

momento del cruce por cero de la componente sinusoidal de la corriente de cortocircuito (cerca del valor máximo de voltaje).

Para un cortocircuito sólido ($R_f = 0$), El voltaje de falla medido por el relevador (ver Fig. 5.1) está dado por:

$$v = R_L i + L_L \frac{di}{dt} \quad (5.4)$$

La solución de esta ecuación [51] es:

$$v = E \frac{Z_L}{Z} \left[\text{sen}(\omega t + \alpha - \theta + \theta_L) - \frac{\text{sen}(\theta - \theta_L) \text{sen}(\alpha - \theta) e^{-t/\tau}}{\text{sen} \theta} \right] \quad (5.5)$$

La ecuación (5.5) muestra que el voltaje de falla presenta un término exponencial cuya amplitud es función del instante de inicio de la falla (expresado por α), del ángulo de la impedancia total del sistema (θ), y del ángulo de la impedancia de la línea protegida (θ_L).

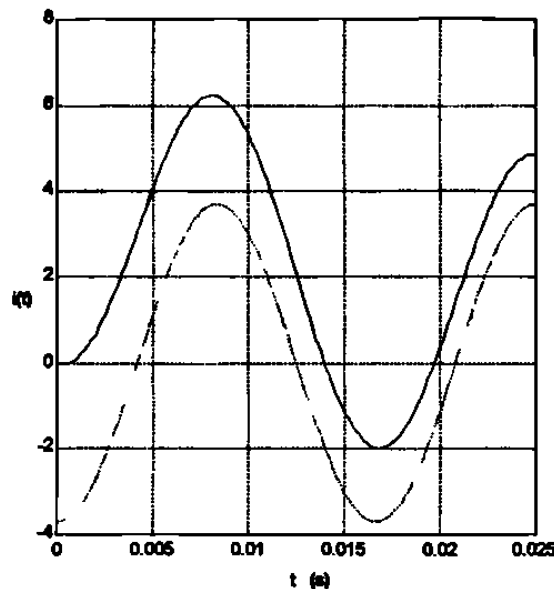


Fig. 5.2 Corriente de cortocircuito sin componente exponencial (línea discontinua) y con componente exponencial (línea continua).

El término transitorio del voltaje no existe si la corriente de la falla no tiene componente transitoria ($\alpha = \theta$) o si $\theta = \theta_L$ (sistema homogéneo). La condición más frecuente en la práctica es que $\theta > \theta_L$ aún para fallas sin resistencia, por lo que existirá un término transitorio en la mayor parte de los casos. Para los valores normales de θ y θ_L de un sistema de alto voltaje, es de esperar que el valor máximo de la componente transitoria del voltaje de falla no sobrepase el 50% del valor máximo de la componente sinusoidal.

5.2.2 Formación de patrones de entrenamiento

Los patrones de entrenamiento fueron generados a partir de simulaciones de fallas en varias localizaciones de la línea, en direcciones hacia adelante y hacia atrás, en el sistema radial de la Fig. 5.1, mediante un programa de computadora digital desarrollado en MATLAB. Un enfoque general en la presente tesis es utilizar patrones de entrenamiento simples y evaluar la respuesta de las redes neuronales a señales de entrada que presentan diferentes grados de contaminación, con la intención de evaluar gradualmente la capacidad de generalización de las RNA para esta aplicación. Utilizando diferentes valores de la localización de la falla (m), de la impedancia de la fuente equivalente (\underline{Z}_s) y de la resistencia de falla (R_f), se conforman conjuntos de datos que sirven como patrones de entrenamiento de la red neuronal. Se utilizaron valores de \underline{Z}_s de $0.025+j0.25$, $0.05+j0.5$, $0.075+j0.75$, $0.1+j1.0$ y $0.125+j1.25$ pu, y valores de R_f de 0.01, 0.02, 0.04, 0.06 y 0.08 pu. La tarea fundamental es lograr que la red identifique y aprenda los rasgos distintivos del problema de protección a resolver.

El proceso de generación de patrones de entrada se muestra en forma esquemática en el diagrama de bloques de la Fig. 5.3. Las señales de voltaje y corriente se calculan como secuencias de muestras correspondientes a una frecuencia de 28.8 kHz, que es suficientemente elevada como para simular el carácter analógico de las señales. Estas muestras se procesan por un filtro “anti-aliasing” pasabajos de cuarto orden, con una frecuencia de corte de 90 Hz,

y se simula su muestreo a 960 Hz mediante un proceso de diezmado, que emula en forma idealizada la conversión análogo-digital. En el diagrama de la Fig. 5.3 la función que se realiza en el bloque de formación de las señales e_1 y e_2 depende del principio de comparación a utilizar.

5.2.3 Estructura de las redes de neuronas artificiales

La naturaleza inherente de reconocimiento de patrones del problema de la discriminación de la zona de falla, sugiere para esta tarea el uso de redes de neuronas con procesamiento progresivo de información. Las estructuras de las redes utilizadas en el presente trabajo son descritas en detalle en la Sección 4.4, y se seleccionaron en forma heurística, determinando mediante pruebas el número de neuronas de cada capa. Se utilizaron redes que contienen una capa de entrada de 10 neuronas, una capa de salida con una neurona y dos capas ocultas cuyos números de neuronas se determinan heurísticamente en la forma descrita más adelante. Las entradas a la red de neuronas son una secuencia de 5 muestras de cada una de las señales e_1 y e_2 , formadas a partir del voltaje y la corriente de falla. La salida seleccionada para la red en la sección 4.3.3 genera un 1 si la falla está en la zona de protección y un 0 en caso contrario.

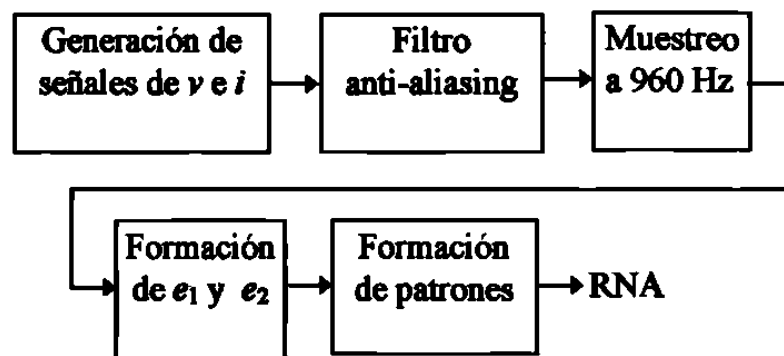


Fig. 5.3 Proceso de generación de patrones de entrenamiento.

Uno de los aspectos centrales de la tesis es definir las entradas a aplicar a la red para lograr que ejecute la función de un estimador de zona de falla. Se estudiarán las siguientes alternativas:

- a) Utilizar como entradas los valores instantáneos del voltaje y la corriente.
- b) Utilizar las señales dadas por las ecuaciones (4.1) y (4.2), que conforman un estimador tipo impedancia.
- c) Utilizar las señales dadas por las ecuaciones (4.3) y (4.4) , que conforman un estimador tipo mho.

5.2.4 Entrenamiento

Para que una red neuronal aprenda una cierta relación entrada-salida, debe presentársele un patrón de entrenamiento formado por un conjunto de datos que describe dicha relación. Este conjunto de datos consta de vectores de entrada y vectores de salida asociados. El conjunto de entrenamiento debe describir plenamente el intervalo de entradas esperadas y de salidas deseadas. El entrenamiento de las redes se ejecuta en este trabajo mediante el algoritmo de retropropagación del error, con factor de aprendizaje adaptivo y término de momento, y las redes se implementan mediante la utilería de redes de neuronas artificiales de MATLAB.

5.2.5 Evaluación de las redes neuronales

Una primera prueba aplicada a la red para evaluar su comportamiento consiste en presentarle los patrones de entrenamiento como patrones de prueba. El objetivo de la prueba es evaluar la capacidad de reconocimiento y aprendizaje de la red. Posteriormente se le presentan a la red patrones de prueba que no pertenecen al conjunto de patrones con los que

se entrenó, con el objetivo de evaluar su capacidad de generalización. Los conjuntos de patrones de prueba para cada red son independientes y el número de ellos está en función del aspecto a evaluar y del número de patrones utilizados en el entrenamiento.

5.3 ENTRENAMIENTO Y PRUEBA DE LAS REDES DE NEURONAS CON SEÑALES PURAMENTE SINUSOIDALES

Para la generación de los patrones de entrenamiento puramente sinusoidales se utiliza el sistema mostrado en la Fig. 5.1; el punto de ubicación de la falla se simula asignando un determinado valor al parámetro m , que expresa la distancia eléctrica a la falla en por unidad con respecto a la longitud total de la línea protegida. Siguiendo la metodología expuesta en la Sección 5.2, se simulan fallas en 20 puntos diferentes del sistema. Tomando $m = 1$ como el límite del alcance, se localizan fallas desde $m = 0$ hasta $m = 2$, con mayor cantidad de fallas cercanas a $m = 1$. Se establecen 10 fallas en la sección para $m < 1$ y 10 fallas en la sección para $m > 1$. Para cada falla, se consideran 5 valores de Z_f ($0.025+j0.25$, $0.05+j0.5$, $0.075+j0.75$, $0.1+j1.0$ y $0.125+j1.25$ pu) y 5 de R_f (0.01, 0.02, 0.04, 0.06 y 0.08 pu), lo que da 500 patrones de entrenamiento. Este conjunto sirve de punto de partida del proceso heurístico de determinación de los patrones de entrenamiento.

Se evita la presencia de componente aperiódica exponencial en las señales de corriente y voltaje, haciendo $\alpha = \theta$ en la ecuación (5.2). Es decir, se entrena la red con señales no contaminadas, para evaluar si su capacidad de generalización le permite responder correctamente ante señales contaminadas, es decir, si se comporta como un filtro.

5.4 UTILIZACION DE VALORES INSTANTANEOS DE VOLTAJE Y CORRIENTE COMO SEÑALES DE ENTRADA A LA RED NEURONAL

Una primera alternativa de señales de entrada a la red es utilizar directamente las muestras de voltaje y corriente. Para este caso se encontró que la red presenta serias

dificultades en aprender; esto se debe a que la información carece de rasgos distintivos inherentes al problema que se desea resolver. Las redes de neuronas aprenden cuando el conjunto de patrones de entrenamiento expresa claramente la esencia del problema a resolver, en este caso, la discriminación de la zona de falla. En consecuencia, se decidió probar aplicando a la red neuronal señales de entrada del tipo de las aplicadas a los esquemas de comparación de fase y comparación de amplitud en relevadores analógicos de distancia.

5.5 ESTIMADOR TIPO IMPEDANCIA BASADO EN REDES NEURONALES

Utilizando el conjunto de datos desarrollado para el experimento anterior, se forman ahora señales de entrada a la red, del tipo de las que se aplican a un esquema de comparación de amplitud en relevadores analógicos de distancia [42], o sea:

$$e_1 = v \quad (5.6)$$

$$e_2 = iZ_r \quad (5.7)$$

El interés se centra en demostrar la capacidad de la red de neuronas para aprender y llevar a cabo la comparación de amplitud de señales en que se basa el relevador tipo impedancia. En esta etapa de entrenamiento de la red se utilizaron solamente señales de entrada derivadas de fallas simuladas en localizaciones hacia adelante de la ubicación del relevador en la Fig. 5.1. En [18,19] se establece que una red de neuronas con procesamiento progresivo de información de tres capas puede emular muchas regiones de decisión, para resolver satisfactoriamente un problema de reconocimiento de patrones. Se encontró que una red de este tipo con una estructura 10-10-5-1 es capaz de minimizar el error E en un tiempo de entrenamiento de 7 horas en una computadora personal 486 de 50 Mhz, hasta un error final de 0.01, utilizando el algoritmo de retropropagación.

Como primera prueba, se aplicó a la red un conjunto de 180 patrones de los utilizados durante el entrenamiento. Posteriormente, la red entrenada se probó con un conjunto de 180 patrones, generados utilizando localizaciones de falla y valores de Z_s y R_r diferentes a los

del entrenamiento. Se plantearon 20 localizaciones de falla diferentes, y en cada una se simularon 9 fallas, correspondientes a 3 valores de Z_s y 3 valores de R_p . Los resultados de las pruebas se presentan en las Fig. 5.4 y 5.5 en forma de gráficos del número de operaciones del estimador para cada posición de la falla. Esto implica que para fallas internas ($0 < m < 1$) debe haber 9 operaciones del estimador en cada posición de falla y, para fallas externas, no debe haber operaciones.

En la Fig. 5.4 se muestra el comportamiento del estimador neuronal utilizando patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento. El resultado de la red para esta prueba es excelente: una señal de disparo fue emitida para cada una de las fallas en la zona de operación y no hubo señal de disparo para fallas externas. Estos resultados demuestran que una red es capaz de capturar la relación de amplitud inherente de las señales e_1 y e_2 dadas por (5.6) y (5.7).

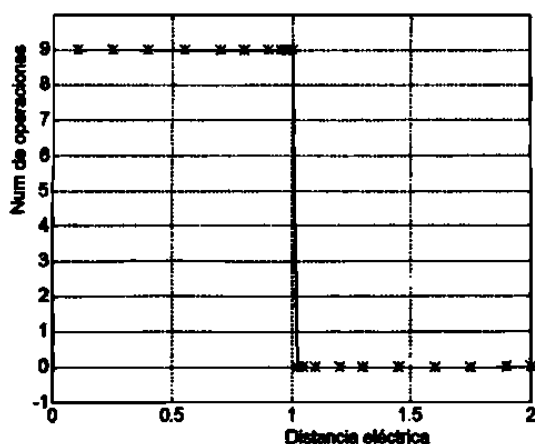


Fig. 5.4 Comportamiento del estimador tipo impedancia con patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

La Fig. 5.5 presenta el comportamiento del estimador para pruebas a la red utilizando localizaciones de falla diferentes a las del entrenamiento. El entrenamiento de la red se ejecutó utilizando solamente patrones que contienen información de fallas hacia adelante, mientras que para esta prueba el conjunto de datos incluye también fallas en dirección hacia atrás de la localización del estimador. Esta prueba permite confirmar que el estimador responde satisfactoriamente a las relaciones de amplitud entre e_1 y e_2 también para fallas hacia atrás. La Fig. 5.5 constituye la respuesta típica de un relevador tipo impedancia, que tiene iguales alcances para fallas en ambas direcciones, es decir, carece de direccionalidad.

Otro conjunto de pruebas a la red consiste en utilizar las localizaciones de falla planteadas en la prueba anterior y utilizar valores de impedancia de fuente equivalente y valores de resistencia de falla diferentes a los de entrenamiento. La Fig. 5.6 muestra el comportamiento del estimador neuronal para estas pruebas. Se observa que la respuesta del estimador es idéntica a la mostrada en la Fig. 5.5 obtenida para el caso anterior, lo que confirma la capacidad de generalización de las redes de neuronas.

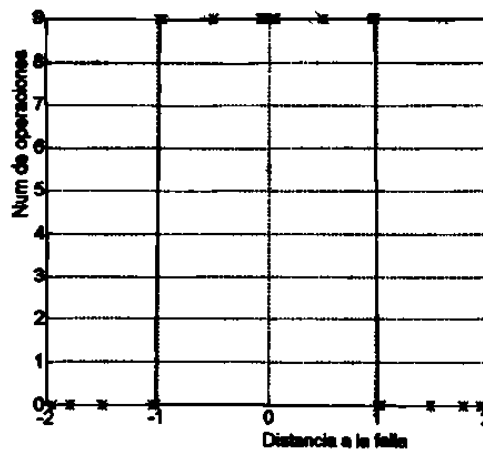


Fig. 5.5 Comportamiento del estimador tipo impedancia para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento.

La respuesta del estimador neuronal para un conjunto de pruebas que incluye fallas internas y fallas externas localizadas más allá de dos veces su alcance se muestra en la Fig. 5.7. Se observa que se tiene una señal de disparo para cada falla en la zona de operación y no existe ninguna señal de disparo para fallas externas, incluso para aquellas fallas localizadas en las regiones $2 < m < 3$ y $-3 < m < -2$. El resultado obtenido para estas pruebas demuestra que el estimador neuronal no tiene problemas para discriminar correctamente las fallas con señales sinusoidales, lo que prueba la capacidad de generalización en el sentido de predicción desarrollada por la red durante el entrenamiento.

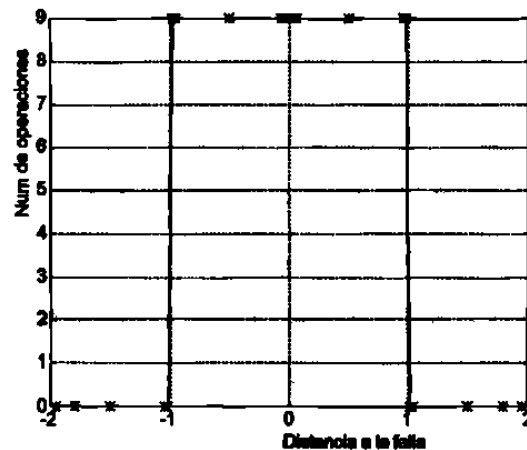


Fig. 5.6 Comportamiento del estimador tipo impedancia con localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento.

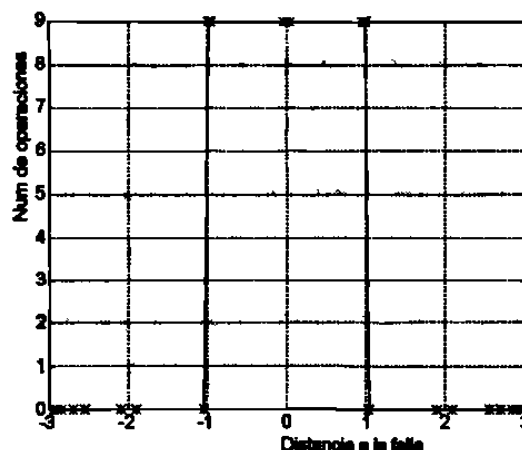


Fig. 5.7 Comportamiento del estimador tipo impedancia para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$.

Una prueba de gran importancia es la relativa a evaluar si la capacidad de generalización de las redes neuronales resulta en una acción de filtrado de señales. A este efecto la red entrenada se prueba con una corriente contaminada con máxima componente aperiódica exponencial y un voltaje sinusoidal. La respuesta obtenida para uno de los casos evaluados es la mostrada en la Fig. 5.8. Se observa que la red entrenada con señales sinusoidales es incapaz de identificar correctamente las señales de entrada contaminadas con componentes aperiódicas exponenciales. Esto indica que la capacidad de generalización no es suficiente para hacer que la red neuronal se comporte como un filtro de señales contaminadas. El resultado obtenido sugiere la conveniencia de entrenar la red con patrones contaminados con componente aperiódica exponencial, lo que se abordará en el Capítulo 6.

La presencia de una falla provoca cambios abruptos (discontinuidades) en las señales de entrada. El cruce de la ventana de datos por el punto de discontinuidad de las señales provoca errores de estimación en los filtros digitales utilizados en relevadores de protección, que en ese momento están tratando de ajustar información de prefalla y de falla a un modelo único de señal. Los fasores de voltaje y corriente estimados durante esa etapa de transición dan lugar a la trayectoria de impedancia aparente $R-X-t$, la cual puede representarse en el plano complejo impedancia, como se muestra en la Fig. 2.6.

Las pruebas realizadas a los estimadores neuronales propuestos en la tesis utilizan señales de entrada correspondientes a un estado de falla ya establecido; es decir, no consideran el cruce de la ventana de datos por la discontinuidad que la falla provoca. Esto equivale a verificar solamente si el punto de la impedancia aparente está dentro o fuera de la característica de operación, sin considerar la trayectoria de impedancia entre prefalla y falla. Este aspecto debe ser evaluado en trabajos futuros, pues se trata de un problema aún no resuelto, incluso en los relevadores digitales convencionales.

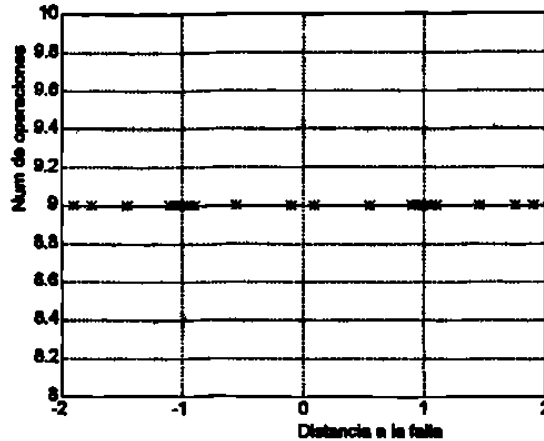


Fig. 5.8 Comportamiento del estimador tipo impedancia con una corriente contaminada con máxima componente aperiódica exponencial y un voltaje sinusoidal.

5.6 ESTIMADOR TIPO MHO BASADO EN REDES NEURONALES

El estimador tipo mho propuesto en esta tesis consiste en aplicar a una RNA dos señales de entrada formadas como para un esquema de comparación de fase:

$$e_1 = iZ_r - v \quad (5.8)$$

$$e_2 = v \quad (5.9)$$

Un primer paso fue entrenar la red neuronal con señales de entrada puramente sinusoidales y para fallas hacia adelante solamente. Se utilizaron como patrones de entrenamiento los 500 conjuntos de señales de voltaje y corriente generados para el entrenamiento del estimador tipo impedancia. El tiempo de aprendizaje es similar al obtenido en el experimento anterior, pero el número de etapas de entrenamiento se reduce a la mitad, lo que indica que el carácter mucho más discriminativo del principio de comparación de fase se manifiesta también en el aprendizaje de las redes neuronales. La estructura utilizada es capaz de minimizar el error E al valor umbral establecido en 7 horas, con 35176 etapas de entrenamiento.

El conjunto de datos de prueba utilizado para evaluar el comportamiento del estimador tipo impedancia se aplica también a la nueva red entrenada como estimador tipo mho, proporcionándose con ello un mismo marco de referencia para posibles comparaciones.

El primer paso de la metodología de prueba que se utiliza en la tesis consiste en presentarle a la red una muestra del conjunto de patrones de entrenamiento. La respuesta del estimador neuronal para esta prueba es la que se muestra en la Fig. 5.9. Se observa que la red reconoce y clasifica correctamente las fallas para las que fue entrenada.

Pruebas adicionales demostraron que la red presenta capacidad de generalización para localizaciones de falla diferentes y para cambios en \underline{Z}_S y R_F . La Fig. 5.10 muestra gráficamente la respuesta del estimador neuronal obtenida utilizando localizaciones de falla diferentes. Las localizaciones incluyen fallas hacia atrás, lo que permite apreciar la característica direccional del estimador neuronal tipo mho y confirma la capacidad de generalización de la red también en este aspecto.

Otro caso de estudio para la red fue analizar su comportamiento para fallas planteadas en localizaciones diferentes a las de entrenamiento y con valores de \underline{Z}_S y R_F diferentes. El resultado de las pruebas para este caso se muestra en la Fig. 5.11. Se observa que se emite

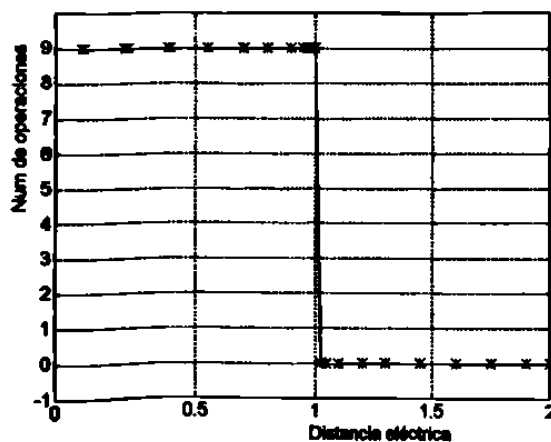


Fig. 5.9 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

una señal disparo para cada una de las fallas que ocurren dentro de la zona de operación del estimador y no se tiene señal de disparo para fallas fuera de la zona de operación.

Uno de los casos de prueba del estimador tipo mho es aquel que incluye localizaciones de falla ($-3 < m < 3$) que están fuera del intervalo utilizado en el entrenamiento ($-2 < m < 2$). Para este caso el comportamiento del estimador se muestra en la Fig. 5.12. Los resultados de esta prueba revelan también una excelente capacidad de generalización de la red.

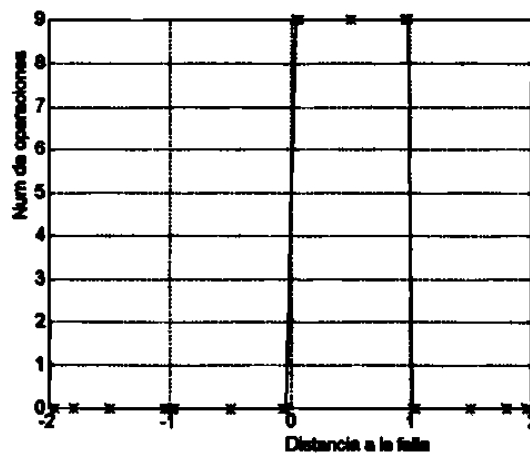


Fig. 5.10 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento.

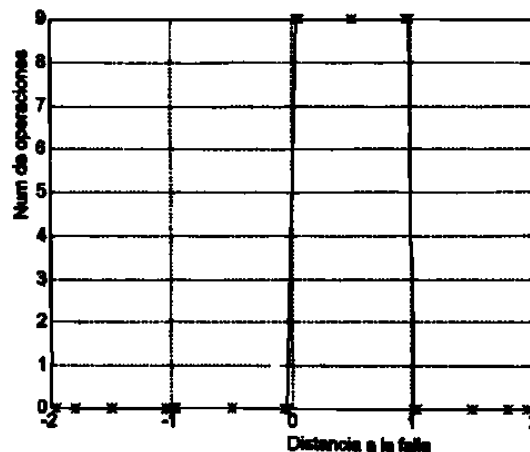


Fig. 5.11 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento.

Pruebas adicionales realizadas utilizando señales de entrada contaminadas con componente aperiódica exponencial en la corriente revelaron un deterioro en la respuesta del estimador. La Fig. 5.13 muestra los resultados obtenidos para una de estas pruebas, donde se aprecia que existe pérdida de direccionalidad en el estimador. La presencia de componente aperiódica exponencial en las señales de prueba deteriora la respuesta para dos casos: fallas hacia atrás ($m < 0$) y fallas externas hacia adelante ($m > 1$). Este resultado confirma la incapacidad de la red neuronal para reconocer señales ruidosas, y establece la necesidad de entrenarla con patrones de señales contaminadas con ruido.

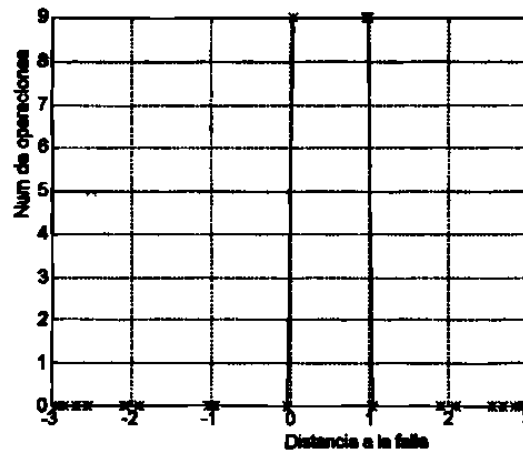


Fig. 5.12 Comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$.

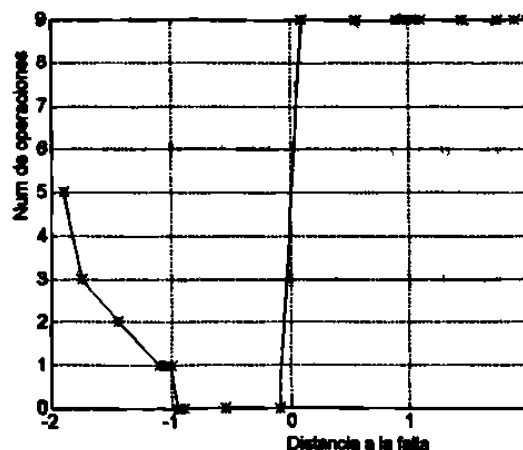


Fig. 5.13 Comportamiento del estimador tipo mho para corrientes de falla con máxima componente aperiódica exponencial negativa.

5.6.1 Utilización de $iR_r - v$ y v como señales de entrada a la RNA

Buscando eliminar el retardo de tiempo t_r introducido por el corrimiento de las muestras de corriente en un valor discreto del ángulo φ_r , cuando se utilizan las señales de entrada dadas por (5.8) y (5.9), se decidió probar las señales de entrada a la red dadas por :

$$e_1 = iR_r - v \quad (5.10)$$

$$e_2 = v \quad (5.11)$$

Esto implica hacer, en la característica mho convencional, el ángulo φ_r de la impedancia réplica igual a cero. El valor de R_r se calcula a partir del valor de impedancia réplica utilizado en los entrenamientos anteriores. El conjunto de patrones de entrenamiento utilizado en este caso es el descrito en la sección 5.3, que consta de 500 patrones. Los patrones se forman a partir de 5 muestras consecutivas de las señales e_1 y e_2 dadas por (5.10) y (5.11).

La estructura de red determinada para los tres entrenamientos anteriores no se cambia para este entrenamiento. Los indicadores del proceso de entrenamiento muestran que la red no aprende. La red fue entrenada por un tiempo aproximado de 24 hrs y durante ese tiempo se observó un comportamiento plano del error E , graficado como función del número de etapas de entrenamiento. El error E es el indicativo más significativo del aprendizaje de la red. El error final que se obtuvo fue $E = 100$, muy alejado del error objetivo de 0.01.

Se concluye que el criterio de discriminación del límite del alcance utilizado por este esquema de comparación de fase, que implica solamente un cruce por el valor de 90° en el ángulo de defasaje de las señales, no proporciona suficiente información para que la red aprenda.

5.7 OBSERVACIONES SOBRE LA COINCIDENCIA DE LAS VENTANAS DE DATOS DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA

En todas las pruebas anteriores, las muestras de las señales de entrenamiento y de prueba se toman de la misma parte del ciclo de las señales, comenzando a partir del cruce por cero de la señal de corriente. Es decir, las ventanas de datos de entrenamiento y prueba son coincidentes. Esta situación se ilustra en la Fig. 5.14. Es necesario evaluar el comportamiento de los estimadores tipos impedancia y mho para el caso en que las ventanas de datos de entrenamiento y prueba no coinciden, como se muestra en la Fig. 5.15.

Ya se demostró anteriormente que cuando las ventanas de entrenamiento y prueba coinciden, los estimadores tipos impedancia y mho discriminan correctamente la zona de falla (ver Fig. 5.7 y Fig. 5.12). Para evaluar el efecto del corrimiento de las ventanas, se estudió la respuesta de ambos estimadores para las 15 ventanas de prueba posibles que son diferentes a la de entrenamiento. Se utilizaron las mismas señales de entrenamiento para las pruebas. Se encontró que ambos estimadores tienen problemas para discriminar correctamente la zona de falla cuando la ventana de prueba está corrida con respecto a la ventana de entrenamiento.

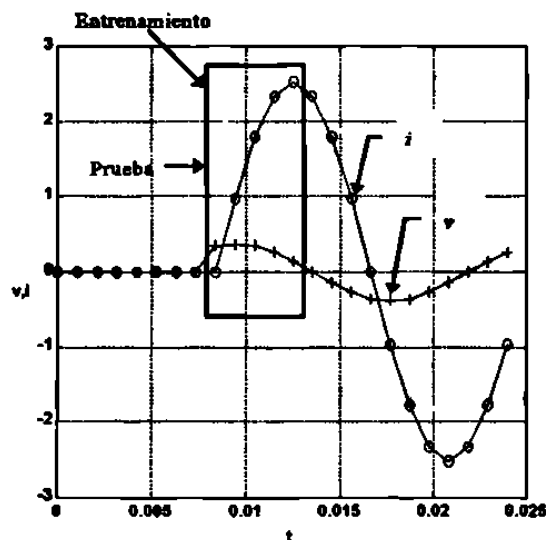


Fig. 5.14 Coincidencia de las ventanas de entrenamiento y prueba.

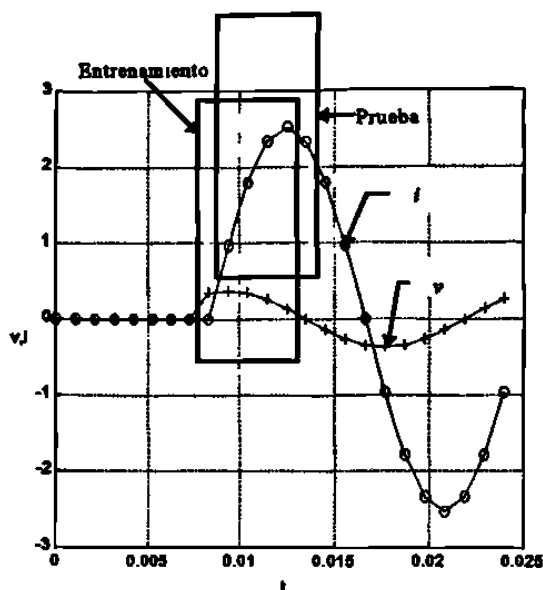


Fig. 5.15 Ventanas de entrenamiento y prueba no coincidentes.

La Fig. 5.16(a) muestra el comportamiento del estimador tipo impedancia utilizando una ventana de prueba con un corrimiento de una muestra con respecto a la ventana de entrenamiento. El deterioro de la respuesta es evidente; se pierde capacidad para discriminar fallas dentro de la zona de operación, cerca de los límites del alcance del estimador. La Fig. 5.16(b) presenta el comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de tres muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento. Se observa que la respuesta del estimador empeora; se tiene, adicionalmente a la ausencia de señales de disparo para ciertas fallas dentro de la zona de operación, un cierto número de señales de disparo para fallas fuera del alcance del estimador.

La Fig. 5.17 muestra el comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento. Los resultados obtenidos reflejan una distorsión total en la respuesta del estimador neuronal.

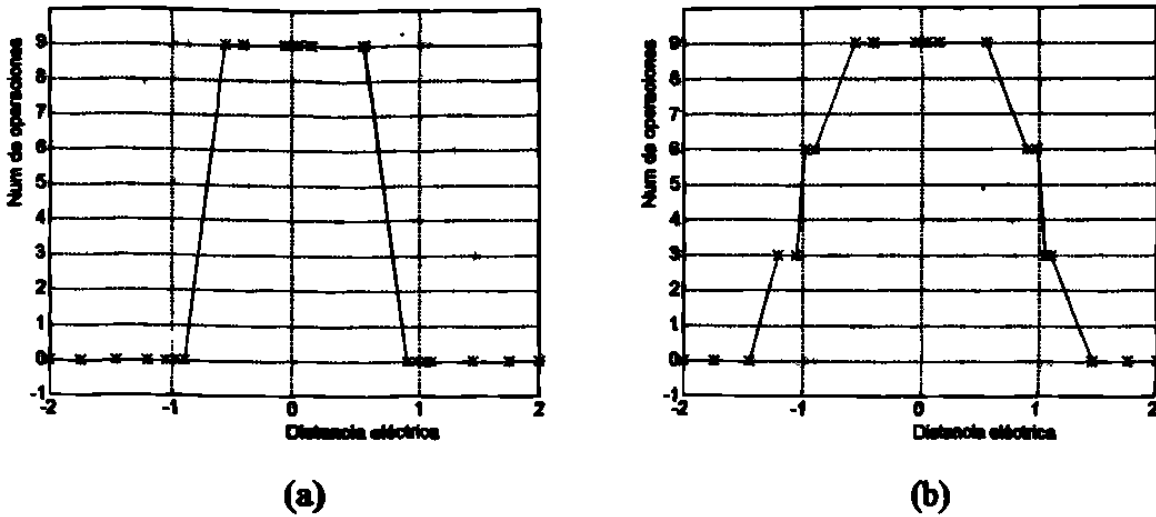


Fig. 5.16 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la de entrenamiento en: una muestra (a) ; tres muestras (b).

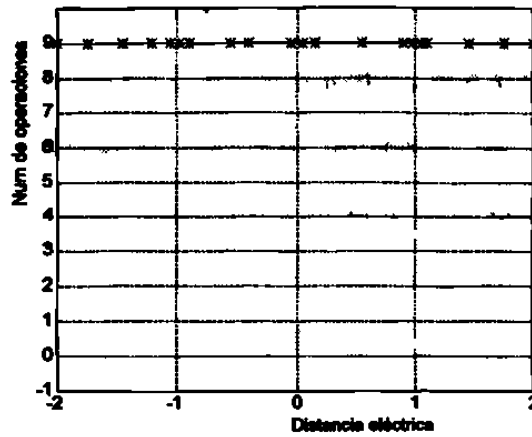


Fig. 5.17 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento.

Las Fig. 5.18(a) y 5.18(b) muestran el comportamiento del estimador tipo impedancia para corrimientos de siete y nueve muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento respectivamente. El corrimiento de la ventana de prueba en siete muestras provoca que se emita un cierto número de señales de disparo fuera del alcance del estimador en ambas direcciones. Para el corrimiento de la ventana de prueba en nueve muestras se pierden algunas señales de disparo para fallas dentro de la zona de operación. En este último caso el comportamiento del estimador es idéntico al correspondiente a un defasaje de una

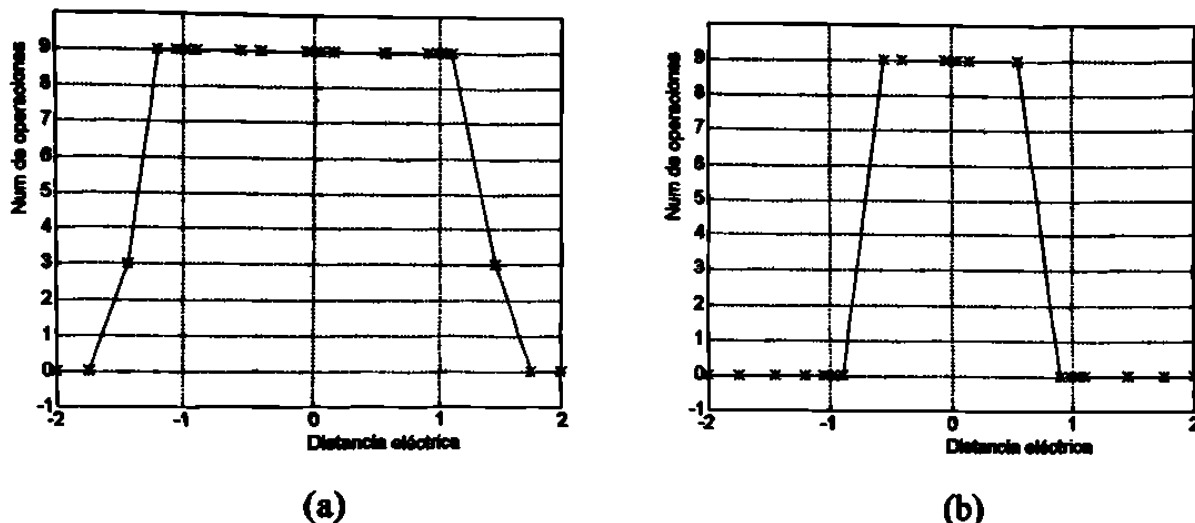


Fig. 5.18 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento en: siete muestras (a); nueve muestras (b).

muestra (ver Fig. 5.16(a)). Esto se debe a que la diferencia de ocho muestras entre ambos corrimientos representa medio ciclo; esto implica que ambas ventanas de prueba están situadas sobre grupos de muestras que son iguales y de signo contrario, y que son interpretadas como iguales en la comparación de amplitud, que inherentemente responde al valor absoluto. Este resultado reafirma el criterio de que la RNA captura correctamente el principio discriminativo de la comparación de amplitud.

Los resultados de aplicar las pruebas anteriores al estimador tipo mho se muestran en las Fig. 5.19 a 5.21. La Fig. 5.19(a) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de una muestra de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento. Se aprecia que el estimador falla de operar para algunas fallas dentro de la zona de protección. Para fallas fuera del alcance del estimador no existen problemas. La Fig. 5.19(b) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de tres muestras de la ventana de prueba con respecto a la de entrenamiento. Se observa que para fallas internas se agudiza el problema de la no operación del estimador, ya que se tienen menos disparos que los obtenidos para el corrimiento de la ventana de prueba en una muestra. Para fallas externas la respuesta del estimador no sufre ningún deterioro.

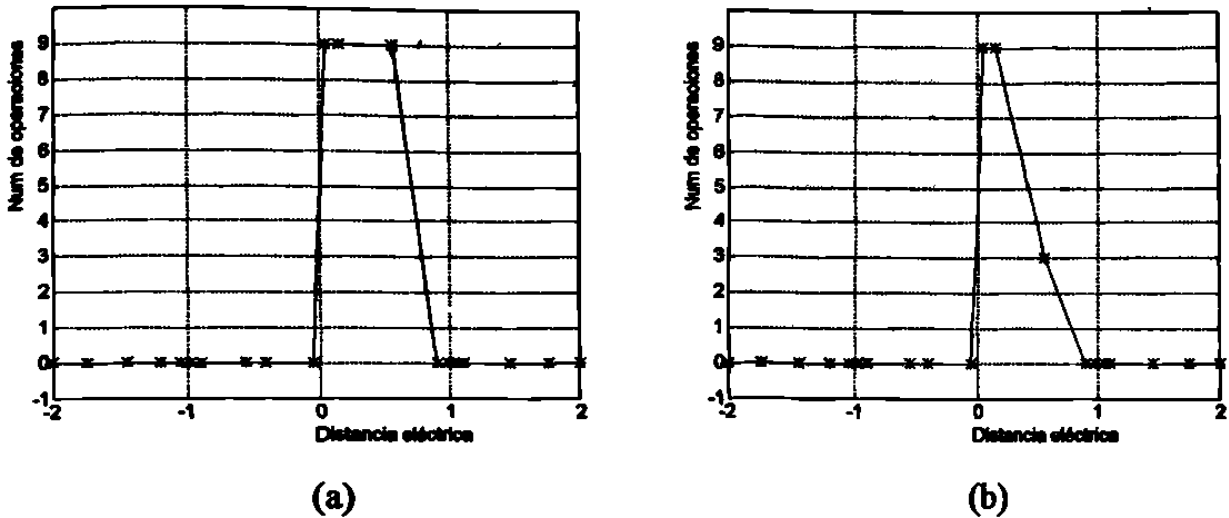


Fig. 5.19 Comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento en: una muestra (a); tres muestras (b).

La Fig.5.20 muestra el comportamiento del estimador neuronal tipo mho para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento. El estimador falla de operar para todas las fallas internas, y opera incorrectamente para la mayor parte de las fallas hacia atrás.

La Fig. 5.21(a) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de siete muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento. Se tiene por resultado una inversión de las funciones del estimador. Se observan disparos para la mayor parte de las localizaciones de falla fuera del alcance del estimador, y hay ausencia de operaciones para falla localizadas dentro de la zona de operación del estimador. La Fig. 5.21(b) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de la ventana de prueba en nueve muestras; se observa una respuesta similar a la de la Fig. 5.21(a).

En resumen, puede concluirse que la capacidad de generalización de la red no es suficiente para interpretar correctamente la información que proviene de una parte del ciclo de las señales que no fue utilizada en el proceso de entrenamiento. Este problema se puede resolver de dos formas:

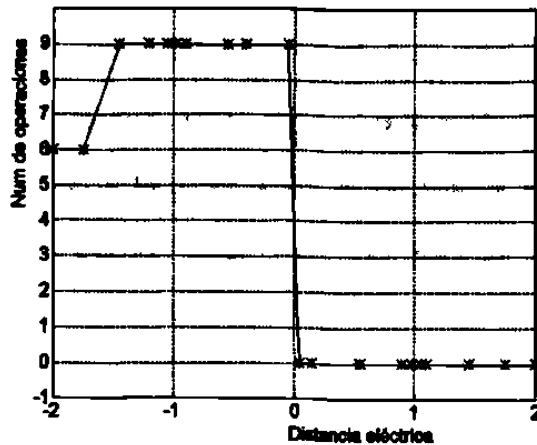


Fig. 5.20 Comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento.

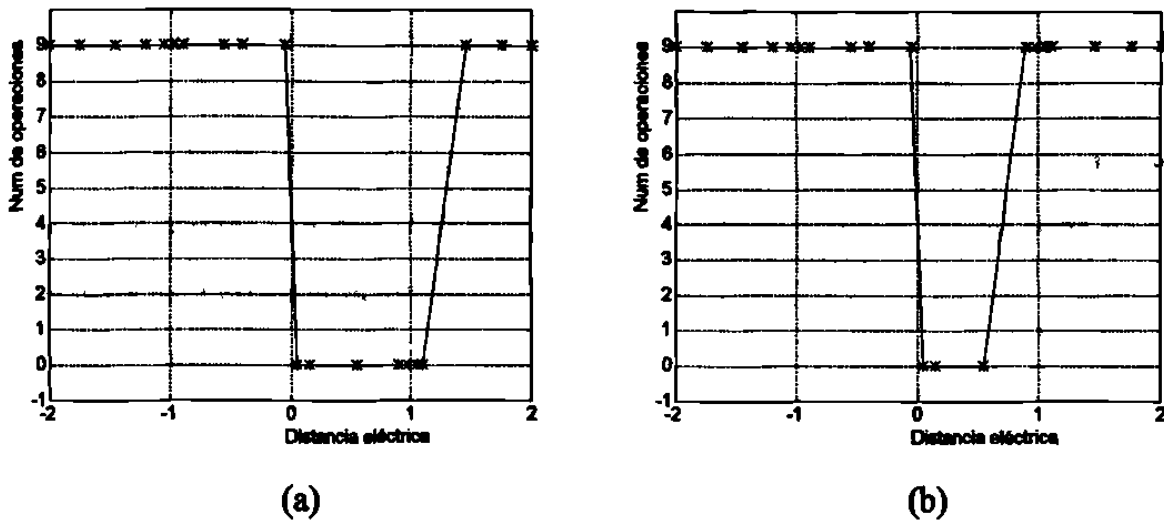


Fig. 5.21 Comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento en: siete muestras (a); nueve muestras (b).

1. Desarrollar un algoritmo de búsqueda de la ventana de datos de prueba, de modo que coincida con la ventana de datos de entrenamiento. Esto implica un retardo en la operación del estimador, pues no solo hay que esperar a que la ventana de datos cruce por la discontinuidad de la señal, sino esperar también el momento en que coinciden las ventanas de entrenamiento y de prueba. Esta situación se representa gráficamente en la Fig. 5.22 para el caso peor, en que hay que esperar prácticamente un ciclo de falla antes que se inicie la ventana de datos apropiada. Esta es la variante que se sigue en esta tesis.

2. Entrenar la red con las 16 ventanas de 5 muestras que cubren un ciclo completo de cada señal. Esto implica obtener no menos de 8000 patrones de entrenamiento para la base de datos generada. En esta alternativa es de esperar que cualquiera que sea la posición de la primera ventana de datos del estado de falla, el estimador discriminará correctamente la zona de falla. Un aspecto a evaluar es si la red es capaz de aprender con este número de patrones, y determinar el tiempo que tarda en hacerlo. Se recomienda estudiar este tema en investigaciones futuras.

5.8 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

1. Se demostró la capacidad de una red de neuronas para aprender la relación de amplitud existente entre las señales $e_1 = iZ_r$ y $e_2 = v$ para diferentes condiciones de falla, para señales sinusoidales. Esta es la base para el estimador neuronal tipo impedancia propuesto en este trabajo. Se encontró que una estructura de red de neuronas que tiene diez entradas, dos capas ocultas con diez y cinco neuronas respectivamente, y una neurona de salida, es adecuada para esta aplicación.

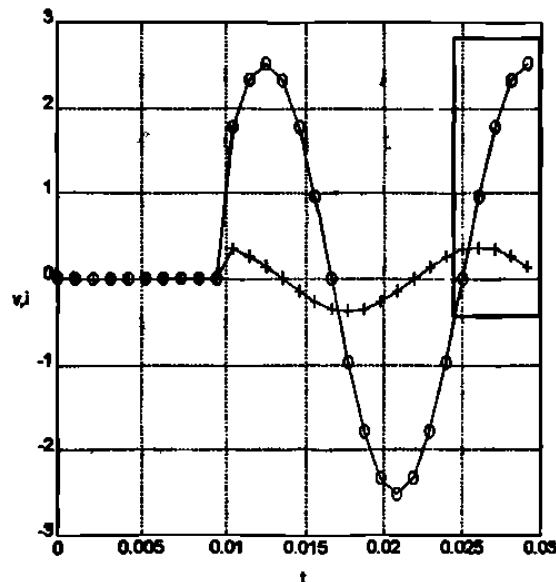


Fig. 5.22 Retardo de tiempo introducido por el algoritmo de búsqueda de la ventana de entrenamiento.

2. Se probó también que la red de neuronas es capaz de aprender la relación de fase de las señales $e_1 = iZ_r - v$ y $e_2 = v$ para señales sinusoidales. Sobre esta base se propone un estimador de distancia tipo mho. La estructura de la red para esta aplicación tiene diez entradas, dos capas ocultas con veinte y diez neuronas respectivamente, y una neurona de salida.
3. Para eliminar el retardo de tiempo t , introducido por el corrimiento de las muestras de corriente en un valor discreto del ángulo φ , en el estimador tipo mho sería necesario utilizar las señales de entrada dadas por $e_1 = iR_r - v$ y $e_2 = v$. En este caso el criterio de discriminación del límite del alcance utilizado por este esquema de comparación de fase, que implica solamente un cruce por el valor de 90° en el ángulo de defasaje de las señales, no proporciona suficiente información para que la red aprenda.
4. Si las componentes de alta frecuencia y las componentes aperiódicas exponenciales son eliminadas por filtros separados, la red neuronal podría ser entrenada usando señales de entrada puramente sinusoidales.
5. Si el ruido de las señales no es eliminado por filtros separados, y la red es entrenada con señales sinusoidales, ese ruido introduce error en la estimación de la zona de falla. Por tal motivo, se propone que se entrenen las redes de neuronas con patrones sinusoidales contaminados con componentes aperiódicas exponenciales, y se eliminen las componentes transitorias de alta frecuencia de las señales mediante un filtro analógico previo.
6. Es necesario incluir en los patrones de entrenamiento de la RNA aquellas componentes de ruido que no sean eliminadas por filtrado previo.

ENTRENAMIENTO Y PRUEBAS DEL ESTIMADOR TIPO MHO CON SEÑALES CONTAMINADAS

6.1 INTRODUCCION

En el Capítulo 5 se demostró que la respuesta del estimador tipo mho es mejor que la del estimador tipo impedancia para señales puramente sinusoidales, por lo que se decidió abandonar el entrenamiento del estimador tipo impedancia y continuar con el proceso de entrenamiento y prueba solamente para el estimador tipo mho. En el Capítulo 5 se demostró también la necesidad de adicionar patrones contaminados al conjunto de patrones de entrenamiento del estimador. Se propone contaminar los patrones con componentes aperiódicas exponenciales, para buscar mejorar el comportamiento del estimador ante este tipo de señales. Con el objetivo de evaluar paso a paso la capacidad de generalización de las RNA para esta aplicación, se irá incrementando gradualmente la complejidad de los patrones de entrenamiento, en términos del tipo y características del ruido que presentan las señales de entrada. En este capítulo se describen los resultados del proceso de entrenamiento y prueba del estimador tipo mho con patrones de entrenamiento contaminados.

6.2 ENTRENAMIENTO CON SEÑALES QUE CONTIENEN COMPONENTES APERIODICAS DE UNA SOLA POLARIDAD Y UNA SOLA MAGNITUD

Las señales de prueba generadas a partir del modelo del sistema representado en la Fig. 5.1 permiten evaluar el comportamiento del estimador tipo mho ante señales

contaminadas con componentes aperiódicas exponenciales. Una evaluación exhaustiva del estimador implica la necesidad de un gran número de simulaciones, para tratar de reproducir los diferentes niveles y polaridades de contaminación exponencial en las señales de entrada en condiciones reales en operación. Aún así, existe el riesgo de no poder anticipar por simulación todos los casos posibles.

En la tesis se propone evaluar el comportamiento del estimador tipo mho para cuatro niveles de contaminación con componente aperiódica exponencial en los patrones de prueba (dos positivos y dos negativos), todos ellos con una constante de tiempo igual a la de la línea de transmisión protegida. Como paso inicial, en esta sección se presentan los resultados del entrenamiento con señales de corriente que contienen componentes aperiódicas de una sola polaridad y un único valor inicial, que es el valor máximo, y con voltaje sinusoidal, para estudiar la capacidad de generalización de las RNA.

6.2.1 Entrenamiento

Para la generación de las señales de entrenamiento se supondrá que el sistema de la Fig. 5.1 es homogéneo ($L_L/R_L = L_S/R_S$), por lo que se tienen componentes aperiódicas exponenciales solamente en las señales de corriente. Utilizando un valor de $\alpha - \theta = \pi/2$ en (5.2), se obtienen señales de corriente contaminadas con máxima componente aperiódica exponencial negativa. Haciendo uso de estas señales se conforman los patrones de entrenamiento, de acuerdo con el diagrama de bloques de la Fig. 5.3. Se decidió no variar el número de patrones utilizado anteriormente (500), con la finalidad de conservar la estructura de red utilizada para los entrenamientos anteriores; lo que se hace es disminuir el número de patrones sinusoidales a la mitad, y completar el conjunto con los nuevos patrones generados.

En el proceso de entrenamiento de la misma red (10-10-5-1) utilizada en las secciones anteriores, se tiene en este caso que el error E se logra disminuir en un tiempo de 36 horas en una computadora personal 486 de 50 Mhz a un valor final de 0.0099, con un total de 113163

etapas de entrenamiento, utilizando el mismo algoritmo de retropropagación que en los casos anteriores. Se observa que la inclusión de patrones con señales contaminadas hace más difícil el proceso de aprendizaje de la red.

6.2.2 Pruebas con señales sinusoidales

El comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales iguales a las utilizadas en el entrenamiento se presenta en la Fig. 6.1(a). Los resultados de esta prueba demuestran la capacidad de aprendizaje de la red para este tipo de señales. Se observa que la adición de patrones con componente aperiódica exponencial en el entrenamiento no distorsiona el aprendizaje para señales sinusoidales.

La Fig. 6.1(b) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para un conjunto de patrones de prueba sinusoidales que se obtiene a partir de localizaciones de falla diferentes a las utilizadas durante el entrenamiento. Se observa que el estimador tiene dificultades en esta prueba, pues se origina una señal de disparo para cada una de las fallas dentro de la zona de protección del estimador, pero se tienen cinco señales de disparo incorrectas para fallas fuera de la zona de protección.

La Fig. 6.2 presenta el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas que incluyen fallas localizadas fuera del intervalo de entrenamiento ($-3 < m < 3$) y valores de \underline{Z}_s y R_f diferentes a los utilizados durante el entrenamiento. La Fig. 6.2(a) muestra el comportamiento del estimador neuronal para localizaciones de falla y valores \underline{Z}_s y R_f diferentes a los de entrenamiento. Se observa que el estimador opera incorrectamente para algunas fallas localizadas en los límites de su alcance. La Fig. 6.2(b) muestra el comportamiento para localizaciones de falla fuera del intervalo de entrenamiento. En este caso el estimador tipo mho no tiene problemas de discriminación: se tiene un disparo para cada falla dentro de la zona de protección, y no hay disparos para fallas externas.

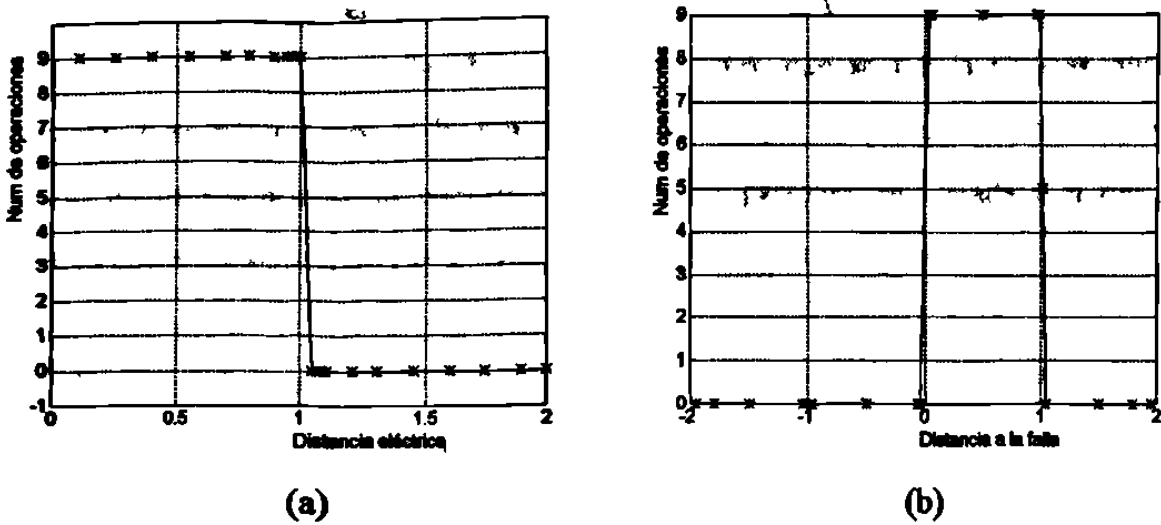


Fig. 6.1 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla diferentes a las del entrenamiento (b).

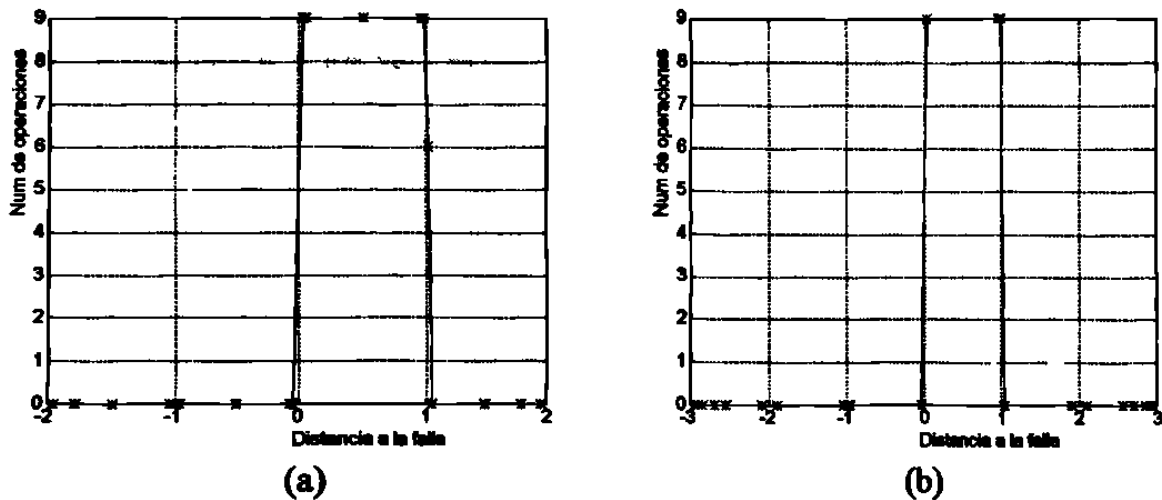


Fig. 6.2 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_f diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo $-3 < m < 3$ (b).

6.2.3 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento

La Fig. 6.3 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales de corriente contaminadas con componentes aperiódicas de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento, y con localizaciones de fallas diferentes. Los resultados de

las pruebas muestran que el estimador es capaz de aprender y de discriminar las relaciones de fase de las señales e_1 y e_2 . Se observa, sin embargo, que se tienen algunas operaciones incorrectas para fallas fuera de la zona de protección, por lo que se infiere la necesidad de enfatizar en este punto de la zona al conformar los patrones de entrada a la red para los próximos entrenamientos, con el fin de evitar el sobrealcance del estimador.

La Fig. 6.4 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_r diferentes a los del entrenamiento. En la Fig. 6.4(a) se observa que el estimador falla de operar para algunos cortocircuitos en la zona de protección para valores de Z_s y R_r diferentes a los utilizados en el entrenamiento. Sin embargo, para localizaciones de fallas diferentes a las de entrenamiento, que incluyen fallas en el intervalo $(-3 < m < 3)$, se aprecia en la Fig. 6.4(b) que el comportamiento del estimador es excelente. Es decir, en estas pruebas se encontró que los valores de Z_s y R_r afectan más la capacidad de generalización de la RNA que la localización de la falla.

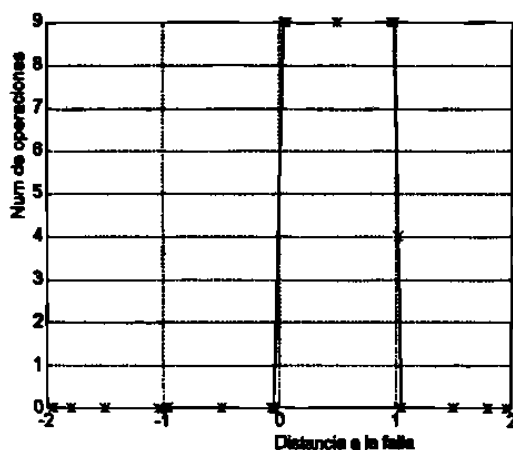


Fig. 6.3 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento y localizaciones de falla diferentes.

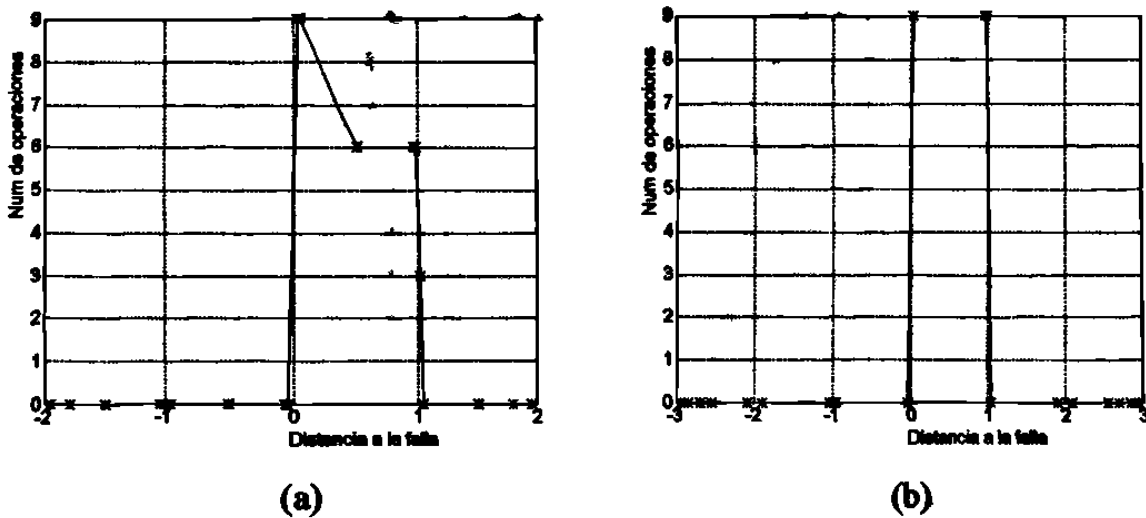


Fig. 6.4 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento. Para valores de Z_s y R_p diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo $-3 < m < 3$ (b).

6.2.4 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de igual polaridad y diferente magnitud que las de entrenamiento

La Fig. 6.5 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales de corriente que contienen componentes aperiódicas de igual polaridad y diferente magnitud que las de entrenamiento. Para obtener un valor inicial diferente al máximo se utiliza un valor de $\alpha - \theta = \pi/4$ en (5.2). Se observa que el estimador tiene una gran afectación en su respuesta, lo que indica que la magnitud inicial de la componente aperiódica es un parámetro muy influyente en el comportamiento de la RNA.

6.2.5 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de polaridades y magnitudes diferentes a las de entrenamiento

Para pruebas con señales de corriente que contienen componentes aperiódicas de polaridad opuesta a la de entrenamiento, se utiliza el valor de $\alpha - \theta = 5\pi/4$ en (5.2). Este

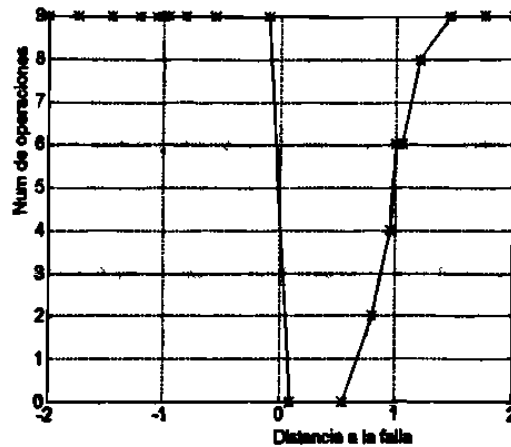


Fig. 6.5 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de igual polaridad y diferente magnitud que las de entrenamiento.

caso se muestra en la Fig. 6.6. Se observa que se tiene una definición aceptable de la zona de protección, pero existen algunas operaciones incorrectas en los límites de esta zona. No obstante, se tiene un mejor comportamiento del estimador que para el caso anterior.

Para explicar este comportamiento, se obtuvieron las formas de onda de voltaje y corriente para 9 fallas, utilizando tres niveles de contaminación para tres localizaciones diferentes y con valores únicos de Z_s y R_f . Estas señales se presentan en la Fig. 6.7, como se aprecian antes del filtro análogo pasabajos.

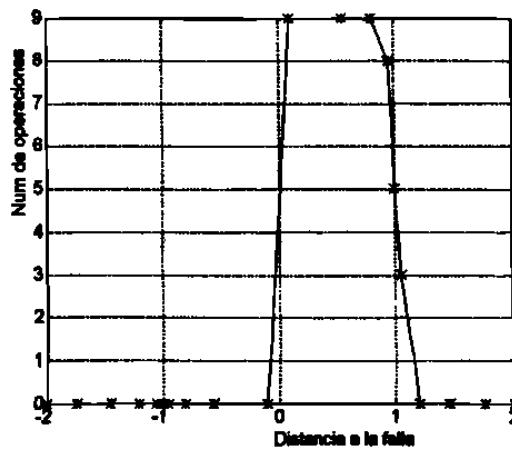


Fig. 6.6 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de polaridades y magnitudes diferentes a las de entrenamiento.

En la Fig. 6.7 se observa que en el caso de $\alpha - \theta = \pi/2$ (semejante al de entrenamiento), la corriente sale directamente hacia valores negativos. Para el entrenamiento de la red se utiliza una ventana de datos que se llena con 5 muestras consecutivas tomadas del medio ciclo de la señal, después de que ésta cruza por cero hacia valores negativos, por lo que las muestras procesadas por la ventana de datos de entrenamiento son negativas. Para $\alpha - \theta = \pi/4$ la corriente sale hacia valores positivos, por lo que la ventana de datos de prueba procesa muestras con valores positivos, lo cual puede ser desconocido por la red. Se observa en la Fig. 6.7(c) que para $\alpha - \theta = 5\pi/4$ la corriente tiene el mismo comportamiento que la corriente mostrada en la Fig. 6.7(a), lo que se refleja en la buena respuesta del estimador para este caso.

De los resultados anteriores se concluye que es necesario entrenar la red con diferentes valores iniciales de componente aperiódica exponencial, con ambas polaridades.

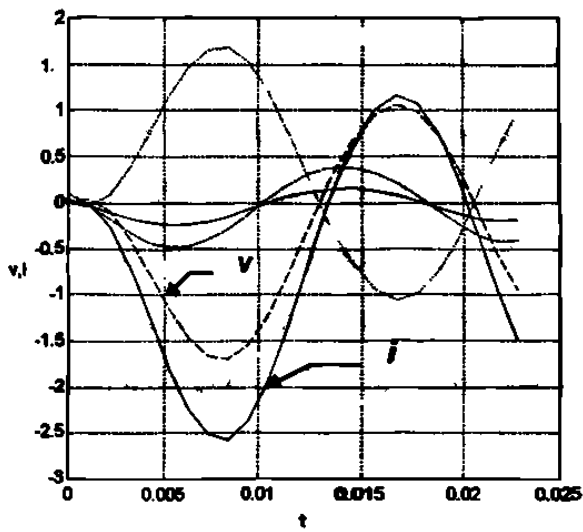
6.3 ENTRENAMIENTO CON SEÑALES QUE CONTIENEN COMPONENTES APERIODICAS DE AMBAS POLARIDADES

6.3.1 Entrenamiento

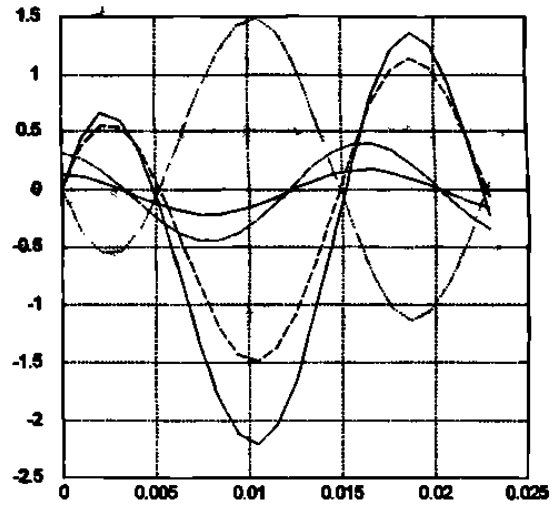
Utilizando el programa de computadora digital desarrollado en MATLAB, se complementa el conjunto de patrones de entrenamiento, incluyendo patrones derivados de señales contaminadas. Los nuevos patrones de entrenamiento a utilizar quedan contenidos dentro de los siguientes tipos:

- 1) Corriente y voltaje sinusoidales.
- 2) Máxima componente aperiódica positiva en la corriente, voltaje sinusoidal.

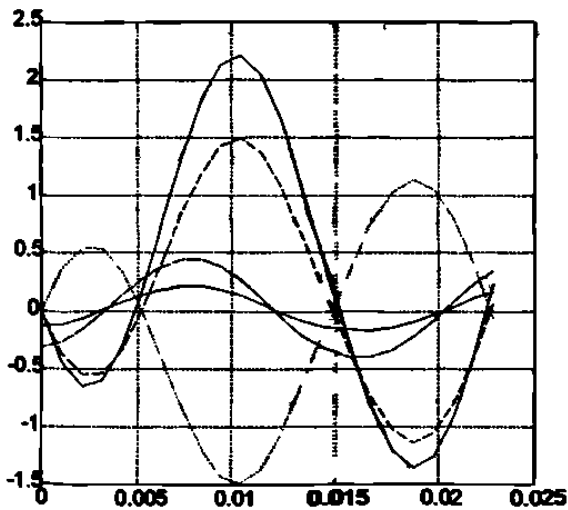
- 3) Componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente, voltaje sinusoidal.
- 4) Máxima componente aperiódica negativa en la corriente, voltaje sinusoidal.
- 5) Componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente, voltaje sinusoidal.



(a)



(b)



(c)

Fig. 6.7 Formas de onda para señales con componentes aperiódicas exponenciales negativas en la corriente: $\alpha - \theta = \pi/2$ (a); $\alpha - \theta = \pi/4$ (b); $\alpha - \theta = 5\pi/4$ (c).

Para el nuevo entrenamiento se genera el conjunto de patrones a partir de las señales de voltaje y corriente que se obtienen de plantear 10 fallas en la dirección de disparo ($0 \leq m \leq 2$) en el sistema de la Fig. 5.1, utilizando cuatro valores de \underline{Z}_s y tres valores de R_f , para los cinco tipos de señales listados anteriormente, lo que da un total de 600 patrones. Un intento por entrenar la red seleccionada (10-10-5-1) con el nuevo conjunto de patrones tuvo los resultados siguientes: el tiempo de entrenamiento fue de 57 horas en una computadora personal 486 de 50 Mhz; se obtuvo un error final E igual a 0.76669 con 100000 etapas de entrenamiento, sin poderse alcanzar el error objetivo de 0.1.

Para resolver el problema anterior, se decidió cambiar la arquitectura de la red, incrementando al doble el número de neuronas en las capas ocultas. La red con la nueva estructura (10-20-10-1), fue entrenada durante 32 hrs en una computadora personal 486 de 50 Mhz. Utilizando el algoritmo de retropropagación se requirieron 58879 etapas de entrenamiento para disminuir el error E a un valor final de 0.0999.

6.3.2 Pruebas con señales sinusoidales

Para verificar el aprendizaje y capacidad de generalización de la red se aplica la metodología seguida para las secciones anteriores. La etapa de pruebas llevada a cabo para esta red en particular consta de cinco secciones. En cada sección se evalúa el comportamiento de la red para uno de los tipos de señales utilizados en el entrenamiento. Los resultados más sobresalientes se presentan a continuación.

La Fig. 6.8 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Se aprecia que el estimador discrimina correctamente las localizaciones de fallas hacia adelante, pero se tienen algunos disparos incorrectos para $m > 1$ y valores de \underline{Z}_s y R_f distintos a los de entrenamiento (Fig. 6.8(b)). Por otra parte, la capacidad de generalización del estimador para la discriminación de fallas hacia atrás se ve seriamente

afectada cuando los patrones de entrenamiento contienen componentes aperiódicas exponenciales.

6.3.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente

Las Fig. 6.9 y 6.10 muestran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. La Fig. 6.9(a) muestra la respuesta del estimador para un conjunto de patrones como los utilizados en el entrenamiento. Se observa que el estimador aprende la relación de fase de las señales e_1 y e_2 , y se obtiene una señal de disparo para cada una de las fallas dentro de la zona de protección del estimador, mientras que para fallas fuera de esta zona no se tienen señales de operación. La Fig. 6.8(b) muestra la respuesta del estimador para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_S y R_F diferentes a los utilizados durante el entrenamiento. Se observa que, al entrenar el estimador con señales de falla en dirección hacia adelante solamente, hay

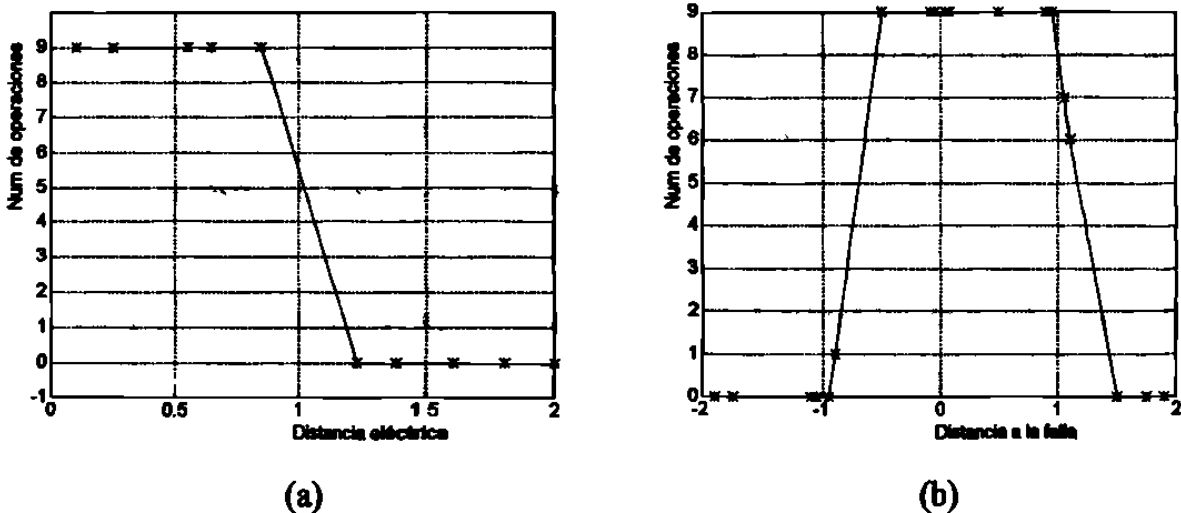


Fig. 6.8 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

afectación de la respuesta del estimador para fallas hacia atrás cuando \underline{Z}_s y R_p son distintos a los de entrenamiento (Fig. 6.9(b)). La afectación en la respuesta del estimador es menor para fallas hacia adelante. Se observa que se tienen algunas operaciones incorrectas para fallas externas cercanas al límite de la zona de protección del estimador.

La Fig. 6.10 muestra el comportamiento del estimador para fallas ubicadas en el intervalo $(-3 < m < 3)$. Se observa que la respuesta del estimador empeora a medida que m aumenta.

6.3.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente

Las Fig. 6.11 y 6.12 muestran gráficamente la respuesta del estimador tipo mho para pruebas con una corriente contaminada con componente aperiódica positiva de valor medio y un voltaje sinusoidal. La Fig. 6.11(a) muestra el comportamiento del estimador para un conjunto de patrones como los utilizados en el entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100 % de las fallas. La Fig. 6.11(b) muestra el comportamiento para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_p diferentes a los utilizados en el entrenamiento. La respuesta del estimador se ve afectada nuevamente para fallas hacia atrás, mientras que la respuesta para fallas hacia adelante es correcta.

La Fig. 6.12 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para diferentes localizaciones de fallas comprendidas en el intervalo $(-3 < m < 3)$. Los resultados de esta prueba confirman que la afectación mayor del estimador se tiene para fallas hacia atrás, mientras que para fallas hacia adelante la discriminación es correcta.

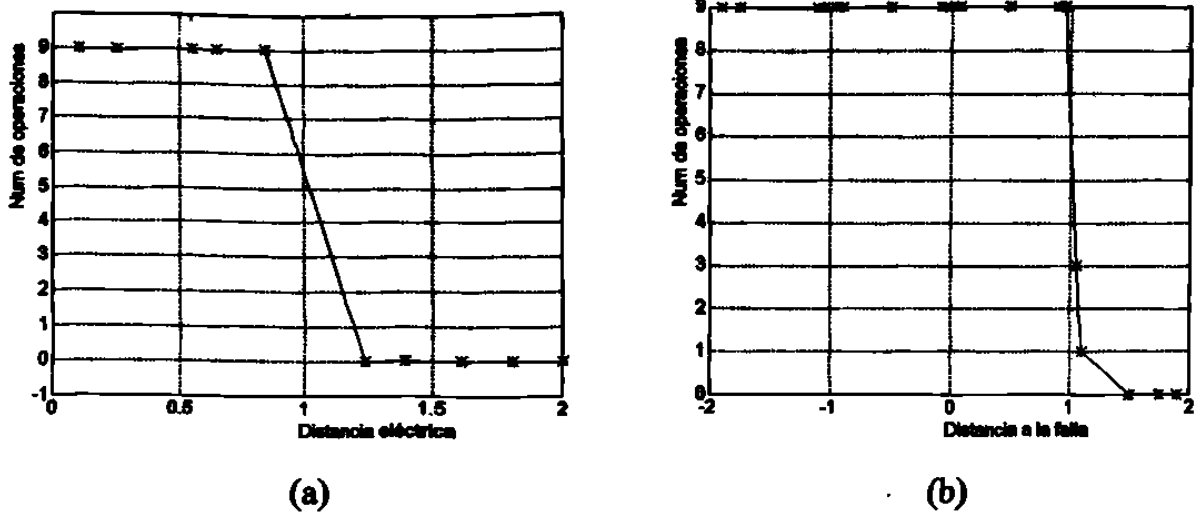


Fig. 6.9 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales con máxima componente aperiódica positiva en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los del entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

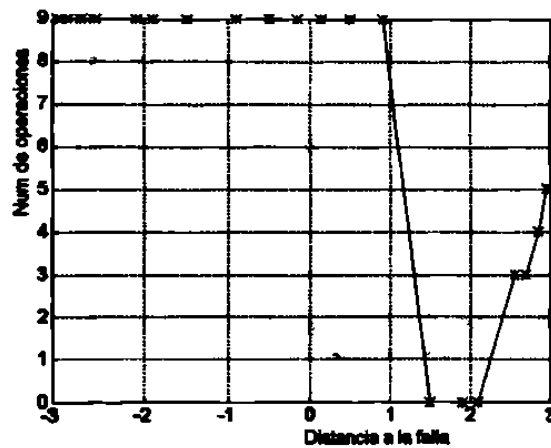


Fig. 6.10 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente y para localizaciones de fallas en el intervalo de $-3 < m < 3$.

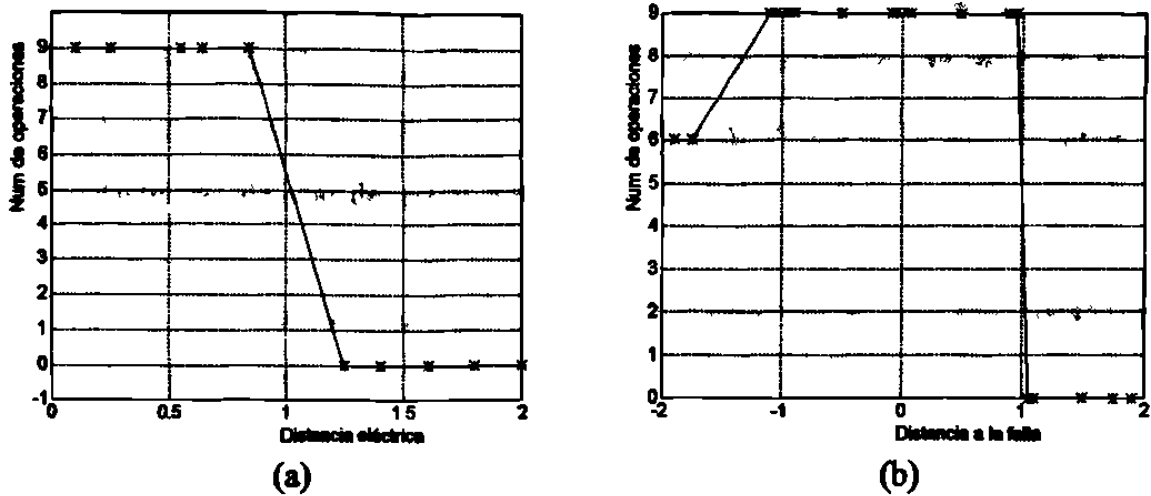


Fig. 6.11 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales contaminadas con componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente. Para un subconjunto de patrones de entrenamiento como patrones de prueba (a); para localizaciones de falla y valores de Z_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

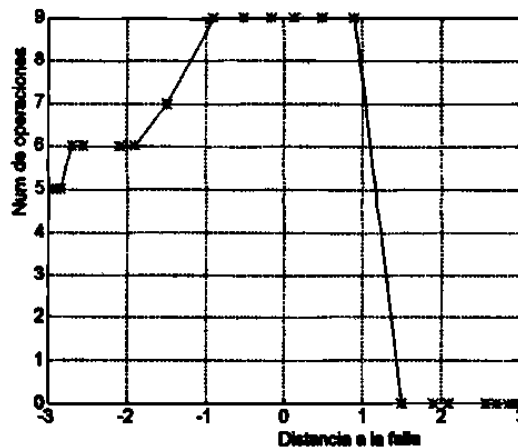


Fig. 6.12 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente, y para diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

6.3.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente

Las Fig. 6.13 y 6.14 muestran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. La Fig. 6.13(a) presenta los resultados para un conjunto de patrones de prueba iguales a los utilizados

en el entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas planteadas. La Fig. 6.13(b) muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de fallas y valores de \underline{Z}_g y R_F diferentes a los de entrenamiento. Se observa que se tiene pérdida de direccionalidad y adicionalmente existen operaciones incorrectas para las fallas hacia adelante más alejadas del estimador.

La Fig. 6.14 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de fallas diferentes, comprendidas en el intervalo $(-3 < m < 3)$. Se observa que el comportamiento del estimador se ve más afectado en la medida en que m aumenta. En este caso se observa un mayor número de operaciones incorrectas para este tipo de fallas que en las secciones anteriores.

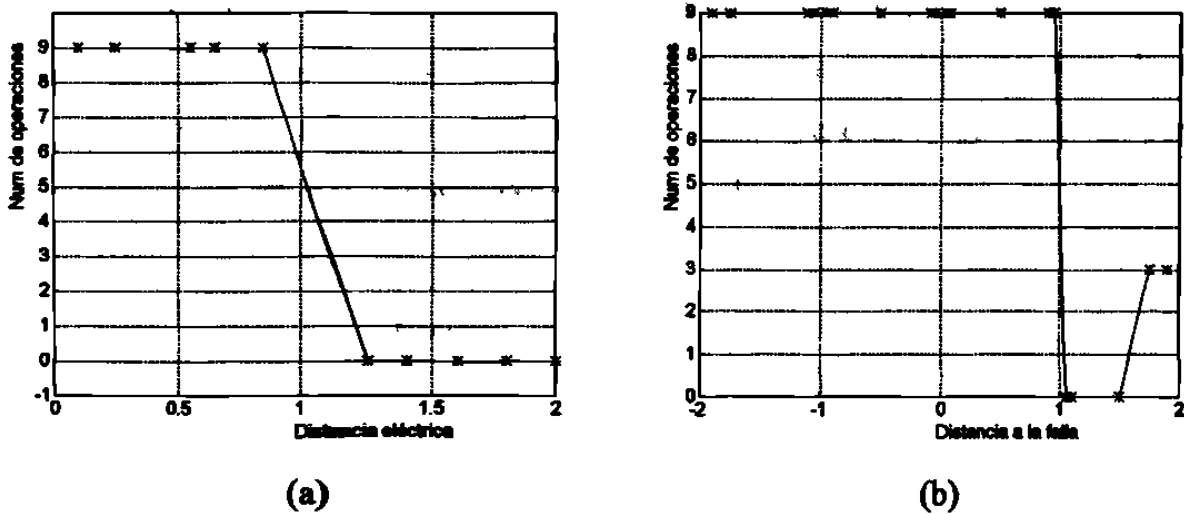


Fig. 6.13 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. Para un conjunto de patrones iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_g y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

6.3.6 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente

Las Fig. 6.15 y 6.16 presentan el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con una corriente que contiene una componente exponencial negativa de valor medio, y un voltaje sinusoidal. La Fig. 6.15(a) muestra los resultados obtenidos para un conjunto de patrones de prueba iguales a los utilizados en el entrenamiento. Se observa que el estimador reconoce el 100% de las fallas para las que fue entrenado. La Fig. 6.15(b) muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_f diferentes a los utilizados en el entrenamiento. Se observa que para fallas externas hacia adelante cercanas al límite de la zona de protección y para fallas hacia atrás se tienen operaciones incorrectas. La Fig. 6.16 muestra la respuesta del estimador para diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $(-3 < m < 3)$. Para este caso se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas planteadas dentro de la zona de protección y las externas hacia adelante, pero su comportamiento para fallas hacia atrás confirma la pérdida de direccionalidad del estimador para señales contaminadas.

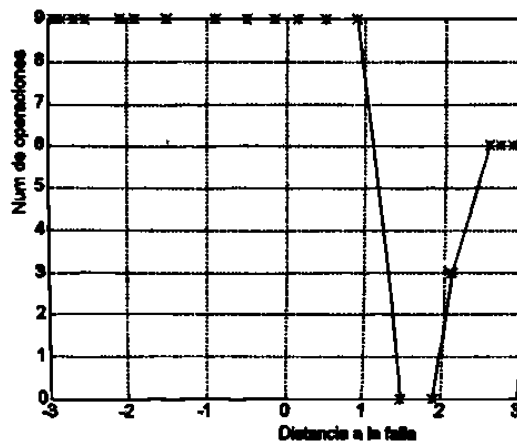


Fig. 6.14 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente, y para diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

Los resultados obtenidos indican la necesidad de entrenar la red con patrones que contengan información de fallas en ambas direcciones.

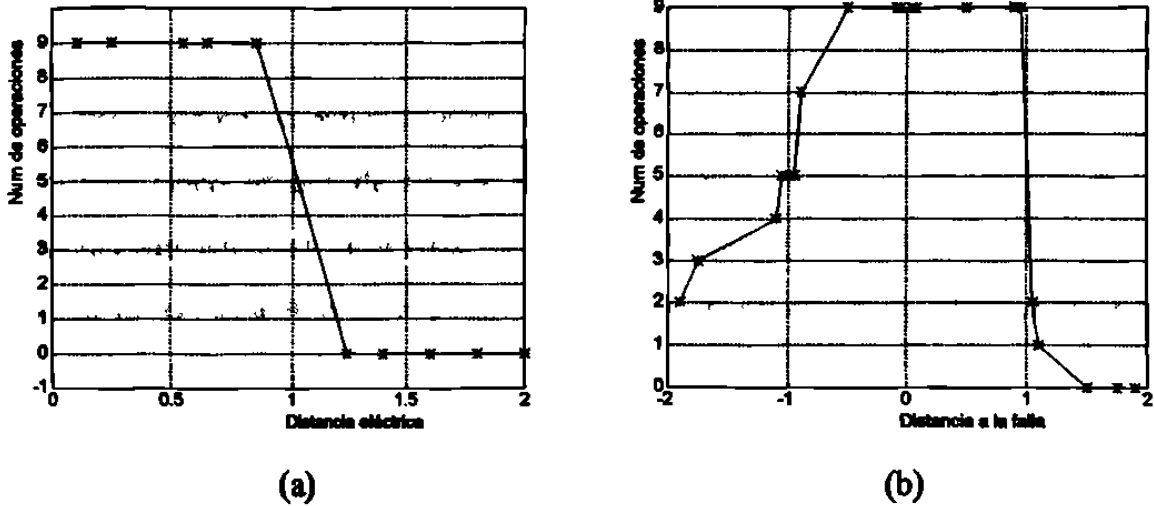


Fig. 6.15 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

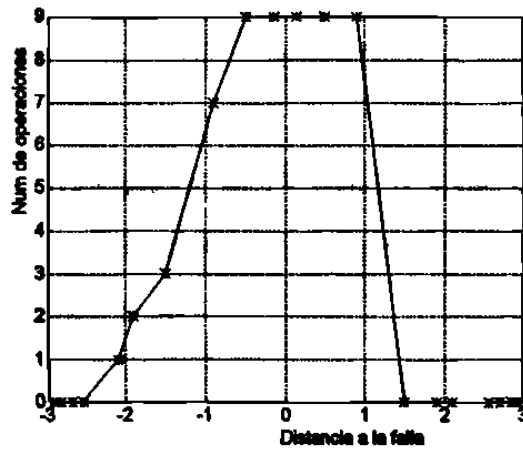


Fig. 6.16 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial de valor medio en la corriente. Para diferentes localizaciones de falla comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

6.4 ENTRENAMIENTO CON PATRONES DE FALLAS EN AMBAS DIRECCIONES

6.4.1 Entrenamiento

Para este nuevo entrenamiento se parte de la misma estructura de la red y se utilizan los mismos cinco grupos de señales del entrenamiento anterior, pero en cada grupo se consideran también fallas hacia atrás, en igual número que las fallas hacia adelante. El objetivo de incluir fallas hacia atrás en el conjunto de datos de entrenamiento es resolver el problema de pérdida de direccionalidad del estimador tipo mho.

La prueba dio por resultado un aprendizaje excesivamente lento de la red, que fue necesario interrumpir. Hay dos causas posibles de la dificultad del aprendizaje:

- 1) Se utilizó un conjunto de datos de entrenamiento en que hay un 25% de fallas en la zona de protección del estimador (unos) y un 75% de fallas fuera de la zona de protección (ceros).
- 2) Se presentaron a la red grupos de 50 fallas fuera de la zona de protección (ceros) y 50 combinaciones de fallas dentro de la zona de protección (unos) y fallas fuera de la zona de protección (ceros).

Con base en estos resultados, se concluye la necesidad de presentar a la red los patrones de forma diferente. Se proponen dos cambios simultáneos:

- 1) Igualar el número de patrones de la clase cero (fallas externas y fallas hacia atrás) con el número de patrones de la clase uno (fallas internas).
- 2) Presentar los patrones de forma intercalada.

El nuevo entrenamiento tomó 2 horas en una computadora personal 486 de 50 Mhz, y el algoritmo de retropropagación ejecutó solamente 3074 etapas con el mismo número de patrones de entrenamiento (600) que el caso anterior, hasta disminuir el error E a un valor final $E = 0.0999$. La red parece aprender más rápido con un conjunto de patrones formado con señales puramente sinusoidales combinados con patrones contaminados y con fallas en ambas direcciones, que en los casos anteriores.

6.4.2 Pruebas con señales sinusoidales

La Fig. 6.17(a) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para la primera prueba aplicada. Se evalúa el estimador con un subconjunto de las propias señales sinusoidales utilizadas en el entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas planteadas. La Fig. 6.17(b) muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_f diferentes a los de entrenamiento. Se observa que el estimador tipo mho tiene capacidad para discriminar fallas en ambas direcciones, pero se tienen algunos fallos de operación para fallas internas y operaciones incorrectas para fallas externas cercanas al límite del alcance del estimador. Se concluye que existe la necesidad de reforzar el entrenamiento de la red de neuronas para fallas cercanas al límite del alcance, a fin de evitar el problema de sobrealcance del estimador. Se propone para entrenamientos subsecuentes incrementar el número de fallas planteadas en el límite del alcance de la zona de protección del estimador.

La Fig. 6.18 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para fallas localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas planteadas en ambas direcciones.

6.4.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente

Las Fig. 6.19 y 6.20 muestran gráficamente el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. La Fig. 6.19(a) muestra la respuesta a los patrones de entrenamiento como patrones de prueba. Se aprecia que el estimador discrimina correctamente las fallas para las que fue entrenado. En la Fig. 6.19(b) se observa el comportamiento del estimador para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_F diferentes a los del entrenamiento. Se aprecia que existen fallos de operación para fallas dentro de la zona de protección, así como operaciones incorrectas para fallas hacia atrás cercanas a la localización del estimador y para fallas externas cercanas al límite de la zona de protección. De los resultados obtenidos se concluye que es conveniente no sólo reforzar el entrenamiento para fallas localizadas cerca del límite del alcance, sino también para fallas cercanas a la localización del estimador, para obtener una mayor definición de la zona de protección.

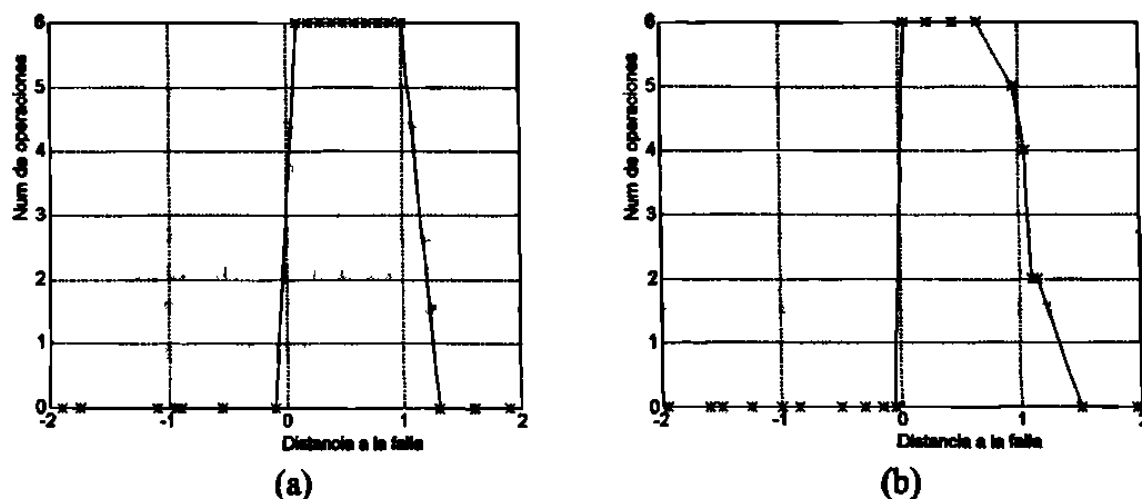


Fig. 6.17 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

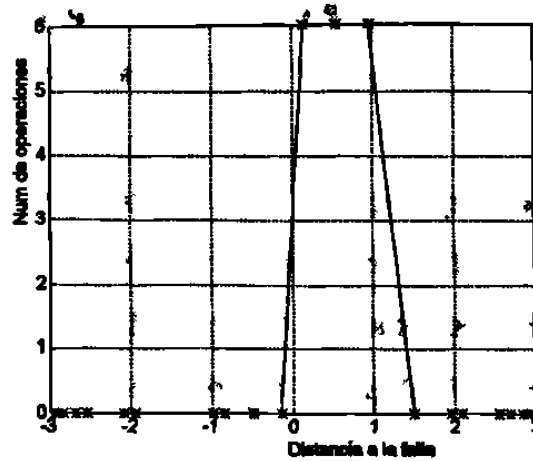
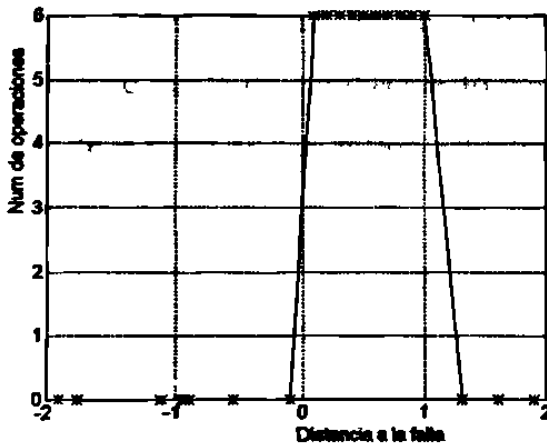
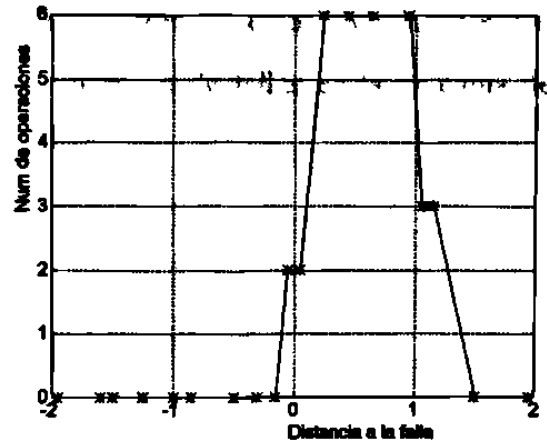


Fig. 6.18 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para diferentes localizaciones de falla comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.



(a)



(b)

Fig. 6.19 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los del entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores Z_s y R_r diferentes a los de entrenamiento (b).

La Fig. 6.20 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para diferentes localizaciones de fallas, que incluyen fallas en el intervalo de $(-3 < m < 3)$; se observa que el estimador discrimina correctamente el total de las fallas planteadas en esta zona, pues existe una señal de disparo para cada una de las fallas internas y no existen señales de disparo para fallas externas.

6.4.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente

El comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente se muestra en las Fig. 6.21 y 6.22. Se aprecia en la Fig. 6.21(a) que el estimador discrimina correctamente el total de las fallas planteadas para el entrenamiento. En la Fig. 6.21(b) se muestra el comportamiento para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_p diferentes a los del entrenamiento. Se observa que el estimador falla de operar para algunas fallas localizadas dentro de la zona de protección y opera incorrectamente para otras fuera de ella. Se observa que existe la misma necesidad detectada para los dos entrenamientos anteriores, es decir, se requiere reforzar el conjunto de datos de entrenamiento con un mayor número de fallas en la cercanía de ambos límites de la zona de protección del estimador.

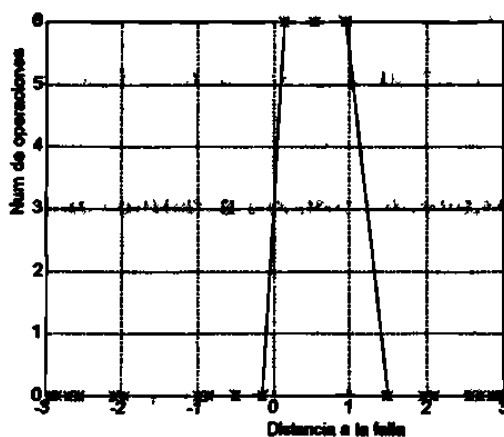


Fig. 6.20 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. Para diferentes localizaciones de fallas, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

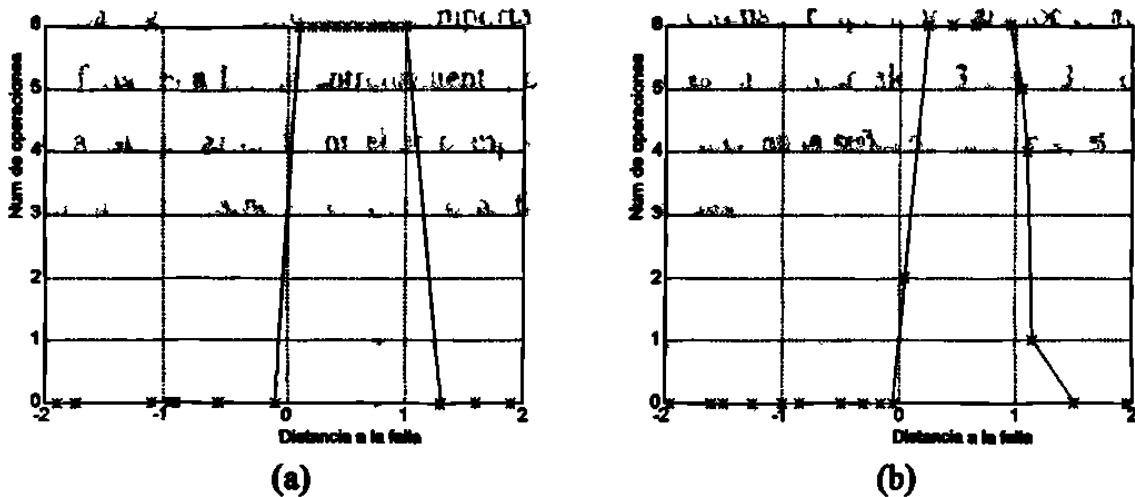


Fig. 6.21 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica exponencial positiva de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_g y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

La Fig. 6.22 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla diferentes a las del entrenamiento, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas planteadas, lo que demuestra la capacidad de generalización obtenida durante el entrenamiento.

6.4.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente

Las Fig. 6.23 y 6.24 ilustran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. La Fig. 6.23(a) muestra el comportamiento para un conjunto de señales de prueba iguales a las utilizadas en el entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente las fallas para las que fue entrenado. La Fig. 6.23(b) muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de falla y valores de Z_g y R_F diferentes a los del entrenamiento; se aprecia que, al igual que para los entrenamientos anteriores, la influencia negativa de estos parámetros en la respuesta del estimador tipo mho se manifiesta en la dificultad de discriminación de fallas localizadas en los límites de la definición de la zona de protección.

La Fig. 6.24 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de fallas diferentes a las de entrenamiento, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que para esta polaridad y nivel de componente aperiódica en la señal de corriente, el estimador discrimina correctamente el total de las fallas planteadas.

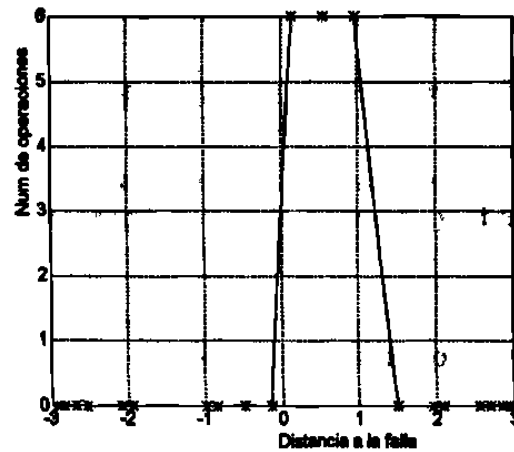


Fig. 6.22 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

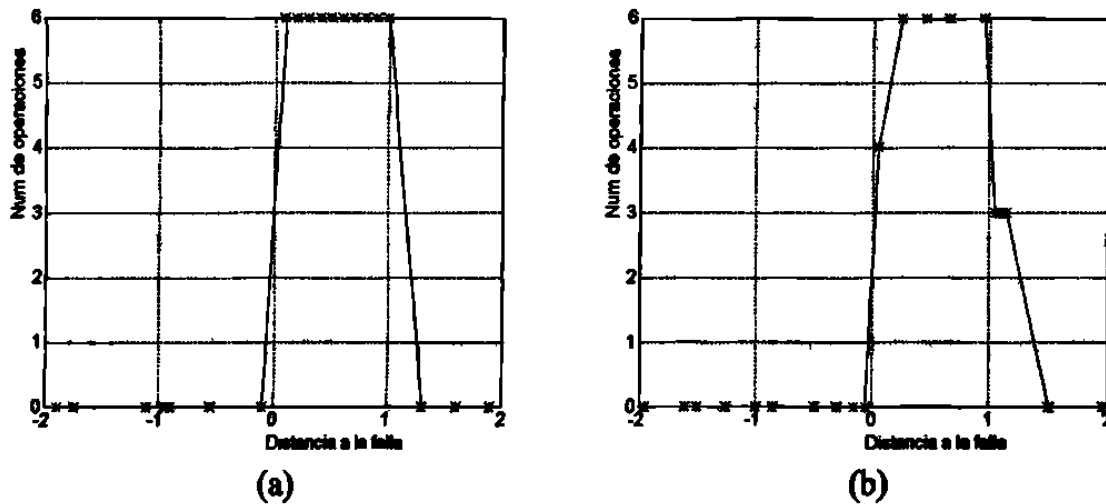


Fig. 6.23 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_T diferentes a los de entrenamiento (b).

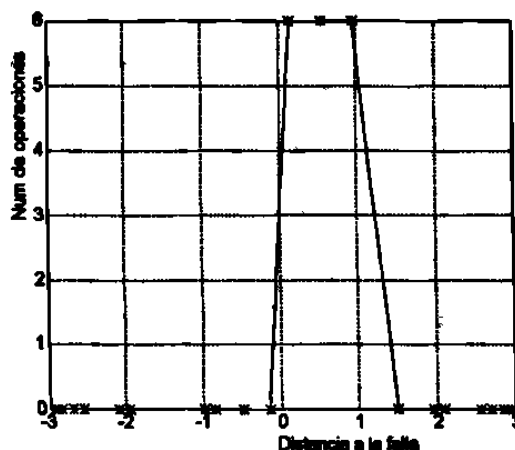


Fig. 6.24 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

6.4.6 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente

Las Fig. 6.25 y 6.26 muestran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente. La Fig. 6.25(a) muestra el comportamiento para pruebas con señales iguales a las de entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente las fallas utilizadas en el entrenamiento. La Fig. 6.25(b) muestra el comportamiento para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_f diferentes a los del entrenamiento. Se observa que se tienen problemas para discriminar las fallas en los límites de la zona de protección del estimador tipo mho.

La Fig. 6.26 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador discrimina correctamente todas las fallas para las que fue probado, incluso aquellas muy lejanas.

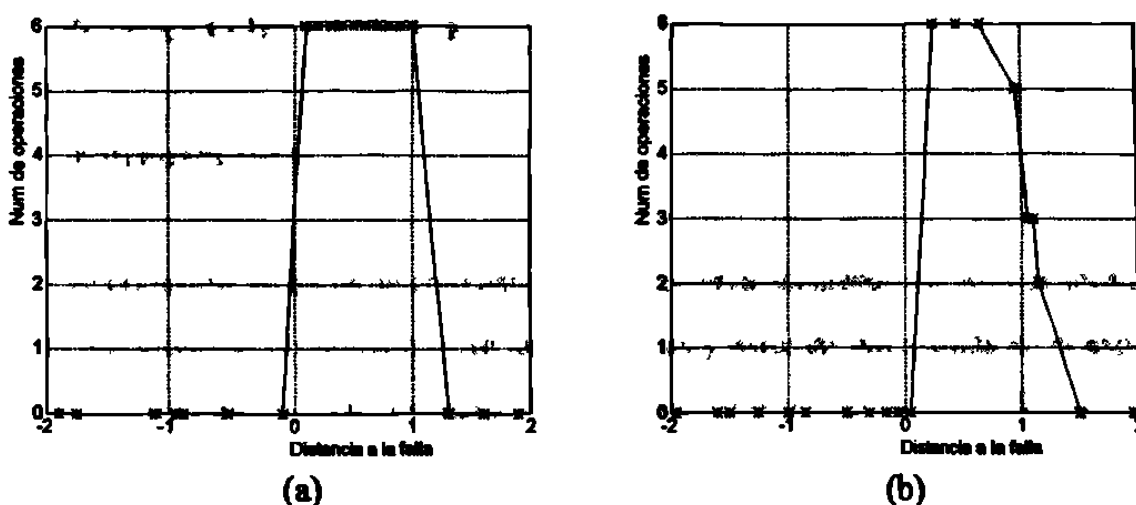


Fig. 6.25 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_g y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

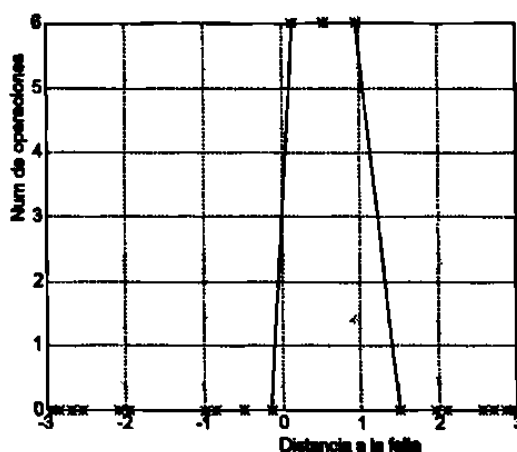


Fig. 6.26 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

El análisis del comportamiento del estimador tipo mho que se obtuvo para las pruebas descritas hasta aquí permite concluir que es necesario efectuar nuevos entrenamientos con un mayor número de patrones del mismo tipo, y concentrar la atención en la cercanía de los límites de la zona de protección del estimador.

6.5 REFORZAMIENTO DEL ENTRENAMIENTO POR INCREMENTO DEL NUMERO DE PATRONES

6.5.1 Entrenamiento

El conjunto de datos de entrenamiento se refuerza añadiendo un 50% de localizaciones de falla, sin violar la proporción entre fallas internas y externas encontrada en el experimento anterior. Se incrementa en uno el número de valores considerados de \underline{Z}_s y R_r , con lo que se fijan las nuevas cantidades en cuatro y tres respectivamente. Se utilizaron valores de \underline{Z}_s de $0.025+j0.25$, $0.05+j0.5$, $0.075+j0.75$ y $0.1+j1.0$ pu, y valores de R_r de 0.01, 0.04 y 0.08 pu. El número total de patrones de entrenamiento resultante de la combinación de localizaciones de falla y valores de Z_s y R_r es de 1800 patrones. La selección de las localizaciones de falla se hace en base al criterio determinado por los resultados de la sección anterior, es decir, se aumenta la concentración de fallas en la cercanía de los límites de la zona de protección del estimador ($m=0$ y $m=1$).

El algoritmo de entrenamiento para este caso tomó cinco horas con cuarenta y cinco minutos en una computadora personal 486 de 50 Mhz, para disminuir el error E a un valor final de 0.4985, el cual cumple con el valor objetivo establecido de 0.5. El número total de etapas de entrenamiento fue de 4317 etapas. Se conservó la arquitectura de la red (10-20-10-1) utilizada en el entrenamiento anterior.

6.5.2 Pruebas con señales sinusoidales y con señales que contienen componentes exponenciales de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento

La Fig. 6.27(a) muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales y con señales que contienen una componente exponencial de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento. Se observa que el estimador discrimina correctamente el 100% de las fallas para las que fue entrenado. La Fig. 6.27(b) muestra el

comportamiento para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_r diferentes a los de entrenamiento. Se observa que el estimador falla de operar en dos ocasiones para fallas en el límite de la zona de protección y que existen cuatro operaciones incorrectas para fallas externas.

La Fig. 6.28 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador discrimina correctamente las fallas planteadas en esta zona.

6.5.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente

En las Fig. 6.29 y 6.30 se muestra el comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. En la Fig. 6.29(a) se observa que el estimador discrimina correctamente el 100 % de las fallas para las que fue entrenado. En la Fig. 6.29(b) se muestra el comportamiento para localizaciones de fallas y valores de Z_s y R_r diferentes a los de entrenamiento. Se observa

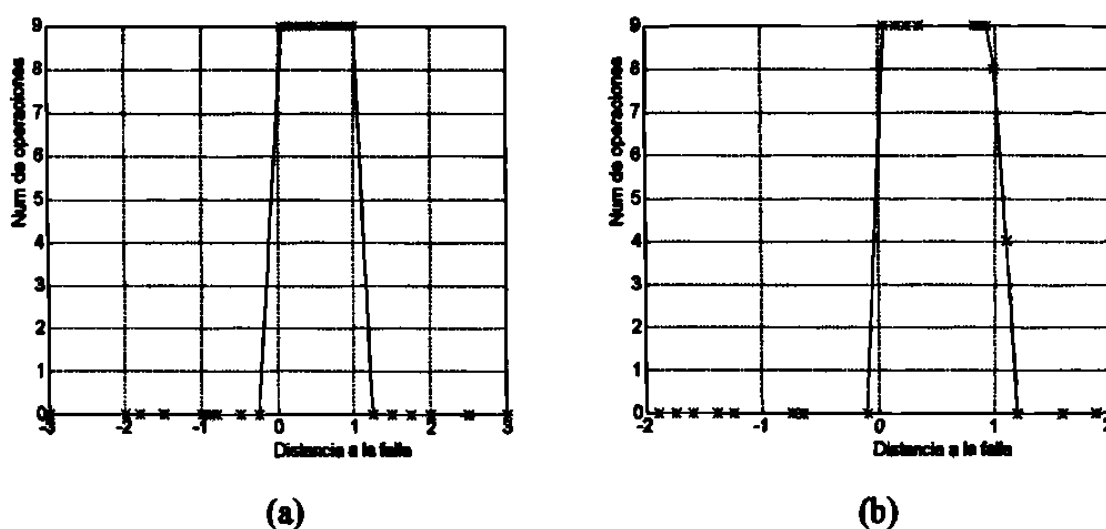


Fig. 6.27 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_r diferentes a los de entrenamiento (b).

que el objetivo del entrenamiento no se cumple al 100 %, pues aún se tienen algunas operaciones incorrectas del estimador en las zonas reforzadas con un mayor número de fallas planteadas.

La Fig. 6.30 muestra el comportamiento del estimador para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo de $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador no presenta problemas para la discriminación de fallas cercanas a su localización, pero se tienen disparos incorrectos para varias fallas externas en el límite de la zona de protección.

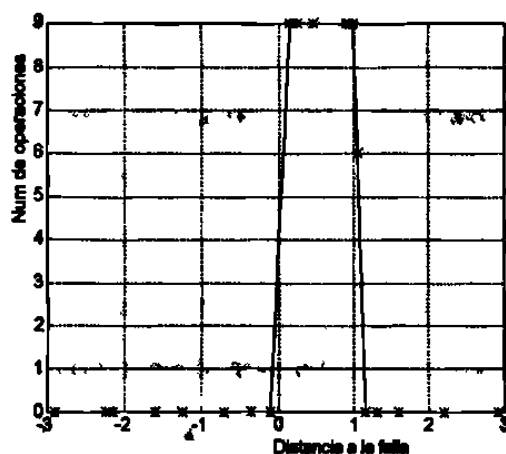


Fig. 6.28 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales, y para diferentes localizaciones de fallas, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

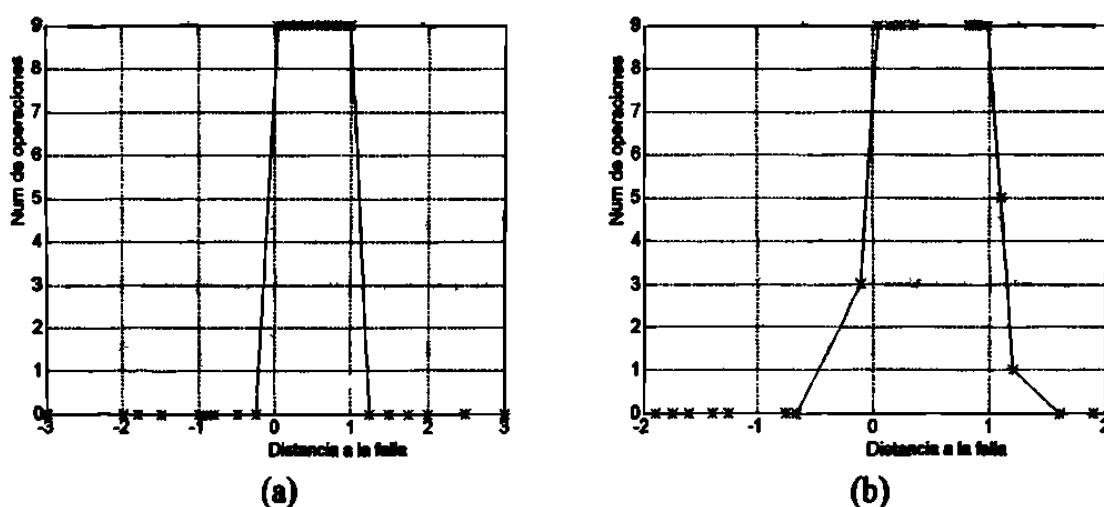


Fig. 6.29 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales con máxima componente exponencial positiva en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

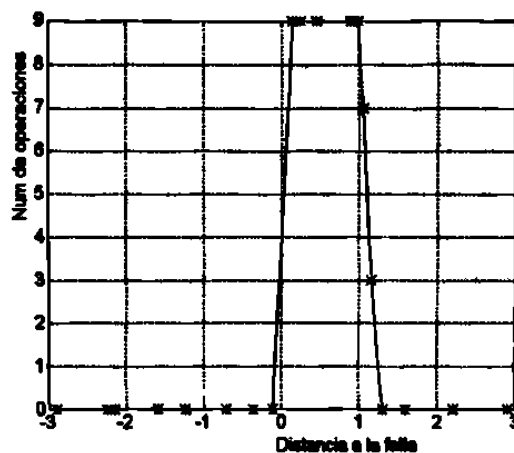


Fig. 6.30 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales con máxima componente exponencial positiva en la corriente y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

6.5.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente

Las Fig. 6.31 y 6.32 muestran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica exponencial positiva de valor medio en la corriente. En la Fig. 6.31(a) se observa que el estimador tipo mho discrimina correctamente el 100 % de las fallas utilizadas en el entrenamiento. En la Fig. 6.31(b) se aprecia también una excelente respuesta del estimador para fallas ubicadas en localizaciones diferentes a las utilizadas en el entrenamiento, y exhibe capacidad de generalización incluso para cambios en \underline{Z}_s y R_f .

La Fig. 6.32 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador tiene problemas para la discriminación de fallas externas cercanas al límite de la zona de protección.

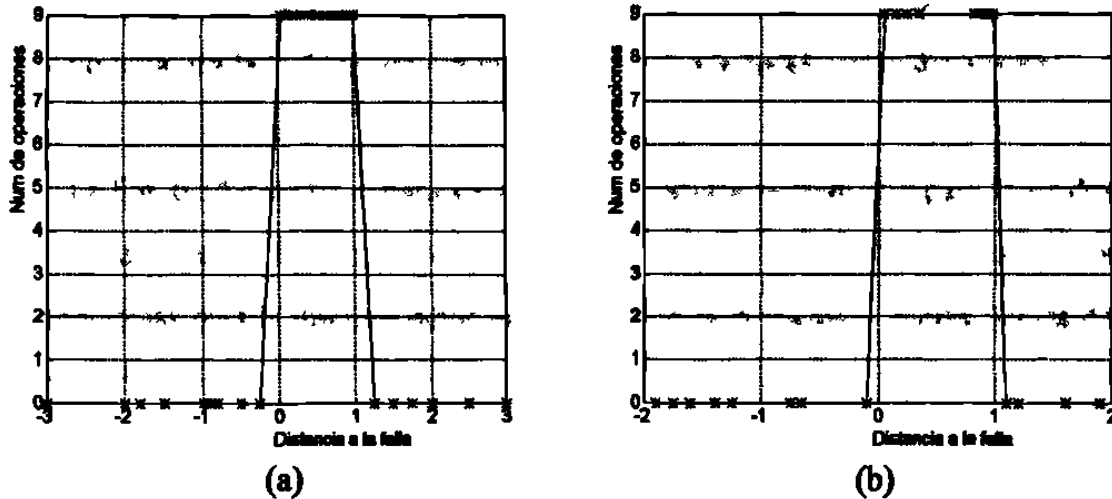


Fig. 6.31 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componente aperiódica exponencial positiva de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

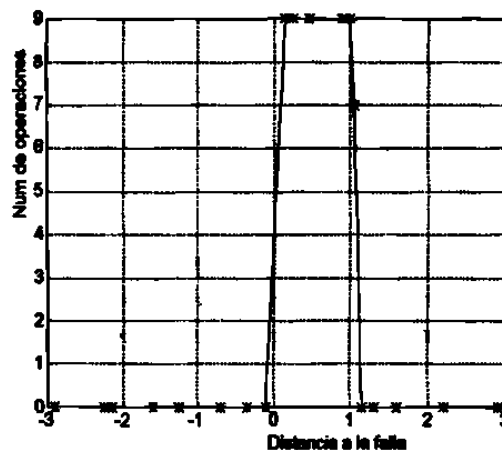


Fig. 6.32 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componente aperiódica exponencial de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

6.5.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente

En las Fig. 6.33 y 6.34 se muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. En la Fig. 6.33(a) se observa que el estimador discrimina correctamente el 100 % de las fallas para las que fue entrenado. En la Fig. 6.33(b) se aprecia que la capacidad de discriminación

del estimador para este tipo de fallas es aceptable, dado que solo se observa un disparo incorrecto para una falla detrás del estimador, cercana a la localización del mismo.

La Fig. 6.34 muestra el comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador tiene problemas para la discriminación de fallas externas cercanas a ambos límites de la zona de protección.

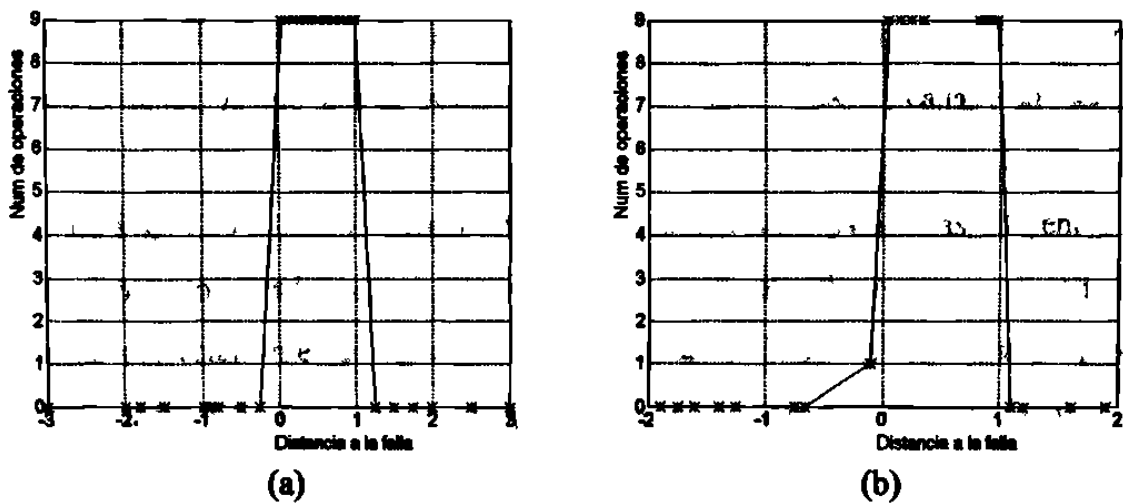


Fig. 6.33 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente aperiódica exponencial negativa en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

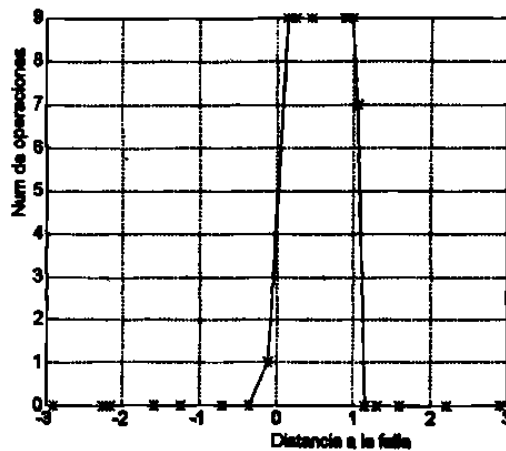


Fig. 6.34 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente aperiódica exponencial negativa en la corriente y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

6.5.6 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente

En las Fig. 6.35 y 6.36 se muestra el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente. En la Fig. 6.35(a) se observa que el estimador discrimina correctamente el 100 % de las fallas para las que fue entrenado. En la Fig. 6.35(b) se muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de fallas y valores de \underline{Z}_s y R_p diferentes a los del entrenamiento. Se aprecia que el estimador tiene problemas para discriminar correctamente este tipo de fallas, ya que falla de operar para ciertas fallas internas cercanas a su localización.

La Fig. 6.36 muestra el comportamiento del estimador para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$. Se observa que el estimador no discrimina correctamente las fallas externas cercanas al límite de la zona de protección. Adicionalmente, se observa que no hay operaciones incorrectas para fallas hacia atrás cercanas a la localización del estimador.

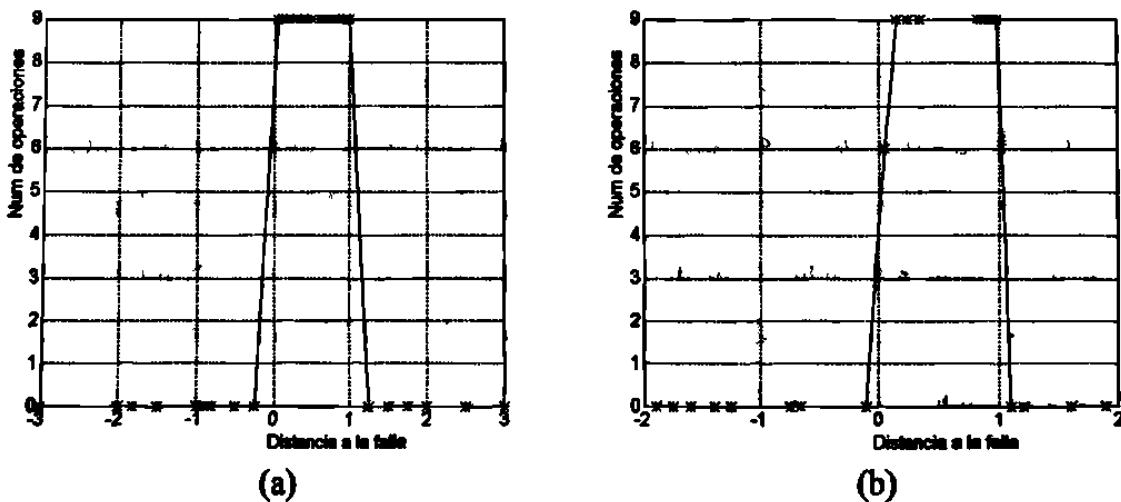


Fig. 6.35 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de \underline{Z}_s y R_p diferentes a los de entrenamiento (b).

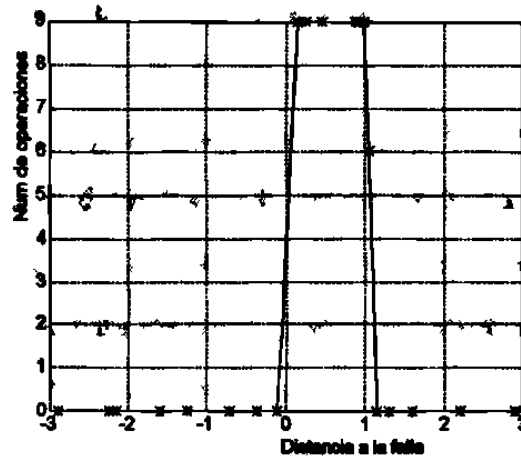


Fig. 6.36 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

Los resultados mostrados permiten concluir que es necesario efectuar nuevos entrenamientos, incrementando aún más el número de patrones del mismo tipo, y concentrando la atención en las regiones que definen la zona de protección del estimador tipo mho.

6.5.7 Entrenamiento con mayor reforzamiento en los puntos que delimitan la zona de protección

En base a la necesidad que se observa de lograr una mejor definición de la zona de protección del estimador tipo mho se continúa con la misma línea de investigación, incrementando en un 100 % el total de patrones de entrenamiento, con una concentración significativa en $m=0$ y $m=1$, puntos de la línea que determinan los límites de la zona de protección del estimador. El total de localizaciones de falla asciende a 30, mientras que los números de valores de Z_s y R_p se mantienen en 4 y 3 respectivamente. Se conserva la estructura de la red (10-20-10-1) que se utilizó para el entrenamiento anterior. El nuevo entrenamiento se logra en 35400 iteraciones, cumpliéndose con el límite fijado de 0.1 para el error objetivo en un tiempo aproximado de 16 horas.

6.5.8 Pruebas del estimador tipo mho con entrenamiento reforzado

El estimador tipo mho se prueba con cinco grupos de patrones, cada uno de los cuales pertenece a uno de los grupos definidos en la Sección 6.3. La Fig. 6.37 muestra de forma genérica el comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento, el cual se repite para los cinco grupos de patrones de prueba. La respuesta del estimador tipo mho es excelente, pues se emite una señal de disparo para cada una de las fallas en la zona de protección y no hay señales de disparo para fallas externas. La Fig. 6.38 muestra el comportamiento del estimador para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_f diferentes a los de entrenamiento. No se observan operaciones incorrectas ni fallos de operación del estimador.

La Fig. 6.39 muestra la respuesta del estimador para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en el intervalo $-3 < m < 3$; esta respuesta se repite para cada uno de los cinco grupos de señales. Se observa un comportamiento excelente, tanto para fallas internas, como externas.

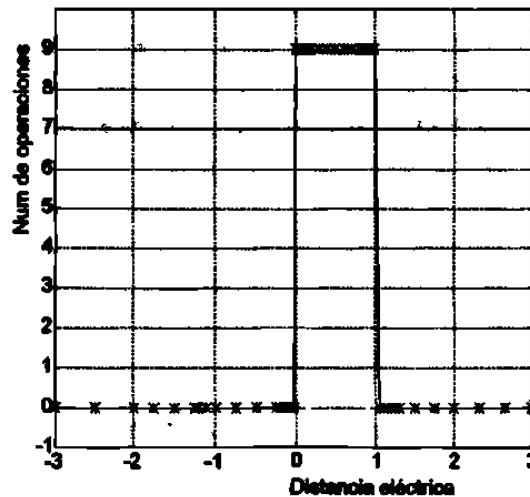


Fig. 6.37 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

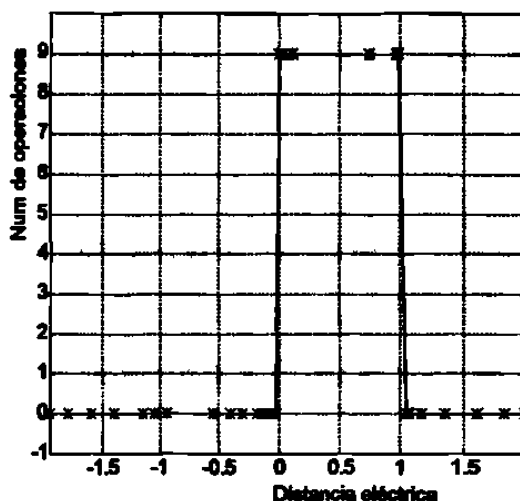


Fig. 6.38 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_f diferentes a los de entrenamiento.

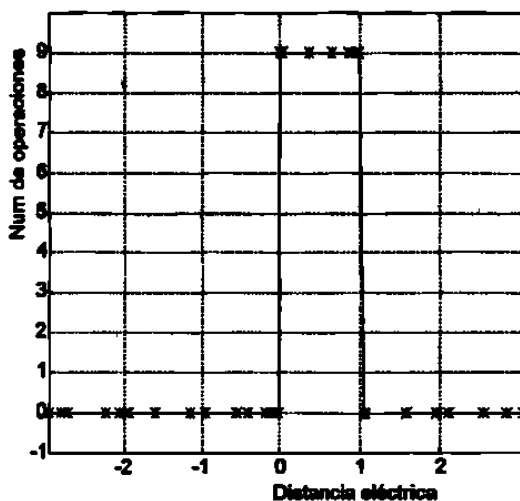


Fig. 6.39 Comportamiento del estimador tipo mho para diferentes localizaciones de fallas, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

6.6 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

1. Se estudió el proceso de entrenamiento y prueba de redes de neuronas artificiales con señales contaminadas, para conformar un estimador neuronal tipo mho. Las señales utilizadas son un voltaje sinusoidal y una corriente que puede tener componente aperiódica. Esta componente aperiódica tiene una constante de tiempo única, y cuatro posibles valores iniciales (positivo máximo y medio, y negativo máximo y medio).

2. La adición de patrones de entrenamiento incluyendo señales con componente aperiódica exponencial en la corriente no afecta el aprendizaje de las redes de neuronas para señales puramente sinusoidales.
3. Para lograr un comportamiento adecuado del estimador neuronal tipo mho para fallas en ambas direcciones es necesario entrenarlo para esas fallas. La capacidad de generalización de las RNA no genera direccionalidad cuando las señales de corriente están contaminadas con componentes aperiódicas exponenciales.
4. El estimador neuronal tipo mho entrenado con señales contaminadas con una componente aperiódica exponencial en la corriente tiene una buena respuesta ante señales que presentan componentes aperiódicas de la misma constante de tiempo e iguales polaridades y niveles que las de entrenamiento. Es necesario estudiar el efecto de modificar la constante de tiempo o el nivel de la componente aperiódica exponencial, para asegurar una buena respuesta del estimador ante componentes aperiódicas radicalmente diferentes de las de entrenamiento.

CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y APORTACIONES

7.1 INTRODUCCION

En este capítulo se presentan las conclusiones generales, las recomendaciones para trabajos futuros y las principales aportaciones de este trabajo.

7.2 CONCLUSIONES GENERALES

- Un problema clásico en la protección de líneas de transmisión contra cortocircuitos es la estimación de la distancia eléctrica a la falla, y su comparación con un cierto umbral preestablecido para determinar si la línea se encuentra en estado de falla o no, con lo que se conforma una zona de protección. En esta tesis se propone una solución a este problema utilizando redes de neuronas artificiales. Se propone la estructura general de un relevador neuronal de líneas de transmisión, y se estudia en detalle el problema de la estimación de la zona de falla, que permite conformar la zona de protección.
- El problema se plantea en términos de un proceso de reconocimiento de patrones de información, utilizando una red de neuronas artificiales con propagación hacia adelante para resolverlo. Se utiliza un método heurístico para determinar la estructura de red más apropiada y el número de nodos de procesamiento requeridos. De la misma forma se establece el tipo y número de patrones necesarios para el entrenamiento de las redes.

- Se proponen estimadores neuronales tipos impedancia y mho, en que los patrones de entrada a la red se derivan de las muestras de voltajes y corrientes (cinco de cada una), combinándolos para formar señales del tipo de las que se aplican a los comparadores de amplitud y de fase en los relevadores analógicos tipos impedancia y mho, respectivamente.

7.2.1 Filtro digital de mínimos cuadrados

- En este trabajo se investigó el filtro de mínimos cuadrados con un modelo de señal compuesto por una componente aperiódica exponencial, una componente fundamental, y un número de armónicas superiores. La componente exponencial se aproximó por una serie de Taylor, para evaluar el efecto del número de términos de la serie sobre el comportamiento del filtro.
- Se demostró que un modelo detallado de la componente aperiódica exponencial asegura un buen rechazo a esta componente, pero incide negativamente en el comportamiento del filtro en presencia de oscilaciones amortiguadas de alta frecuencia. Esto constituye una limitación a la aplicación de los filtros de mínimos cuadrados con este modelo de señal en protección de distancia, a menos que se utilice un filtro separado para eliminar las componentes de alta frecuencia.

7.2.2 Consideraciones sobre un relevador neuronal de distancia

- La estructura de relevador neuronal de distancia propuesta en esta tesis tiene elementos independientes para los distintos tipos de fallas, a los que se aplican en forma paralela las señales de entrada apropiadas. Este es el equivalente al relevador de distancia convencional con unidades de medición independientes.

- El estimador neuronal de zona de falla propuesto está formado por un bloque algorítmico de formación de señales y una red de neuronas artificiales que hace la función de un comparador de amplitud o de fase. En el bloque algorítmico se procesan las muestras de voltaje y corriente y se forman las señales necesarias para obtener el tipo de relevador deseado. La RNA aprende las relaciones de amplitud o de fase de sus señales de entrada, lo que le permite discriminar entre fallas internas y externas, y así conformar la zona de protección.
- Las señales de entrada a la RNA del estimador tipo impedancia deben ser como las que se aplican al esquema de comparación de amplitud de un relevador analógico tipo impedancia. Las señales de entrada a la RNA del estimador tipo mho deben ser como las que se aplican al esquema de comparación de fase de un relevador analógico tipo mho.

7.2.3 Entrenamiento y pruebas del estimador neuronal de zona de falla con señales sinusoidales

- Se demostró la capacidad de una red de neuronas para aprender la relación de amplitud existente entre las señales $e_1 = iZ_r$ y $e_2 = v$ para diferentes condiciones de falla, para señales sinusoidales. Esta es la base para el estimador neuronal tipo impedancia propuesto en este trabajo. Se encontró que una estructura de red de neuronas que tiene diez entradas, dos capas ocultas con diez y cinco neuronas respectivamente, y una neurona de salida, es adecuada para esta aplicación.
- Se probó también que la red de neuronas es capaz de aprender la relación de fase de las señales $e_1 = iZ_r - v$ y $e_2 = v$, para señales sinusoidales. Sobre esta base se propone un estimador de distancia tipo mho. La estructura de la red para esta aplicación tiene diez

entradas, dos capas ocultas con veinte y diez neuronas respectivamente, y una neurona de salida.

- Si el ruido de las señales no es eliminado por filtros separados, y la red es entrenada con señales sinusoidales, ese ruido introduce error en la estimación de la zona de falla. Por tal motivo, se propone que se entrenen las redes de neuronas con patrones sinusoidales contaminados con componentes aperiódicas exponenciales, y se eliminen las componentes transitorias de alta frecuencia de las señales mediante un filtro analógico previo.

7.2.4 Entrenamiento y pruebas del estimador neuronal de zona de falla con señales que contienen componente aperiódica exponencial

- Se estudió el proceso de entrenamiento y prueba de redes de neuronas artificiales con señales contaminadas, para conformar un estimador neuronal tipo mho. Las señales utilizadas son un voltaje sinusoidal y una corriente que puede tener componente aperiódica. Esta componente aperiódica tiene una constante de tiempo única, y cuatro niveles iniciales (positivo máximo y medio, y negativo máximo y medio).
- Para lograr un comportamiento adecuado del estimador neuronal tipo mho para fallas en ambas direcciones es necesario entrenarlo para esas fallas. La capacidad de generalización de las RNA no genera direccionalidad cuando las señales de corriente están contaminadas con componentes aperiódicas exponenciales.
- El estimador neuronal tipo mho entrenado con señales contaminadas con una componente exponencial en la corriente tiene una buena respuesta ante señales que presentan componentes aperiódicas de la misma constante de tiempo e iguales polaridades y niveles que las de entrenamiento.

7.3 RECOMENDACIONES PARA TRABAJOS FUTUROS

- **En esta tesis se propone eliminar por filtrado previo las componentes de alta frecuencia y sólo se considera la presencia de componente aperiódica exponencial en las señales de entrada. Se recomienda conformar patrones de entrenamiento de la RNA utilizando componentes de alta frecuencia en las señales de entrada y analizar los resultados.**
- **En esta tesis se considera en el entrenamiento y pruebas de la RNA que la componente aperiódica exponencial tiene una constante de tiempo fija, determinada por los parámetros de la línea. Sólo se admiten variaciones de su polaridad y su magnitud. Se recomienda probar adicionalmente a la RNA utilizando señales que contengan componentes aperiódicas exponenciales que correspondan a diferentes constantes de tiempo, y que tengan magnitudes diferentes.**
- **Sólo se considera en las señales de entrenamiento y pruebas la presencia de componente aperiódica exponencial en la corriente y voltaje sinusoidal. Se recomienda incluir contaminación en ambas señales.**
- **Una alternativa muy atractiva es la de entrenar la RNA utilizando 16 ventanas de datos diferentes para cubrir el ciclo completo de ambas señales de entrada. Se recomienda la búsqueda de las estructuras de la red y los métodos de entrenamiento capaces de procesar la información para el ciclo completo de señales de entrada.**
- **Se recomienda estudiar en trabajos futuros el efecto sobre el estimador neuronal del cruce de la ventana de datos por la discontinuidad que la falla provoca en las señales de voltaje y corriente.**

7.4 APORTACIONES

- Se presenta una evaluación del filtro digital de mínimos cuadrados para su aplicación en protección de distancia, y se ponen de manifiesto sus limitaciones, para el caso en que el modelo de señal está compuesto por una componente aperiódica exponencial, una componente fundamental y un número de armónicas superiores.
- Se propone la estructura funcional de un relevador neuronal de protección de líneas de transmisión.
- Se presenta un método basado en RNA para la solución del problema de la estimación de la zona de falla, como un paso intermedio hacia el diseño de un relevador neuronal para protección.
- Se demuestra la capacidad de una RNA para ejecutar la comparación de amplitud de las señales de entrada de un relevador de distancia tipo impedancia convencional. Esta es la base del estimador tipo impedancia propuesto en esta tesis.
- Se demuestra también que la RNA es capaz de identificar la relación de fase de las señales de entrada de un relevador de distancia tipo mho convencional. Esta es la base del estimador tipo mho propuesto en la tesis.
- Los resultados obtenidos confirman la factibilidad de la aplicación de redes de neuronas artificiales para estimar la zona de falla en la protección de distancia de líneas de transmisión.

REFERENCIAS

- [1] M. Ramamoorthy, "Application of digital computers to power system protection," *Journal of Inst. Eng. (India)*, vol. 52, no. 10, June 1972, pp. 235-238.
- [2] D. D' Amore and A. Ferrero, "A simplified algorithm for digital distance protection based on Fourier Techniques," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 1, January 1989, pp. 157-163
- [3] E.O. Schweitzer and Daqing Hou, "Filtering for protective relays," *19th Annual Western Protective Relay Conference*, Spokane, Washington, October 1992.
- [4] R. G. Lockett, P.J. Munday and B.E. Murray, "A substation based computer for control and protection," *IEEE Conference Publication No. 125*, London, March 1975.
- [5] H. J. Altuve, E. Vázquez e I. Díaz, "Un nuevo algoritmo de filtrado digital para protección de distancia de líneas de transmisión," *VII Reunión de Verano de Potencia del IEEE Sección México*, Acapulco, Gro. México, Julio de 1994
- [6] A.M. Ranjbar and B.J. Cory, "An improved method for the digital protection of high voltage transmission lines," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 94, No. 2, March/April 1975, pp. 544-550.
- [7] M.S. Sachdev and M.A. Baribeau, "A new algorithm for digital impedance relays," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 98, No. 6, Nov/Dec. 1979, pp. 2232-2240.
- [8] M.S. Sachdev and M. Nagpal, "A recursive least error squares algorithm for power system relaying and measurement applications," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol 6, No. 3, July 1991, pp. 1008-1015.
- [9] E.O. Schweitzer and A.J. Flechsing, Jr., "An efficient directional distance algorithm for digital computer relaying," *IEEE Publication No. 77CH1193-2 PWR*, Paper No. A77 725-5, IEEE PES Summer Power Meeting, México City, July 1977, pp. 1-5.
- [10] G. Benmouyal, "Removal of DC-offset in current waveforms using digital mimic filtering," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 2, April 1995, pp. 621-630.

- [11] M.S. Sachdev and M.M. Giray, "Measurement of local frequency from digitized bus voltage samples," *Transactions of the Engineering and Operating Division, Canadian Electrical Association*, vol. 23, part 3, 1984, Paper no. 84-SP-149, pp. 1-14.
- [12] A. G. Phadke and J. S. Thorp, *Computer Relaying for Power Systems*, Great Britain: Research Studies Press LTD, 1988.
- [13] M.S. Sachdev (Co-ordinator), *Microprocessor Relays and Protection Systems*, IEEE Tutorial Course Text, Publication No. 88EH0269-1-PWR, February 1988.
- [14] H.J. Altuve, I. Díaz and E. Vázquez, "Fourier and Walsh digital filtering algorithms for distance protection," *Proceedings of the 1995 IEEE Power Industry Computer Applications Conference*, Salt Lake City, Utah, May 1995, pp. 423-428.
- [15] A.A. Girgis and R. G. Brown, "Application of Kalman filtering in computer relaying," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 102, no. 9, September 1983, pp. 2834-2841.
- [16] A.M. Ranjbar and B.J. Cory, "An improved method for the digital protection of high voltage transmission lines," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 94, No. 2, March/April 1975, pp. 544-550.
- [17] T. Dalstein and B. Kulicke, "Neural network approach to fault type classification for high speed protective relaying," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 2, April 1995, pp. 1002-1011.
- [18] T. Dalstein, D.J. Sobajic, B. Kulicke and Y. H. Pao, "Neural network approach to fault direction identification in electric power systems," *Proceedings of the Twenty-Five Annual North American Power Symposium*, Howard University, Washington, DC, October 1993, pp. 290-299.
- [19] T.S. Siddhu, H. Singh and M.S. Sachdev, "Design, implementation and testing of an artificial neural network based fault direction discriminator for protecting transmission lines," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 2, April 1995, pp. 697-706.
- [20] H.J. Altuve, *Introducción a los Relevadores y Sistemas Digitales de Protección*, Programa Doctoral de la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad Autónoma de Nuevo León, Monterrey, N.L., México, Noviembre de 1993.
- [21] G.D. Rockefeller, "Fault protection with a digital computer," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 88, no. 4, April 1969, pp. 438-461.

- [22] B.J. Mann and I.F. Morrison, "Digital calculation of impedance for transmission line protection," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 90, no. 1, January/February 1971, pp. 270-279.
- [23] B.J. Mann and I.F. Morrison, "Relaying a three-phase transmission line with a digital computer," *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, vol. 90, no. 2, March/April 1971, pp. 742-750.
- [24] R. Poncelet, "The use of digital computers for network protection," *CIGRE Paper 32-08*, August 1972.
- [25] J. M. Zurada, *Artificial Neural Systems*, U.S.A.: West Publishing Co., 1992.
- [26] R. Hecht Nielsen, "Neurocomputing: Picking the Human Brain," *IEEE Spectrum* 25, vol. 3, March 1988, pp. 36-41.
- [27] Vemuri, "Artificial neural networks: an introduction," *IEEE Computer Society Press Technology Series*, vol. I, 1988, pp. 1-12.
- [28] R.P. Lippman, "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP Magazine*, April 1987, pp. 4-22.
- [29] J.A. Anderson and E. Rosenfeld, *General introduction neurocomputing: foundations of research*, Massachusetts, United States of America: The MIT Press, 1989, pp. xiii-xxi.
- [30] Warren McCulloch and Pitts, "A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity," *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [31] K.S. Fu, R.C. González and C.S.G. Lee, *Robotics: Control, Sensing, Vision, and Intelligence*, New York, St. Louis, San Francisco, Auckland, United States of America: Mc Graw Hill, 1987.
- [32] H. Skhildt, *Artificial Intelligence Using C*, Berkeley, California, United States of America: Mc. Graw Hill, 1987.
- [33] R.R. Yager, S. Orchinnikov, R.M. Tong and H.T. Nguyen, *Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers by L. A. Zadech*, New York, United States of America: Wiley Interscience, 1987.
- [34] A. Kaufmann, *Introduction to the Tehory of Fuzzy Subsets*, vol. 1, San Diego, California, United States of America: Academic Press, 1975.
- [35] W. T. Miller III, R. S. Sutton and P. J Werbos, *Neural Networks for Control*, A

Bradford Book, Massachusetts, United States of America: The MIT Press Cambridge, 1990.

- [36] G.T. Vuong and G. Paris, "Rule-based relay modelling for transient-stability studies," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 3, no. 3, August 1988, pp. 1306-1309.
- [37] G. F. Luger and W. A. Stubblefield, *Artificial Intelligence and the Design of Expert Systems*, Redwood City, California, United States of America: Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc., 1989.
- [38] R. J. Schilling, *Fundamentals of Robotics: Analysis & Control*, Englewood Cliffs, New Jersey, United States of America: Practice Hall, 1990.
- [39] J.G. Gilbert and R.J. Shovlin, "High speed transmission line fault impedance calculation using a dedicated minicomputer," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 94, no. 3, May/June 1975, pp. 872-883.
- [40] H.J. Altuve, E. Vázquez, J.V. Lorenzo y A. Martínez, "Efecto de las funciones de ponderación de ventana sobre los filtros digitales para relevadores de distancia," *Memoria Técnica del II Simposio Iberoamericano sobre Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Monterrey, N.L., México, Noviembre de 1993, pp. 215-224.
- [41] J.L. Blackburn, *Protective Relaying: Principles and Applications*, New York and Bassel: Marcel Dekker Inc., 1987.
- [42] A. R. van C. Warrington, *Protective Relays: Their Theory and Practice*, vol. II, Great Britain: John Wiley, 1977.
- [43] E.O. Schweitzer, J. Roberts and A. Guzmán, " $Z=V/I$ does not make a distance relay," *Memoria Técnica del II Simposio Iberoamericano sobre Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Monterrey, N.L., México, Noviembre de 1993, pp 158-164.
- [44] V. Cook, *Analysis of Distance Protection*, Letchworth, Hertfordshire, England: Research Studies Press Ltd., 1985.
- [45] D. D' Amore and A. Ferrero, "A simplified algorithm for digital distance protection based on Fourier techniques," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 1, January 1989, pp. 157-163
- [46] J.W. Horton, "The use of Walsh functions for high speed digital relaying," *IEEE Publication No. 75ch1034-8 PWR, Paper No. A 75 582 7, IEEE PES Summer Meeting*, San Francisco, July 1975, pp 1-9.

- [47] E. O. Schweitzer and J. Roberts, "Distance relay element design," *Proceedings of the 47th Annual Protective Relaying Conference*, Georgia Tech, Atlanta, GA, April 1993.
- [48] C.R. Mason, *The Art and Science of Protective Relaying*, New York, United States of America: John Wiley and Sons, Inc., 1979.
- [49] S. J. Russel y P. Norving, *Inteligencia Artificial: un enfoque moderno*, London: Prentice Hall, 1996
- [50] M. A. Boden, *Filosofia de la Inteligencia Artificial*, Fondo de Cultura Económica S.A. de C.V., 1994.
- [51] A. Greenwood, *Electrical Transients in Power Systems*, New York, United States of America: John Wiley and Sons, Inc., 1991.
- [52] Z. Zhang, G. Hope and O. Milik, "Expert systems in electric power systems-A bibliographical survey," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 4, no. 4, October 1989, pp. 1355-1362.
- [53] T.S. Dilton and M.A. Laughton (Editors), *Expert Systems Applications in Power Systems*, London: Prentice Hall, 1990.
- [54] Chen-Ching Liu, et al., "Practical use of expert systems in planning and operation of power systems," *Final Report of the CIGRE Task Force 38-06-03*, Paris, September 1992.
- [55] M. Kezunovic, et. al., "Expert system applications to protection, substation control and related monitoring functions," *Electric Power System Research*, vol. 21, 1991, pp. 71-86.
- [56] IEEE Power Systems Relaying Committee Working Group Report, "Potential applications of expert systems to power system protection," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 9, April 1994, pp. 720-728.
- [57] H. Wayne Hong, Chuen-Tsai Sun, V.M. Mesa, and Steven Ng, "Protective device coordination expert system," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 6, January 1991, pp. 359-365,.
- [58] C. Kim, B. Don Rusell, and K. Watson, "A parameter-based process for selecting high impedance fault detection techniques using decision making under incomplete knowledge," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, July 1990, pp. 1314-1320.

- [59] R. Patterson, W. Tyska, B. Don Rusell and M. Aucoin, "A microprocessor-based digital feeder monitor with high-impedance fault detection," *Memoria Técnica del II Simposio Iberoamericano sobre Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Monterrey, N.L., México, Noviembre de 1993, pp. 165-182.
- [60] E. Vázquez, O. Chacón y H. Altuve, "Sistema de diagnóstico de ubicación de fallas en tiempo real," *Memoria Técnica del II Simposio Iberoamericano sobre Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Monterrey, N.L., México, Noviembre de 1993, pp. 202-214.
- [61] B. Jeyasurya, S. Venkata, S. Vadari and J. Postforoosh, "Faul diagnosis using substation computer," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, April 1990, pp. 1195-1201.
- [62] H. Dijk and N. Kema, "Exformer, an expert system for transformer fault diagnosis," *Proceedings of the 9th Power Computation Conference*, September 1987, pp. 715-721.
- [63] R. Ramírez, J. Rico, O. Chacón y H. Altuve, "Uso de redes de neuronas artificiales en la detección de fallas en sistemas eléctricos de potencia," *IV Reunión de Verano de Potencia del IEEE Sección México, Tomo 3-Sistemas de Potencia*, Acapulco Gro., Julio de 1991, pp. 203-211.
- [64] A Cichocki and T. Lobos, "Artificial neural network for real-time estimation of basic waveforms of voltages and currents," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no. 2, May 1994, pp. 612-618.
- [65] S. H. Horowitz and A. G. Phadke, *Power System Relaying*, Great Britain: Research Studies Press LTD., 1992.
- [66] V. Cook, *Analysis of Distance Protection*, Great Britain: Research Studies Press LTD., 1985.
- [67] T. Dalstein, et al., "Multi neural network based fault area estimation for high speed protective relay," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 11, no. 2, April 1996, 740-747.
- [68] H.J. Altuve, *Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Universidad Autónoma de Nuevo León y Comisión Federal de Electricidad Monterrey, N.L., México, 1992.
- [69] I. Díaz, *Estudio Comparativo de Algoritmos de Filtrado Digital para Protección de Líneas de Transmisión*, Tesis de Maestría en Ciencias, FIME-UANL, Diciembre de 1994.

- [70] B. Widrow and M. A. Lehr, "30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, September 1990, pp. 1415-1442.
- [71] R.P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP Magazine*, April 1987.
- [72] M. El-Sharkawi and D. Neibur (Editors), *Artificial Neural Networks with Applications to Power Systems*, IEEE Tutorial Course Text, Publication no. 96 TP 112-0, 1996.
- [73] M. El-Sharkawi and R. J. Marks (Editors), *Proceedings of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems Delivery*, vol. 6, no. 1, January 1991, pp. 359-365.
- [74] S. A. Khaparde, *et al.*, "Application of artificial neural networks in protective relaying of transmission lines," *Proceedings of the First ANNPS'91*, Seattle, Washington, July 1991, pp. 107-111.
- [75] D. Lubkeman, *et al.*, "Unsupervised learning strategies for the detection and classification of transient phenomena on electric power distribution systems," *Proceedings of the First ANNPS'91*, Seattle, Washington, July 1991, pp. 107-111.
- [76] R. K. Aggarwal, *et al.*, "Neural network techniques based adaptive single pole autoreclosure for EHV transmission systems," *IEE Proceedings-Generation, Transmission, Distribution*, vol. 141, no. 2, March 1994.
- [77] Z. Q. Bo., *et al.*, "A new approach to phase selection using fault generated high frequency noise and neural networks," *IEEE PES Winter Meeting, Paper no. 96 WM 023-2-PWRD*, Baltimore, January 1996.
- [78] A. G. Jongepier, "Adaptive distance protection of double-circuit lines using artificial neural networks," *IEEE PES Winter Meeting, Paper no. 96 WM 023-2-PWRD*, Baltimore, January 1996.
- [79] D. Novosel, *et al.*, "Algorithms for locating fault on series compensated lines using neural networks and deterministic methods," *IEEE PES Winter Meeting, Paper no. 96 WM 021-6-PWRD*, Baltimore, January 1996.
- [80] D. S. Fitton, *et al.*, "Design and implementation of an adaptive single pole autoreclosure technique for transmission lines using artificial neural networks," *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 11, no. 2, April 1996, pp. 748-756.

- [81] M. Kezunovic, *et al.*, "High speed fault detection and classification with neural nets," *Electric Power Systems Research*, vol. 34, 1995, pp. 109-116.
- [82] M. Kezunovic, *et al.*, "Real-time and off-line transmission line fault classification using neural networks," *Engineering Intelligent Systems*, vol. 1, 1996, pp. 57-63.
- [83] S. H. Kang, K. H. Kim, K. R. Cho and J. K. Park, "High speed offset free distance relaying algorithm using multilayer feedforward neural network," *Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems*, Publications no. 96TH8152, January-February 1996, pp. 210-214

