

**ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS  
PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN  
DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.**





**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**  
**SEDE QUITO**  
**CARRERA DE ELECTRICIDAD**

**ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS  
PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN  
DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.**

Trabajo de titulación previo a la obtención del  
Título de Ingeniero Eléctrico

AUTOR: LUIS ANGEL BECERRA BENAVIDES

TUTOR: LEONY ORTIZ MATOS

Quito -Ecuador

2023

Luis Angel Becerra Benavides

**ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.**

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2023

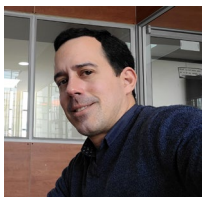
Carrera de Electricidad

Breve reseña histórica e información de contacto.



**Luis Angel Becerra Benavides** (Y'1999 – M'09). Nació en Quito, Ecuador. Bachiller Técnico en Instalaciones, Equipos y Máquinas Eléctricas, en la Unidad Educativa Fiscal “Central Técnico”, Ecuador 2017. Su trabajo consiste en realizar una red neuronal para la detección de fallas en sistemas de distribución con generación distribuida. [lbecerrab@est.ups.edu.ec](mailto:lbecerrab@est.ups.edu.ec)

*Dirigido por:*



**Leony Ortiz Matos** (Y'1982). Recibió el título de MSc. e Ingeniería en Automática por el Instituto Superior Politécnico Julio Antonio Mella (ISPJAM) de la Universidad de Oriente, Cuba. El ingeniero Ortiz tiene un MSc. En ciencias y Doctor en Ingeniería de la Universidad Pontificia Bolivariana-Colombia-Medellín y es miembro del Grupo de Investigación en Redes Eléctricas Inteligentes (GIREI). Forma parte del equipo académico de la carrera de Ingeniería Eléctrica de Universidad Politécnica Salesiana Quito-Ecuador. Sus principales intereses de investigación Automatización y Control, Control robusto y Control Tolerante a Fallos, Micro-redes Eléctricas Inteligentes híbrida, CA/CC. [lortiz@ups.edu.ec](mailto:lortiz@ups.edu.ec)

Todos los derechos reservados:

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2023 Universidad Politécnica Salesiana

QUITO - ECUADOR


## CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Luis Angel Becerra Benavides con documento de identificación N° 1727315135 manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 25 de octubre del año 2023

Atentamente,



Luis Angel Becerra Benavides

1727315135

## **CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Yo, Luis Angel Becerra Benavides con documento de identificación No. 1727315135, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Artículo Académico: “Estrategia de detección e identificación de fallas eléctricas para sistemas de distribución eléctrica con generación distribuida basado en redes neuronales artificiales”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 25 de octubre del año 2023

Atentamente,



---

Luis Angel Becerra Benavides

1727315135

## **CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN**

Yo, Leony Ortiz Matos con documento de identificación N° 1754230389, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES, realizado por Luis Angel Becerra Benavides con documento de identificación N° 1727315135, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción de Artículo Académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 25 de octubre del año 2023

Atentamente,



Ing. Leony Ortiz Matos, Ph.D.  
1754230389

## ÍNDICE GENERAL

1	Introducción .....	2
2	Marco teórico.....	3
2.1	Sistemas de Distribución .....	3
2.1.1	Sistemas de Distribución Urbanos.....	3
2.1.2	Sistemas de Distribución Rurales .....	3
2.1.3	Redes de Distribución Subterráneas.....	4
2.2	Fallas en Sistemas de Distribución.....	4
2.2.1	Fallas simétricas .....	4
2.2.2	Fallas asimétricas .....	4
2.3	Sistemas de Detección de Fallas para Sistemas de Distribución.....	5
2.3.1	Identificación de Fallas .....	5
2.4	Redes Neuronales Artificiales.....	5
2.4.1	Algoritmo de Retropropagación (Backpropagation).....	6
3	Planteamiento del problema .....	6
3.1	Metodología .....	6
4	Caso de estudio .....	7
5	Análisis de resultados .....	8
5.1.1	Caso Falla Monofásica .....	9
5.1.2	Caso Base Falla bifásica.....	11
5.1.3	Caso Base Falla Trifásica .....	13
6	Trabajos futuros .....	13
7	Conclusiones.....	14
8	Referencias.....	14
8.1	Matriz de Estado del Arte .....	19
8.2	Resumen de Indicadores.....	22
9	Anexos.....	23



## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Topología Malla [autor].	3
Figura 2. Topología Radial [autor].	4
Figura 3. Falla Trifásica [autor].	4
Figura 4. Falla Monofásica [autor].	5
Figura 5. Falla Bifásica [autor].	5
Figura 6. Ejemplo de configuración de Red Neuronal [autor].	5
Figura 7. Sistema unifilar de 13 nodos IEEE.	7
Figura 8. Valores de Potencia Activa sin fallo.	8
Figura 9. Residuo Red Neuronal y Sistema Barra 632.	9
Figura 10. Red Neuronal y Sistema Barra 632.	9
Figura 11. Red Neuronal y Sistema en falla monofásica.	10
Figura 12. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla monofásica.	10
Figura 13. Red Neuronal y Sistema en falla Bifásica En Barra 632.	11
Figura 14. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla Bifásica en Barra 632.	11
Figura 16. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla Trifásica en Barra 632.	12
Figura 15. Red Neuronal y Sistema en falla Trifásica En Barra 632.	12
Figura 17. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.	22
Figura 18. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.	22
Figura 19. Indicador de solución - Estado del arte.	22

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Tipos de Fallas Eléctricas.	4
Tabla 2: Tabla de Patrones.	6
Tabla 3: Tabla de Variables.	6
Tabla 4: Tabla de funciones.	7
Tabla 5: Pseudocódigo implementado.	7
Tabla 6: Falla Monofásica 632.	10
Tabla 7: Falla Monofásica 675.	11
Tabla 8: Falla Bifásica 632.	12
Tabla 9: Falla Bifásica 675.	13
Tabla 10: Falla Trifásica 632.	13
Tabla 11: Falla Trifásica 675.	13
Tabla 12: Matriz de estado del arte.	19
Tabla 13: Falla Monofásica 633.	23
Tabla 14: Falla Monofásica 634.	23
Tabla 15: Falla Monofásica 645.	23
Tabla 16: Falla Monofásica 646.	23
Tabla 17: Falla Monofásica 684.	23
Tabla 18: Falla Monofásica 611.	23
Tabla 19: Falla Monofásica 671.	24
Tabla 20: Falla Monofásica 692.	24
Tabla 21: Falla Monofásica 652.	24

Tabla 22: Falla Bifásica 633.....	24
Tabla 23: Falla Bifásica 634.....	24
Tabla 24: Falla Bifásica 645.....	24
Tabla 25: Falla Bifásica 646.....	25
Tabla 26: Falla Bifásica 671.....	25
Tabla 27: Falla Bifásica 684.....	25
Tabla 28: Falla Bifásica 675.....	25
Tabla 29: Falla Bifásica 692.....	25
Tabla 30: Falla Trifásica 633.....	25
Tabla 31: Falla Trifásica 634.....	26
Tabla 32: Falla Trifásica 671.....	26
Tabla 33: Falla Trifásica 692.....	26

# ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.

## Resumen

Con el crecimiento poblacional, las empresas distribuidoras de energía eléctrica deben de suministrar servicios de calidad a cada usuario. Esto conlleva a que la red de distribución tenga un crecimiento considerable la cual no está exenta de daños en su infraestructura o fallas. Adicionalmente, con la implementación de generación distribuida los sistemas tradicionales de detección de fallas a generar falsos positivos. En este sentido, uno de los principales desafíos de las empresas distribuidoras es la detección de estas fallas en la red juntamente con los sistemas de generación distribuida. La presente investigación muestra una estrategia para la Detección e Identificación de Fallas eléctricas en sistemas de distribución que cuentan con generación distribuida mediante. La estrategia propuesta se base en el uso de algoritmo de inteligencia artificial basados en Redes Neuronales Artificiales. La validación del método se realizó mediante el software Simulink Matlab/Simulink, que permitió la obtención de patrones para la identificación de la falla.

**Palabras Clave:** Redes Neuronales, Generación Distribuida, Sistema de Distribución, Detección de Fallas.

## Abstract

With population growth, electric power distribution companies must provide quality services to each user. This leads to considerable distribution network growth, which is not exempt from infrastructure damage or failures. Additionally, traditional fault detection systems generate false positives by implementing distributed generation. In this sense, one of the main challenges for distribution companies is the detection of these faults in the network together with distributed generation systems. This research shows a strategy for detecting and identifying electrical faults in distribution systems with distributed generation. The proposed strategy is based on using artificial intelligence algorithms based on Artificial Neural Networks. The validation of the method was carried out using Simulink Matlab/Simulink software, which allowed for obtaining patterns for fault identification.

**Keywords:** Neural Networks, Distributed Generation, Distribution System, Fault Detection.

# 1 Introducción

En la actualidad del mundo existe una gran dependencia de la energía eléctrica, siendo fundamental para maximizar el desarrollo de un país, por ende, es de gran problemática para las autoridades del país, de igual manera para toda la ciudadanía si este recurso llegara a faltar, al ser un recurso necesario para las labores y la producción empresarial se necesita que el recurso se encuentre presente todo el tiempo [1], [2].

Para obtener el recurso siempre presente, se construyen grandes centrales de generación, siendo su energía transportada hacia los grandes centros de carga por medio de líneas de transmisión, para las grandes ciudades, ingresa en los sistemas de distribución, para realizar la entrega de energía a cada uno de los usuarios [1], [3]–[8].

En el caso del sistema de distribución existe una gran amenaza que son los cortocircuitos, provocando fallos en el sistema que conlleva a algunos equipos de la red de distribución a tener complicaciones en su funcionamiento, aunque no es posible prevenir los fallos se puede realizar un método para detectar estas fallas de manera rápida, por lo que en este artículo, vio la necesidad de implementar un sistema de detección e identificación de fallas en el sistema eléctrico de distribución basado en la metodología de redes neuronales, brindando una mayor confiabilidad del sistema [9], [10].

Los métodos de detección e identificación de fallas a través del tiempo, se han desarrollado por medio de diferentes algoritmos matemáticos y en el caso de protección, equipos que detecte la falla y la pueda disuadir. Los métodos de detección se dividen aproximadamente en tres categorías, teniendo en primer lugar la inspección visual que es muy común para detectar una falla, de igual manera se encuentran métodos basados con inteligencia artificial, siendo el caso de un

método específico las redes neuronales [11]–[13].

En el sistema de distribución las fallas más comunes son monofásicas, en la mayoría de los casos la estimulación de la falla es externa, como un claro ejemplo son árboles o ramas que se caen a la línea, ya sea por fuertes vientos o por colisiones de vehículos a los árboles o directamente la colisión de los vehículos a los postes de la red de distribución, al ser la mayoría fallas monofásicas se tiene una falla asimétrica por lo que algunos métodos tienen complicaciones para detectar este tipo de fallas [14].

Algunos autores han abordado la problemática de detección e identificación de fallas, con la implementación de generación distribuida, ha llevado a que se extienda la investigación, dado que esto presenta efectos directos a la red, cada método contiene sus ventajas y desventajas, además el método debe cumplir un error aceptable para ser tomado en cuenta [2], [11], [14]–[18].

El tema de detección de fallas en sistemas con generación distribuida es muy desafiante para las tecnologías nuevas, teniendo complicaciones en fallas cercanas a la red según [3], este método propone la interpretación para diseñar protecciones.

Según [1], no se ha interpretado ningún método que pueda resolver todos los problemas. Ya que cada uno está diseñado para resolver un problema en específico. Cada sistema puede escoger un método que cumpla con las necesidades que tiene cada sistema.

Según [19], es importante realizar mayor investigación de generación distribuida, para minimizar las preocupaciones de los usuarios que contienen este sistema, por los impactos que tiene la generación distribuida en la red.

En primera instancia determinaremos el modelo de 13 barras de la IEEE para determinar los valores. A continuación, estos valores servirán para el entrenamiento

y creación de las redes neuronales, por consiguiente, al simular en el software Simulink, implementando fallas en las barras del sistema, con el fin de detectar e identificar las fallas que se producen en el instante de la simulación.

## 2 Marco teórico

El sistema eléctrico de potencia se divide en cuatro subsistemas, siendo: Generación, Transmisión, Distribución y Carga, cada pieza es fundamental para el sistema, de igual manera al existir fallos en alguna parte del sistema, se va a referir con diversas afectaciones al resto del sistema [20].

### 2.1 Sistemas de Distribución

El sistema de distribución eléctrica es un integrante del sistema eléctrico de potencia, que consiste en la transportación de la energía eléctrica, empezando desde las subestaciones de potencia a cada uno de los usuarios que son parte de la red eléctrica [20]. Los sistemas de distribución al ser un servicio, donde se necesita mantener el suministro, convierten al sistema de distribución en una infraestructura crítica, que necesita mantenimientos previos, con motivo de prevenir fallas en el sistema, aunque el sistema no se encuentra exento a fallos y accidentes [21]–[23].

#### 2.1.1 Sistemas de Distribución Urbanos

Los sistemas de distribución urbanos son centros de consumo masivos, por esto obtiene, consumos del 60% al 80%, el sistema urbano divide en zona residencial, comercial y mixta, teniendo como concluyente la zona industrial, además la implementación de generación distribuida en los últimos años [24].

Se ocupan una variedad de topologías o configuraciones que se denominan por radial, anillo y malla [11]. Por configuración en los sistemas de distribución urbanos se ocupan topologías anillo y malla, además, con la puesta en práctica de sistemas de generación

distribuida en estas redes provoca que se conviertan en redes desbalanceadas, debido a las cargas que manejan sean monofásicas, bifásicas o trifásicas [25].

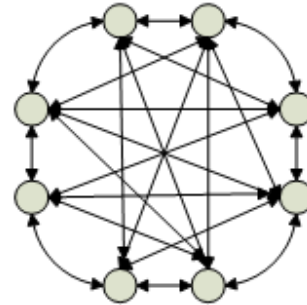


Figura 1. Topología Malla [autor].

En zonas industriales el consumo en los últimos años ha crecido notablemente, por el cambio de maquinarias que consumen combustibles fósiles, a la implementación de maquinarias eléctricas, de igual manera se encuentra industrias que han ido implementando generación distribuida, consecuentemente utilizan esta energía a sus procesos de producción [19], [26].

#### 2.1.2 Sistemas de Distribución Rurales

Los sistemas de distribución rurales al recorrer largas distancias obtienen una gran caída de tensión, se utiliza una topología radial teniendo una cantidad menor de usuarios por kilómetro de red. En los sistemas rurales por la pérdida de voltaje, se ha comenzado con implementación de generación distribuida, ya que en los últimos años ha comenzado a crecer la carga de las zonas rurales, por implementación de maquinaria agrícola eléctrica, suplantando la maquinaria a combustión de combustibles fósiles [27]–[33].

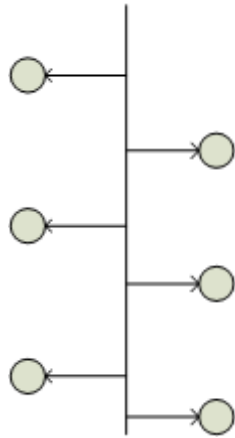


Figura 2. Topología Radial [autor].

### 2.1.3 Redes de Distribución Subterráneas

Las redes subterráneas en los últimos años han crecido en su utilización, por los problemas que se encuentran expuestas las redes aéreas como: cambio climático, accidentes de tránsito, entre otros., por ende provocan la interrupción del servicio eléctrico, aunque, tiene una gran ventaja al ser soterrado su costo se incrementa, de igual manera su mantenimiento es más costoso al convencional aéreo, teniendo ventajas como no tener una contaminación visual por la cantidad de cables que se encuentra en el sistema aéreo [34].

## 2.2 Fallas en Sistemas de Distribución

Los sistemas de distribución son sistemas que se encuentran expuestos a fallos en su mayoría son por provocaciones externas a la red. La red actual pese a recibir el mantenimiento correspondiente, para desestimar fallas del sistema internas, debido al pasar de los años ya se encuentran al borde de su capacidad, por ende, comienza a tener fallos de sus equipos y complementarios [35].

Una red eléctrica al tener una variedad de fallas, por esa razón se debe preparar y observar cada una de estas, con la intención de mejorar la confiabilidad del sistema, en consecuencia, con la implementación de Generación Distribuida ha provocado que las fallas se vuelvan más complejas y por

ende más complejas en encontrar una solución para restablecer la red [36].

Una falla en la red de distribución conlleva una gran variedad de factores que, en su mayoría, son de importancia para el correcto funcionamiento de la red. La falla de la red tiene dos tipos, siendo cortocircuito asimétrico o simétrico [36], [37].

Tabla 1: Tipos de Fallas Eléctricas.

Tipo	Descripción
Monofásica a Tierra	Falla en solo una Fase más Tierra
Bifásica	Falla donde intervienen dos Fases
Bifásica a Tierra	Falla donde intervienen dos Fases más Tierra
Trifásica	Falla donde intervienen tres Fases

### 2.2.1 Fallas simétricas

Las fallas simétricas producen una corriente de falla igual en cada una de las fases, que se encuentran desplazadas por 120 grados la una de la otra y sucesivamente. La falla trifásica es el ejemplo claro de esta, debido a intervenir las tres líneas, la falla es muy violenta, generalmente son causadas por condiciones climáticas [38].

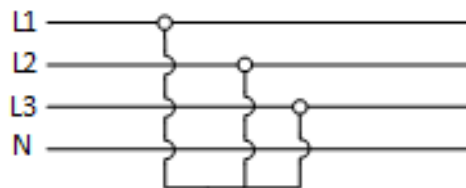


Figura 3. Falla Trifásica [autor].

### 2.2.2 Fallas asimétricas

Las fallas asimétricas producen corrientes desbalanceadas de falla en cada una de las fases, siendo estas las fallas más comunes, por tener tres tipos: monofásica a tierra, bifásica y bifásica a tierra. La monofásica a tierra es la falla más común con aproximadamente el 80%, debido a encontrarse en un sistema trifásico, cualquier fase puede provocar este fallo donde solo involucra una de estas fases [38], [39].

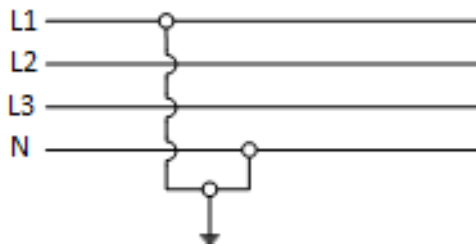


Figura 4. Falla Monofásica [autor].

En las fallas asimétricas otra común es la falla bifásica, que conforma la intervención de dos fases del sistema, también consta de corrientes de falla desbalanceadas en el sistema, al contrario, estas fallas son menos comunes, pero normalmente se encuentra en sistemas que contienen mucha contaminación [38].

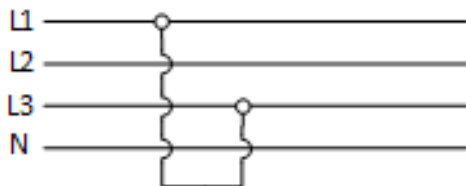


Figura 5. Falla Bifásica [autor].

### 2.3 Sistemas de Detección de Fallas para Sistemas de Distribución

Para la detección de fallas existe un sin número de métodos, teniendo algunos con más éxito que otros. Lo que se busca en estos métodos es dar el mejor resultado posible. Es un desafío por el existir un fallo se tiene pérdidas económicas y posibles daños que conllevan a realizar trabajos de mantenimiento correctivos [11].

La puesta en práctica de métodos ayuda a la reducción del tiempo de respuesta de los grupos de mantenimiento, por consiguiente, ayuda a la confiabilidad de la red, teniendo la posibilidad de poder planificar equipos para lugares con mayor cantidad de fallas, para prevenir interrupciones largas [40].

Los métodos de detección tradicionales se basan en la inspección de cada una de las fases. La inspección es visual como también se observa en el sistema SCADA, con motivo de realizar una comparación de los datos. Por lo tanto, dar la decisión de si es

falla o no, siendo un análisis de datos para determinar el resultado [41].

Como requisito principal de los sistemas de detección de fallas, es diferenciar las señales para determinar las fallas que se encuentran en el sistema. Los sistemas buscan la eficiencia y rapidez para detectar fallas, obteniendo una respuesta rápida de los equipos de mantenimiento [42].

#### 2.3.1 Identificación de Fallas

La identificación de fallas en el sistema de distribución, se le conoce a la acción de determinar el tipo de falla que se encuentra actuando en el sistema. La intervención ayuda a una mayor claridad de a que se enfrentan los equipos de mantenimiento [43].

### 2.4 Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales es un modelo creado por computadora, con la finalidad de recrear las funciones de las neuronas biológicas del ser humano. Se utiliza para diferentes campos este modelo computacional, contiene una buena capacidad de búsqueda global, pero teniendo el problema de una convergencia lenta que restringe algunos factores [44], [45].

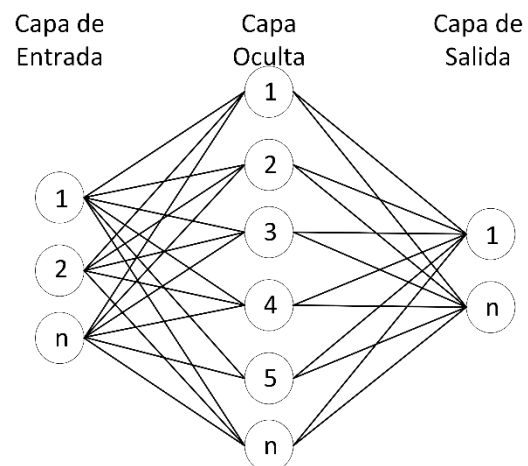


Figura 6. Ejemplo de configuración de Red Neuronal [autor].

La Red Neuronal consta de varias capas que se denominan: capa de entrada, oculta y de salida, todas disponen de una función

para llegar al objetivo. Obtener el resultado que se requiere llegar con la menor cantidad de error, ocupando una serie de algoritmos para este proceso y teniendo el más utilizado que se denomina Algoritmo de Retropropagación (Backpropagation) [45], [46].

### 2.4.1 Algoritmo de Retropropagación (Backpropagation)

El algoritmo de Retropropagación es muy utilizado en el entrenamiento y aprendizaje de redes neuronales. La finalidad del algoritmo es de aprender con el error anterior y así que la red neuronal sea más exacta, reduciendo el error y siendo más exacta al momento de seguir el proceso [46], [47].

El algoritmo de retropropagación realiza una iteración desde las capas de salida hasta las capas de entrada pasando por las capas ocultas. Buscando rebajar el error promedio, cambiando cada uno de los pesos en cada iteración, con la capacidad de mejorar en cada proceso [48].

## 3 Planteamiento del problema

A medida del aumento de carga que se tiene por el crecimiento poblacional. El sistema de distribución crece a pasos agigantados, recorriendo más kilómetros y teniendo mayor cantidad de usuarios.

Considerando que la red de distribución en su mayor parte es aérea, eventualmente expuesta a problemas externos que provocan fallas como: condiciones climáticas, colisiones contra los postes de suministro, entre otros. Al tener estas complicaciones se proponen diversos métodos para detectar estas fallas. En este artículo científico vamos a utilizar Redes Neuronales para detectar e identificar las fallas. Al ser un sistema que consta con Generación Distribuida, provoca que los métodos tengan complicaciones para detectar estas fallas, siendo muy común que en la actualidad se ocupen modelos de

Inteligencia Artificial. Al momento de realizar la creación de la Red Neuronal, por consiguiente, se realiza la normalización de los datos de voltaje y corriente a por unidad.

Para la identificación de fallas se utiliza un patrón de datos que se observa en la tabla 2, con el cual se va a interpretar cada una de las fallas, con motivo de ser más exacta con los resultados.

Tabla 2: Tabla de Patrones.

Tipo de Falla	A	B	C
Monofásica a Tierra	1	0	0
	0	1	0
Bifásica	1	0	1
	1	1	0
Trifásica	0	1	1
	1	0	1
	1	1	1

## 3.1 Metodología

Tabla 3: Tabla de Variables.

SIMBOLOGIA	VARIABLE
Isim	Entradas del sistema
Osim	Salidas del sistema
Si	Cantidad de neuronas de capa de entrada
So	Cantidad de neuronas de capa de salida
Sh	Cantidad de neuronas de capa oculta
STa	Activación tangente sigmoideal
STo	Activación tangente sigmoideal
STh	Activación lineal
BLM	Retropropagación Levenberg-Marquardt
BDW	Retropropagación weight/bias, por defecto
EC	Rendimiento Error cuadrático medio por defecto
PR	Valores mínimo y máximo de Entrada
Ts	Tiempo de muestreo
val.I	Datos de validación de entrada
val.O	Datos de validación de salida
test.I	Datos de prueba de entrada
test.O	Datos de prueba de Salida
I	Clasificación de datos de entrada
O	Clasificación de datos de salida



Tabla 4: Tabla de funciones.

NOMBRE	DESCRIPCIÓN
tansig	Función de activación tangente sigmoideal
purelin	Función de activación lineal
traingdx	Función para el entrenamiento de la NN de retropropagación, por defecto
trainlm	Función de retropropagación Levenberg-Marquardt
learnqdm	Función de retropropagación weight/bias, por defecto
mse	Función de rendimiento Error cuadrático medio por defecto
minmax	Determina valores máximos y mínimos
gensim	Función para crear la red neuronal en Simulink

Tabla 5: Pseudocódigo implementado.

**Algoritmo 1:** Algoritmo de creación de redes neuronales entrenadas para detección e identificación de fallas

**Inicio**

- Paso 1: **Entradas:** [Isim, Si, Sh, So]
- Paso 2: **Salidas:** [Osim]
- Paso 3: **Inicialización:**  
 $I = [Isim(1:\text{round}(\text{size}(Isim,1)/3),:)]$   
 $O = [Osim(1:\text{round}(\text{size}(Osim,1)/3),1)]$
- Paso 4: **Asignación:** [BLM, BDW, EC, PR]
- Paso 5: **Asignación de Validación de Datos:**  
 $\text{val.I} = [Isim(\text{round}(\text{size}(Isim,1)/3) + 1:2 * \text{round}(\text{size}(Isim,1)/3),:)]$   
 $\text{val.O} = [Osim(\text{round}(\text{size}(Isim,1)/3) + 1:2 * \text{round}(\text{size}(Isim,1)/3),:)]$
- Paso 6: **Asignación de Datos de Prueba:**  
 $\text{test.I} = [Isim(2 * \text{round}(\text{size}(Isim,1)/3) + 1:\text{end},:)]$   
 $\text{test.O} = [Osim(2 * \text{round}(\text{size}(Isim,1)/3) + 1:\text{end},:)]$
- Paso 7: **Creación de Red Neuronal:**  
 $\text{net} = [\text{newff}(I,O,[Si Sh],\{Sta,STh STo\},BLM,BDW,EC)]$
- Paso 8: **Entrenamiento:**  
 $\text{net} = [\text{train}(\text{net},I,O,[],[],\text{val},\text{test})]$
- Paso 9: **Creación de NN para Simulink:**  
 $\text{gensim}(\text{net},Ts)$
- Paso 10: **Retorno; FIN**

En la tabla 3 muestran las variables para la creación y entrenamiento de la red neuronal. Para la detección e identificación de fallas en un sistema de distribución con Generación distribuida se propone el Pseudocódigo 1 que detalla el proceso que lleva a cabo, para obtener los resultados propuestos.

En la tabla 4 visualizamos las funciones utilizadas, para realizar el algoritmo de entrenamiento de redes neuronales, con la finalidad de detección e identificación de fallas.

En la tabla 5 visualizamos el algoritmo diseñado para la creación de redes neuronales entrenadas para detección e identificación de fallas.

## 4 Caso de estudio

Para el caso de estudio se ha propuesto el sistema de la IEEE de 13 nodos. Se encuentra conformado por líneas de distribución de manera aérea y subterránea, teniendo un voltaje nominal de 4.16kV, constando con 10 líneas de distribución, de las cuales 9 son aéreas y una es subterránea.

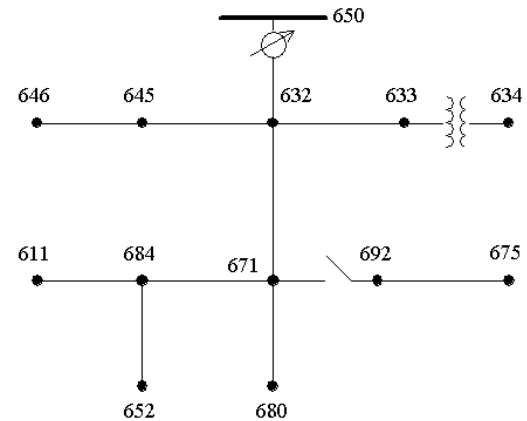


Figura 7. Sistema unifilar de 13 nodos IEEE.

Consta con una subestación de 5000kVA, con una conexión del tipo delta en alto voltaje de 115kV y conexión estrella en medio voltaje con una tensión nominal de 4.16kV, de igual manera consta con un transformador de 4.16kV a 480V, además, cuenta con 8 cargas monofásicas, bifásicas

y trifásicas distribuidas en las diferentes barras.

## 5 Análisis de resultados

Para la adaptación de la Red Neuronal en nuestro sistema se realizó la implementación del sistema de 13 barras de la IEEE en el Software Simulink, por consiguiente, observar el comportamiento del sistema al implementar una falla para la validación del método y analizar los resultados que nos avienta la simulación.

Con la simulación del sistema se toma en cuenta los datos que ofrece la IEEE en cuestión al sistema de 13 barras. Se realiza las pruebas del sistema para obtener los valores de corriente y voltaje, para mediante calculo obtener la potencia que transita en cada una de las barras y mediante estos datos realizar el entrenamiento e implementar las Redes Neuronales en el sistema para la detección de fallas.

Para modelar e implementar el sistema de 13 Barras de la IEEE, se utilizó el software Simulink; con el cual se procederá a la implementación de fallas en cada una de las barras. Para iniciar se obtendrá los

datos del sistema sin fallos, ya que al ser un sistema de simulación se conoce los valores de cada una de las variables que en un sistema de distribución real no se tiene, al menos que se realice la implementación de elementos de adquisición de los datos que se necesita para obtener los valores de voltaje, y corriente. En la figura 8 podemos observar los valores de potencia en condición normal de las fases A, B y C de barras con carga y principales del sistema de 13 Barras de la IEEE. Una vez se iniciaron los ensayos del sistema con la adaptación de redes neuronales, se visualizó el seguimiento de la red neuronal al sistema simulado, con el objetivo de observar el error que se tiene entre el sistema y la red neuronal, como se observa en la figura 9, que representa al residuo obtenido entre la red neuronal y el sistema en la barra 632, sin tener una falla activa de igual manera en la figura 10 podemos observar cómo sigue la red neuronal al sistema en la misma barra.

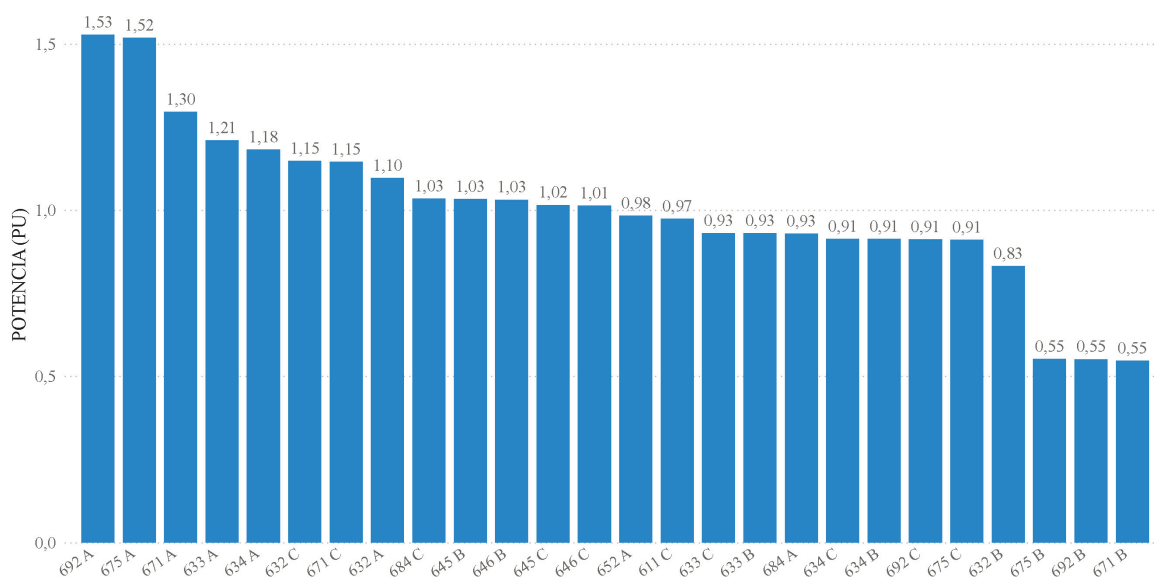


Figura 8. Valores de Potencia Activa sin fallo.

Para determinar una falla en este sistema se puso los siguientes parámetros: que el residuo entre la red neuronal y los datos reales del sistema sea en el rango de  $-0.01pu$  al  $+0.01pu$  y que sea permanente en el tiempo de simulación, ya que al tener generación distribuida la falla se transmite a las diferentes fases, para determinar que es una falla esta se debe encontrar fuera del rango señalado.

### 5.1.1 Caso Falla Monofásica

En este caso de estudio empezamos con la simulación de distintas fallas en el sistema, para observar la capacidad de las redes neuronales, las fallas monofásicas tienen un aproximado del 80% de suceder, es por esto que se pone a prueba las redes neuronales con diversas fallas monofásicas para probar su capacidad de detección e identificación en la tabla 6 tenemos la detección de una falla en la barra 632.

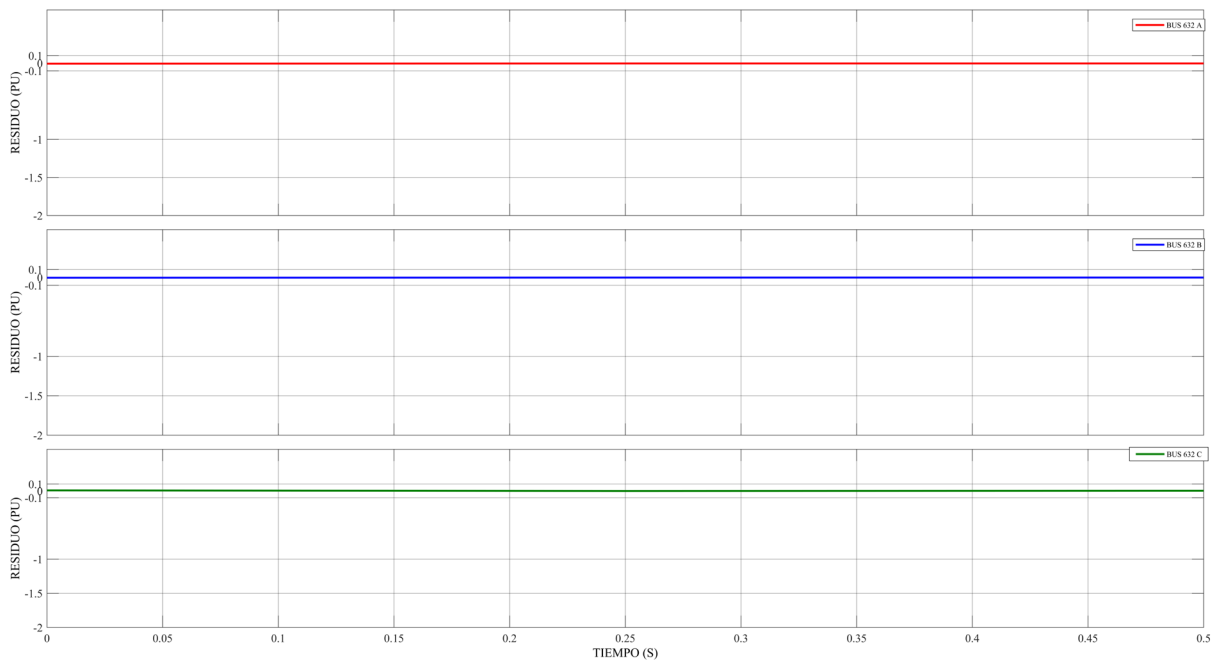


Figura 9. Residuo Red Neuronal y Sistema Barra 632.

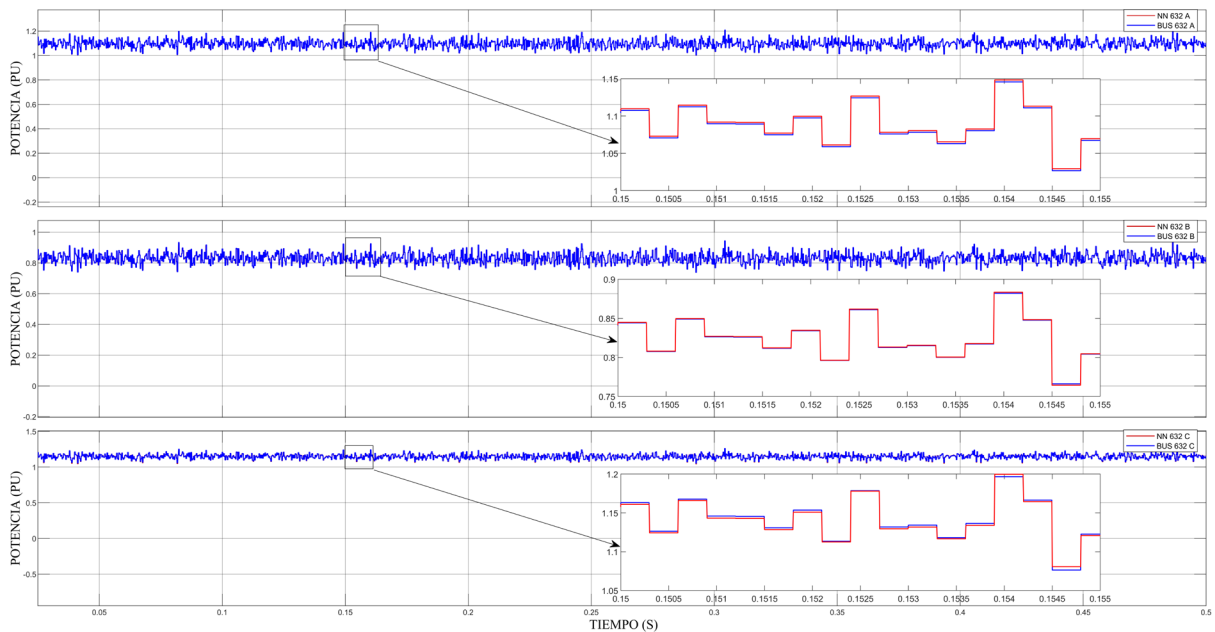


Figura 10. Red Neuronal y Sistema Barra 632.

Tabla 6: Falla Monofásica 632.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

De igual manera en la figura 11 podemos observar el comportamiento de la red neuronal a comparación del sistema cuando se encuentra en fallo y en la figura 12 el residuo.

En la tabla 7 se muestra la detección e identificación de una falla en un ramal del sistema de 13 barras de la IEEE en este caso utilizaremos la barra 675, siendo una de las más lejanas a la subestación de transformación.

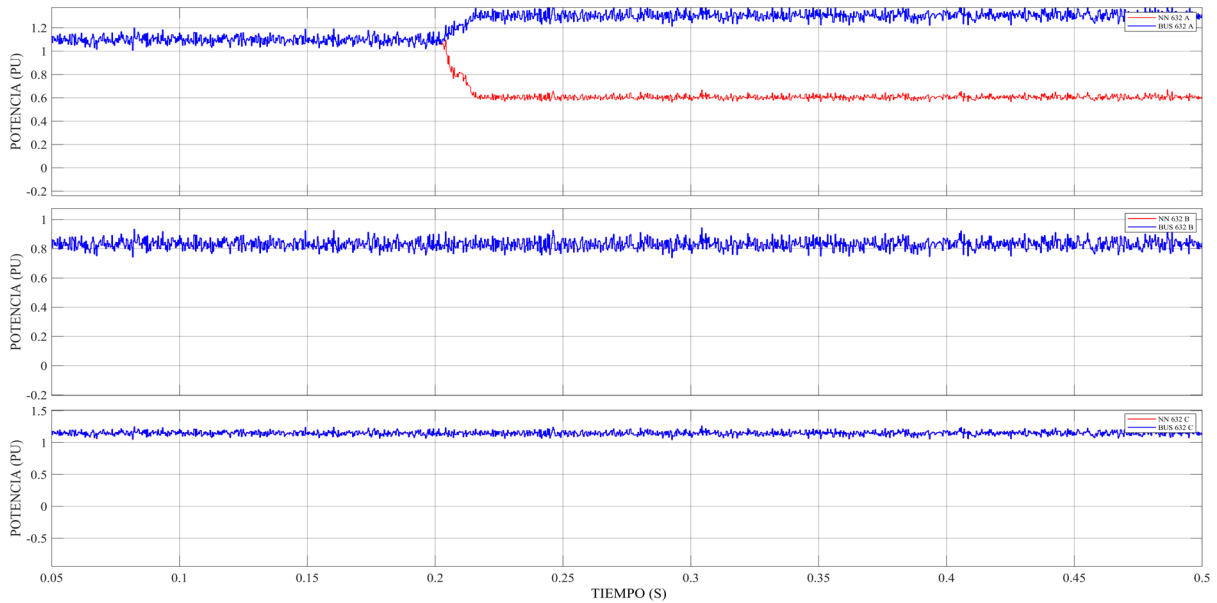


Figura 11. Red Neuronal y Sistema en falla monofásica.

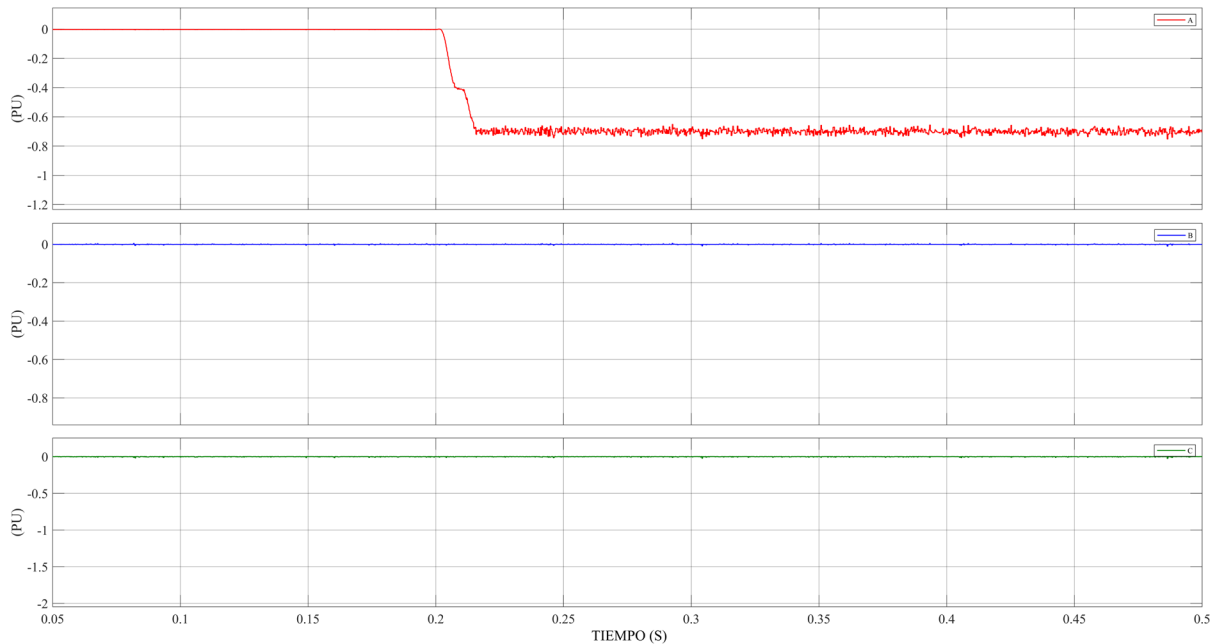


Figura 12. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla monofásica

Tabla 7: Falla Monofásica 675.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	0	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	0				

Se puede observar en anexos desde la tabla 13 a la 21, las fallas monofásicas realizadas en el resto de barras y la identificación de la falla en las redes neuronales.

### 5.1.2 Caso Base Falla bifásica

Para el caso base de la falla bifásica vamos a probar de igual manera fallas en todas las barras del sistema para observar como el sistema detecta e identifica la falla y en que

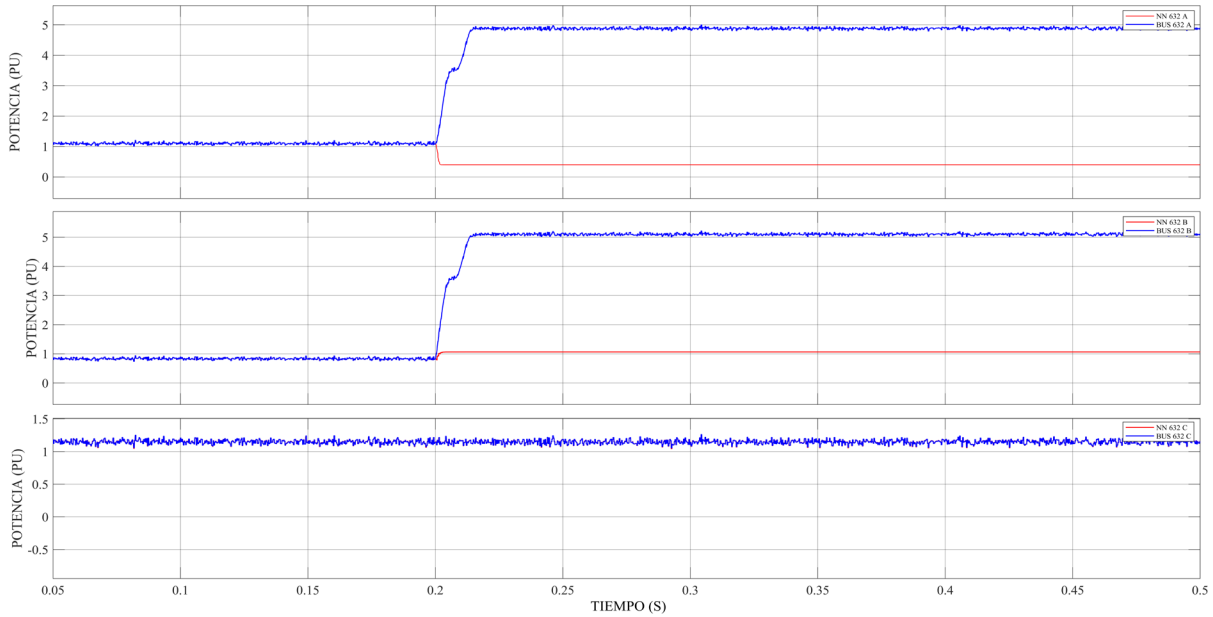


Figura 13. Red Neuronal y Sistema en falla Bifásica En Barra 632.

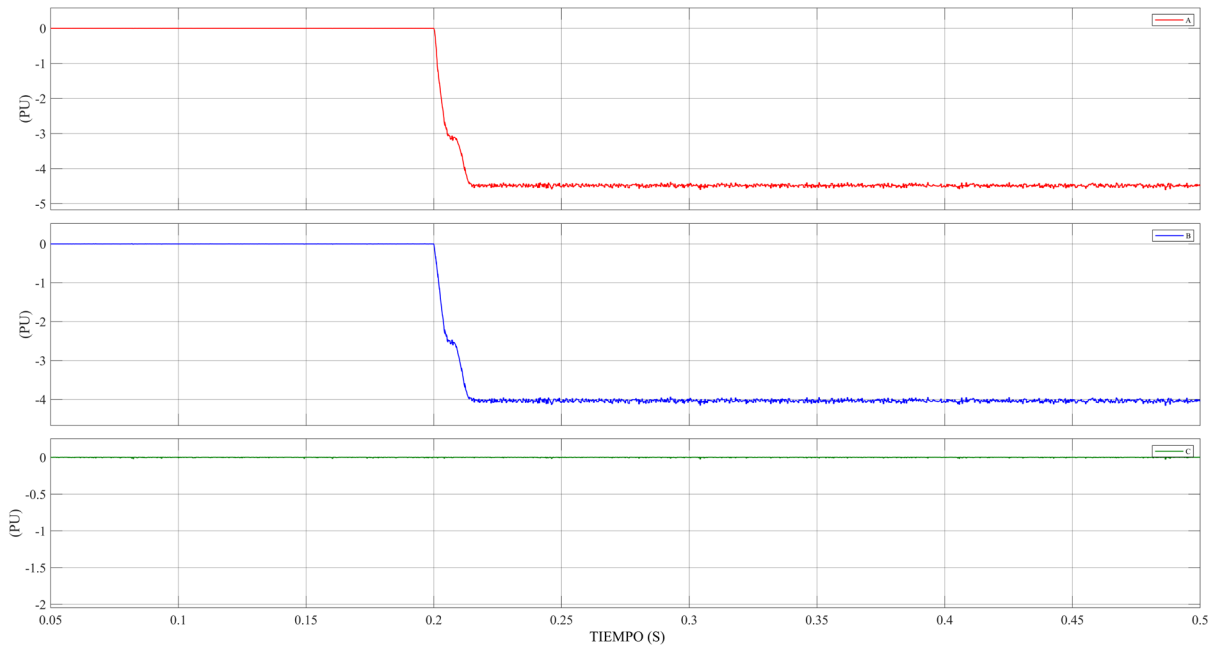


Figura 14. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla Bifásica en Barra 632.

fases se encuentra la falla en este caso vamos a simular una falla bifásica en las fases A y B de la barra 632 que es la más cercana a la subestación de transformación estos resultados observamos en la tabla 8.

De igual manera podemos observar cómo se en la figura 13 se observa como detecta e identifica la falla en las fases correspondientes, mientras que el residuo en la figura 14 para determinar que existe un fallo en esa barra.

Tabla 8: Falla Bifásica 632.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
<b>632</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>611</b>	0	0	0
<b>633</b>	0	0	0	<b>652</b>	0	0	0
<b>634</b>	0	0	0	<b>684</b>	0	0	0
<b>645</b>	0	0	0	<b>692</b>	0	0	0
<b>646</b>	0	0	0	<b>675</b>	0	0	0
<b>671</b>	0	0	0				

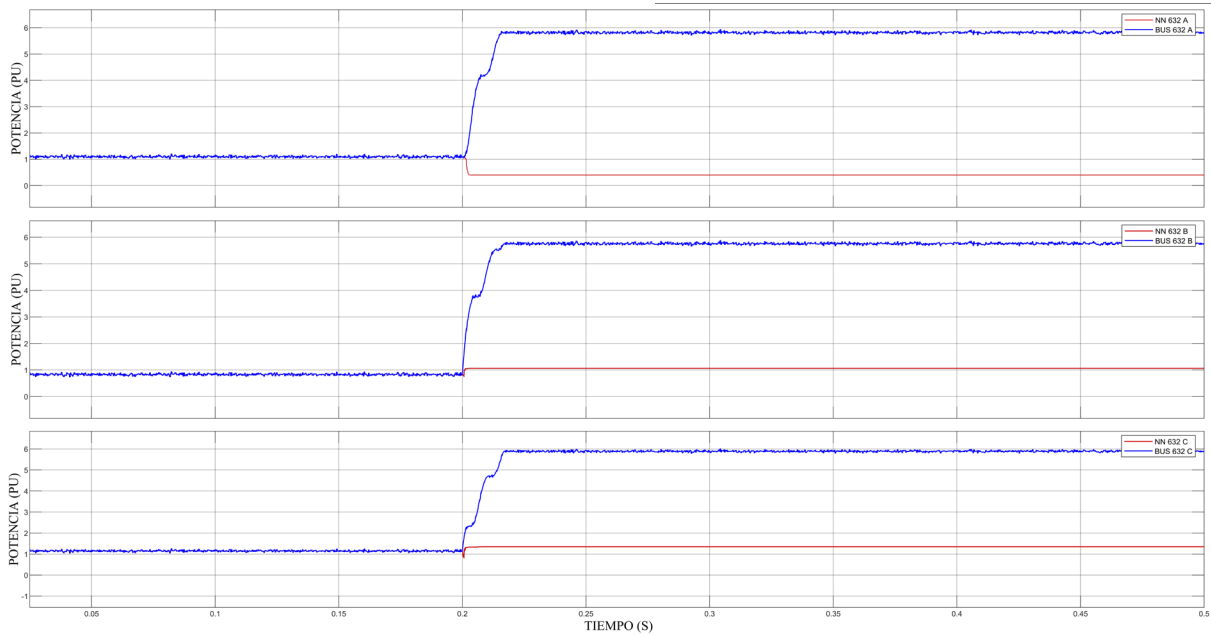


Figura 16. Red Neuronal y Sistema en falla Trifásica En Barra 632.

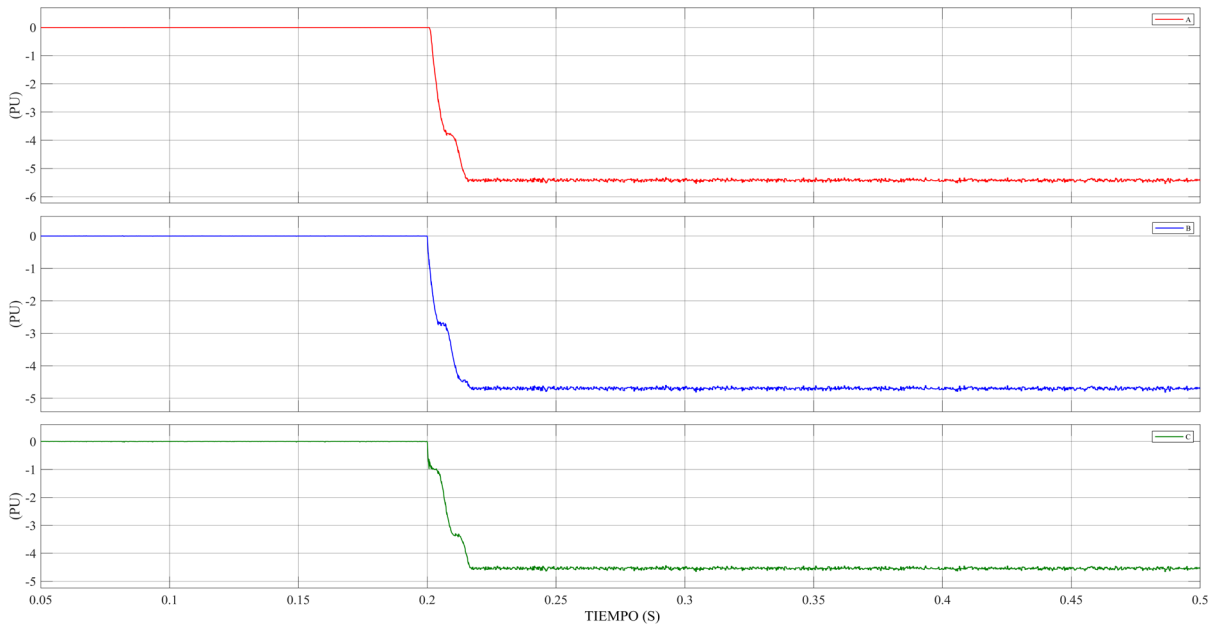


Figura 15. Residuo Red Neuronal y Sistema en falla Trifásica en Barra 632.

De forma similar pondremos a prueba una falla bifásica en una parte lejana del sistema con la finalidad de observar cómo detecta esta falla en el resto del sistema, se utilizó una falla bifásica en la barra 675, al interpretar esta falla se observa en la tabla 9 como pasa la falla por el ramal principal donde va detectando la falla.

Tabla 9: Falla Bifásica 675.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	1	0
671	1	1	0				

Se puede observar en anexos desde la tabla 19 a la 26, las fallas bifásicas realizadas en el resto de barras y la detección de las redes neuronales.

### 5.1.3 Caso Base Falla Trifásica

Para el caso de la falla trifásica de igual manera se va a probar en las barras trifásicas con el motivo de observar el comportamiento de la red neuronal a este tipo de fallas en la primera simulación, la falla estará muy cerca de la subestación de transformación que es la que alimenta al sistema, en la tabla 10 tenemos una falla trifásica en la barra 632 del sistema.

Tabla 10: Falla Trifásica 632.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

De igual manera podemos observar cómo se en la figura 15 se observa como detecta e identifica la falla en las fases correspondientes, mientras que el residuo en la figura 16 para determinar que existe un fallo en esa barra.

De forma similar pondremos una falla trifásica en la barra 675 que es una de las más lejanas del sistema con la finalidad de observar cómo se comporta, en la tabla 11 observamos como pasa la falla a través del sistema, yendo por el ramal principal hasta la subestación, de igual manera afecta al ramal junto.

Tabla 11: Falla Trifásica 675.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	1
645	0	0	0	692	1	1	1
646	0	0	0	675	1	1	1
671	1	1	1				

La falla trifásica al tener involucradas todas las fases, provoca que las corrientes de falla tengan una mayor magnitud a comparación de las corrientes de falla de las antes vistas. Para observar la identificación de las fallas en anexos desde la tabla 30 a la 33, las fallas trifásicas realizadas en el resto de barras y la detección de las redes neuronales.

## 6 Trabajos futuros

En trabajos futuros donde se implemente redes neuronales, será necesario el entrenamiento de estas para la localización de fallas en el sistema de distribución con intervención de generación distribuida en la red, finalmente se pueden diseñar redes neuronales con un buen entrenamiento para obtener redes muy profundas con la menor cantidad de error posible a la distancia del fallo.

## 7 Conclusiones

En el análisis propuesto sobre redes neuronales entrenadas para detección e identificación de fallas, se realizó el manejo de los datos de potencia reales, con el objetivo de introducirlos en la red neuronal como datos de entrenamiento, se logró que la red neuronal haga el seguimiento al sistema de distribución eléctrica con generación distribuida de 13 barras de la IEEE con una exactitud del residuo entre el [1] rango  $-0.01\text{pu}$  al  $+0.01\text{pu}$ , generando una red neuronal para cada una de las fases (A, B y C) de cada barra del sistema eléctrico simulado, logrando un seguimiento del comportamiento del sistema simulado en condiciones normales de operación.

Las redes neuronales diseñadas y [2] entrenadas son capaces de detectar e identificar las fallas en cada uno de los escenarios planteados como fallas trifásicas, bifásicas y monofásicas en el sistema de distribución, mediante el residuo que se obtiene entre los datos de la red [3] neuronal y los datos reales del sistema simulado, al obtener un residuo mayor al rango propuesto se determina como falla, siendo de manera rápida la detección, mientras para la identificación de la falla se determina en la matriz de patrones cada falla, con la intervención de las redes neuronales la detección e identificación de fallas, en base a los resultados obtenidos [4] presenta una ventaja competitiva por ser rápida y precisa, mientras que con los métodos tradicionales existe una demora considerable al momento de identificar una falla.

Esta metodología se puede llevar al campo para detectar e identificar fallas en tiempo real y así poder ejecutar acciones [5] rápidas para arreglar el sistema de distribución, las limitaciones que nos presenta esta metodología aplicada, es que se necesita de equipos de medición en cada una de las barras conectadas a la red de distribución eléctrica. Al realizar la comparación y obtener el residuo entre

estas, se deben encontrar todo el momento enviando datos en tiempo real, para que no exista un error en la detección y seguimiento, de igual manera se necesita de recursos económicos, para lograr la implementación de esta metodología en el sistema de distribución eléctrica que se plantee a desarrollar.

## 8 Referencias

- S. S. Gururajapathy, H. Mokhlis, and H. A. Illias, "Fault location and detection techniques in power distribution systems with distributed generation: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 74. Elsevier Ltd, pp. 949–958, 2017. doi: 10.1016/j.rser.2017.03.021.
- L. Ortiz, J. W. Gonzalez, L. B. Gutierrez, and O. Llanes-santiago, "A review on control and fault-tolerant control systems of AC / DC microgrids," *Heliyon*, vol. 6, no. June, 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e04799.
- S. A. M. Javadian, A. M. Nasrabadi, M. R. Haghifam, and J. Rezvantalab, "Determining fault's type and accurate location in distribution systems with DG using MLP neural networks," in *2009 International Conference on Clean Electrical Power, ICCEP 2009*, 2009, pp. 284–289. doi: 10.1109/ICCEP.2009.5212044.
- J. G. B. Sánchez and L. O. Matos, "Estrategia de tolerancia a fallas por condiciones ambientales para IEDS en subestaciones de distribución," Universidad Politécnica Salesiana, 2016. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/13260>
- A. F. Falcón Ayala and L. Ortiz Matos, "Confiabilidad en microredes eléctricas AC/DC usando control robusto  $H_\infty$  y estrategias de tolerancia a fallas," Universidad Politécnica Salesiana, 2019. [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/17685>



- [6] S. X. Garrido Jácome and L. Ortiz Matos, “Estrategia activa de tolerancia a fallas para el control Buck-Boost de micro-redes eléctricas en DC,” Universidad Politécnica Salesiana, 2019. [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/17621> [13]
- [7] G. K. Chinchuña Toledo and L. Ortiz Matos, “Mejoramiento de la fiabilidad en microredes mediante el control robusto de voltaje usando técnicas pasivas de tolerancia a fallos,” Universidad Politécnica Salesiana, 2018. [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/15342> [14]
- [8] J. C. Buestán, L. Ortiz Matos, and A. Aguila Telez, “Control Tolerante a Fallos Multi-Objetivo para BESS acoplados a Micro-redes aisladas basado en IMC y  $H_\infty$ ,” *Serie Científica de la Universidad de las Ciencias Informáticas*, vol. 15, no. 5, pp. 41–56, 2022, [Online]. Available: <https://publicaciones.uci.cu/index.php/serie/article/view/1046/912> [15]
- [9] Y. Li and Z. Wang, “Distributed Fault Section Location for Active Distribution Network Based on Bayesian Complete Analytic Model,” in *2020 IEEE Student Conference on Electric Machines and Systems, SCEMS 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 312–317. doi: 10.1109/SCEMS48876.2020.9352369. [16]
- [10] L. Ortiz, J. W. González, L. B. Gutierrez, and O. Llanes-Santiago, “Impact of voltage sensor faults on two-level hierarchical control required for Grid-forming VSCs in isolated Microgrids,” *It is submitted for journal review.*, 2023. [17]
- [11] R. Pérez, C. Vásquez, and A. Viloria, “Fault Location Methods in Electric Distribution Systems with Presence of Distributed Generation,” QUITO, 2019. doi: 10.7476/9789978104910.0004.
- [12] F. Urguiles, L. Ortiz, and A. Aguila, “Estrategia de identificación no-lineal para Fuentes de Generación Distribuida acopladas electrónicamente a Micro-redes en CA / CC basada en NARX,” *RISTI – Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, no. E48, pp. 576–593, 2021, [Online]. Available: <http://www.risti.xyz/issues/ristie48.pdf>
- [13] B. Ramírez, L. Ortiz, and W. Pavón, “Análisis Dinámico Comparativo de Métodos de Detección e identificación de Fallas de Sensado sobre el Control Local de Micro-redes,” *RISTI – Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, vol. E45, no. 44, pp. 1–17, 2021, [Online]. Available: <http://www.risti.xyz/issues/ristie45.pdf>
- [14] F. Javier Calero Camacho, “LOCALIZACIÓN DE FALLAS EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA USANDO GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN EL MÉTODO DE RATÁN DAS,” QUITO, 2019.
- [15] J. Ramírez, L. Ortiz, and A. Aguila, “Passive Control Tolerant to Sensing Faults in dynamic compensation devices - SVC through a hybrid strategy Control Pasivo Tolerante a Fallos de sensado en dispositivos de compensación dinámicos - SVC mediante una estrategia híbrida,” *Ingenius*, no. 28, pp. 34–43, 2022, doi: <https://doi.org/10.17163/ings.n28.2022.03>.
- [16] L. O. Matos, J. Wilson, and G. Sanchez, “Reconfiguration Strategy for Fault Tolerance of Power Distribution Systems Using Petri Net,” in *Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), IEEE*, E. T. C. M. (ETCM), Ed., IEEE, 2016. doi: 10.1109/ETCM.2016.7750820.
- [17] S. P. Quishpe Guamantica and L. Ortiz Matos, “Detección de fallas de sensado en convertidores CA/CC para micro-redes híbridas usando análisis de componentes principales (PCA),” Universidad Politécnica Salesiana, 2021. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/19791>
- [18] B. E. Ramírez Velasco and L. Ortiz Matos, “Estudio comparativo de métodos de

- deteccion e identificacion de fallas (FDI) de sensado sobre el Control Local de micro redes Electricas Hibridas AC/DC,” Universidad Politécnica Salesiana, 2020. [26] [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/19170>
- [19] M. I. M. S. D’avila, R. W. R. S. Santos, F. O. Passos, and A. L. M. Coelho, “The Impacts of Distributed Generation Growth on Industrial Systems Protection Schemes: Short Circuit, Coordination, Selectivity and Arc Flash Studies,” 2018. doi: 10.1109/SBSE.2018.8395737. [27]
- [20] P. S. R. Murty, “Electrical Power Systems,” *Electrical Power Systems*, pp. 1–3, Jan. 2017, doi: 10.1016/B978-0-08-101124-9.00001-2. [28]
- [21] H. O. Caetano, L. Desuó N., M. S. S. Fogliatto, and C. D. Maciel, “Distribution systems cost reduction based on switches upgrades: A stochastic approach,” *Electric Power Systems Research*, vol. 216, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.epsr.2022.108523.
- [22] L. Ortiz Matos, L. B. Gutierrez Zea, J. W. González Sanchez, and A. Aguila Tellez, “An ARX-Petri Nets algorithm for Active Identification of an AC / DC Microgrid Simulation,” in *2019 IEEE 4th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, Medellín, Colombia: IEEE, 2019, p. 6. doi: 10.1109/CCAC.2019.8921191. [29]
- [23] L. Ortiz, L. B. Gutiérrez, J. W. González, and A. Águila, “A novel strategy for dynamic identification in AC/DC microgrids based on ARX and Petri Nets,” *Heliyon*, vol. 6, no. March, p. 18, 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e03559. [30]
- [24] J. Pilatásig, D. Carrión, J. Pilatásig Lasluisa, and D. Carrión, “Electrical Power Systems Resilience by Switching of Power Transmission Lines-State of art,” vol. 16, no. 2, 2020, doi: 10.33412/idt.v16.2.2834. [31]
- [25] V. M. Kachhad and N. M. Pindoriya, “Impact assessment of APFC and solar PV on IITGN ring main distribution network,” in *2020 21st National Power Systems Conference, NPSC 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020. doi: 10.1109/NPSC49263.2020.9331755.
- Institute of Electrical and Electronics Engineers, “Features of Application of Nonsynchronous Automatic Reclosing in Industrial Electric Power Stations,” 2019. doi: 10.1109/ICIEAM.2019.8742918.
- W. Liang, B. Liu, Y. Wang, and X. Li, “Analysis of Fault Characteristics of Rural Distribution System with High Proportion Distributed Photovoltaic,” in *2022 2nd International Conference on Electrical Engineering and Control Science, IC2ECS 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 1003–1007. doi: 10.1109/IC2ECS57645.2022.10088152.
- Shahira Amira Shaari, Goh Chin Hock, Saidatul Hamidah Abd Hamid, Chen Chai Phing, Tiong Sieh Kiong, and Nur Adriana Hasya, “Implementation of a Stand-alone Hybrid Distribution Generation System for Rural Power Distribution Network,” PANANG, 2019. doi: 10.1109/CSUDET47057.2019.9214600.
- A. Aguila Téllez, G. M. Gutiérrez Serna, D. L. González Samueza, and M. L. Ortiz, “Optimum location and sizing of capacitor banks using VOLT VAR compensation in micro-grids,” *IEE Latin America Transactions*, vol. 18, no. 3, pp. 465–472, 2020, doi: 10.1109/TLA.2020.9082717.
- F. A. Urgiles Navarrete and L. Ortiz Matos, “Estrategia de identificación dinámica no lineal basada en NARX para fuentes de generación distribuida acopladas electrónicamente a micro – redes AC/DC,” Universidad Politécnica Salesiana, 2020. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/18892>
- A. T. Aguila, L. M. Ortiz, and R. Orizondo, “Optimal Location and Dimensioning of Capacitors in Microgrids Using a Multicriteria Decision Algorithm,” *Heliyon*, vol. 7, no. August, 2021, doi: 10.1016/j.heliyon.2021.e08061.

- [32] L. Ortiz, R. Orizondo, A. Aguila, J. W. Gonzalez, I. Isaac, and J. L. Gabriel, "Hybrid AC / DC microgrid test system simulation: grid-connected mode," *Heliyon*, vol. 5, no. August, p. 21, 2019, doi: 10.1016/j.heliyon.2019.e02862.
- [33] L. Ortiz Matos, A. Aguila Tellez, R. C. Hincapié Reyes, and J. W. González Sanchez, "Multi-Criteria Optimization of the Deployment of a Grid for Rural Electrification Based on a Heuristic Method," *IOP Conf Ser Earth Environ Sci*, vol. 73, no. 1, p. 012020, 2017, doi: 10.1088/1755-1315/73/1/012020.
- [34] Laiz Souto and Surya Santoso, "Overhead versus Underground: Designing Power Lines for Resilient, Cost-Effective Distribution Networks under Windstorms," Salt Lake City, 2020. doi: 10.1109/RWS50334.2020.9241269.
- [35] E. Ribeiro, L. L. Dagnese, T. R. Chaves, M. A. I. Martins, M. S. Simao, and M. F. Garrido, "Protection, Communication and Topology Aspects of an Electrical Underground Distribution Grid," in *2022 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion, SPEEDAM 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 212–216. doi: 10.1109/SPEEDAM53979.2022.9842133.
- [36] Y. Chen, L. Zhang, J. Ren, and L. Jin, "An Optimal Method for Locating and Sizing Distributed Generations Considering Critical Infrastructures Interconnection for Urban Distribution Network Restoration," in *I and CPS Asia 2022 - 2022 IEEE IAS Industrial and Commercial Power System Asia*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 1404–1409. doi: 10.1109/ICPSAsia55496.2022.9949660.
- [37] S. Ou, L. Qin, K. Li, X. Zhang, and W. Zhang, "Single-phase Grounding Fault Type Identification of Distribution Network Based on LSTM," in *2022 4th International Conference on Smart Power & Internet Energy Systems (SPIES)*, IEEE, Dec. 2022, pp. 1190–1195. doi: 10.1109/SPIES55999.2022.10082537.
- [38] R. N. Shaw, P. Walde, Galgotias University, Institute of Electrical and Electronics Engineers, and IEEE Industry Applications Society, *Short Circuit Analysis of Electrical Distribution System for Typical Chemical Industry*. 2019.
- [39] T.-T. Lie, Y. Liu, Hong Kong Society of Mechanical Engineers, IEEE Power & Energy Society, and Institute of Electrical and Electronics Engineers, *Summary and Adaptability Analysis of Implementation Schemes about Single-Phase-to-Ground Fault Diagnosis in Distribution System*. 2020. doi: 10.1109/ACPEE48638.2020.9136256.
- [40] F. Mohammadi, S. Member, G.-A. Nazri, and M. Saif, "A Fast Fault Detection and Identification Approach in Power Distribution Systems," 2019. doi: 10.1109/PGSRET.2019.8882676.
- [41] Xuhong Wang, Ping Cui, Ying Du, and Yupu Yang, *Variational Autoencoder Based Fault Detection and Location Method for Power Distribution Network*. 2020. doi: 10.1109/CMD48350.2020.9287286.
- [42] Anqi Wang and Yue Wang, "Distribution System Fault Detection through Feature-Summarizing Matrix: A Case Study," 2020. doi: 10.1109/PESGM41954.2020.9281780.
- [43] Z. Liu, L. Qin, X. Yu, and F. Wu, "Fault section identification method of intelligent distribution network based on Fuzzy Petri net and multi-source data," in *Proceedings - 2022 14th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 356–360. doi: 10.1109/ICMTMA54903.2022.00074.
- [44] Y. Zhang, "Chaotic neural network algorithm with competitive learning for global optimization," *Knowl Based Syst*, vol. 231, p. 107405, Nov. 2021, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2021.107405.

- [45] Y. Zhang, C. Huang, H. Huang, and J. Wu, "Multiple learning neural network algorithm for parameter estimation of proton exchange membrane fuel cell models," *Green Energy and Intelligent Transportation*, vol. 2, no. 1, p. 100040, Feb. 2023, doi: 10.1016/J.GEITS.2022.100040.
- [46] T. P. Nguyen, T. A. Nguyen, T. V. H. Phan, and D. N. Vo, "A comprehensive analysis for multi-objective distributed generations and capacitor banks placement in radial distribution networks using hybrid neural network algorithm," *Knowl Based Syst*, vol. 231, p. 107387, Nov. 2021, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2021.107387.
- [47] J. Majeed Sadeq, B. Aziz Qadir, and H. Hassan Abbas, "Cars logo recognition by using of backpropagation neural networks," *Measurement: Sensors*, vol. 26, p. 100702, Apr. 2023, doi: 10.1016/J.MEASEN.2023.100702.
- [48] C. Gangadhar, M. Moutteyan, R. R. Vallabhuni, V. P. Vijayan, N. Sharma, and R. Theivadas, "Analysis of optimization algorithms for stability and convergence for natural language processing using deep learning algorithms," *Measurement: Sensors*, vol. 27, p. 100784, Jun. 2023, doi: 10.1016/J.MEASEN.2023.100784.

## 8.1 Matriz de Estado del Arte

Tabla 12: Matriz de estado del arte.

ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES																				
ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA					FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETOS				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA		SOLUCIÓN PROPUESTA		
				Fallas Eléctricas	Sistema de Distribución	Detección de Fallas en sistemas de distribución	Redes Neuronales	Generación Distribuida	Redes Neuronales	Identificación de Fallas	Detección de Fallas	Tipo de Fallas	Fallas en Sistemas de Distribución	Topología de la Red	Entrenamiento	Retropropagación	Redes Neuronales	Sistemas de Distribución con Generación distribuida	Redes Neuronales	Identificación de Falla
1	2017	Fault location and detection techniques in power distribution systems with distributed generation: A review," Renewable and Sustainable Energy Reviews	261	☒	☒	☒	☒	☒	☒		☒			☒			☒		☒	
2	2009	Determining fault's type and accurate location in distribution systems with DG using MLP neural networks	96	☒		☒	☒		☒	☒	☒			☒	☒	☒		☒	☒	
3	2020	Distributed Fault Section Location for Active Distribution Network Based on Bayesian Complete Analytic Model	2	☒	☒			☒					☒				☒			
4	2019	Fault Location Methods in Electric Distribution Systems with Presence of Distributed Generation	66		☒			☒										☒		
5	2019	LOCALIZACIÓN DE FALLAS EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA USANDO GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN EL MÉTODO DE RATÁN DAS	0	☒				☒										☒		
6	2017	Electrical Power Systems	33	☒	☒							☒	☒	☒						
7	2023	Distribution systems cost reduction based on switches upgrades: A stochastic approach	2		☒															
8	2020	Electrical Power Systems Resilience by Switching of Power Transmission Lines-State of art	0																	

# ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES

ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA			FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETOS				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA		SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Fallas Eléctricas	Sistema de Distribución	Detección de Fallas en sistemas de distribución	Redes Neuronales	Generación Distribuida	Redes Neuronales	Identificación de Fallas	Detección de Fallas	Tipo de Fallas	Fallas en Sistemas de Distribución	Topología de la Red	Entrenamiento	Retropropagación	Redes Neuronales	Sistemas de Distribución con Generación distribuida	Redes Neuronales
9	2020	Impact assessment of APFC and solar PV on IITGN ring main distribution network	2		☒		☒									☒			
10	2018	The Impacts of Distributed Generation Growth on Industrial Systems Protection Schemes: Short Circuit, Coordination, Selectivity and Arc Flash Studies	0	☒	☒			☒		☒						☒			
11	2019	Features of Application of Nonsynchronous Automatic Reclosing in Industrial Electric Power Stations	1					☒											
12	2022	Analysis of Fault Characteristics of Rural Distribution System with High Proportion Distributed Photovoltaic	0		☒			☒								☒			
13	2019	Implementation of a Stand-alone Hybrid Distribution Generation System for Rural Power Distribution Network	0		☒			☒								☒			
14	2020	Overhead versus Underground: Designing Power Lines for Resilient, Cost-Effective Distribution Networks under Windstorms	4	☒	☒						☒								
15	2022	Protection, Communication and Topology Aspects of an Electrical Underground Distribution Grid	2		☒						☒								
16	2022	An Optimal Method for Locating and Sizing Distributed Generations Considering Critical Infrastructures Interconnection for Urban Distribution Network Restoration	0		☒			☒								☒			
17	2022	Single-phase Grounding Fault Type Identification of Distribution Network Based on LSTM	0	☒	☒	☒			☒	☒	☒	☒						☒	☒
18	2019	Short Circuit Analysis of Electrical Distribution System for Typical Chemical Industry	1	☒	☒					☒									

# ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES

ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	TEMÁTICA					FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETOS				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA		SOLUCIÓN PROPUESTA			
				Fallas Eléctricas	Sistema de Distribución	Detección de Fallas en sistemas de distribución	Redes Neuronales	Generación Distribuida	Redes Neuronales	Identificación de Fallas	Detección de Fallas	Tipo de Fallas	Fallas en Sistemas de Distribución	Topología de la Red	Entrenamiento	Retropropagación	Redes Neuronales	Sistemas de Distribución con Generación distribuida	Redes Neuronales	Identificación de Falla	Detección de fallas
19	2020	Summary and Adaptability Analysis of Implementation Schemes about Single-Phase-toGround Fault Diagnosis in Distribution System	2	☒	☒																
20	2019	A Fast Fault Detection and Identification Approach in Power Distribution Systems	55	☒	☒	☒				☒	☒	☒	☒					☒	☒		
21	2020	Variational Autoencoder Based Fault Detection and Location Method for Power Distribution Network	7	☒	☒	☒					☒								☒		
22	2020	Distribution System Fault Detection through Feature-Summarizing Matrix: A Case Study	1	☒	☒	☒					☒								☒		
23	2022	Fault section identification method of intelligent distribution network based on Fuzzy Petri net and multi-source data	1	☒	☒	☒				☒	☒			☒				☒	☒		
24	2021	Chaotic neural network algorithm with competitive learning for global optimization	14				☒		☒					☒	☒	☒		☒			
25	2023	Multiple learning neural network algorithm for parameter estimation of proton exchange membrane fuel cell models," Green Energy and Intelligent Transportation	3				☒		☒					☒	☒	☒		☒			
26	2021	A comprehensive analysis for multi-objective distributed generations and capacitor banks placement in radial distribution networks using hybrid neural network algorithm	16		☒		☒	☒	☒					☒	☒	☒	☒	☒			
27	2023	Cars logo recognition by using of backpropagation neural networks	0				☒		☒					☒	☒	☒		☒			
28	2023	Analysis of optimization algorithms for stability and convergence for natural language processing using deep learning algorithms	0				☒		☒					☒	☒	☒		☒			
				14	20	7	8	10	7	4	7	10	6	3	7	6	7	9	7	4	7

## 8.2 Resumen de Indicadores

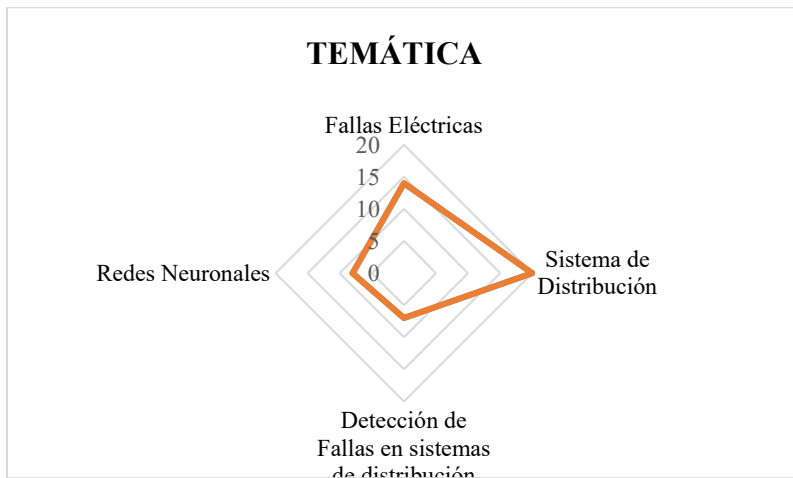


Figura 17. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.

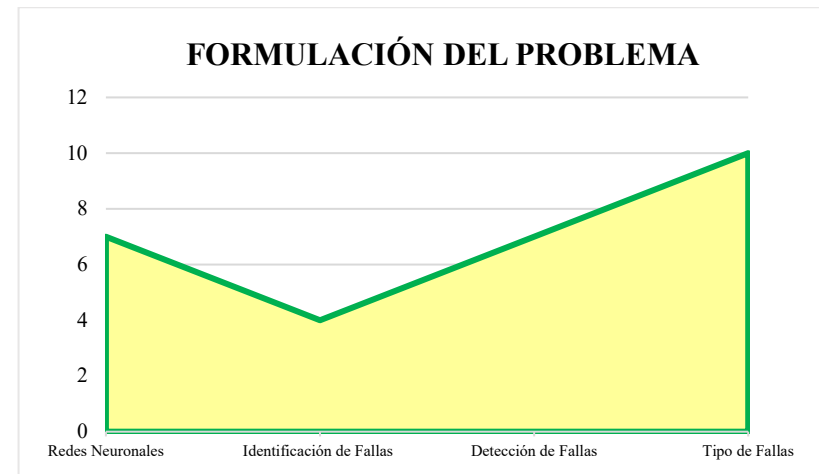


Figura 18. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.

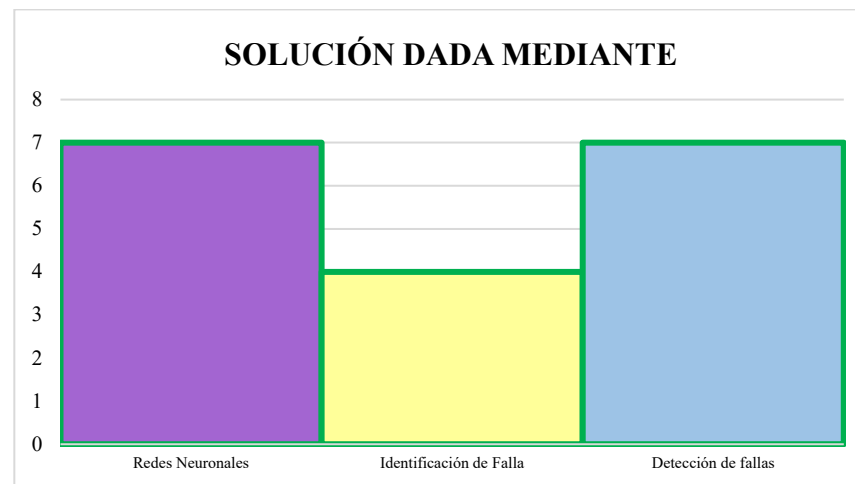


Figura 19. Indicador de solución - Estado del arte.



## 9 Anexos

Tabla 13: Falla Monofásica 633.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	1	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 14: Falla Monofásica 634.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	1	0	0	652	0	0	0
634	1	0	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 15: Falla Monofásica 645.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	0	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	1	0	692	0	0	0
646	0	1	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 16: Falla Monofásica 646.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	0	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	1	0	692	0	0	0
646	0	1	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 17: Falla Monofásica 684.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	0				

Tabla 18: Falla Monofásica 611.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	0	0	1	611	0	0	1
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	1
645	0	0	0	692	0	0	1
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	1				

Tabla 19: Falla Monofásica 671.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	0				

Tabla 20: Falla Monofásica 692.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	0	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	0				

Tabla 21: Falla Monofásica 652.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	0	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	0				

Tabla 22: Falla Bifásica 633.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	1	1	0	652	0	0	0
634	0	1	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 23: Falla Bifásica 634.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	1	1	0	652	0	0	0
634	1	1	0	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 24: Falla Bifásica 645.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	1	1	692	0	0	0
646	0	1	1	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 25: Falla Bifásica 646.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	0	0	0
634	0	0	0	684	0	0	0
645	0	1	1	692	0	0	0
646	0	1	1	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 26: Falla Bifásica 671.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	1
646	0	0	0	675	1	1	0
671	1	1	0				

Tabla 27: Falla Bifásica 684.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	0	1	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	1
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	0	0
671	1	0	1				

Tabla 28: Falla Bifásica 675.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	0
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	1	0
671	1	1	0				

Tabla 29: Falla Bifásica 692.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	0	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	0
645	0	0	0	692	1	1	0
646	0	0	0	675	1	1	0
671	1	1	0				

Tabla 30: Falla Trifásica 633.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	0
633	1	1	1	652	0	0	0
634	1	1	1	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 31: Falla Trifásica 634.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	0
633	1	1	1	652	0	0	0
634	1	1	1	684	0	0	0
645	0	0	0	692	0	0	0
646	0	0	0	675	0	0	0
671	0	0	0				

Tabla 32: Falla Trifásica 671.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	1
645	0	0	0	692	1	1	1
646	0	0	0	675	1	1	1
671	1	1	1				

Tabla 33: Falla Trifásica 692.

BUS	A	B	C	BUS	A	B	C
632	1	1	1	611	0	0	1
633	0	0	0	652	1	0	0
634	0	0	0	684	1	0	1
645	0	0	0	692	1	1	1
646	0	0	0	675	1	1	1
671	1	1	1				