde la subestación.

5.2. Fallas Monofásicas de alta impedancia

[7], [8], [20] las fallas de alta impedancia (HIFs - High Impedance Faults) son definidas como un contacto eléctrico no buscado entre conductores energizados y objetos extraños aledaños no conductores. Estos no conductores presentan gran oposición al flujo de corriente (alta impedancia) debido a su material. Los objetos extraños, en este caso de estudio, son naturalmente no conductores pero pueden conducir si el voltaje aplicado es suficiente, dichos objetos extraños presentan grandes impedancias eléctricas permitiendo por tanto el paso de magnitudes pequeñas de corriente.

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.

Las fallas de alta impedancia pueden agruparse de la siguiente manera:

- Las causadas cuando un conductor energizado se rompe y cae a tierra convirtiendo a la superficie de contacto en una carga en el extremo roto del conductor, la cual dependiendo del tipo de superficie (asfalto, concreto reforzado y no reforzado, arena, grama, tierra, rocas,... los cuales pueden estar secas o húmedas), permitirá o no un flujo de corriente a tierra.
- El segundo tipo de fallas de alta impedancia seria el contacto físico de los conductores energizados conectados al sistema con objetos vecinos (arboles, cometas, fuego bajo la línea, entre otros). Esta falla de alta impedancia aparece en los equipos de monitoreo como un pequeño incremento en la corriente de carga

Este tipo de fallas son difíciles de detectar por los equipos de monitoreo debido a que su presencia resulta solamente en un pequeño incremento en la corriente de carga, lo cual puede ser confundido con un incremento de carga para el sistema; ya que para un dispositivo de protección convencional un incremento en de corriente de carga puede ser bien sea una falla de alta impedancia o un incremento en la carga. Por tanto los esquemas convencionales de detección se ven relegados solamente a monitorear las fallas de baja impedancia (LIFs - Low Impedance Faults) que resaltan en un gran e instantáneo incremento de corriente debido a un camino de baja impedancia a tierra o corto circuito.

No hay manera de diferenciar entre una falla de alta impedancia y un incremento de carga a no ser por otros patrones en la forma de onda diferentes de la amplitud para la cual se requiere la descomposición de la corriente de línea en su contenido espectral para estudiar el contenido armónico.

Para la realización de este trabajo se seleccionaron las fallas monofásicas a tierra de alta impedancia debido a que son las más frecuentes en un sistema de potencia y además como se comento anteriormente son las de más difícil detección para los sistemas de protección [18], [20].

CAPITULO VI

6. Modelado del sistema eléctrico

El desarrollo de los computadores personales ha hecho que el modelado de los sistemas eléctricos mucho más fácil, por tanto condiciones se pueden modelar condiciones más similares a las reales. Sin embargo muchos factores influyen los parámetros eléctricos durante una falla y es difícil incluirlos todos en un modelo (tipo de falla, localización de la falla, resistencia de la falla, estado del sistema eléctrico en el momento de ocurrencia de la falla, ángulo de transferencia de potencia acoplamiento entre líneas en caso de líneas en doble circuito, transposición de la línea, acoplamiento entre otros). Todos estos parámetros hacen difícil saber la dinámica de la falla del sistema, siendo necesario el uso de aproximaciones, especialmente en el caso de topologías complejas [3], [6].

Como para este caso en particular se requiere simular fallas monofásicas a tierra a lo largo de la longitud de la línea, el modelo más adecuado para representar el sistema será uno basado en circuitos PI nominales ya que este es el tipo de modelo recomendado para fallas temporales o los fenómenos que ocurren a baja frecuencia (50 – 60Hz) tal cual se expone en la Tabla 1; además presenta un grado de precisión aceptable y tiempos de procesamiento manejables.

Como estudio de caso se seleccionaron tres líneas de transmisión de longitud típica pertenecientes al sistema eléctrico colombiano a 230 kV, conectadas entre subestaciones típicas del mismo sistema. La línea de transmisión fue modelada mediante 100 circuitos PI en cascada, correspondientes cada uno al 1% de la longitud de la línea; el modelado de las subestaciones se realizó mediante el equivalente de cortocircuito de todo el sistema en cada subestación para el sistema operando en condiciones normales. De dichos 100 circuitos PI se obtienen 101 puntos para la realización de las fallas monofásicas a tierra y obtener los datos requeridos de los parámetros eléctricos tales como voltajes y corrientes para el posterior entrenamiento de la red neuronal.

El modelo que se empleara para modelar la falla de alta impedancia monofásica a tierra será un modelo lineal pese a que para este tipo de fallas, la utilización de resistencias lineales como modelo puede resultar en una representación incorrecta de los efectos de la falla ya que no es considerada la presencia de arco eléctrico en el punto de ocurrencia de la falla [2]. Si bien existen estudios serios y modelos de simulación mediante ATP para modelar una falla monofásica, considerando las componentes no lineales de la falla, estos no serán incluidos en la realización de este trabajo debido a que las dificultades a las que estos conllevan los sacan del alcance del mismo.

Como el valor de resistencia de falla R_f es desconocido y depende principalmente de las características del suelo o del objeto con el cual la fase fallada entra en contacto; se seleccionara para efectos de simulación valores de resistencia de falla de: 10, 20, 30, 40,

50, 60, 70, 80, 90, 100 Ohmios para la simulación de fallas a lo largo de la longitud de la línea en pasos de 1%. Este rango de valores han sido utilizado previamente para este tipo de simulaciones por varios investigadores como puede constatarse en [7], [8], [9], [12], [19].

Como complemento a lo anterior en [2] se expone en detalle los estudios más importantes realizados con el objeto de obtener un modelos que permitan reproducir el comportamiento de una falla de alta impedancia mediante simulaciones. Para obtener el modelo adecuado de una FAI los investigadores estudiaron las características de las fallas de alta impedancia para a la hora de modelar el fenómeno caracterizar adecuadamente el arco eléctrico de corriente generado por el contacto del conductor energizado con el suelo; para dicho modelado fueron empleados datos experimentales.

A continuación en la Figura 3 se muestra la el sistema modelado en el ATPDRAW (Interfaz grafica del ATP) para la simulación de las fallas monofásicas a tierra y obtención de los datos requeridos para el entrenamiento de la red neuronal

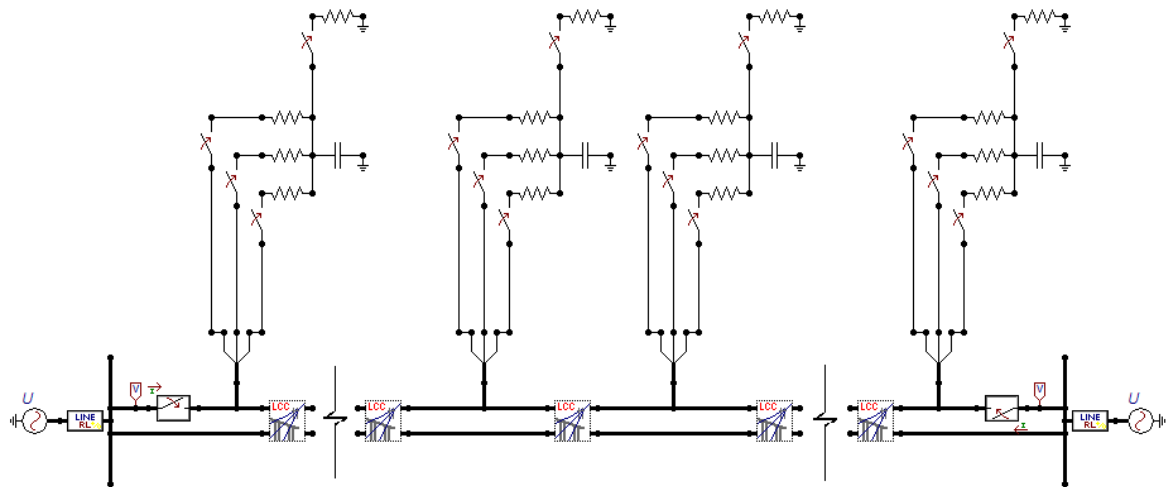


Figura 3. Modelo en ATPDRAW para simulación de fallas monofásicas a tierra

CAPITULO VII

7. Redes neuronales

A continuación se hará una pequeña introducción a las redes neuronales en la que se incluyen las características generales, los tipos de redes y algunas de las aplicaciones de las redes neuronales. Cabe aclarar que dicho resumen fue extraído de [21].

Las redes neuronales artificiales es uno de los avances científicos recientes más importantes del conocimiento. Mediante esta herramienta se ha intentado simular una de las características más importantes con que cuenta el cerebro humano: la capacidad de aprendizaje. Esta técnica se ha podido utilizar para la solución de problemas tanto científicos como de la vida diaria. Con una buena combinación de esta técnica y algunas otras técnicas de inteligencia artificial es posible un desarrollo tecnológico más amplio en diversos campos, desde la medicina hasta el mejoramiento de electrodomésticos.

7.1. Redes neuronales artificiales

Mediante esta técnica se intenta imitar el proceso de aprendizaje del cerebro humano. El cerebro está formado por miles de millones de neuronas conectadas entre sí. Utiliza información que es percibida, transmitida hasta las neuronas, y allí procesada por ellas para dar una respuesta a cada uno de los diferentes estímulos. Cada neurona tiene tres partes: un cuerpo celular, una estructura de entrada (Dendrita) y una de salida (Axón). La mayoría de las terminales de los axones se conectan con las dendritas de otras neuronas (Sinápsis). El comportamiento de una neurona es el siguiente: recibe una señal de entrada con una fuerza determinada, dependiendo de ellas la neurona emite una señal de respuesta, las sinápsis pueden variar en fuerza, algunas pueden dar una señal débil y otras una fuerte. A una neurona pueden llegar miles de señales de entrada, cada una con una fuerza o peso diferente. Matemáticamente el comportamiento de la neurona puede representarse por una lista de sus señales de entrada que son multiplicadas por sus pesos respectivos y posteriormente sumados, el resultado es llamado nivel de activación de la neurona del cual depende la señal de salida que es enviada a cada una de las neuronas a las que está conectada a ella.

Una red neuronal artificial (RNA) es un sistema compuesto de muchos elementos procesadores simples conectados en paralelo, cuya función es determinada por la estructura de la red, la fuerza en las conexiones y el procesamiento realizado por los elementos en los nodos (Jang 1997). Las RNA, igual que las personas, aprenden de la experiencia.

Uno de los primeros modelos de redes neuronales fue el Perceptrón diseñado por Rosenblatt, el cual contaba con tres tipos de neuronas: sensoriales, asociativas y de respuesta. Las sensoriales tomaban entradas de fuera de la red, las unidades de

respuesta llevaban señales fuera de la red al mundo externo y las asociativas eran exclusivamente internas. Estos tipos ahora son llamados unidades de entrada, de salida y ocultas. Rosenbalatt desarrolló métodos para que la red alterara los niveles sinápticos de forma que la red aprendiera a reconocer niveles de entrada.

Después de los años 80 la inteligencia artificial se hizo más popular y aumento su campo de aplicación. Se han desarrollado algoritmos para modelar procesos mentales de alto nivel como la asociación de conceptos, deducción, inducción y razonamiento. En 1986 Rumelhart y McClelland demostraron que algunos problemas imposibles para los Perceptrons simples pueden ser resueltos por redes multi-nivel con funciones de activación no lineales, utilizando procesos simples de entrenamiento (algoritmos Back-propagation).

7.2. Características generales

Pesos: Las redes neuronales pueden tener factores de peso adaptable o fijo. Las que tienen pesos adaptables emplean leyes de aprendizaje para ajustar el valor de la fuerza de interconexión con otras neuronas. Si se utilizan pesos fijos, su tarea debe estar previamente definida. Los pesos son determinados a partir de una descripción completa del problema a tratar. Los pesos adaptables son muy importantes, ya que no se conoce de antemano su valor correcto.

Aprendizaje: Se utilizan dos tipos de aprendizaje: supervisado y no supervisado. En el primero se le proporciona a la red tanto la salida como la entrada correcta, y la red ajusta sus pesos para disminuir el error en la salida que ella calcula. Este tipo es utilizado principalmente en el conocimiento de patrones. En el aprendizaje no supervisado a la red se le proporcionan únicamente los estímulos, y la red ajusta los pesos de sus interconexiones utilizando solamente los estímulos y la salida calculada por la red. La forma de aprendizaje que se utiliza depende del tipo de problema que se intenta resolver.

Fases de operación: Se presentan dos fases en la operación de una red neuronal artificial: Entrenamiento y recuperación de lo aprendido. En la primera fase se le proporcionan estímulos de entrada y salida (según el caso), para que la red ajuste sus pesos de interconexión y minimice el error en la salida que calcula. En la segunda fase la red solamente calcula la respectiva salida. El aprendizaje de la red disminuye a medida que aumenta el número de veces que se usa.

No son algorítmicas: Las redes neuronales artificiales no se programan sólo para seguir una secuencia de instrucciones, sino que ellas mismas pueden generar sus propias reglas para aprender de su propia experiencia.

Necesitan un patrón: Las redes neuronales no son capaces de reconocer nada que no tenga algún tipo de patrón. Son muy buenas resolviendo problemas de asociación, evaluación y reconocimiento de patrones.

7.3. Tipos de redes

Dependiendo de la estructura de la red neuronal existen varias tipologías, algunas de estas son: el Perceptron, Backpropagation, Hopfield, y Kohonen. A continuación se presenta una descripción resumida de cada una de estas tipologías:

7.3.1. Perceptrón

En 1943 se desarrollo el primer modelo de neurona artificial por McCulloch y Pitts. El perceptrón intenta modelar el comportamiento de la neurona biológica, derivado del modelo hecho por McCulloch y Pitts . Es la base de la arquitectura de las redes neuronales artificiales. El perceptrón trabaja con funciones de activación. En la Figura 4 se observa el modelo de un perceptrón para reconocimiento de patrones. El cuerpo de la neurona es representado como un sumador lineal de estímulos z_j , seguida por una función no lineal $f(z_j)$ que es la función de activación, esta utiliza la suma de estímulos para determinar la salida de la neurona. En el perceptrón cada entrada es multiplicada por un factor de peso W correspondiente, los resultados son sumados y luego evaluados contra el valor de umbral q , si el valor es mayor al máximo el perceptrón se activa.

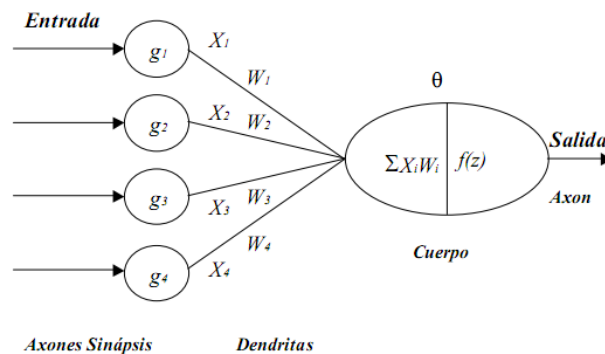


Figura 4. Modelo de un Perceptrón

La primera capa actúa como un grupo de sensores que detectan una señal específica con la importancia correspondiente. La segunda capa toma las salidas de los detectores y clasifica el patrón de entrada dado. El aprendizaje empieza ajustando la fuerza en las conexiones (pesos W_i) y el valor de umbral q . La función g_i es fija y está predeterminada.

El entrenamiento de un perceptrón se hace utilizando una función de aprendizaje. Si la respuesta dada por el perceptrón es incorrecta, se modifican todos los pesos de las conexiones de acuerdo a la función D.1.

$$\Delta w_i = \eta t_i x_i \quad (1)$$

Donde η es la rata de aprendizaje, t_i en la salida deseada, y x es la entrada del perceptrón.

La función anterior puede ser utilizada también para la actualización del valor de umbral q . El valor de h puede ser constante a lo largo del entrenamiento, o puede variar en forma proporcional al error. Un h proporcional al error lleva a una convergencia rápida, pero causa un aprendizaje variable.

El perceptrón es capaz tan sólo de resolver funciones definidas por un hiperplano (objeto de dimensión $N-1$ contenida en un espacio de dimensión N), que corte un espacio de dimensión N . Es decir sólo puede resolver una función, si todos los posibles resultados del problema pueden separarse de forma que no se combinen entre sí.

Existen varios tipos de perceptrones dependiendo del número de capas que tenga. Un perceptrón simple o de dos capas, corresponde a una capa de entrada con neuronas lineales y una de salida con función de activación tipo escalón. Este sólo puede establecer dos regiones separadas por una frontera lineal en el espacio de patrones de entrada.

Un perceptrón de tres capas puede formar cualquier región convexa en este espacio. Cada elemento se comporta como un perceptron simple. Un perceptrón de cuatro capas puede generar regiones de decisión arbitrariamente complejas. Puede resolver una gran variedad de problemas cuyas entradas sean analógicas; la salida sea digital y sea linealmente separable. El rango de tareas que el perceptrón puede realizar es más amplio que simples decisiones y reconocimiento de patrones. El perceptrón multicapa puede ser usado para la predicción de una serie de datos en el tiempo, como cambios financieros.

7.3.2. Backpropagation

Cuando se combinan varios perceptrones en una capa y los estímulos de entrada después son sumados, se tiene ya una red neuronal.

La falta de métodos de entrenamiento apropiados para los perceptrones multicapa (MLP) hizo que declinara el interés en las redes neuronales en los años 60 y 70. Esto no cambio hasta la reformulación del método de entrenamiento para MLP backpropagation a mediados de los años 80 por Rumelhart (1986).

En esta red, se interconectan varias unidades de procesamiento en capas, las neuronas de cada capa se conectan entre sí. Cada neurona de una capa proporciona una entrada a cada una de las neuronas de la siguiente capa. En la Figura 5 se observa la arquitectura de este tipo de red.

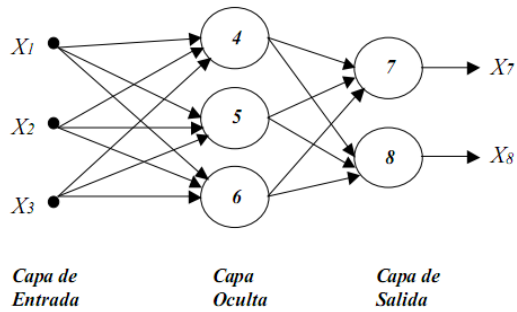


Figura 5. Modelo de una red tipo Backpropagation

El término backpropagation se refiere al método para calcular el gradiente de error en una red feed-forward (de aprendizaje supervisado), que es una aplicación de la regla de la cadena de cálculo elemental. Básicamente el entrenamiento de este tipo de red consiste en lo siguiente:

- Pasada hacia delante (forward pass): las salidas son calculadas y el error en las unidades de salida es calculado.
- Pasada hacia atrás (backward pass): el error de las salidas es utilizado para alterar los pesos de las unidades de salida. Luego el error en las neuronas de las capas ocultas es calculado mediante propagación hacia atrás del error en las unidades de salida), y los pesos en las capas ocultas son alterados usando esos valores.

7.3.3. Modelo Hopfield

Son redes de adaptación probabilística y recurrente. Funcionalmente entrarían en la categoría de las memorias autoasociativas, es decir que aprenden a reconstruir los patrones de entrada que memorizan durante el entrenamiento. Son monocapa con interconexión total y en la que el valor de salida de cada unidad es binario (solo puede tomar los valores 0 o 1) y siguen una regla de aprendizaje no supervisado.

Están formadas por N neuronas interconectadas que actualizan sus valores de activación en forma independiente, todas son a la vez de entrada y salida. Es buena para resolver problemas de optimización. Tiene siempre una restricción por simetría en cada conexión ($W_{jk}=W_{kj}$). Cuando una neurona mantiene su valor de activación se dice que es estable. Se llega a un estado estable cuando todas las neuronas son estables.

Ante la presentación de un estímulo nuevo se obtiene una configuración inicial más o menos parecida a la de alguno de los estímulos almacenados, el sistema hace iteraciones hasta quedar en una configuración estable. En Figura 6 se observa la arquitectura del modelo de Hopfield.

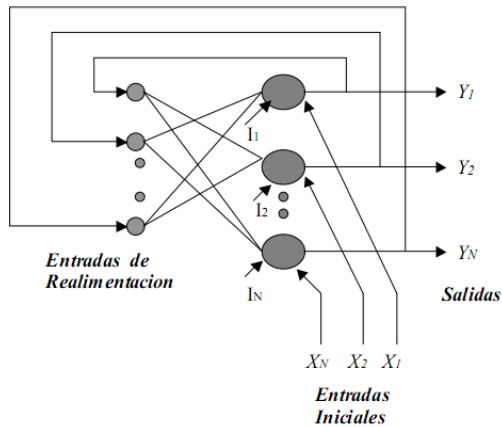


Figura 6. Modelo de Hopfield

Una característica importante de este modelo es que como se muestra en Figura 7 una neurona nunca se realimenta a sí misma.

7.3.4. Modelo Kohonen

Esta red está basada en la capacidad que tiene el cerebro de formar mapas característicos de la información recibida del exterior. El objetivo de Kohonen era demostrar que un estímulo externo, suponiendo una estructura propia y una descripción funcional del comportamiento de la red, era suficiente para forzar la formación de mapas.

La red neuronal Kohonen contiene solamente una capa de neuronas y una capa de entrada, que se ramifica para todos los nodos. Pertenece a la categoría de redes competitivas o mapas de auto organización, es decir tiene un aprendizaje no supervisado. Tiene también funciones de activación lineales y flujo de información unidireccional (red en cascada). La red cuenta con N neuronas de entrada y M de salida, cada una de las neuronas de entrada está conectada a todas las de salida. Las unidades de entrada reciben datos continuos normalizados. La red clasifica los patrones de entrada en grupos de características similares, de tal manera que cada grupo activa siempre las mismas salidas.

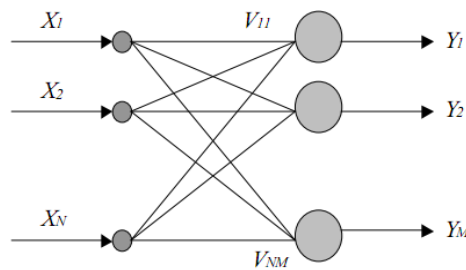


Figura 7. Modelo de red neuronal Kohonen

Puede decirse que entre las neuronas de la capa de salida existen conexiones laterales de inhibición implícitas aunque no estén conectadas. La influencia que una neurona tiene sobre las demás es función de la distancia entre ellas, se hace muy pequeña cuando están muy alejadas.

Cada una de las M neuronas tiene un vector de pesos $V^{(m)}$ de dimensión N, que es la misma dimensión del vector de entradas $X^{(q)}$. Al principio los vectores de pesos son inicializados aleatoriamente. Se calculan las distancias cuadradas entre $X^{(q)}$ y cada $V^{(m)}$, $m=1, \dots, M$ así:

$$D_{qm} = D_{qm}(X^{(q)}, V^{(m)}) = \sum_{(n=1, N)} (x_n^{(q)} - v_n^{(m)})^2 \quad (2)$$

La distancia mínima D_{qm}^* determina la neurona m^* que es ganadora sobre las demás neuronas. Desde este punto es posible tomar diferentes estrategias, una de ellas es actualizar el vector de peso paramétrico de la neurona ganadora utilizando:

$$V^{(m^*)} = V^{(m^*)} + \eta(X^{(q)} - V^{(m^*)}) \quad (3)$$

Donde η es la tasa de aprendizaje, y las demás neuronas mantienen los valores anteriores. Otra estrategia que puede ser utilizada es actualizar positivamente (recompensar) todas las neuronas que son cercanas a la neurona ganadora, y actualizar negativamente (castigar) las neuronas que están a mayor distancia.

Esta red una vez entrenada puede ser utilizada para clasificar patrones de entrada similares en el espacio N-dimensional.

7.4. Aplicaciones

Las redes neuronales pueden ser de diferentes modelos de aprendizaje y tipologías dependiendo del uso que se espere darle a cada una. Pueden ser aplicadas a diferentes campos tales como: Control de eficiencia de máquinas, reconocimiento de firmas, reconocimiento de blancos mediante sonares, predicciones en el tiempo, decisiones, análisis de inversiones, monitoreo, mercadotecnia, planeación estratégica, diagnóstico, diseño, optimización y en aplicaciones (recientemente) de Ingeniería Civil como la valoración de efectos sísmicos, amplificación de onda, solución de problemas de gerencia de construcción, control activo estructural y diagnósticos de daño. Una aplicación reciente ha sido en el pronóstico de caudales diarios y en el cálculo del nivel de agua en ciertos sitios en la época de crecida del río Iguazú. En el sector industrial las redes neuronales son ampliamente utilizadas empleando modelos de ingeniería que incluyen conocimiento científico y tecnológico en la industria cervecera, química, aérea, de alimentos, del acero, el vidrio, el cemento y las telecomunicaciones.

CAPITULO VIII

8. Implementación

De los estudios y análisis desarrollados por los investigadores en aras de entender los fenómenos ocurridos durante una falla de alta impedancia se concluye que la resistencia de contacto conductor suelo es no lineal, ocasionando el surgimiento de componentes armónicos en la corriente de falla. Estos armónicos pueden ser usados como indicativo de presencia de falla de alta impedancia siendo los más importantes: la magnitud del voltaje y la corriente de primero y tercer armónico así como la diferencia entre los ángulos de las componentes armónicas de voltaje y corriente [2], [5]. Por otra parte en [6], [19] se emplean los fasores superimpuestos (relación entre las señales de voltaje o corriente en condiciones de falla y en condiciones de prefalla) de voltaje y corriente como entradas a la red neuronal con el objetivo de determinar las variaciones en las formas de onda y determinar así la presencia de una falla.

Para la realización de este trabajo fueron utilizados los dos principios obteniéndose por tanto los fasores de las componentes armónicas de primer y tercer armónico para las formas de onda de voltaje y corriente superimpuesto. Para la obtención de los fasores superimpuesto se restó la forma de onda de un ciclo de falla con la forma de onda de un ciclo de la onda en condiciones de prefalla y para la obtención de los fasores armónicos superimpuestos se implementó la descomposición armónica de las formas de onda mediante series de Fourier; Para la realización de dichos cálculos se requirió la utilización de la herramienta para la creación de MODELS y TACS del ATP.

Obteniéndose por tanto las variables eléctricas necesarias para adelantar el proceso de localización de la falla mediante la implementación de una red neuronal. Dichas variables se muestran en la Tabla 2

Tabla 2 Variables eléctricas obtenidas como resultado de la simulación en ATP

Variable	Unidades	Descripción
$ \Delta V_{A1\phi} $	Por Unidad [p.u]	Magnitud del fasor de Voltaje Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y lede pre falla) de 1er armónico en el extremo local.
$\Theta_{VA1\phi}$	[radianes]	Angulo del fasor de Voltaje Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 1er armónico en el extremo local.
$ \Delta V_{A3\phi} $	Por Unidad [p.u]	Magnitud del fasor de Voltaje Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 3er armónico en el extremo local.
$\Theta_{VA3\phi}$	[radianes]	Angulo del fasor de Voltaje Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 3er armónico en el extremo local.
$ \Delta I_{A1\phi} $	Por Unidad [p.u]	Magnitud del fasor de Corriente Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 1er armónico en el extremo local.
$\Theta_{IA1\phi}$	[radianes]	Angulo del fasor de Corriente Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y ella de pre falla) de 1er armónico en el extremo local.
$ \Delta I_{A3\phi} $	Por Unidad [p.u]	Magnitud del fasor de Corriente Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 3er armónico en el extremo local.
$\Theta_{IA3\phi}$	[radianes]	Angulo del fasor de Corriente Superimpuesto (Diferencia en un ciclo entre el voltaje de falla y el de pre falla) de 3er armónico en el extremo local.

Ante de generar las redes neuronales se realizo una sensibilización de todas estas variables con respecto a la localización y a la impedancia de falla y se determino que las mejores variables para proceder a entrenar la red neuronal serian: $|\Delta I_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}|$ y $\Theta_{IA3\phi}$. Ya que son las variables que presentan comportamientos más estables para cada valor de impedancia de falla a lo largo de la longitud de la línea; adicionalmente estas son las variables que combinadas entre sí muestran patrones más claros conforme varia la localización o impedancia de falla.

Para la realización de dicha sensibilización fueron empleados los resultados obtenidos mediante las simulaciones realizadas en EMTP/ATP. A continuación se mostrar las graficas de cada una de las variables obtenidas mediante la simulación en EMTP/ATP

para una línea de 129.49 km donde cada una de las series corresponde a un valor diferente de impedancia de falla.

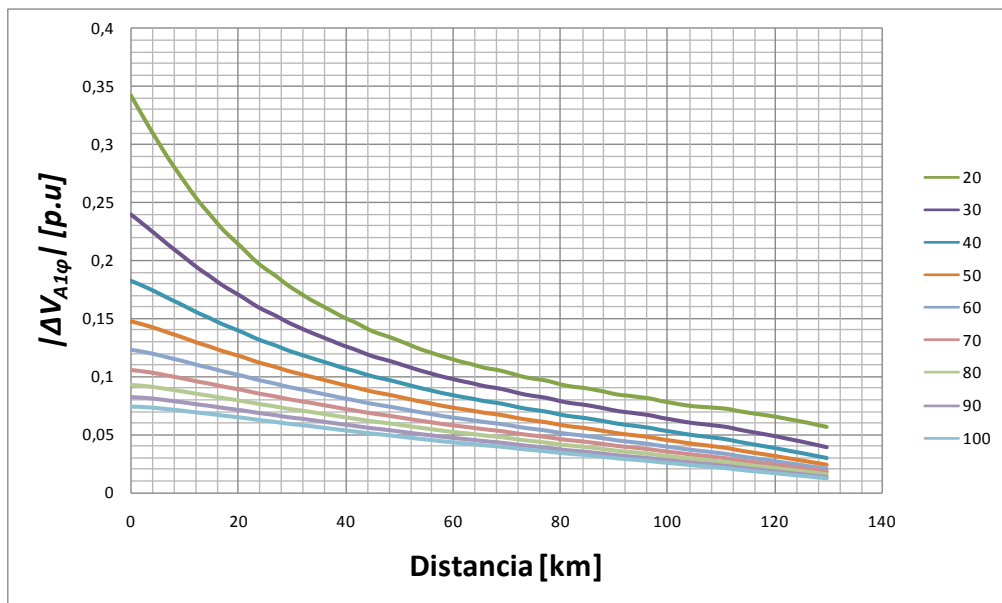


Figura 8. $|\Delta V_{A1\phi}|$ [p.u.] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

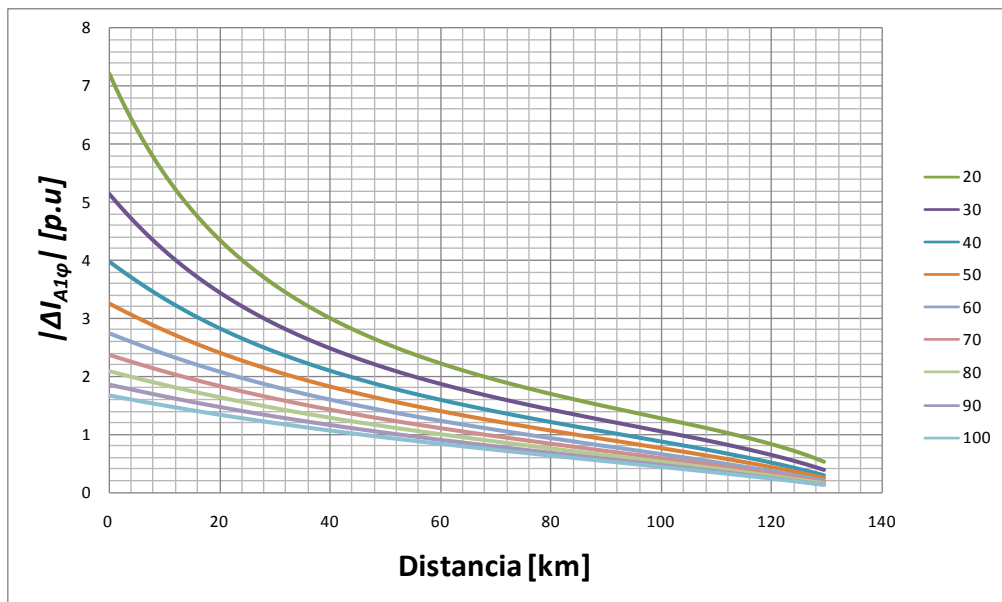


Figura 9. $|\Delta I_{A1\phi}|$ [p.u.] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

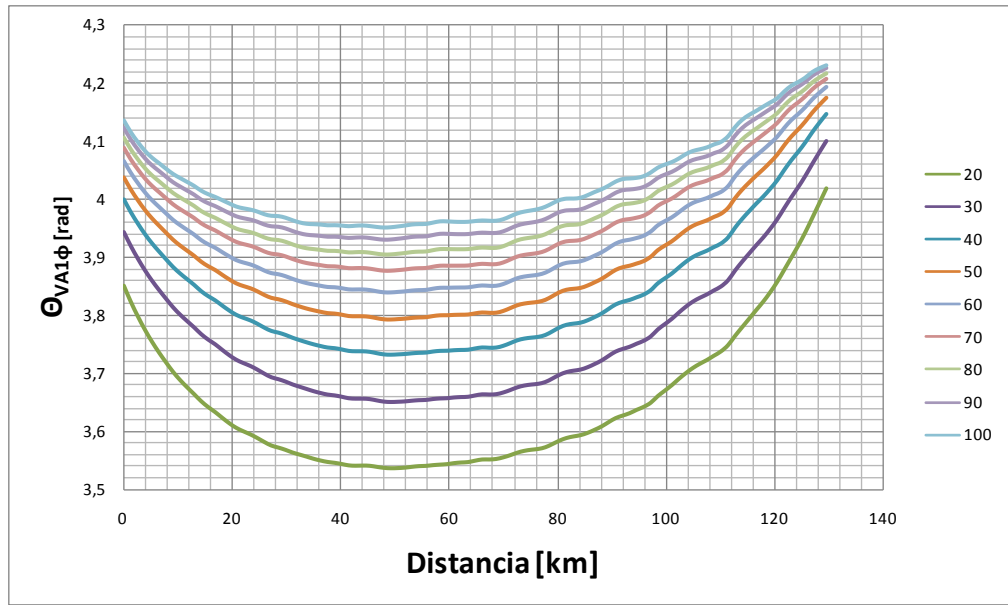


Figura 10. $\Theta_{VA1\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

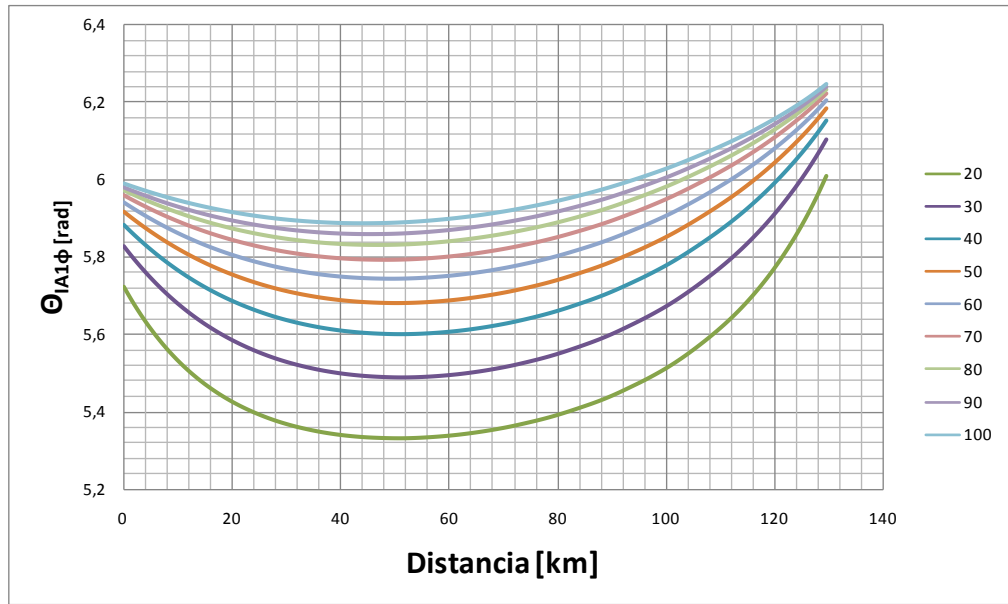


Figura 11. $\Theta_{IA1\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

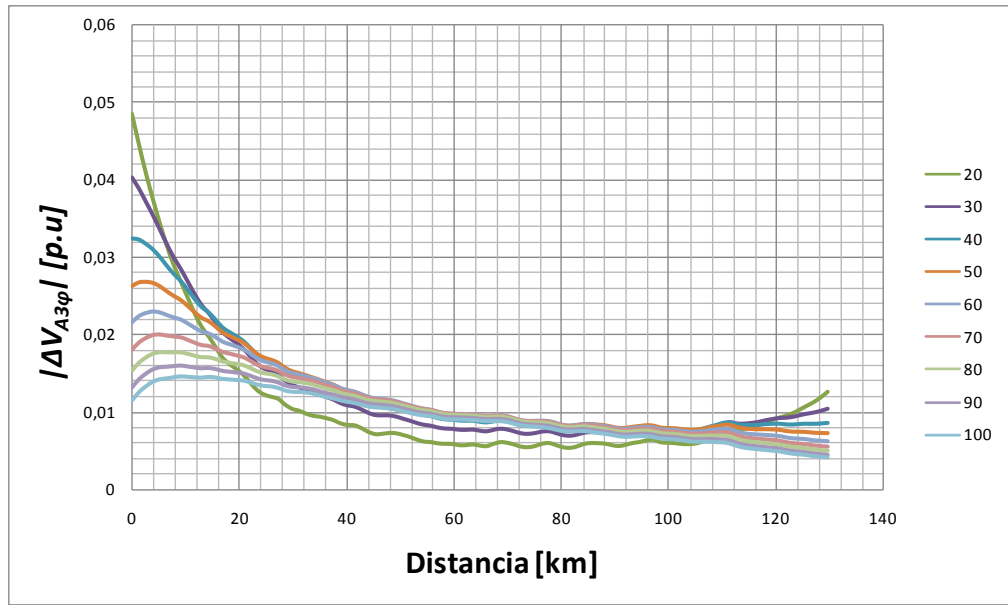


Figura 12. $|\Delta V_{A3\phi}|$ [p.u.] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

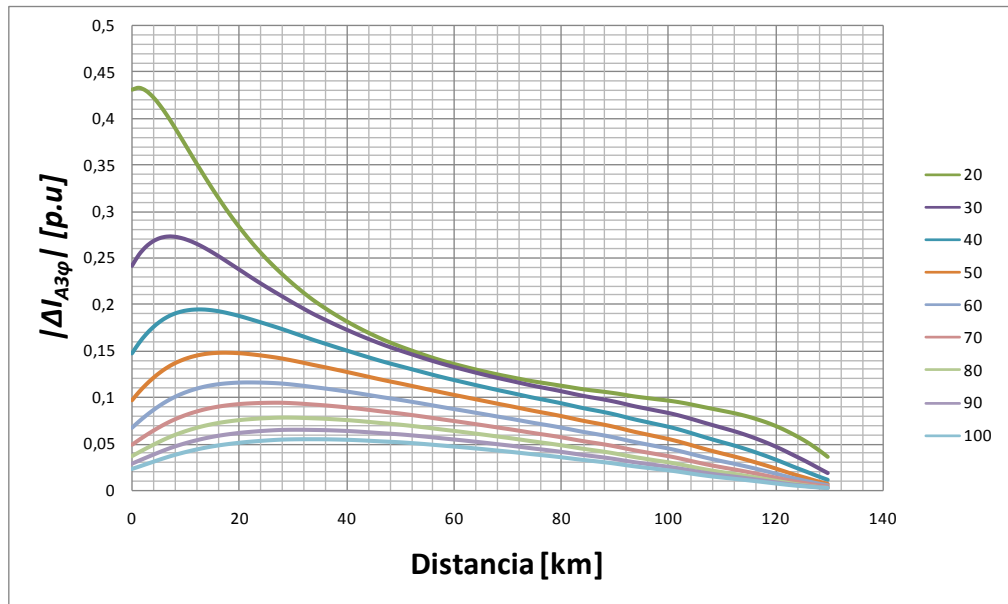


Figura 13. $|\Delta I_{A3\phi}|$ [p.u.] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

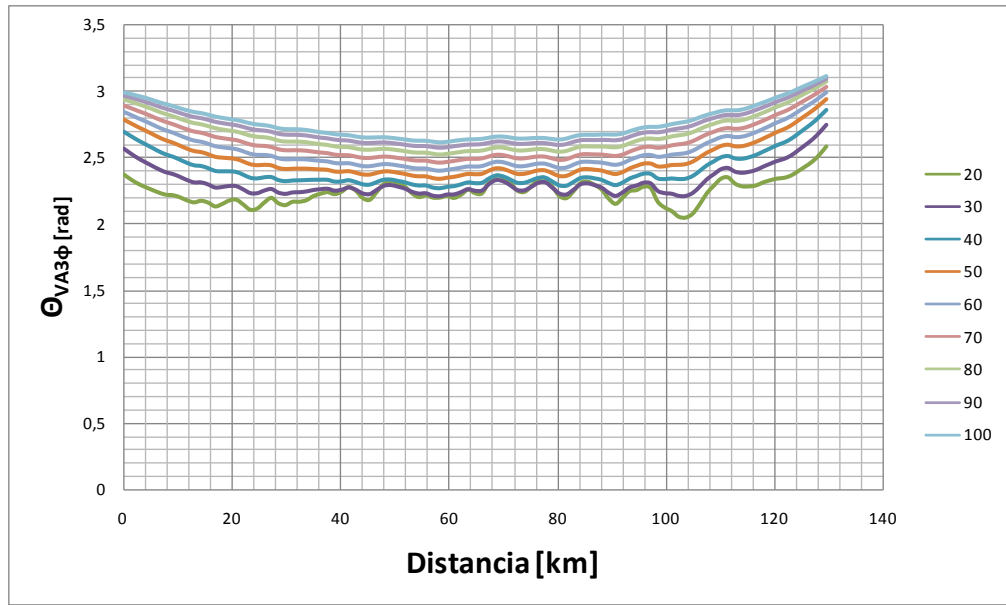


Figura 14. $\Theta_{VA3\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

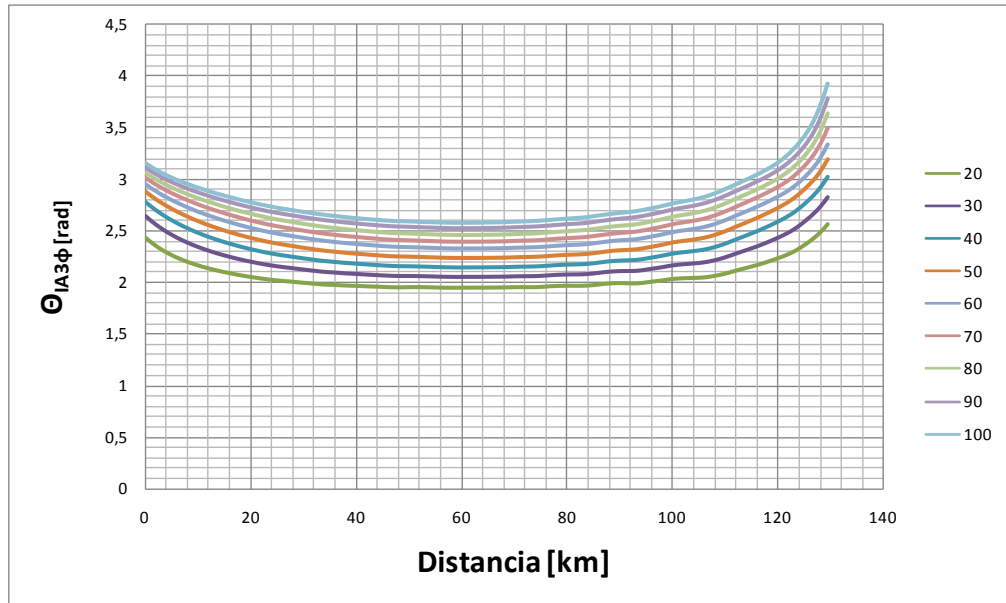


Figura 15. $\Theta_{IA3\phi}$ [rad] Vs Distancia [km] para todos los valores de impedancia de falla

Por medio del toolbox de Matlab, es posible configurar de manera rápida y sencilla una red neuronal la cual usara como método de entrenamiento para la minimización del error medio cuadrático el algoritmo de Levenberg–Marquardt, [22]. Este es un método de optimización numérico para hallar el mínimo de funciones por medio de la combinación del gradiente descendente y el algoritmo de Gauss-Newton.

En [6] se muestra que no existe una sola estructura de redes neuronales que funcione para todos los tipos de fallas, pero hay un gran grupo de estructuras de redes neuronales que pueden resolver el problema perfectamente. Este rango de posibilidades puede ser entendido como una desventaja, pero lejos de serlo es quizá una ventajas grandes con las que cuentan estos sistemas ya que esto garantiza la aplicabilidad de las redes neuronales en la clasificación de las fallas y el proceso de localización. Debido a esto se realizaron diferentes configuraciones para tratar de encontrar la arquitectura que menor error promedio, desviación estándar y error máximo tuviera, y a partir de esta, empezar a probar con diferentes variables de entrada y así encontrar la topología de red que presentara los mejores resultados; la topología de red empleada para comenzar con este análisis fue (4,Y,1) correspondiente a 4 variables de entrada, Y capas ocultas y una salida correspondiente a la localización de la falla

Se consideraran 4 variables ya que se incluirá una adicional a las tres que se habían seleccionado previamente con la intención de capturar el comportamiento del voltaje de primer armónico superimpuesto y la corriente de primer armónico superimpuesta ($|\Delta V_{A1\phi}|$, $|\Delta I_{A1\phi}|$) por tanto la nueva variable será la combinación lineal de las dos anteriores ($|\Delta V_{A1\phi}| / |\Delta I_{A1\phi}|$); contándose entonces con las siguientes variables para el entrenamiento de la red neuronal $|\Delta I_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}| / |\Delta I_{A1\phi}|$ y $\Theta_{IA3\phi}$.

En total se probaron diez redes neuronales diferentes (Y igual a 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12) en donde se uso el 70% de los datos para entrenamiento, 15% para validación y el 15% restante para prueba. De dichas pruebas se encontró que la topología de red neuronal que mejores resultados arrojaba era aquella que contaba con 9 neuronas en la capa oculta ya que presentaba un error medio bajo para un valor pequeño de desviaciones estándar.

Una vez se determino la cantidad de neuronas para la capa oculta se procedió a hacer una sensibilidad de la precisión de las redes con respecto a las variables de entrada para lo cual se considero una topología de red (X, 9, 1); donde X representaría topologías de red con 2, 3 y 4 variables de entrada.

A continuación se mostraran los resultados obtenidos para las redes neuronales; en las tablas donde son reportados los resultados la primera columna indica la procedencia de los datos con los que fue entrenada la red neuronal, mientras que la primera fila indica el nombre de la línea y subestación cuyos datos fueron probados con la red neuronal resultante.

Para las pruebas realizadas con la arquitectura (2, 9, 1) se seleccionaron como variables de entrada el cociente $|\Delta V_{A1\phi}| / |\Delta I_{A1\phi}|$ y $\Theta_{IA3\phi}$. En la Tabla 3 se muestran los resultados obtenidos para esta configuración en donde se observa que la mejor red obtenida corresponde a aquella entrenada con los datos de la Línea 3. Subestación A, que posee un error promedio general del 8.49% con una desviación del 7.25% y un error máximo del 39.97%

Tabla 3 Resultados red neuronal con arquitectura (2, 9, 1) en [%]

	Línea 1. Sub A.		Línea 1. Sub B.		Línea 3. Sub A.		Línea 3. Sub B.		Línea 2. Sub A.		Línea 2. Sub B.	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
L1. Sub A.	3.26	3.55	11.71	10.76	9.78	8.15	12.14	9.79	13.70	10.32	21.27	15.04
L1. Sub B.	12.78	15.24	4.76	4.96	6.71	5.47	8.45	5.91	13.82	8.62	16.78	10.76
L3. Sub A.	10.52	7.27	7.61	5.20	4.24	4.34	5.50	4.74	9.96	6.32	13.12	9.94
L3. Sub B.	11.83	8.64	9.08	7.85	4.99	5.21	4.41	4.59	7.00	5.11	10.39	8.83
L2. Sub A.	11.02	7.15	13.00	8.19	10.09	6.52	9.93	6.88	2.99	3.10	12.55	10.50
L2. Sub B.	19.93	13.52	16.85	10.90	12.79	9.36	9.86	7.92	9.24	7.48	4.62	4.57

Para las redes con arquitectura (3, 9, 1) se usaron las variables de entrada $|\Delta I_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}|$ y $\Theta_{IA3\phi}$. Tabla 4 se observan los resultados obtenidos para esta arquitectura variando los datos de entrenamiento, en donde se obtiene que estas nuevas redes neuronales no mejoran los resultados obtenidos por la red neuronal con topología (2, 9, 1) ya que esta presenta un error promedio general del 16.6% con una desviación estándar del 16.5% y un error máximo del 62.9%.

Tabla 4 Resultados red neuronal con arquitectura (3, 9, 1) en [%]

	Línea 1. Sub A.		Línea 1. Sub B.		Línea 3. Sub A.		Línea 3. Sub B.		Línea 2. Sub A.		Línea 2. Sub B.	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
L1. Sub A.	0.48	0.51	21.82	12.22	24.23	13.26	24.83	13.12	34.51	17.04	40.62	21.51
L1. Sub B.	33.21	21.15	0.67	0.71	8.85	5.11	8.40	4.35	26.55	15.10	33.21	19.09
L3. Sub A.	31.36	15.46	8.47	4.37	0.34	0.39	3.17	2.31	27.42	10.87	28.95	15.82
L3. Sub B.	29.46	15.24	7.82	3.78	3.03	2.62	0.37	0.41	24.16	10.64	28.98	15.70
L2. Sub A.	47.50	14.85	31.11	9.97	26.58	7.35	25.31	8.16	0.44	0.49	9.78	9.42
L2. Sub B.	76.88	25.43	49.16	17.55	43.65	16.06	41.47	16.04	11.73	9.60	0.54	0.56

En la Tabla 5, se observan los resultados obtenidos por diferentes redes neuronales con una arquitectura de (4, 9, 1) cuyas variables de entrada fueron $|\Delta I_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}|$, $|\Delta V_{A1\phi}| / |\Delta I_{A1\phi}|$ y $\Theta_{IA3\phi}$. Para la cual se obtuvo un error promedio general del 4.83% con una desviación del 3.97% y un error máximo del 15.97% entrenando la red con los datos de la línea 1. Subestación A. Disminuyéndose ostensiblemente el error promedio la desviación estándar y el valor máximo del error con respecto a las configuraciones anteriores indicando con esto que la mejor topología para la red es (4, 9, 1)

Tabla 5 Resultados red neuronal con arquitectura (4, 9, 1) en [%]

	Línea 1. Sub A.		Línea 1. Sub B.		Línea 3. Sub A.		Línea 3. Sub B.		Línea 2. Sub A.		Línea 2. Sub B.	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
L1. Sub A.	0.48	0.58	6.10	2.96	5.12	3.75	4.56	3.64	8.18	4.10	4.56	3.08
L1. Sub B.	5.33	3.58	0.45	0.54	13.40	9.50	13.32	10.03	16.34	14.02	12.90	11.31
L3. Sub A.	13.36	7.07	14.53	7.18	0.34	0.39	0.59	0.45	5.61	3.26	3.60	2.43
L3. Sub B.	5.76	4.38	11.62	3.97	1.32	0.94	0.38	0.39	5.92	4.52	5.29	2.40
L2. Sub A.	3.59	2.05	8.84	4.77	3.04	1.99	3.08	2.15	0.34	0.43	5.22	4.02
L2. Sub B.	5.39	3.71	6.87	3.98	5.66	2.66	4.76	2.19	9.30	4.41	0.59	0.55

CAPITULO IX

Conclusiones

Una oportuna y precisa localización de las fallas en un sistema de transmisión de energía es de gran importancia para los operadores de red debido a las grandes pérdidas económicas que puede traer consigo tener fuera de servicio una parte del sistema.

A pesar de aun estar en vigencia los algoritmos tradicionales para la localización de fallas no son una buena alternativa para la localización de fallas de alta impedancia debido a que las asunciones y consideraciones realizadas en los algoritmos no permiten obtener buenos resultados a la hora de localizar una falla de alta impedancia.

No existe una sola estructura de redes neuronales que funcione para todos los tipos de fallas, pero existen grupos de estructuras de redes neuronales que pueden resolver el problema perfectamente.

El proceso de diagnostico automático de fallas aun tiene mucho camino por recorrer ya que no existe un solo sistema inteligente capaz de resolver todo el problema y por tanto toca plantear soluciones individuales para la detección, clasificación y localización de fallas. Las cuales hasta ahora no dejan de ser soluciones parciales debido a que su utilización está restringida únicamente al sistema para el cual fue diseñado.

La determinación de componentes armónicas que aparecen en la corriente como producto de una falla a tierra y la determinación de las variaciones en las formas de onda mediante la obtención de las magnitudes superimpuestas son dos excelentes metodologías para determinar la presencia de falla de alta impedancia en un sistema. Integrar ambas metodologías tal como fue implementado en este trabajo presenta muy buenos resultados al menos para el caso de estudio que fue planteado en este trabajo y por tanto deberá tenerse en cuenta a la hora de afrontar problemas un poco más complejos.

Para este problema de estudio en particular plantear soluciones mediante la implementación de sistemas inteligentes como lo fue en este caso las redes neuronales; permite buscar soluciones más precisas, confiables y económicas que las metodologías tradicionales ya que mediante este tipo de técnicas se está tratando de reproducir la capacidad de aprendizaje que tiene el cerebro humano y con este generar una mejor determinación de la localización de la falla.

De los resultados obtenidos para la redes neuronales se puede comentar que para este problema en particular una red con una arquitectura (4, 9, 1) es la que tiene asociados menores errores ya que con esta se obtuvo un error promedio general del 4.83% con una desviación del 3.97% y un error máximo del 15.97%, resultados que en términos generales son bastante aceptables si se tiene en cuenta que se está entrenando la red para una de las líneas y se está verificando para todas las demás.

Para un caso particular en el que se emplea los datos de la misma línea para hacer el entrenamiento y la validación se obtienen resultado para la mejor de las topologías de las redes (4, 9, 1) de 0.59% como error promedio general y una desviación estándar de 0.55% para el peor de los casos, lo cual corrobora la validez de la implementación de una red neuronal para tratar de resolver el problema de localización de fallas de alta impedancia.

Si bien los resultados son buenos cuando se prueba las redes para una línea diferente a la que fue utilizada para el entrenamiento, se presentan algunas pequeñas falencias con respecto al error máximo que presenta la red a la hora de localizar la falla; ya que un 15.97% está fuera de un margen de error tolerable del 10% de error.

En aras de mejorar los resultados obtenidos se deberá buscar la manera de normalizar los datos de entrenamiento y buscar patrones generales entre un caso y otro ya que para líneas de longitudes muy diferentes se presentan errores máximos muy grandes (fuera del margen aceptable de un 10% error máximo). Para lo cual se deberán buscar técnicas más formales para la selección de las variables de interés.

CAPITULO X

Referencias

[1] “Network Protection and Automation Guide (Electrical Power System)”, General Electric Company, junio 2002

[2] Moreto, M.; “Localização De Falhas De Alta impedância Em Sistemas Dedistribuição De Energia: Uma Metodologia Baseada Em Redes Neurais Artificiais.”; Tesis Mestría Escola de engenharia departamento de engenharia elétrica universidad e federal do rio grande do sul 2005.

[3] Idárraga, G.; Valencia, R.; Hernández, J.; “Algoritmos para Localización de Fallas En Líneas de Transmisión Análisis para el Caso Colombiano”. Dyna, vol. 71, No. 143, Noviembre 2004.

[4] Kawady, T; Stenzel, J.; “Investigation of Practical Problems for Digital Fault Location Algorithms Bases on EMTP Simulation”, Department of Electrical Engineering and Information Technology, Darmstadt University of Technology, Darmstadt, Germany.

[5] Popovic, L. M.; “A Digital Fault-Location Algorithm Taking IntoAccount the Imaginary Part of the Grounding Impedance at the Fault Place”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18, No. 4, October 2003.

[6] Gracia, J.; Mazon, A. J.; Zamora, I.; “Best ANN Structures for Fault Location in Singleand Double-Circuit Transmission Lines”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 20, No. 4, October 2005.

[7] Quintero, E.; “Desarrollo De Un Modelo Para La Localización De Fallas En Sistemas De Transmisión De Energía Eléctrica Utilizando Técnicas De Inteligencia Artificial”; Tesis Maestría Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín, Enero de 2010.

[8] Guerrero, D.; “Análisis de Esquemas de Teleprotección en Líneas de Alta Tensión”; Tesis Pregrado Universidad Pontificia Bolivariana, 2009

[9] Xiangning Lin; Peng Mao; Hanli Weng; Bin Wang; Bo, Z.Q.; “Study on Fault Location for High Voltage Overhead Transmission Lines Based on Neural Network System”, IEEE, International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems,Nov 2007

[10] Bockarjova, M.; Sauhats, A.; Andersson, G.; “Statistical Algorithms for Fault Location on Power Transmission Lines”, IEEE Power Tech, 2005

[11] Li, L.; Redfern, M. A.; “A Review of Techhniques to Detect Downed Conductors in Overhead Distribution Systems”, Developments in Power System Protection, Conference Publication No. 479, IEE 2001.

- [12] Shu Hongchun, Sun Xiangfei, Si dajun; “A new method for locating faults on transmission lines based on rough set and FNN”, IEEE 2001
- [13] El-Naggar, K.M.; “A Genetic Based Fault Location Algorithm For Transmission Lines”, IEE 2001, Conference Publication No. 482 0 CIRED2001, 18-21 June 2001
- [14] Nam, S.R.; Park, J.K.; Kang, Y.C.; Kim, T.H.; “A Modeling Method of a High Impedance Fault in a Distribution Using Two Series Time-Varying Resistances in EMTP System”, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2001.
- [15] Venkatesan, R.; Balamurugan, B.; “A Real-Time Hardware Fault Detector Using an Artificial Neural Network for Distance Protection”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, No. 1, January 2001.
- [16] Souza, J.C.S.; Rodrigues, M.A.P.; Schilling, M.T.; Do Coutto Filho, M.B.; “Fault Location in Electrical Power Systems Using Intelligent Systems Techniques” ;IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, No. 1, January 2001
- [17] Heung-Jae Lee; Deung-Yong Park; Bok-Shin Ahn; Young-Moon Park; Jong-Keun Park; Venkata, S.S.; ” A Fuzzy Expert System for the Integrated Fault Diagnosis”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 15, No. 2, April 2000.
- [18] Li, K.K.; Lai, L.L.; David, A.K.; “Application of Artificial Neural Network in Fault Location Technique”; IEEE International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2000.
- [19] Zhihong Chen; Maun, J.-C.; “An Artificial Neural Network Based Real-Time Fault Locator for Transmission Lines”, IEEE International Conference on Neural Networks 1997.
- [20] Marcel, F.; “Modeling, Detection, And Localization of High-Impedance Faults In Low-Voltage Distribution Feeders”; Virginia Tech Polytechnic Institute; Diciembre 2003
- [21] Cardona, O.; “Estimación holística del riesgo sísmico utilizando sistemas dinámicos complejos”; Tesis Doctoral Universidad Politécnica de Cataluña; Septiembre de 2001
- [22] Khajavi, M.; Menhaj, M.; Nikravesh, K.; “Modified levenberg – Marquardt method for neural networks training”; World Academy of Science, Engineering and technology; Vol 6 Junio 2005.