

INTRODUCCION

1.1 INTRODUCCION

En el presente capítulo se identifica el problema de protección de líneas de transmisión y se muestra el desarrollo histórico de los relevadores de protección de distancia. Posteriormente se presentan los algoritmos de filtrado digital más utilizados en relevadores de distancia. Adicionalmente se introduce el concepto de inteligencia artificial y se exponen sus principales aplicaciones, incluyendo las referentes a la protección de sistemas eléctricos de potencia. Finalmente, se plantean los objetivos de la tesis y se da a conocer la estructura por capítulos de la misma.

1.2 IDENTIFICACION DEL PROBLEMA

Cuando ocurre una falla en una línea de transmisión, es necesario desconectarla del resto del sistema eléctrico de potencia, función que es realizada por los relevadores de protección. Si la falla no es permanente, la línea puede ser reconectada posteriormente, utilizando un procedimiento de recierre automático. La protección de líneas de transmisión de alta tensión (superior a 115 kV) se basa actualmente en distintos principios de detección de fallas, como son el de distancia y el diferencial de corriente. El principio más utilizado actualmente es el de distancia; en la práctica, los relevadores de distancia se utilizan en combinación con sistemas de comunicación para mejorar su selectividad en la protección de líneas de transmisión.

A pesar de su excelente desempeño, los relevadores de distancia tienen una limitación inherente que puede originar disparos incorrectos bajo ciertas condiciones de operación en el sistema de potencia. Algunos ejemplos de estas condiciones son las fallas con un fuerte efecto de fuente intermedia en el extremo opuesto de la línea de transmisión, las fallas de alta resistencia y las fallas en líneas paralelas, que ocasionan operaciones incorrectas debido a la inversión de la corriente después de la apertura de un extremo de una línea. Algunos investigadores han realizado estudios detallados de estas y otras condiciones con el fin de identificar formas posibles de mejorar el comportamiento de los relevadores de distancia utilizando un principio de protección adaptiva [101, 102]. Estos resultados pueden ser mejorados en forma significativa utilizando relevadores basados en microprocesadores. Recientemente se ha comenzado a estudiar la posibilidad de utilizar redes de neuronas artificiales para la protección de líneas de transmisión. Ese es el tema central de la presente tesis.

1.3 DESARROLLO HISTORICO DE LOS RELEVADORES DE DISTANCIA

La necesidad de la protección de los sistemas eléctricos de potencia siempre ha estado presente, pero en los últimos años se han elevado considerablemente los requerimientos de esa protección. Los relevadores electromecánicos comenzaron a aparecer en los inicios del siglo XX, y se han desarrollado paralelamente con la tecnología electromecánica en los distintos países [68]. En 1901 surgieron los relevadores de sobrecorriente de inducción; en 1905-1908 se desarrolló el principio de la protección diferencial de corriente y en 1910 se comenzaron a aplicar los relevadores direccionales. El desarrollo de los relevadores de distancia se inició en la década de 1920-1930.

Con el surgimiento de la electrónica nació la generación de los relevadores estáticos, que son aquellos que carecen de partes móviles; se han utilizado válvulas electrónicas, elementos magnéticos y semiconductores en el diseño de estos relevadores. En ellos por lo general se utilizan relevadores electromecánicos auxiliares en calidad de elementos de salida.

En el año 1925 se hizo el primer intento de aplicar válvulas electrónicas en la protección de sistemas de potencia. El resultado fue un esquema piloto de protección de líneas de transmisión con intercambio de información por onda portadora [68]. Este intento fue exitoso, pero las válvulas electrónicas se utilizaron solamente en el canal de comunicaciones. La década de 1930-40 fue de mucho auge en la investigación de este tipo de relevadores. Sin embargo, no fue sino hasta 1948 cuando se tuvo la primera versión comercial de un relevador estático de distancia a base de válvulas electrónicas. La insuficiente confiabilidad que ofrecía este tipo de relevadores estáticos limitó seriamente la aplicación de estos primeros relevadores, con la única excepción de la protección piloto de líneas de transmisión por onda portadora.

En la década de 1930-40 se utilizaron también elementos magnéticos en la construcción de relevadores estáticos. En cierto momento estos relevadores llegaron a ser competitivos con sus similares electrónicos, pero posteriormente quedaron rezagados ante el desarrollo de la electrónica.

En la propia década de 1930-40 se iniciaron también las investigaciones sobre la aplicación de semiconductores en el diseño de relevadores, utilizando rectificadores de selenio y óxido de cobre, que no tuvieron aplicación práctica. El descubrimiento del transistor dio nuevo impulso a esta línea de desarrollo [68]; en 1949 apareció el primer comparador de fase transistorizado, y en 1954 se diseñó el primer prototipo de relevador de distancia transistorizado. En la década de 1960-70 nació una nueva generación de relevadores estáticos, basados en componentes electrónicas integradas, tales como amplificadores operacionales y compuertas lógicas.

La introducción masiva del microprocesador en distintas esferas de la industria, dio lugar al surgimiento de la más reciente generación de relevadores estáticos, que son los relevadores digitales o microprocesados [12,13,20]. En la década de 1960-70 se concibieron y probaron algoritmos que demostraron las posibilidades potenciales de la utilización de una

computadora digital para realizar funciones de protección [21,22,23,24]. Esos trabajos iniciales, anteriores al surgimiento del microprocesador, sentaron las bases para el ulterior desarrollo de las protecciones microprocesadas.

Los relevadores microprocesados ya más económicos que sus homólogos analógicos (electrónicos o electromecánicos), y la tendencia es a seguir disminuyendo su costo, mientras que el de los relevadores analógicos tiende a aumentar. Resulta ventajoso el uso de estos relevadores sobre las anteriores generaciones por muchas otras razones [20]; por ejemplo, su capacidad de autodiagnóstico y su alto nivel de integración proporcionan mayores índices de confiabilidad que los de los analógicos. Los relevadores microprocesados tienen una gran compatibilidad con la tecnología digital que se va introduciendo paulatinamente en los sistemas de potencia. Una ventaja importante de los relevadores microprocesados es su flexibilidad para realizar distintas funciones adicionales a las de protección, y su capacidad para comunicarse con otras computadoras, que pueden en conjunto conformar una red a nivel de la subestación o del sistema.

1.4 ALGORITMOS CLASICOS PARA RELEVADORES DIGITALES DE DISTANCIA

La mayor parte de los algoritmos de filtrado digital para protección de distancia pertenecen al grupo que se basa en la estimación de parámetros de las señales de entrada [21]. Estos filtros digitales pueden ser de dos tipos: a) filtros de respuesta finita al impulso (FIR), cuya salida depende de una historia finita en tiempo de la señal de entrada ; b) filtros de respuesta infinita al impulso (IIR), en los que toda la historia previa de la señal de entrada influye en la señal de salida.

Los filtros FIR son más apropiados para funciones de protección por dos razones [3]: a) olvidan rápidamente las condiciones de prefalla, y se concentran en el análisis de las señales correspondientes a la falla; b) tienen ceros naturales en su respuesta a la frecuencia, que se

pueden colocar por diseño donde sea más conveniente, es decir, en la frecuencia cero y las armónicas superiores.

En los relevadores digitales de distancia los algoritmos basados en modelos de las señales se utilizan para formar estimados de los fasores de componente fundamental de las señales de entrada. Se han desarrollado versiones de estos algoritmos en forma de filtros simples y ortogonales. En los filtros simples, como el CAL [3,9] y el Coseno [3], la respuesta al impulso es real, y los fasores se calculan a partir de dos estimados separados en tiempo un cuarto de ciclo; se ha demostrado [3,40,69] que estos filtros rechazan bien la componente aperiódica exponencial de las señales de entrada; el precio es un retardo adicional de un cuarto de ciclo para formar el fasor. Los estudios comparativos de algoritmos de filtrado digital para líneas de transmisión [40,69] han revelado que los filtros simples como el Seno [3] y, en menor medida, el CAL, son los de mejor comportamiento en presencia de oscilaciones amortiguadas en las señales de entrada.

Los filtros ortogonales tienen respuesta al impulso compleja, lo que equivale a una acción de filtrado resultante de dos filtros simples en paralelo, cada uno de los cuales genera una componente del fasor, con lo que se elimina el retardo de un cuarto de ciclo. Entre estos filtros están el de Fourier [2] y el de Walsh [46], que presentan el inconveniente de un rechazo insuficiente a la componente aperiódica exponencial, y la necesidad de eliminarla por hardware o software adicionales en el relevador.

Se ha propuesto la utilización de filtros de mínimos cuadrados [4,7,8] y de Kalman [15] para protección de distancia, pero hasta la fecha no existen aplicaciones prácticas en relevadores de distancia. Los filtros digitales basados en la estimación de parámetros del sistema [16] también han tenido aplicación en protección de distancia.

1.5 INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SUS PRINCIPALES APLICACIONES

A los investigadores en inteligencia artificial (IA) se les consideraba como programadores que trabajan para crear pensamiento, motivo por el cual hubo quienes los consideraban una élite, y otros, una excentricidad de las ciencias computacionales. Actualmente esta opinión ha cambiado.

En la última década, la IA ha evolucionado desde una etapa de investigación de las ciencias computacionales hasta su utilización para la solución en tiempo real de problemas [32,37]. Este rápido desarrollo está basado en los siguientes factores: el éxito de los sistemas expertos, los cuales fueron los primeros productos de IA satisfactoriamente financiados; la aceptación de la IA por los especialistas de Japón; y la constante integración de técnicas de IA dentro de las aplicaciones existentes.

La inteligencia artificial [49] se inicia formalmente en el verano de 1956 en Dartmouth College, durante un taller de 2 meses donde participaron 10 investigadores, entre los que se encontraban aquellos pioneros de la inteligencia artificial como Minsky (autor en 1963 de *“Steps Towards Artificial Intelligence”*), McCarthy (creador del lenguaje de programación LISP), Newell y Simon (creadores del lenguaje IPL-11). Uno de los resultados de este taller fue el consenso en adoptar el nuevo nombre propuesto por McCarthy para este campo: Inteligencia Artificial (IA).

De hecho, la IA se inicia en 1943 con el procesamiento de la información digital, en dos líneas de desarrollo diferentes [50], la lógica binaria y la línea conexionista. Ambas líneas de desarrollo nacen del artículo seminal de Warren S. McCulloch (neurólogo y psiquiatra) y Walter U. Pitts (matemático), *“A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity”*. De este artículo, el cálculo lógico influyó en Von Neumann para el diseño de su computadora digital, e inspiró la creación de modelos formales del pensamiento. Asimismo,

este artículo proporciona una concepción de la actividad nerviosa que generó varios modelos de redes neuronales, los primeros precursores de los sistemas conexionistas.

Las técnicas de IA están encaminadas a lograr que las computadoras ejecuten un programa inteligente [30,31,32,37], con una definición que ha tenido diferentes acepciones, como “El estudio de la manera en que pueden construirse o programarse computadoras que realicen actividades que la mente puede hacer”, o bien definiciones concretas, como “El estudio de la computación que hace posible el percibir, razonar y actuar como el ser humano”. En la Fig. 1.1 se muestran ocho definiciones recientes [49], variando éstas en torno a dos dimensiones principales. En la primera dimensión (filas) se consideran las categorías de procesos mentales (pensar-fila superior) y la de conducta humana (actuar-fila inferior), en tanto que en la segunda dimensión (columnas), se consideran las categorías de eficiencia humana (izquierda) y de racionalidad (derecha). La distinción entre humano y racional está enfocada a enfatizar en los errores que se cometen en el razonamiento humano. Todos con frecuencia cometemos errores; el hecho de conocer las reglas del ajedrez no nos convierte de manera instantánea en grandes maestros. Se considera en este aspecto que un sistema es racional si hace lo correcto; esto es, el enfoque centrado en el comportamiento humano hace uso de hipótesis que se confirman experimentalmente, en tanto que el enfoque racional combina matemáticas e ingeniería. En la Fig. 1.2 se presentan los sistemas que dan lugar a la interrelación de las categorías en las dos dimensiones, así como los enfoques que dan lugar a dichos sistemas.

“La interesante tarea de lograr que las computadoras piensen... máquinas con mente, en su amplio sentido literal.” (Haugeland, 1985). “La automatización de actividades que vinculamos con procesos de pensamiento humano, actividades tales como toma de decisiones, resolución de problemas, aprendizaje...” (Bellman, 1978).	“El estudio de las facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales.” (Charniak y McDermott, 1985). “El estudio de los cálculos que permiten percibir, razonar y actuar.” (Winston, 1992).
“El arte de crear máquinas con capacidad de realizar funciones que realizadas por personas requieren de inteligencia.” (Kurzweill, 1990.) “El estudio de cómo lograr que las computadoras realicen tareas que, por el momento, los humanos hacen mejor.” (Rich y Knight, 1991).	“Un campo de estudio que se enfoca a la explicación y emulación de la conducta inteligente en función de procesos computacionales.” (Schalkoff, 1990.) “La rama de la ciencia de la computación que se ocupa de la automatización de la conducta inteligente.”

Fig. 1.1 Definiciones de inteligencia artificial.

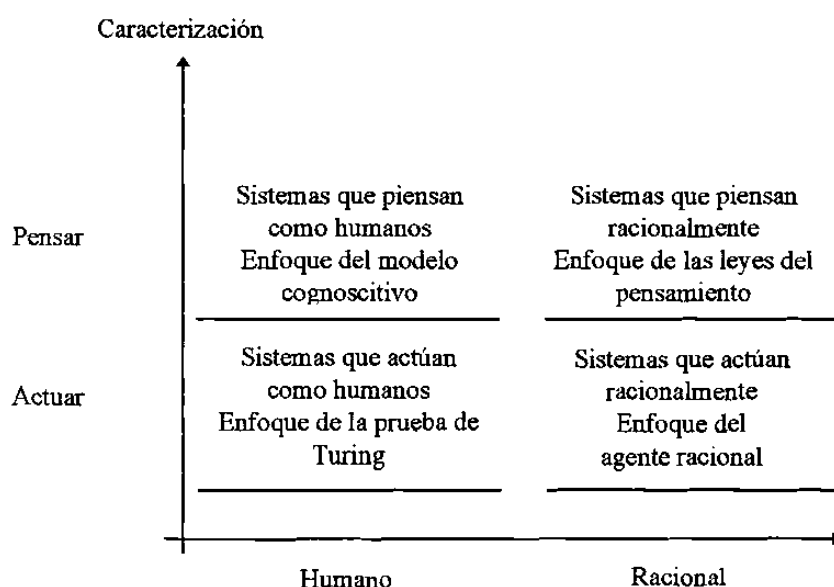


Fig. 1.2 Sistemas y enfoques en la interrelación de categorías de actividades y características humanas.

En la IA se resuelven desde problemas de propósito general, como la percepción y el razonamiento lógico, hasta aquellas que realizan tareas específicas, como el ajedrez, la demostración de teoremas matemáticos, la poesía, el diagnóstico de enfermedades, etc.

En cualquier caso, a lo largo de la historia de la IA se han adoptado los cuatro enfoques mencionados en el diseño de sistemas [31,32,37] para:

- Búsqueda (para soluciones)
- Sistemas expertos
- Procesamiento del lenguaje natural
- Robótica
- Máquina del conocimiento
- Lógica
- Incertidumbre y lógica difusa
- Reconocimiento de patrones

Algunas de las áreas representan aplicaciones finales; otras, como el procesamiento del lenguaje natural y la búsqueda de soluciones, son bloques de IA que se añaden a otros programas para incrementar su capacidad y posibilidades.

En términos de IA, el término búsqueda se refiere a la búsqueda de soluciones de un problema [31,32,37]. Por ejemplo, existen programas de búsqueda basados en IA, que intentan encontrar la ruta más corta entre dos ciudades, o que prueban un teorema matemático.

Muchos investigadores en IA opinan que el procesamiento del lenguaje natural [31,32,37] es el objetivo más importante de la IA, porque ello permite a la computadora entender el lenguaje humano directamente. El peor obstáculo para alcanzar este objetivo es la magnitud y la complejidad de los lenguajes humanos.

La aplicación de la IA a la robótica ayuda a la computadora a controlar los movimientos utilizando razonamiento espacial [30,31,32]. Así, para robots industriales [30], como los utilizados en ensambladoras de automóviles, la IA se aplica primordialmente a proporcionar movimientos suaves y naturales dentro de un conjunto de localizaciones discretas. Para robots autómatas, existe un problema más difícil, asociado a la interacción con el mundo humano y sus obstáculos, eventos inesperados y cambios de entorno.

Una de las áreas más interesantes de la IA, es la máquina del conocimiento [31,32,37]. Esta área se dedica a la generación de programas que aprenden de sus errores, de observaciones, o de requerimientos. La máquina del conocimiento significa la posibilidad de que la computadora sea capaz de beneficiarse de su experiencia.

Del conjunto de productos actuales de IA, tienen un valor práctico especial aquellos programas que se pueden usar para estudiar las correcciones lógicas de un argumento aplicando las leyes comunes de la lógica [31,32,37]. En este contexto, la palabra argumento se refiere a expresiones lógicamente conectadas que producen un objetivo. Esto incluye pruebas matemáticas, lógica formal y logística o lógica filosófica.

Muchas decisiones se llevan a cabo aún con conocimiento incompleto, y se basan en suposiciones que tienen una cierta posibilidad de ser ciertas. Para que una computadora sea capaz de pensar en la misma forma, se requiere el uso de lógica difusa [33,34], en que las decisiones se basan en información incompleta o información probabilística.

La clasificación y el reconocimiento de patrones son técnicas de importancia en varias aplicaciones, tales como la robótica y el procesamiento de imágenes [30,31,32]. La clasificación y el reconocimiento de patrones son capacidades parecidas al procesamiento del lenguaje natural, que le permiten interactuar directamente con el mundo real. La utilización

de redes de neuronas artificiales [25,26,27,28] en la clasificación y reconocimiento de patrones ha sido ampliamente investigada y recomendada.

Las redes de neuronas artificiales están compuestas de muchos elementos de procesamiento simples operando en paralelo. Estos elementos están inspirados por los sistemas nerviosos biológicos [29,30]. El funcionamiento de la red está determinado principalmente por las conexiones entre elementos.

Las redes neuronales artificiales han sido entrenadas exitosamente para desempeñar, adicionalmente al reconocimiento de patrones, funciones complejas en varios campos de aplicación, tales como la identificación, la clasificación, la percepción (voz y visión) y los sistemas de control. Hoy las redes de neuronas pueden ser entrenadas para resolver problemas que son difíciles para computadoras convencionales o para el ser humano.

El campo de las redes de neuronas artificiales tiene una historia de cinco décadas, pero ha encontrado aplicaciones sólidas en la última década, y sigue desarrollándose rápidamente. Es diferente de los campos de control de sistemas u optimización, donde la terminología, las bases matemáticas, y los procedimientos de diseño han sido firmemente establecidos y aplicados por muchos años.

1.6 APLICACION DE TECNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN PROTECCION DE SISTEMAS ELECTRICOS DE POTENCIA

La aplicación de técnicas de inteligencia artificial a los sistemas eléctricos de potencia (SEP) ha recibido considerable atención por parte de los investigadores [52,53,54]. La mayor parte del trabajo se ha dedicado al desarrollo de sistemas expertos y sistemas basados en conocimiento, para su utilización como herramientas de tiempo real en el apoyo a los operadores de los centros de control [60,61,62,63].

La aplicación de las técnicas de IA en protección de SEP también se ha estudiado en los últimos años, pero la mayor parte de las aplicaciones son en análisis, que no tiene los requerimientos críticos de respuesta de tiempo real de las funciones de protección [55,56]. Existen aplicaciones de sistemas expertos y sistemas basados en conocimiento a problemas tales como: cálculo de parámetros de ajuste de protecciones [57], detección de fallas de alta impedancia [58,59], diagnóstico de ubicación de fallas en SEP [60], diagnóstico de ubicación de fallas en subestaciones [61], diagnóstico de fallas en transformadores [62], modelado de características de relevadores [36]. El desarrollo y la aplicación de las redes de neuronas artificiales [70], ha dado como resultado la identificación de distintos modelos de redes de neuronas aplicables a la clasificación de patrones, que es una técnica importante para la protección de sistemas eléctricos de potencia [71]. La aplicación de redes de neuronas en sistemas de potencia ha generado un enorme interés desde principios de los años 90 [72]. Recientemente se demostró la factibilidad de aplicar redes de neuronas artificiales al diagnóstico de ubicación de fallas [63] y a la estimación de parámetros de señales para realizar funciones de protección y control digital de SEP. El problema de estimación es formulado como un problema de optimización y resuelto utilizando el método de minimización del descenso acelerado [64]. La aplicación de redes de neuronas a la protección de líneas de transmisión ha resultado atractiva para diversos investigadores [73].

Algunos de los artículos publicados referentes a la aplicación de las redes de neuronas en la protección de líneas de transmisión están orientados a describir un panorama general de las posibles alternativas de aplicación y los aspectos de implementación asociados [74, 75]. Estudios posteriores han demostrado la factibilidad de la aplicación de las redes de neuronas mediante la implementación y prueba de estas en condiciones de fallas reales en el sistema eléctrico de potencia [17,18,19,67,76,77,78,79,80]. Un grupo de investigadores en Alemania ha desarrollado una aplicación basada en redes de neuronas para la detección del instante de ocurrencia de la falla, su clasificación y la discriminación direccional a partir del punto de ubicación del relevador [17,18]. Un grupo de investigadores en Canadá ha utilizado las redes neuronales en una aplicación de discriminación direccional de la falla [19]. Otro grupo en

Inglaterra ha aplicado las redes de neuronas al problema de la selección de las fases falladas y el recierre automático [76,77,80]. Un grupo de trabajo en Holanda ha utilizado las redes de neuronas en la implementación de protecciones adaptivas de líneas paralelas [78]. Un grupo en Estados Unidos ha utilizado las redes de neuronas para mejorar los algoritmos de localización de fallas para protección de distancia en líneas de transmisión con compensación serie capacitiva [79]. Otro grupo de Estados Unidos se ha concentrado en resolver los problemas de detección de fallas en tiempo real y de clasificación del tipo de falla, utilizando una red neuronal de auto-organización, con la habilidad de llevar a cabo, de una manera rápida, la identificación de eventos. Los resultados iniciales son alentadores, y han mostrado la factibilidad de esta alternativa [81,82]. Existe ya una implementación que utiliza muestras de corriente y voltaje como entradas directas a la red neuronal sin un procesamiento digital previo. Las señales de entrada fueron generadas mediante una simulación de fallas en un sistema de potencia. Después de un entrenamiento apropiado, la red fue capaz de detectar las fallas en menos de 2 ms y clasificarlas en menos de 15 ms. Estos resultados se consideran satisfactorios para la aplicación de relevadores de protección de líneas de transmisión. Las investigaciones futuras están dirigidas al estudio del desempeño de esta alternativa, ante pruebas adicionales con diferentes técnicas de identificación de datos y de entrenamiento de las redes de neuronas.

Un grupo de investigadores en Corea [83] ha desarrollado un algoritmo para protección de distancia de alta velocidad, utilizando una red de neuronas que realiza la doble función de eliminar la componente aperiódica exponencial de la señal de corriente y estimar los fasores de voltaje y corriente de componente fundamental.

1.7 OBJETIVOS DE LA TESIS

1. El objetivo central de esta tesis es investigar las posibilidades de aplicación de las redes de neuronas artificiales en la protección de líneas de transmisión.

2. Evaluar el comportamiento del algoritmo de filtrado digital de mínimos cuadrados para su posible aplicación a la protección de distancia de líneas de transmisión; teniendo en cuenta que las redes neuronales son aplicables en este algoritmo.
3. Evaluar la factibilidad de la aplicación de redes de neuronas artificiales al problema de discriminación de la zona de la falla, para funciones de protección de distancia.
4. Desarrollar una metodología de entrenamiento y prueba de redes de neuronas artificiales para su utilización como estimadores de zona de falla en un futuro relevador neuronal de distancia.
5. Desarrollar programas de simulación digital que permitan evaluar el comportamiento de las redes de neuronas entrenadas para realizar la función de discriminación de zona de falla.

1.8 ESTRUCTURA DE LA TESIS

En el Capítulo 1 se presenta el desarrollo histórico de los relevadores de protección de distancia y se hace una descripción general de los algoritmos clásicos para relevadores digitales de distancia. Posteriormente se exponen los conceptos básicos de inteligencia artificial y sus áreas de aplicación, con énfasis en la protección de sistemas eléctricos de potencia. Se presentan los objetivos de la tesis y se describe la estructura por capítulos de la misma.

En el Capítulo 2 se exponen los principios de funcionamiento de los relevadores de distancia analógicos y digitales. Se da un enfoque de estimación lineal al problema de filtrado digital de señales para protección de distancia y se describen las características generales de los algoritmos de mínimos cuadrados y de Fourier. Finalmente se presentan las conclusiones derivadas del capítulo.

El Capítulo 3 está dedicado al estudio del filtro digital de mínimos cuadrados. Se presentan los fundamentos teóricos del filtro y se hace una evaluación de su comportamiento de estado estable a partir de sus características de respuesta a la frecuencia. Se estudian aspectos numéricos importantes de los algoritmos y los factores que inciden en ellos. Se presentan los resultados de simulaciones en el dominio del tiempo para analizar su respuesta de estado transitorio. Finalmente se dan las conclusiones del capítulo.

En el Capítulo 4 se presentan las consideraciones generales sobre un relevador neuronal de distancia. Se describen las posibles estructuras del relevador, y se analizan los métodos de discriminación de zona de falla factibles de utilizar en el relevador neuronal. Se propone la estructura adecuada de la red neuronal para esta tarea. En la parte final del capítulo se presentan las conclusiones derivadas del trabajo desarrollado.

En el Capítulo 5 se describe la metodología propuesta para el entrenamiento y prueba de redes de neuronas artificiales para su posible aplicación en la estimación de zona de falla. Se detalla el proceso de formación de patrones de entrenamiento y prueba a partir de señales puramente sinusoidales, y se proponen estimadores de zona de falla basados en la comparación de amplitud y de fase de las señales de entrada al relevador. Se presentan los resultados más sobresalientes de las simulaciones realizadas para evaluar el comportamiento ante diferentes fallas de los estimadores de zona de falla propuestos. Finalmente se presentan las conclusiones derivadas del capítulo.

En el Capítulo 6 se presentan los resultados del entrenamiento de redes de neuronas artificiales con patrones de entrenamiento generados a partir de señales contaminadas con diferentes niveles de componente aperiódica exponencial. Posteriormente se presentan los resultados de las simulaciones realizadas para evaluar el comportamiento del estimador de zona de falla tipo mho basado en redes de neuronas artificiales, entrenadas con señales contaminadas. Finalmente se presentan las conclusiones del capítulo.

En el Capítulo 7 se dan a conocer las conclusiones generales de la tesis, se mencionan las aportaciones principales, y se presenta una serie de recomendaciones para posibles trabajos futuros en esta área de investigación.

PRINCIPIOS DE OPERACION DE LOS RELEVADORES DE DISTANCIA

2.1 INTRODUCCION

Los relevadores analógicos de distancia constituyeron por mucho tiempo la base de la protección de líneas de transmisión. En la actualidad muchos relevadores comerciales son la versión digitalizada de diferentes tipos de relevadores analógicos. En las primeras secciones de este capítulo se describe la protección de distancia y se analizan los principios de operación de los relevadores analógicos. Posteriormente se examinan las características funcionales de los relevadores digitales de distancia.

2.2 PROTECCION DE DISTANCIA DE LINEAS DE TRANSMISION

La protección de líneas de transmisión tiene una gran complejidad, y en ella son aplicables los cuatro principios básicos de la protección [2,41,68]: a) sobrecorriente; b) direccional de sobrecorriente; c) distancia; d) diferencial. Los relevadores de distancia se utilizan extensamente en la protección de líneas de transmisión. Su operación se basa en la medición de la impedancia aparente que resulta del cociente del voltaje y la corriente de entrada al relevador. En condiciones de falla, esa impedancia es proporcional a la distancia entre el punto de ubicación del relevador y el punto de localización de la falla; esto permite determinar si la falla está en la zona de protección del relevador, al comparar la impedancia aparente con un umbral, que es la característica de operación del relevador.

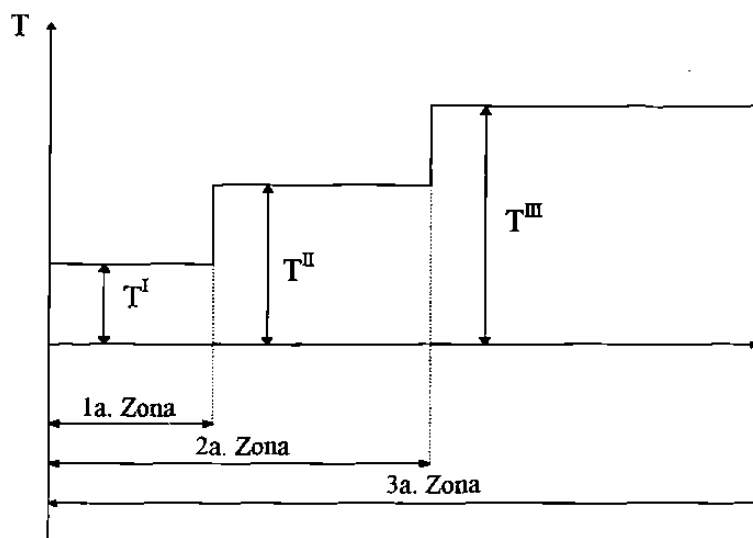


Fig. 2.1 Característica escalonada de tiempo de la protección de distancia.

Las protecciones de distancia tienen selectividad relativa, es decir, su zona de protección es abierta. El límite de la zona o alcance del relevador es variable en función de varios factores. La Fig. 2.1 muestra una característica de tiempo escalonado con tres zonas, que es la más utilizada.

La operación de la protección de distancia es función no solamente de la distancia l , sino también de otros factores que alteran la medición de esa distancia, tales como la resistencia de falla, la existencia de fuentes de generación y de cargas entre el punto de ubicación de la protección y el del cortocircuito, así como la separación angular entre los voltajes de las fuentes de generación, entre otros.

La Fig. 2.2 presenta un ejemplo de aplicación de la protección de distancia a una red con varias fuentes de generación, el cual puede servir como punto de partida para explicar el principio de funcionamiento de esta protección. Para un cortocircuito en el punto F' , ubicado en la zona central de la línea BC, operan por primera zona las protecciones 3 y 4, con sus tiempos respectivos T_3^I y T_4^I . Las protecciones 1 y 6 detectan el cortocircuito por tercera zona e inician su operación, pero no llegan a operar si 3 y 4 lo hacen correctamente. Únicamente en caso de fallo de operación de las protecciones 3 y 4, operan 1 y 6 con tiempos

T_1^{III} y T_6^{III} respectivamente, es decir, 1 y 6 son las protecciones de respaldo de 3 y 4. Las protecciones 2 y 5, ubicadas prácticamente a la misma distancia del cortocircuito que 3 y 4, no operan, debido a que la potencia aparente circula en sentido contrario al de disparo.

Si el cortocircuito se presenta en el punto F'' , localizado en la cercanía de la subestación C, la protección 3 detecta el cortocircuito en segunda zona y opera con tiempo T_3^{II} ; en esta situación las protecciones 3 y 4 operan secuencialmente, ya que primero se abre el extremo 4 de la línea y después el extremo 3.

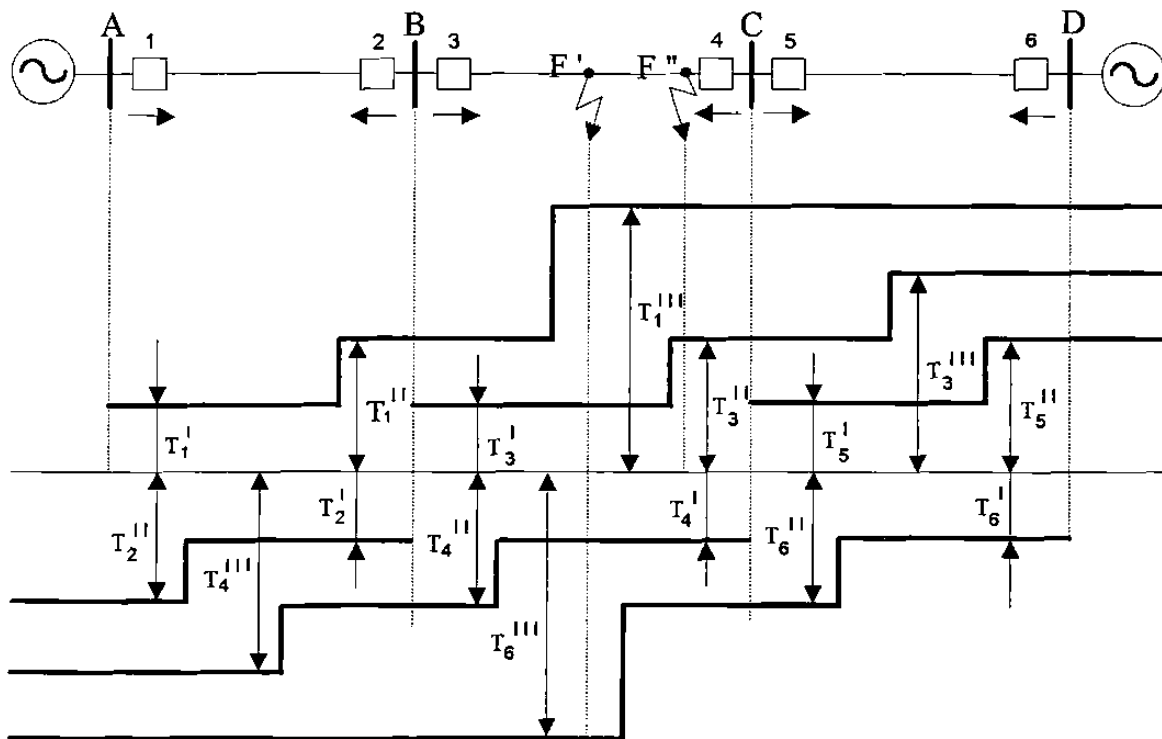


Fig. 2.2 Operación de la protección de distancia en una red con varias fuentes de generación.

La impedancia aparente o impedancia medida por el relevador de distancia $\underline{Z}$ está dada por:

$$\underline{Z} = \frac{\underline{V}}{\underline{I}} \quad (2.1)$$

donde $\underline{V}$ e $\underline{I}$ son el voltaje y la corriente de entrada al relevador. En el caso general esta es una impedancia ficticia, que no tiene sentido físico. Durante los cortocircuitos, en el caso ideal, la impedancia medida coincide con la impedancia de la sección de línea comprendida entre el punto de localización del relevador y el del cortocircuito.

La impedancia de arranque $\underline{Z}_a$ de un relevador de distancia es realmente variable en función del ángulo φ entre $\underline{V}$ e $\underline{I}$. De la comparación de $\underline{Z}$ y $\underline{Z}_a$ para un valor dado de φ se determina si el relevador debe operar. La representación gráfica de $\underline{Z}_a$ en el plano complejo impedancia se conoce como característica de operación del relevador de distancia.

Por su base constructiva los relevadores de distancia pueden clasificarse en relevadores analógicos y relevadores digitales [69]. Los relevadores analógicos basan su funcionamiento en la comparación de señales eléctricas. Los relevadores digitales, por su parte, utilizan algoritmos basados en modelos de las señales y en modelos del sistema. A continuación se describen brevemente los principios de funcionamiento de los relevadores de distancia analógicos y digitales.

2.3 RELEVADORES ANALOGICOS DE DISTANCIA

Los relevadores analógicos de distancia cuentan por lo general con elementos de medición con dos señales de entrada; utilizan esquemas de comparación de fase o de amplitud para originar una señal discreta de salida, que depende del cumplimiento de determinadas condiciones por las señales de entrada.

Las señales aplicadas al comparador (de amplitud o de fase) $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$, dependen linealmente de las señales de entrada al relevador $\underline{V}$ e $\underline{I}$, de acuerdo con las expresiones siguientes [68]:

$$\underline{E}_1 = \underline{k}_1 \underline{V} + \underline{k}_2 \underline{I} \quad (2.2)$$

$$\underline{E}_2 = \underline{k}_3 \underline{V} + \underline{k}_4 \underline{I} \quad (2.3)$$

donde $\underline{k}_1, \underline{k}_2, \underline{k}_3, \underline{k}_4$ son coeficientes constantes complejos.

La obtención de las magnitudes $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$ a partir de $\underline{V}$ e $\underline{I}$ constituye una transformación analógica de señales de naturaleza continua y se efectúa en los esquemas de medición del relevador.

Un esquema de comparación de amplitud de las señales eléctricas $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$ [68] origina a su salida una señal de operación cuando se cumple:

$$|\underline{E}_1| > |\underline{E}_2|, \quad E_1 > E_2 \quad (2.4)$$

donde E_1 y E_2 son los valores absolutos de las señales comparadas.

La Fig. 2.3 muestra la característica de operación en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1 / \underline{E}_2$. Esta es una circunferencia de radio unitario con centro en el origen de coordenadas; la zona de operación es la exterior al círculo, y la condición de no operación corresponde a la zona interior del mismo.

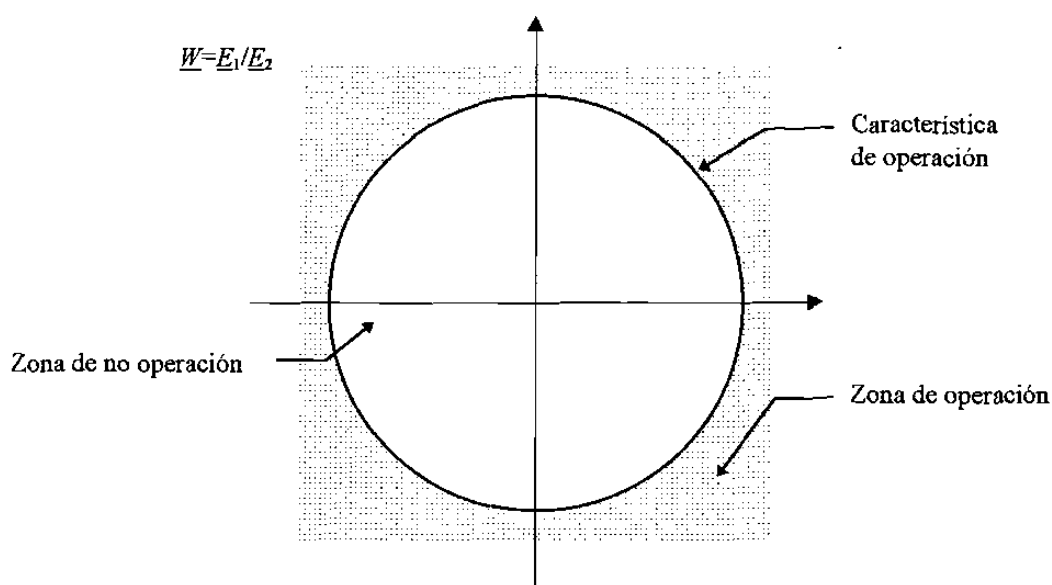


Fig. 2.3 Característica de operación en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1/\underline{E}_2$ de un esquema de comparación de amplitud.

Un esquema de comparación de fase de las señales $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$ [68] tiene como criterio de operación:

$$\varphi_1 < \varphi < \varphi_2 \quad (2.5)$$

donde φ es el ángulo de defasaje entre las señales $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$, y φ_1 y φ_2 son magnitudes constantes, denominadas límites angulares del esquema de comparación de fase.

La Fig. 2.4 representa la característica de operación de un esquema de comparación de fase en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1/\underline{E}_2$. La misma se compone de dos segmentos de recta que parten del origen de coordenadas, definidos por las ecuaciones:

$$\begin{aligned} \text{Arg } \underline{W} &= \text{Arg } (\underline{E}_1/\underline{E}_2) = \varphi_1 \\ \text{Arg } \underline{W} &= \text{Arg } (\underline{E}_1/\underline{E}_2) = \varphi_2 \end{aligned} \quad (2.6)$$

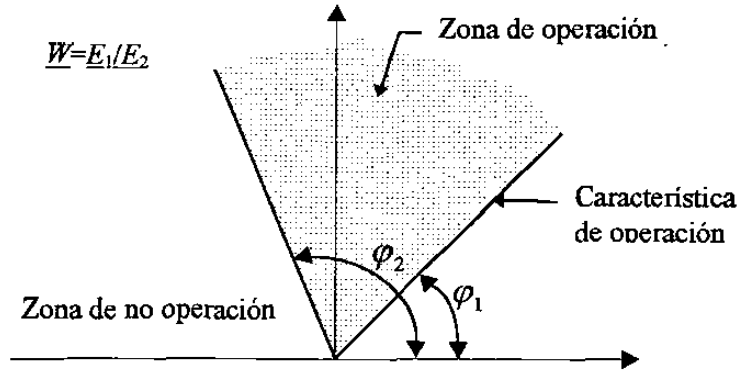


Fig. 2.4 Característica de operación en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1 / \underline{E}_2$ de un esquema de comparación de fase.

La relación $\underline{W} = \underline{E}_1 / \underline{E}_2$ depende en forma biunívoca de la relación $\underline{Z} = \underline{V} / \underline{I}$. Esto puede observarse de la expresión:

$$\underline{W} = \frac{\underline{E}_1}{\underline{E}_2} = \frac{(k_1 \underline{V} + k_2 \underline{I})}{(k_3 \underline{V} + k_4 \underline{I})} = \frac{(k_1 \underline{Z} + k_2)}{(k_3 \underline{Z} + k_4)} \quad (2.7)$$

Adicionalmente, a cada valor de $\underline{W}$ corresponde un valor totalmente definido de $\underline{Z}$. Esto se demuestra despejando $\underline{Z}$ en (2.7):

$$\underline{Z} = \frac{(k_4 \underline{W} - k_2)}{(k_1 - k_3 \underline{W})} \quad (2.8)$$

De acuerdo con las ecuaciones (2.7) y (2.8), a cada punto en el plano $\underline{Z}$ corresponde un punto determinado del plano $\underline{W}$ y viceversa. La característica de operación y las zonas de operación y no operación en uno de los planos, tienen sus equivalentes correspondientes en el otro. Dado un esquema de comparación (una característica de operación en el plano $\underline{W}$), es posible diseñar un relevador de distancia seleccionando los coeficientes complejos k_1, k_2, k_3 y k_4 , para obtener la característica de operación deseada en el plano complejo $\underline{Z}$. La familia de relevadores de distancia se origina de la aplicación de las señales de entrada presentadas en la

Tabla 2.1 a los esquemas de comparación de fase y amplitud [68]. El relevador direccional puede considerarse como un caso particular de los de distancia.

En la Fig. 2.5 se presentan las características de operación clásicas tipo impedancia (Fig. 2.5 (a)), tipo mho (Fig. 2.5 (b)), tipo mho desplazado (Fig. 2.5(c)), y tipo impedancia-ángulo (Fig. 2.5 (d)), cuyo caso particular importante es la característica tipo reactancia (Fig. 2.5 (e)).

Características de mayor complejidad, como las elípticas (Fig. 2.5 (f)), o las multilaterales (Fig. 2.5 (g)), se pueden lograr utilizando otras alternativas de diseño. Las características elípticas pueden obtenerse con esquemas de comparación de amplitud de tres

TABLA 2.1 Señales de entrada a esquemas de comparación, necesarias para obtener distintos tipos de relevadores de distancia.

	Tipos de esquemas de comparación			
	De fase		De amplitud	
Tipo de relevador	E_1 (operación)	E_2 (polarización)	E_1 (operación)	E_2 (retención)
Direccional	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I}$	$\underline{V}$	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{V}$	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} + \underline{V}$
Impedancia	$\underline{Z}_a \underline{I} - \underline{V}$	$\underline{Z}_a \underline{I} + \underline{V}$	$\underline{Z}_a \underline{I}$	$\underline{V}$
Mho	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{V}$	$\underline{V}$	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I}$	$2\underline{V} - \underline{Z}_a \text{ m} \underline{I}$
Mho desplazado	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{Z}_o \underline{I}$	$\underline{V} - \underline{Z}_o \underline{I}$	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{Z}_o \underline{I}$	$2\underline{V} - \underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{Z}_o \underline{I}$
Impedancia ángulo	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{V}$	$\underline{Z}_a \text{ m} \underline{V}$	$2\underline{Z}_a \text{ m} \underline{I} - \underline{V}$	$\underline{V}$

señales de entrada [42]. Las características multilaterales se pueden lograr haciendo uso de esquemas formados por varios relevadores, de varios esquemas de comparación de dos señales de entrada, o de un esquema de comparación de más de dos señales de entrada [68].

2.4 RELEVADORES DIGITALES DE DISTANCIA

2.4.1 Medición de la distancia a la falla

La medición de la distancia eléctrica a la falla consiste en la determinación de la longitud de la sección de línea comprendida entre el punto de ubicación del relevador y el punto de falla. Para ello se recomienda calcular la reactancia inductiva o la inductancia de esa sección de línea, ya que estos parámetros son poco afectados por la resistencia de falla.

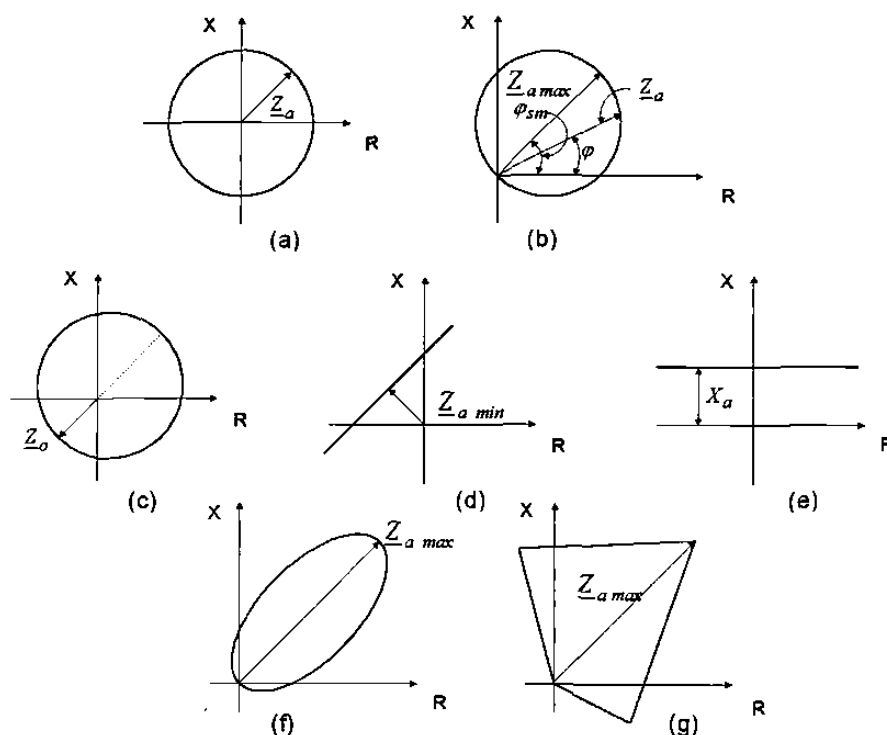


Fig. 2.5 Características de operación típicas de relevadores de distancia.

Tanto los algoritmos basados en modelos de la forma de onda de las señales como los basados en modelos del sistema proporcionan un estimado de la distancia eléctrica. Para los primeros se calcula la impedancia aparente a partir de los estimados fasoriales del voltaje y la corriente:

$$\underline{Z} = \frac{\underline{V}}{\underline{I}} = \frac{(V_c + jV_s)}{(I_c + jI_s)} = R + jX \quad (2.9)$$

donde V_c e I_c son las componentes reales del voltaje y la corriente, y V_s e I_s son sus componentes imaginarias. De (2.9) se obtiene que las componentes rectangulares de la impedancia aparente están dadas por:

$$X = \frac{V_s I_c - V_c I_s}{I_c^2 + I_s^2} \quad (2.10)$$

$$R = \frac{V_s I_s + V_c I_c}{I_c^2 + I_s^2} \quad (2.11)$$

En los algoritmos basados en modelos del sistema se estiman directamente los parámetros R y L de la impedancia aparente, lo que sirve para la determinación de la distancia a la falla.

Tanto en los algoritmos basados en modelos de la señal como en los algoritmos basados en modelos del sistema, la decisión de operación del relevador se toma determinando si el punto extremo de la impedancia aparente está dentro o fuera de la característica de operación del relevador. Una característica de operación típica de relevadores basados en modelos de las señales se presenta en la Fig. 2.6 (a); una característica para los relevadores basados en modelos del sistema se muestra en la Fig. 2.6 (b).

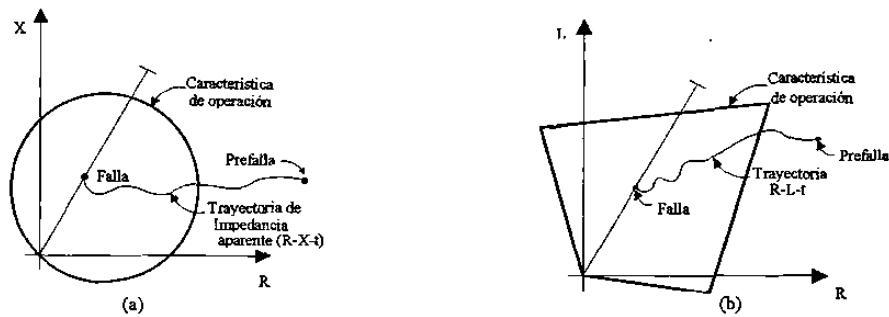


Fig. 2.6 Determinación de la condición de operación de un relevador digital de distancia.

La trayectoria que describe el punto extremo de la impedancia aparente entre las condiciones de prefalla y la falla se debe al estado transitorio que la falla provoca en el relevador. Ese estado transitorio es originado por las componentes transitorias que aparecen en las señales de entrada al relevador y por el efecto del cruce de la ventana de datos por la discontinuidad provocada por la falla en las señales de entrada.

Otro método utilizado en los relevadores digitales de distancia para determinar la distancia a la falla y elaborar una decisión de disparo es simular digitalmente la comparación de fase o de amplitud que tiene lugar en los relevadores analógicos. Como señales de entrada al comparador se utilizan las mostradas en la Tabla 2.1, formadas a partir de los fasores estimados digitalmente.

2.4.2 Medición de la distancia en el lazo de falla

La medición de la distancia en el lazo de falla surge como una solución al problema que se enfrenta al tratar con diez tipos de cortocircuitos en una línea de transmisión trifásica y tener que calcular correctamente la distancia a la falla, con independencia de su tipo. Las acciones que se toman en torno al problema en relevadores analógicos incluyen conexiones externas para formar las señales de entrada apropiadas al elemento de medición. En relevadores digitales se dispone de información de los voltajes y las corrientes de las tres fases, lo que evita formar señales de entrada mediante conexiones externas al relevador, ya que el procesamiento correspondiente al lazo de falla se logra por software.

En los algoritmos basados en modelos de las señales se utilizan los estimados fasoriales de los voltajes y las corrientes para calcular la impedancia de secuencia positiva $\underline{Z}_{LI}$ de la sección de línea comprendida hasta la falla, aplicando la ecuación apropiada de acuerdo con el tipo de falla.

En los algoritmos basados en modelos del sistema se estiman directamente los valores de inductancia y resistencia de la línea, lo que implica la necesidad de un procesamiento previo de las muestras para formar las señales correspondientes al lazo de falla.

2.4.3 Algoritmos basados en la ejecución de todas las mediciones de distancia

En estos algoritmos el ingreso de una nueva muestra implica realizar seis cálculos de la distancia a la falla, verificar la condición de operación para cada valor estimado (comparándola con la característica de operación en el plano complejo) y formar la señal de disparo si se requiere, a través de un algoritmo de postprocesamiento.

Las funciones de protección de fase y tierra, llevadas a cabo de forma paralela por elementos monofásicos en los esquemas de protección clásicos, en el relevador digital se ejecutan secuencialmente en un solo procesador (si no existe multiprocesamiento) durante el intervalo entre muestras, lo que demanda una gran potencia de cómputo.

Los cálculos de distancia que involucran magnitudes del lazo de falla son acertados, pero los que hacen uso de magnitudes de las fases no falladas dan resultados erróneos. Así por ejemplo, para fallas trifásicas los seis cálculos son correctos, pero para una falla bifásica a tierra existen tres cálculos correctos y tres incorrectos. Sin embargo, la decisión de disparo se conforma a partir de los resultados correctos, que representan los menores valores de impedancia, y son los primeros en penetrar en la característica de operación del relevador.

2.4.4 Algoritmos basados en la selección de las fases falladas

Este método reduce la carga computacional del procesador mediante una determinación del tipo de falla antes de realizar el cálculo de distancia para el lazo de falla. Su equivalente analógico es el relevador conmutado, en el que un selector de tipo de falla hace las conmutaciones necesarias para formar las señales de entrada correspondientes al tipo de falla. Esas señales se aplican a un único elemento de medición.

Los cambios bruscos en los valores instantáneos de las corrientes, los voltajes o ambos, son indicativos del tipo de falla. El proceso de selección del tipo de falla implica un retardo de tiempo en la operación del relevador; esta es la desventaja que se deriva de la reducción de carga computacional con respecto al método basado en el cálculo de todas las distancias.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación de los algoritmos de selección del tipo de falla son buenos para los cortocircuitos que provocan cambios pronunciados en las corrientes y los voltajes de las fases falladas. Para cortocircuitos de pequeña magnitud, en que los cambios no son significativos, es recomendable introducir una lógica que inicie el cálculo de la distancia para todos los lazos de falla, cuando no se ha logrado identificar el tipo de falla. Esto se traduce en un retardo de tiempo mayor en la operación del relevador, debido a que los tiempos de ambas acciones se suman.

Mediante el uso de funciones de detección de fallas, el programa de protección es ejecutado solo en caso de cortocircuitos. De esta manera, durante la operación normal del sistema el procesador puede ser utilizado para funciones de medición y control. Es necesario establecer criterios de parada del proceso de cálculo, para los casos en que los cortocircuitos son eliminados por otras protecciones.

2.4.5 Algoritmos basados en ecuaciones para mediciones polifásicas

La versión digital de los relevadores polifásicos de distancia surge de la versión analógica de este tipo de relevadores, los cuales basan su funcionamiento en la verificación del cumplimiento de una serie de ecuaciones fasoriales, válidas para todos los tipos de fallas [68]. Estas ecuaciones incluyen una característica de operación inherente, generalmente de tipo circular. En los relevadores digitales se estiman los fasores de voltaje y corriente por alguno de los algoritmos basados en modelos de las señales y se sustituyen estos valores en las ecuaciones correspondientes. Las características del algoritmo de identificación de parámetros repercuten en la velocidad y precisión del relevador. Estos algoritmos representan una carga computacional menor que los basados en el cálculo de la distancia para todos los lazos de falla.

2.5 FILTRADO DE SEÑALES PARA PROTECCION DE DISTANCIA

Los requerimientos de filtrado para relevadores de distancia se han hecho muy críticos en los últimos años como resultado de la aplicación de mayores niveles de voltaje y de la reducción de los tiempos críticos de liberación de las fallas. Los filtros para relevadores de distancia deben identificar la componente de frecuencia fundamental de señales contaminadas con componentes aperiódicas exponenciales y componentes oscilatorias amortiguadas de alta frecuencia, entre otros ruidos.

El filtrado de señales puede ser tratado como un proceso de estimación de parámetros [20], en que a partir de las muestras de las señales se forman estimados de determinados parámetros. Los algoritmos de identificación de parámetros utilizados en relevadores digitales pueden subdividirse en dos grupos [3,20]: a) algoritmos basados en modelos de las señales de entrada [2,13,46,69]; b) algoritmos basados en modelos del sistema protegido [16,39]. En los algoritmos del primer grupo se hacen estimados de parámetros de las señales de entrada, tales como magnitud, fase y frecuencia, que pueden ser utilizados para conformar todos los tipos de

relevadores. En los algoritmos basados en modelos del sistema se estiman directamente los parámetros de la sección de línea de transmisión fallada; esto restringe su aplicación a la protección de distancia de líneas de transmisión. En general los algoritmos del primer grupo han encontrado mayor aplicación práctica.

En la técnica de estimación de parámetros se supone que se conocen las componentes que pueden estar involucradas en la señal y se tienen como incógnitas solamente las magnitudes de estas componentes. Las componentes a considerar pueden ser la aperiódica exponencial, las funciones seno y coseno de frecuencia fundamental y las armónicas superiores. Las componentes no consideradas en la señal constituyen errores.

El objetivo de la técnica de estimación de parámetros consiste en estimar de forma óptima las magnitudes de las componentes a partir de un número finito de mediciones de la señal. Se pueden encontrar los parámetros de las componentes minimizando el error medio cuadrático de los estimados. La técnica de mínimos cuadrados se basa en el cálculo fuera de línea de la matriz pseudoinversa, derivada del conjunto de señales elementales $\{s_n(t)\}$ que se presuponen presentes en la señal, para obtener los estimados de las magnitudes de las componentes. Si se utilizan K muestras en el proceso de estimación, se obtienen filtros de mínimos cuadrados con una longitud de ventana K [3]. El parámetro K debe ser mayor o igual al número de parámetros de la señal a estimar.

La utilización de filtros de mínimos cuadrados para estimar parámetros de señales en relevadores digitales fue originalmente propuesta por Luckett et al. [4], utilizando un modelo de señal compuesto por un conjunto de armónicas y una componente aperiódica exponencial con constante de tiempo fija. Sachdev y Baribeau [7] desarrollaron la componente aperiódica exponencial en serie de Taylor, incluyeron la constante de tiempo como un parámetro más a estimar y demostraron que la mayor parte de los cálculos puede hacerse fuera de línea. Sachdev y Nagpal [8] elaboraron una versión recursiva del algoritmo de mínimos cuadrados y propusieron su aplicación a la protección de transformadores. Cichoki y Lobos [64] aplicaron

redes de neuronas artificiales a la solución del problema de optimización inherente al método de estimación de parámetros por mínimos cuadrados, pero esta línea de investigación está abierta, pues no han aparecido nuevas publicaciones en esta dirección. Benmouyal [10] demostró que el algoritmo de Luckett et al. [4] no rechaza bien las componentes aperiódicas con constantes de tiempo diferentes a la del modelo de señal, y encontró una mejor respuesta en el algoritmo de Sachdev y Baribeau [7] para el caso en que la componente aperiódica se modela como una rampa descendente.

Los algoritmos de mínimos cuadrados fueron originalmente propuestos para protección de distancia, y posteriormente fueron reorientados a otras aplicaciones, como la protección de transformadores [8] y la estimación de frecuencia [11]. Sin embargo, hasta el momento no se ha publicado una evaluación completa de las posibilidades de aplicar estos algoritmos en protección de distancia. El Capítulo 3 del presente trabajo está orientado a estudiar este problema.

2.5.1 Algoritmo de Fourier de un ciclo

Si la componente aperiódica exponencial es eliminada con un filtro analógico o mediante software, el problema de estimación de parámetros se simplifica. Si solamente la componente fundamental y las armónicas son incluidas en el conjunto de señales $\{s_n(t)\}$ y la ventana de datos es de un ciclo y contiene un número par de muestras, el problema a resolver adquiere una forma rectangular de la Transformada Discreta de Fourier (TDF) [12]. Con K muestras por ciclo pueden calcularse $(K/2 - 1)$ armónicas. El algoritmo de Fourier para el filtrado digital de la componente fundamental lo constituyen las dos ecuaciones siguientes:

$$Y_c = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \cos(k\theta) \quad (2.12)$$

$$Y_s = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \sin(k\theta) \quad (2.13)$$

Mientras que, para la armónica p :

$$Y_c^{(p)} = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \cos(pk\theta) \quad (2.14)$$

$$Y_s^{(p)} = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \sin(pk\theta) \quad (2.15)$$

donde θ es el ángulo de frecuencia fundamental entre muestras ($\theta = \omega_o \Delta t = 2\pi/K$).

Bajo las suposiciones anteriores, la TDF proporciona un estimado óptimo de las componentes de frecuencia fundamental y de todas las armónicas permitidas por la frecuencia de muestreo. Los estimados de los armónicas dadas en (2.14) y (2.15) no son usados en protección de líneas, pero son importantes en protección de transformadores [1].

2.5.2 Algoritmo de Fourier de medio ciclo

Si solamente las componentes de frecuencia fundamental son incluidas en el conjunto de señales $\{s_n(t)\}$, el algoritmo de Fourier de ventana de un ciclo puede extenderse a ventanas de cualquier longitud. La ecuación de estimados de frecuencia fundamental es de la forma [12]:

$$\begin{bmatrix} Y_c \\ Y_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^K \cos^2(k\theta) & \sum_{k=1}^K \cos(k\theta)\sin(k\theta) \\ \sum_{k=1}^K \cos(k\theta)\sin(k\theta) & \sum_{k=1}^K \sin^2(k\theta) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^K y_k \cos(k\theta) \\ \sum_{k=1}^K y_k \sin(k\theta) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Utilizando un número par de muestras por medio ciclo, (2.16) da lugar al algoritmo de Fourier de medio ciclo, dado por:

$$Y_c = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \cos(k\theta) \quad (2.17)$$

$$Y_s = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K y_k \sin(k\theta) \quad (2.18)$$

2.6 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

1. Los principios básicos de comparación de señales en relevadores analógicos son el de comparación de amplitud y el de comparación de fase. El primero de los dos carece de direccionalidad, lo cual constituye una desventaja respecto al segundo. Sin embargo, ambos principios ofrecen la posibilidad de obtener diversas características de operación, las cuales conforman la familia de relevadores de distancia.
2. Entre las ventajas que los relevadores digitales de distancia tienen sobre los analógicos, se encuentran su más bajo costo, su gran flexibilidad funcional, la versatilidad que ofrecen para lograr características de operación complejas, su capacidad de autodiagnóstico y la posibilidad de constituir la base de una protección adaptiva.
3. El problema de filtrado digital de señales para protección de distancia, puede ser tratado como un problema de estimación lineal de parámetros, debido a la naturaleza aleatoria del ruido presente en las señales de entrada a los relevadores de protección de líneas de transmisión. Las técnicas basadas en la transformada de Fourier son hasta ahora las más utilizadas.

FILTRO DIGITAL DE MINIMOS CUADRADOS

3.1 INTRODUCCION

Se ha propuesto utilizar redes de neuronas artificiales para resolver el problema de optimización del método de estimación de parámetros de señales por mínimos cuadrados [64]. Esta puede ser una vía para la aplicación de las redes de neuronas artificiales a la protección de distancia de líneas de transmisión, que es el tema de esta tesis.

La utilización de filtros de mínimos cuadrados para estimar parámetros de señales con fines de protección de distancia fue propuesta hace más de 20 años [4,7], pero hasta la fecha no se ha probado que estos filtros sean adecuados para esta aplicación. Por ello, es necesario estudiar este problema antes de investigar la posible aplicación de las redes neuronales a resolver el problema de optimización.

Este capítulo presenta una evaluación de la posible utilización de los filtros de mínimos cuadrados en protección de distancia. Se establecen primero los fundamentos teóricos de los filtros de mínimos cuadrados y se demuestra que son filtros de convolución tipo FIR (filtros de respuesta finita al impulso).

Se estudia la respuesta de estado estable de estos filtros a partir de sus gráficas de respuesta a la frecuencia, con énfasis en el efecto del modelo de señal, la longitud de ventana y la frecuencia de muestreo. Posteriormente se estudian aspectos numéricos importantes de los

algoritmos, y los factores que inciden en ellos. Finalmente se hacen simulaciones en el dominio del tiempo para estudiar la respuesta de estado transitorio de filtros que tienen diferentes modelos de señal.

3.2 FUNDAMENTOS TEORICOS DE LOS FILTROS DE MINIMOS CUADRADOS

Una señal de entrada $x(t)$ a un relevador digital puede en general expresarse por:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N X_n s_n(t) + \varepsilon(t) \quad (3.1)$$

donde s_n representa el conjunto de señales elementales que se suponen presentes en $x(t)$, X_n son sus coeficientes, y $\varepsilon(t)$ representa los errores. Estos errores incluyen el efecto de la señal que no fueron considerados en el modelo, así como los errores propios del procedimiento de las señales en el relevador. El problema de estimación de parámetros consiste en estimar los N valores de X_n a partir de un conjunto de K muestras x_k tales, que el error $\varepsilon(t)$ sea mínimo. Es decir, hay que resolver para mínimo error el conjunto sobredefinido de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_1(\Delta t) & s_2(\Delta t) & \cdots & s_N(\Delta t) \\ s_1(2\Delta t) & s_2(2\Delta t) & \cdots & s_N(2\Delta t) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_1(K\Delta t) & s_2(K\Delta t) & \cdots & s_N(K\Delta t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_K \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

donde Δt es el período de muestreo. En forma matricial:

$$\mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{X} + \mathbf{e} \quad (3.3)$$

La expresión (3.3) constituye un conjunto de K ecuaciones con N incógnitas, para cuya solución se requiere que $K \geq N$. Puede suponerse [12] que el valor esperado $\bar{e}$ del vector de error e es cero:

$$\bar{e} = E\{e\} = 0$$

La matriz de covarianza V del error está dada por:

$$V = E\{ee^T\} \quad (3.4)$$

La solución mínimo-cuadrática de (3.3) [7,8,12] es:

$$\hat{X} = (S^T V^{-1} S)^{-1} S^T V^{-1} x \quad (3.5)$$

La solución mínimo-cuadrática (3.5) permite considerar varianzas diferentes en las componentes del vector de error. Sin embargo, en realidad no se tiene suficiente conocimiento estadístico de los errores en los relevadores digitales, por lo que se supone que los errores correspondientes a muestras diferentes no están correlacionados y que su covarianza es constante. La matriz de covarianza V es en este caso un múltiplo de la matriz unitaria, y la solución mínimo cuadrática toma la forma [7,8,12]:

$$\hat{X} = (S^T S)^{-1} S^T x = S^+ x \quad (3.6)$$

donde $\hat{X}$ es el vector de estimados de los coeficientes de $s_n(t)$, y S^+ es la matriz pseudo-inversa de S :

$$S^+ = (S^T S)^{-1} S^T \quad (3.7)$$

Los elementos de la matriz S dependen de las señales elementales que se seleccionen para representar la señal $x(t)$, así como de la frecuencia de muestreo, la longitud de ventana y la referencia de tiempo que se adopte, es decir, el instante de muestreo que se designe como $t=0$.

De todos los elementos del vector $\hat{X}$ que pueden calcularse mediante (3.6), para protección de distancia solamente interesan dos, que son las partes real e imaginaria de la componente fundamental. Estos dos elementos se obtienen como el producto del vector de

datos x por dos filas de la pseudo-inversa S^+ . Los elementos de estas dos filas de S^+ son, por tanto, las partes real e imaginaria de la respuesta compleja al impulso del filtro de mínimos cuadrados.

A modo de ejemplo, sea el modelo de señal:

$$x(t) = X_0 e^{-t/\tau} + X_{11} \text{sen}(\omega_0 t + \theta_1) + X_{12} \text{sen}(2\omega_0 t + \theta_2) \quad (3.8)$$

donde la componente aperiódica exponencial está caracterizada por su amplitud X_0 y su constante de tiempo τ , y la componente fundamental y la segunda armónica tienen amplitudes X_{11} y X_{12} , y ángulos θ_1 y θ_2 , respectivamente. El proceso de estimación está orientado a la determinación de estos parámetros de la señal.

La componente aperiódica exponencial puede desarrollarse en serie de Taylor [7] de acuerdo con:

$$e^{-t/\tau} = 1 - \frac{t}{\tau} + \frac{1}{2!} \left(\frac{t}{\tau} \right)^2 - \frac{1}{3!} \left(\frac{t}{\tau} \right)^3 + \dots \quad (3.9)$$

Sustituyendo los tres primeros términos de (3.9) en (3.8), evaluando (3.8) para un instante de muestreo t_1 y desarrollando, se obtiene:

$$\begin{aligned} x(t_1) = & X_0 - \frac{X_0}{\tau} t_1 + \frac{X_0}{2\tau^2} t_1^2 + (X_{11} \cos \theta_1) \text{sen}(\omega_0 t_1) \\ & + (X_{11} \text{sen} \theta_1) \cos(\omega_0 t_1) + (X_{12} \cos \theta_2) \text{sen}(2\omega_0 t_1) \\ & + (X_{12} \text{sen} \theta_2) \cos(2\omega_0 t_1) \end{aligned} \quad (3.10)$$

En forma compacta:

$$x(t_1) = S_{11} X_1 + S_{12} X_2 + S_{13} X_3 + S_{14} X_4 + S_{15} X_5 + S_{16} X_6 + S_{17} X_7 \quad (3.11)$$

donde:

$$\begin{aligned}
X_1 &= X_0, & X_2 &= X_{11} \cos \theta_1, & X_3 &= X_{11} \operatorname{sen} \theta_1, \\
X_4 &= X_{12} \cos \theta_2, & X_5 &= X_{12} \operatorname{sen} \theta_2, & X_6 &= -X_0/\tau, \\
X_7 &= X_0/2\tau^2
\end{aligned} \tag{3.12}$$

$$\begin{aligned}
S_{11} &= 1, & S_{12} &= \operatorname{sen}(\omega_0 t_1) & S_{13} &= \cos(\omega_0 t_1), \\
S_{14} &= \operatorname{sen}(2\omega_0 t_1), & S_{15} &= \cos(2\omega_0 t_1), & S_{16} &= t_1, \\
S_{17} &= t_1^2
\end{aligned} \tag{3.13}$$

Análogamente, para $t_2 = t_1 + \Delta t$:

$$x(t_2) = S_{21}X_1 + S_{22}X_2 + S_{23}X_3 + S_{24}X_4 + S_{25}X_5 + S_{26}X_6 + S_{27}X_7 \tag{3.14}$$

De esta forma se generan K ecuaciones a partir de las K muestras contenidas en una ventana de datos. Tomando un instante de muestreo como referencia (por ejemplo, $t_1=0$), los valores de los coeficientes S_{ij} quedan especificados, de modo que S^* puede calcularse fuera de línea. En este ejemplo solamente interesan los elementos de su segunda y tercera filas.

De (3.8) puede observarse que el fasor de componente fundamental tiene una magnitud X_{11} y un ángulo θ_1 . Por tanto, los estimados de sus partes real e imaginaria son precisamente los estimados $\hat{X}_2$ y $\hat{X}_3$ (ver (3.12)):

$$\hat{X}_2 = X_{11} \cos \theta_1 = \operatorname{Re}\{\hat{X}_{11}\} \tag{3.15}$$

$$\hat{X}_3 = X_{11} \operatorname{sen} \theta_1 = \operatorname{Im}\{\hat{X}_{11}\} \tag{3.16}$$

3.3 LOS FILTROS DE MINIMOS CUADRADOS COMO FILTROS DE CONVOLUCION

De acuerdo con (3.6), los estimados $\hat{X}_2$ y $\hat{X}_3$ pueden escribirse en función de los elementos de la segunda y tercera filas de S^* de la forma siguiente:

$$\hat{X}_2 = S_{21}^+ x[1] + S_{22}^+ x[2] + \dots + S_{2K}^+ x[K] \quad (3.17)$$

$$\hat{X}_3 = S_{31}^+ x[1] + S_{32}^+ x[2] + \dots + S_{3K}^+ x[K] \quad (3.18)$$

Un filtro simple de convolución, con respuesta al impulso real $h[k]$ da una salida [1]:

$$y[n] = \sum_{k=1}^K x[k] h[n-k] \quad (3.19)$$

Evaluando (3.19) para $n=K$ (salida del filtro para la ventana que termina en la muestra K), y considerando dos filtros con respuestas al impulso $h_2[k]$ y $h_3[k]$, se tiene:

$$y_2[K] = x[1]h_2[K-1] + x[2]h_2[K-2] + \dots + x[K]h_2[0] \quad (3.20)$$

$$y_3[K] = x[1]h_3[K-1] + x[2]h_3[K-2] + \dots + x[K]h_3[0] \quad (3.21)$$

Comparando (3.20) con (3.17) y (3.21) con (3.18) se observa que las salidas de ambos filtros simples de convolución coinciden numéricamente con los estimados $\hat{X}_2$ y $\hat{X}_3$, para:

$$S_{21}^+ = h_2[K-1], S_{22}^+ = h_2[K-2], \dots, S_{2K}^+ = h_2[0] \quad (3.22)$$

$$S_{31}^+ = h_3[K-1], S_{32}^+ = h_3[K-2], \dots, S_{3K}^+ = h_3[0] \quad (3.23)$$

Es decir, el filtro de mínimos cuadrados se comporta como un filtro ortogonal con respuesta compleja al impulso $\underline{h}[k]$:

$$\underline{h}[k] = h_2[k] + jh_3[k] \quad (3.24)$$

donde las respuestas al impulso reales $h_2[k]$ y $h_3[k]$ están formadas por los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ , tomados en orden inverso. Este filtro ortogonal es de tipo FIR, con una ventana de K muestras.

3.4 RESPUESTA A LA FRECUENCIA DE LOS FILTROS DE MÍNIMOS CUADRADOS

El análisis de la respuesta a la frecuencia del filtro digital de mínimos cuadrados permite evaluar su comportamiento en estado estable y elaborar criterios sobre su posible comportamiento en estado transitorio.

Utilizando MATLAB se programó el algoritmo no recursivo de mínimos cuadrados para diferentes modelos de señal, con varias frecuencias de muestreo y longitudes de ventana, y se obtuvieron las gráficas de respuesta a la frecuencia para todos los casos. A continuación se presentan los resultados más relevantes.

3.4.1 Efecto del modelo de señal

El modelo de componente aperiódica exponencial tiene una gran influencia en la respuesta a la frecuencia del filtro de mínimos cuadrados. La variante más simple es aquella en que esta componente se representa como un valor constante, lo que equivale a hacer $e^{-t/\tau} = 1$ en (3.9). En la Fig. 3.1(b) se presenta la respuesta a la frecuencia del filtro que utiliza este modelo, incluyendo hasta la sexta armónica. Se trata de un filtro con ventana de un ciclo, y frecuencia de muestreo de 16 muestras por ciclo (960 Hz). En la Fig. 3.1(a) se muestran también los coeficientes de las partes real e imaginaria del filtro, que para este caso son los coeficientes de filtros tipo coseno y seno, respectivamente. Este resultado confirma que el filtro de mínimos cuadrados con este modelo de señal se reduce al filtro de Fourier [12].

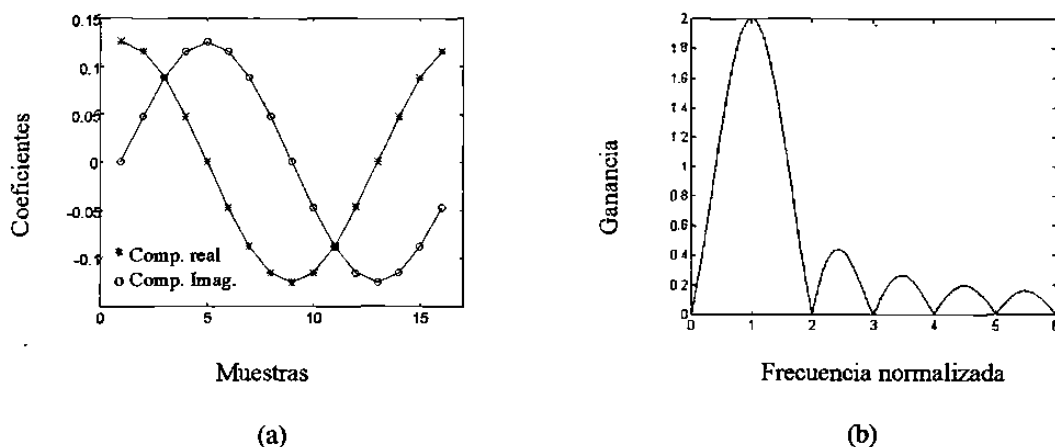


Fig. 3.1 Filtro de mínimos cuadrados que modela la componente aperiódica como constante y considera hasta la sexta armónica. Coeficientes del filtro (a); respuesta a la frecuencia (b).

Una mejor aproximación de la componente aperiódica exponencial se obtiene incluyendo el segundo término en (3.9), lo que equivale a representarla como una rampa descendente. En la Fig. 3.2(b) se presenta la respuesta a la frecuencia del filtro que utiliza este modelo e incluye hasta la sexta armónica.

En la Fig. 3.2(a) puede apreciarse que la inclusión del efecto rampa da lugar a coeficientes en el filtro que se alejan significativamente del coseno y el seno de la Fig. 3.1(a). En la Fig. 3.2(b) se observa que en el lóbulo principal la gráfica tiene una forma parabólica en el entorno de $\omega = 0$, lo que expresa el carácter de doble diferenciador que debe tener el filtro para eliminar una función rampa descendente [3,14]. Sin embargo, también puede apreciarse en la Fig. 3.2(b) un aumento en la amplitud de los lóbulos laterales en comparación con el caso de la Fig. 3.2(a); este efecto negativo de la inclusión de la componente rampa hace esperar una respuesta deficiente del filtro en presencia de componentes oscilatorias de alta frecuencia atenuadas exponencialmente [14], a menos que el filtro analógico anti-aliasing ayude incidentalmente a resolver el problema.

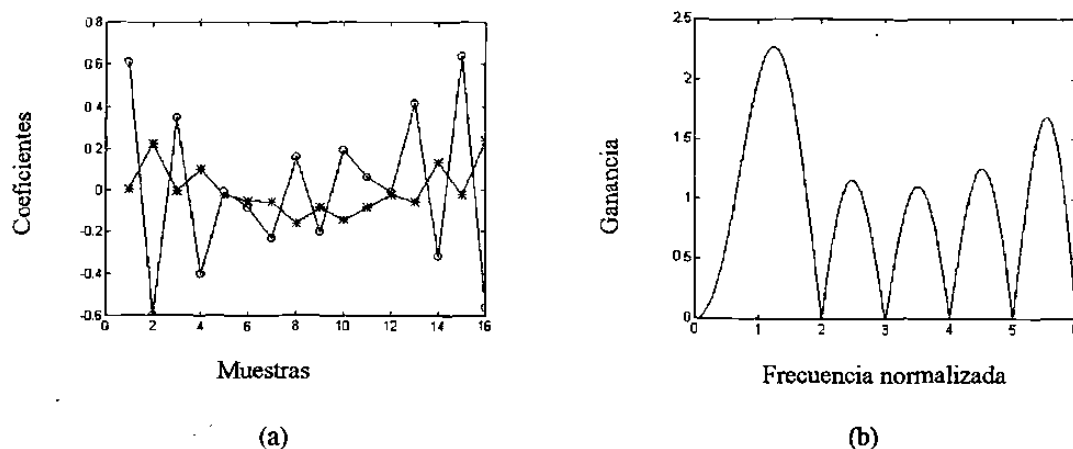


Fig. 3.2 Efecto de modelar la componente aperiódica como una rampa descendente. Coeficientes del filtro (a); respuesta a la frecuencia (b).

La inclusión de un mayor número de armónicas en el modelo de señal no mejora la respuesta, como puede apreciarse en la Fig. 3.3, en que se modela la componente aperiódica como rampa descendente, pero se considera hasta la octava armónica.

Si se modela la componente aperiódica hasta el término cuadrático de (3.9), el filtro tiene mayor capacidad de rechazo a esta componente, pero su comportamiento ante componentes amortiguadas de alta frecuencia se deteriora aún más, como puede apreciarse en la Fig. 3.4.

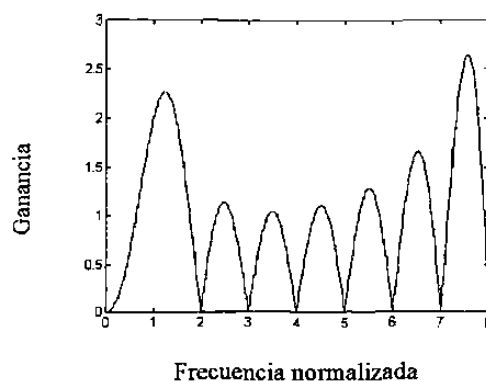


Fig. 3.3 Respuesta del filtro que modela la componente aperiódica como rampa descendente y considera hasta la octava armónica.

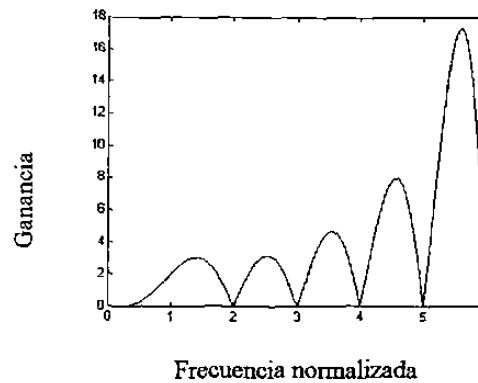


Fig. 3.4 Efecto de modelar la componente aperiódica con los tres primeros términos de (3.9) y de considerar hasta la sexta armónica.

Una ventaja de los algoritmos de mínimos cuadrados es que se pueden incluir nuevos términos en el modelo para eliminar determinadas componentes de la señal. Así por ejemplo, la eliminación de las componentes subarmónicas debidas a la compensación serie capacitiva de las líneas de transmisión [3,69] puede lograrse añadiendo en el modelo un término del tipo $\sin(p\omega_0 t + \theta_p)$, donde $0 < p < 1$. Sin embargo, nuevamente pueden aparecer efectos indeseables en la respuesta a la frecuencia del filtro resultante, como puede observarse en la Fig. 3.5, en que se añadió una componente subarmónica con $p=0.5$ al filtro de la Fig. 3.1.

En resumen, la técnica de mínimos cuadrados permite conformar el modelo de señal más apropiado para garantizar el rechazo de determinadas componentes, pero es necesario seleccionarlo cuidadosamente, pues cada nuevo elemento en el modelo influye en la respuesta resultante del filtro. Es necesario también investigar el efecto del filtro analógico anti-aliasing en la respuesta del filtro digital, pues puede ayudar a resolver algunos de estos problemas.

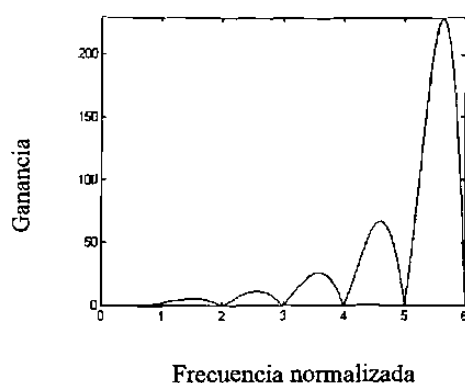


Fig. 3.5 Efecto de añadir una componente subarmónica ($p=0.5$) en el modelo de señal del filtro de la Fig. 3.1.

3.4.2 Efecto de la frecuencia de muestreo

La resolución del algoritmo de filtrado digital depende directamente de la frecuencia de muestreo, ya que la máxima componente de frecuencia que puede ser identificada está en función de ella.

En la Fig. 3.6 se presentan las gráficas de respuesta a la frecuencia de un filtro de mínimos cuadrados con ventana de datos de un ciclo y un modelo de señal como el del filtro de la Fig. 3.2, para varias frecuencias de muestreo. A pesar de que las frecuencias de muestreo seleccionadas permiten identificar componentes de frecuencia más allá de la sexta armónica, las gráficas de respuesta a la frecuencia se presentan solamente hasta la sexta armónica, debido a la restricción que representa el modelo de señal. Se puede apreciar que el incremento de la frecuencia de muestreo mejora ligeramente la respuesta del filtro a las componentes oscilatorias amortiguadas de alta frecuencia, pues reduce la amplitud de los lóbulos laterales de la característica de respuesta a la frecuencia.

La amplitud del lóbulo principal de la característica de respuesta a la frecuencia permanece inalterable a la variación de la frecuencia de muestreo. Independientemente de los valores de frecuencia de muestreo, la ganancia del filtro a la frecuencia fundamental no varía,

lo cual simplifica el proceso de selección de las ganancias de otros elementos del relevador. Al igual que en otros filtros digitales, como los de Fourier, la variación de la frecuencia de muestreo no modifica los ceros de las características de respuesta a la frecuencia, es decir, no afecta la capacidad de rechazo del algoritmo a las armónicas.

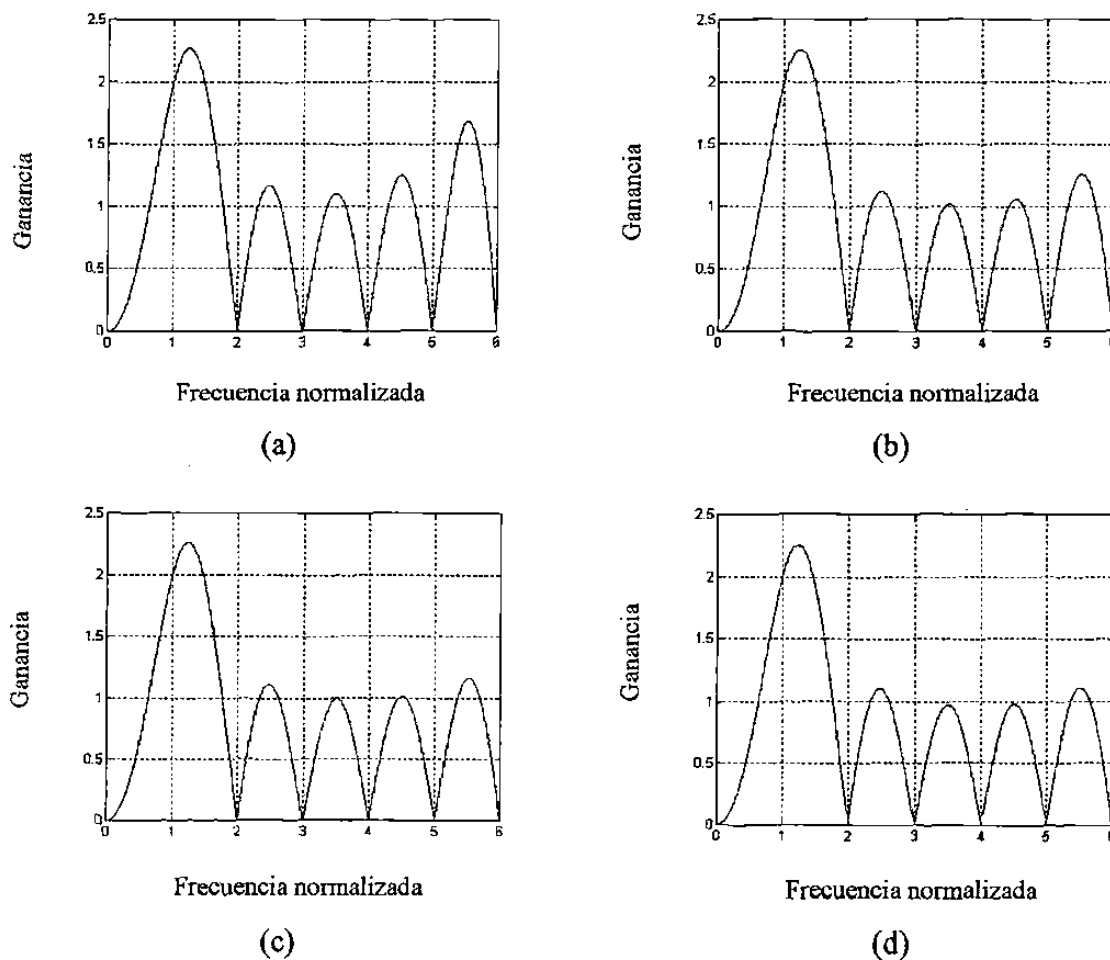


Fig. 3.6 Respuesta a la frecuencia del filtro de la Fig. 3.4, para frecuencias de muestreo de 960 Hz (a), 1440 Hz (b), 1920 Hz (c) y 2880 Hz (d).

3.4.3 Efecto de la longitud de ventana

El efecto de la longitud de ventana sobre los algoritmos de filtrado de mínimos cuadrados puede observarse en la Fig. 3.7, en que se presentan las gráficas de respuesta a la frecuencia del filtro de la Fig. 3.2, para una frecuencia de muestreo de 960 Hz y varias longitudes de ventana. La garantía del paso de la componente fundamental, la cual contiene la información útil para relevadores de protección de distancia, se obtiene mediante el uso de longitudes de ventana múltiplos de un ciclo, cuyas respuestas a la frecuencia presentan un lóbulo principal centrado en esta componente. Para ventanas de uno y dos ciclos se garantiza además el rechazo a todas las armónicas, e incluso la ventana de dos ciclos origina ceros adicionales en frecuencias interarmónicas; esto puede ser conveniente para asegurar el rechazo a las componentes de este tipo generadas por la compensación serie capacitiva de la línea. Para ventanas de menos de un ciclo, por el contrario, se pierden todos los ceros de la característica de respuesta a la frecuencia, lo que contrasta con otros filtros, como los de Fourier, cuyas versiones con ventanas de menos de un ciclo retienen la capacidad de rechazo a ciertas armónicas. Se observa adicionalmente que la longitud de ventana afecta considerablemente la ganancia del filtro a la frecuencia fundamental.

3.5 CONSIDERACIONES NUMERICAS

Para un modelo de señal dado, los valores de los elementos de la matriz S^+ dependen de la frecuencia de muestreo, de la longitud de ventana y de la referencia de tiempo que se adopte. En [7] se analiza parcialmente este problema, y se presentan resultados para ventanas de menos de un ciclo. Se demuestra que una selección adecuada de la referencia de tiempo puede hacer simétricos los valores de los elementos, lo que reduce el volumen de procesamiento. Es conveniente analizar en forma más completa el efecto de la frecuencia de muestreo y de la longitud de ventana sobre los valores de los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ , pues valores muy grandes pueden amplificar los errores de las muestras digitalizadas [7].

3.5.1 Efecto de la frecuencia de muestreo

En la Tabla 3.1 se presentan los valores máximos y mínimos de estos elementos para una ventana de datos de un ciclo y diferentes frecuencias de muestreo. Se ha tomado como referencia el algoritmo de un ciclo, con un modelo de componente aperiódica formado por los tres primeros términos de (3.9), y considerando hasta la sexta armónica.

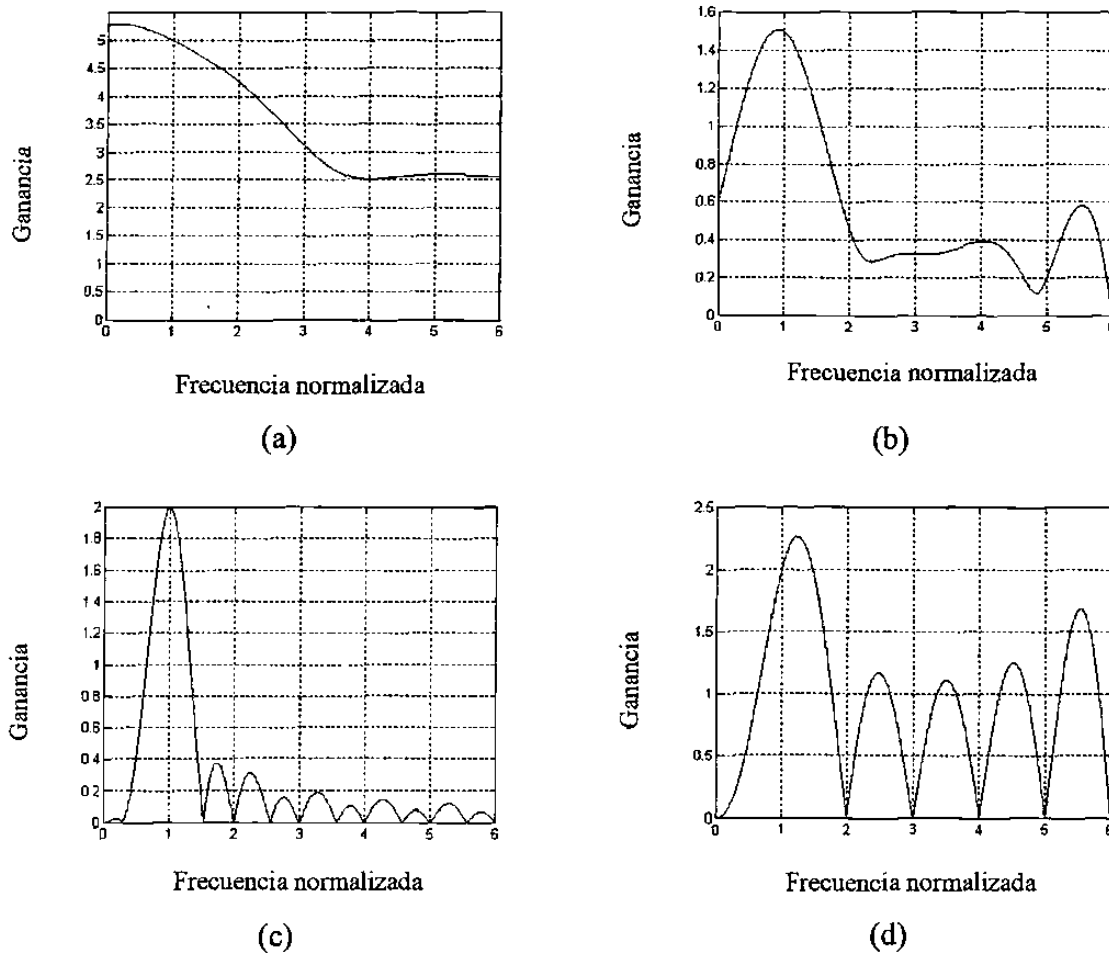


Fig. 3.7 Respuesta a la frecuencia del filtro de la Fig. 3.2 para ventanas de 1/2 ciclo (a), 3/4 ciclo (b), 1 ciclo (c) y 2 ciclos (d).

En la Tabla 3.1 se puede apreciar que, para ventana de un ciclo, la frecuencia de muestreo no tiene un gran impacto sobre los valores de los elementos. Este resultado contrasta con el reportado en [7], en que se hicieron los cálculos para una ventana de 0.75 ciclos.

3.5.2 Efecto de la longitud de ventana

En la Tabla 3.2 se presentan los valores extremos de los elementos de la segunda y tercera filas de la matriz S^+ para diferentes longitudes de ventana, para el algoritmo correspondiente a la Tabla 3.1, con frecuencia de muestreo de 960 Hz. Pudiera pensarse que la longitud de ventana no tiene gran influencia en los valores de los elementos de S^+ , pero es necesario estudiar este problema para otras frecuencias de muestreo.

En la Tabla 3.3 se presentan los valores de los elementos de S^+ para una ventana de medio ciclo y varias frecuencias de muestreo. De la Tabla 3.3 puede concluirse que las ventanas de menos de un ciclo originan valores muy elevados de los elementos de S^+ , lo que

TABLA 3.1 Valores máximos y mínimos de los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ para diferentes frecuencias de muestreo.

Frecuencia de muestreo (Hz)	Valores numéricos			
	Segunda fila		Tercera fila	
	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
960	0.2373	-0.1561	0.6385	-0.5980
1440	0.1491	-0.0867	0.5209	-0.4994
1920	0.1046	-0.0636	0.4399	-0.4277
2880	0.0630	-0.0419	0.3306	-0.3252

TABLA 3.2 Valores máximos y mínimos de los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ para diferentes longitudes de ventana

Longitud de ventana (ciclos)	Valores numéricos			
	Segunda fila		Tercera fila	
	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
0.5000	0.4869	-0.5026	2.4536	-0.5425
0.7500	1.0877	-1.1822	0.8097	-1.0379
1.0000	0.2373	-0.1561	0.6385	-0.5980
1.2500	0.1031	-0.1286	0.1239	-0.1276
1.5000	0.1103	-0.1198	0.1257	-0.0618
1.7500	0.1094	-0.0799	0.1195	-0.0712
2.0000	0.0656	-0.0661	0.0836	-0.0812

se convierte en una razón adicional para evitar las ventanas fraccionarias, pues pueden provocar grandes errores. No obstante ello, no se excluye la posibilidad de utilizar ventanas cortas para fallas cercanas, en que son tolerables errores de estimación relativamente grandes. Esto sugiere la posibilidad de utilizar ventanas de longitud variable.

3.6 RESPUESTA DE ESTADO TRANSITORIO DE LOS FILTROS DE MINIMOS CUADRADOS

La respuesta de estado transitorio de los filtros fue evaluada mediante simulaciones en el dominio del tiempo, utilizando un modelo simplificado de relevador de distancia[3,14] programado en MATLAB, que incluye modelos de los filtros analógicos anti-aliasing (con frecuencia de corte 360 Hz), de los convertidores análogo-digitales y de los filtros digitales que son objeto de evaluación. Se utilizó el Programa de Transitorios Electromagnéticos

TABLA 3.3 Valores extremos de los elementos de S^* para ventana de medio ciclo y diferentes frecuencias de muestreo

Frecuencia de muestreo (Hz)	Valores numéricos			
	Segunda fila		Tercera fila	
	Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
960	0.4869	-0.5026	2.4536	-0.5425
1440	504.3322	-521.2357	498.3187	-514.1778
1920	1.587E+05	1.595E+05	0.193E+05	0.163E+05
2880	3.374E+04	3.393E+04	0.370E+04	0.243E+04

(EMTP) con diferentes modelos del sistema de potencia para generar las señales de entrada al relevador. Se analizó la respuesta de los filtros a cada componente de ruido por separado, y se estudió también su respuesta a señales altamente contaminadas. Los resultados se presentan en forma de gráficas de la trayectoria de impedancia estimada por el relevador.

Todas las simulaciones realizadas (más de 300 casos) confirman las predicciones basadas en las gráficas de respuesta a la frecuencia de los diferentes filtros: un modelo detallado de la componente aperiódica exponencial asegura un buen rechazo a esta componente, pero incide negativamente en la respuesta del filtro a oscilaciones amortiguadas de alta frecuencia.

A modo de ejemplo, en la Fig. 3.8 se presenta el efecto de una componente aperiódica exponencial en la señal de corriente sobre diferentes filtros de mínimos cuadrados de un ciclo. Los filtros tienen modelos de señal que consideran hasta la sexta armónica y representan la componente aperiódica por (3.9), con diferentes números de términos. Se seleccionó una frecuencia de muestreo de 960 Hz para esta simulación, y se modelaron en los canales de voltaje y corriente filtros anti-aliasing tipo Butterworth de segundo orden con frecuencia de corte de 360 Hz. Los valores de impedancia calculados durante el primer ciclo posterior al

inicio de la falla se representan por un asterisco (*) en las gráficas de trayectoria de impedancia; estos valores están afectados por el efecto del cruce de la ventana de datos por el instante de inicio de la falla. Con círculos (o) se representan los valores de impedancia correspondientes al segundo ciclo, en que los errores se deben al ruido presente en las señales. El símbolo (+) representa los valores de impedancia calculados durante el tercer ciclo, y el símbolo (x) indica los valores correspondientes a los restantes ciclos, comenzando por el cuarto ciclo. La falla está localizada en el 50% del alcance del relevador.

En la Fig. 3.8 se observa que todos los filtros aseguran la convergencia de la impedancia medida al valor final correcto. En el caso de la Fig. 3.8 (a) (filtro de Fourier) la impedancia calculada oscila alrededor del valor correcto y demora cierto tiempo en converger; para fallas cercanas al límite del alcance este efecto puede provocar sobrealcance cuando la decisión de disparo se genera con alta velocidad. Por esta razón los filtros de Fourier deben ser complementados con algún tipo de filtro supresor de la componente aperiódica. Un modelo más detallado de componente aperiódica en el filtro asegura un buen rechazo a esta componente, como puede apreciarse en las Fig. 3.8 (b) y Fig. 3.8 (c), en que se obtiene la convergencia completa al valor correcto de impedancia prácticamente un ciclo después del inicio de la falla. Sin embargo, la trayectoria de impedancia entre los estados de pre-falla y falla es muy irregular en el caso de la Fig. 3.8 (c). Este resultado es general: un modelo detallado de componente aperiódica en el filtro deteriora su respuesta al efecto del cruce de la ventana de datos por el instante de falla.

En la Fig. 3.9 se presenta el efecto de la frecuencia de muestreo en un filtro de mínimos cuadrados de un ciclo, que modela la componente aperiódica exponencial utilizando los dos primeros términos de (3.9); la falla presenta componente aperiódica exponencial en la señal de corriente. Se seleccionó para el filtro un modelo de señal que considera hasta la sexta armónica. Como puede apreciarse, la frecuencia de muestreo influye poco en la respuesta de estado transitorio del filtro, pues incluso prácticamente no afecta la trayectoria de impedancia.

La Fig. 3.10 presenta las trayectorias de impedancia aparente de filtros de mínimos cuadrados con diferentes longitudes de ventana. Los filtros estudiados utilizan hasta el término cuadrático de (3.9) para representar la componente aperiódica presente en la corriente y un modelo de señal que incluye hasta la sexta armónica. En este caso en que el filtro está diseñado para rechazar la propia componente presente en la señal de prueba, su respuesta es buena para todas las ventanas de un ciclo o más de longitud. Sin embargo, se observa que, para ventanas mayores de un ciclo, la impedancia aparente demora más de un ciclo en converger al valor correcto (en la trayectoria de impedancia aparecen, además de asteriscos, círculos, que corresponden a valores calculados durante el segundo ciclo posterior a la falla). Esto implica un retardo en la operación del relevador, y hace recomendable la ventana de un ciclo.

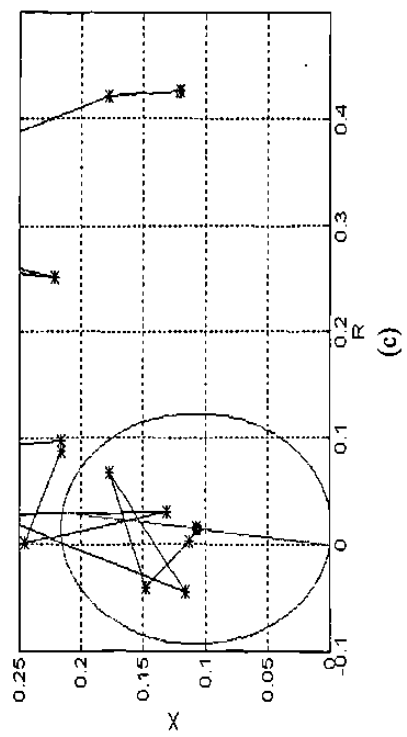
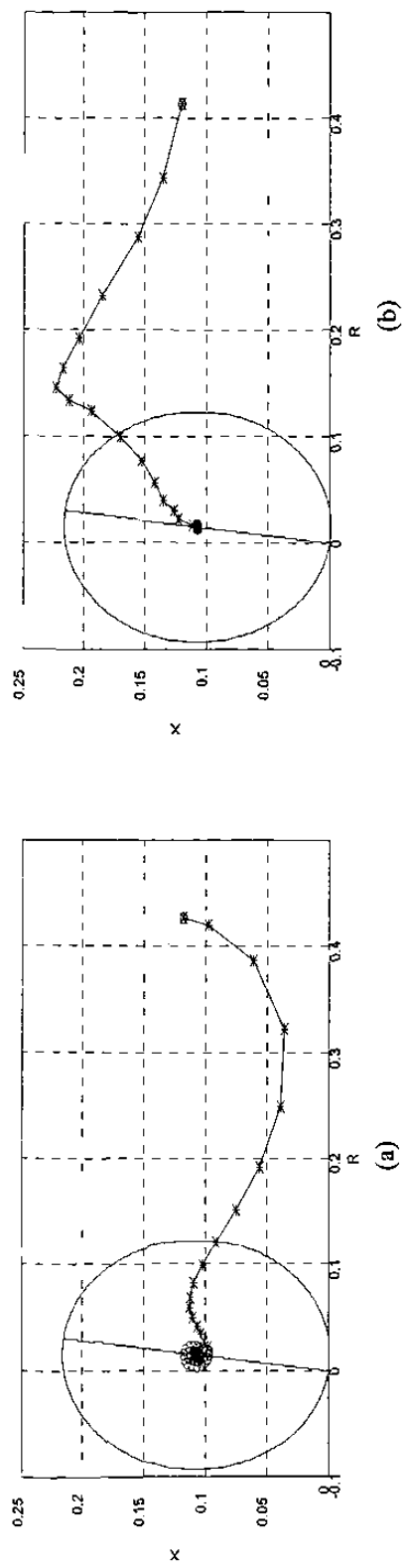


Fig. 3.8 Efecto de una componente aperiódica exponencial en la corriente sobre filtros de mínimos cuadrados que tienen distintos modelos de componente aperiódica: $e^{-t/\tau} = 1$ (a), $e^{-t/\tau} = 1 - (-t/\tau)$ (b), $e^{-t/\tau} = 1 - (-t/\tau) + (1/2)(t/\tau)^2$ (c).

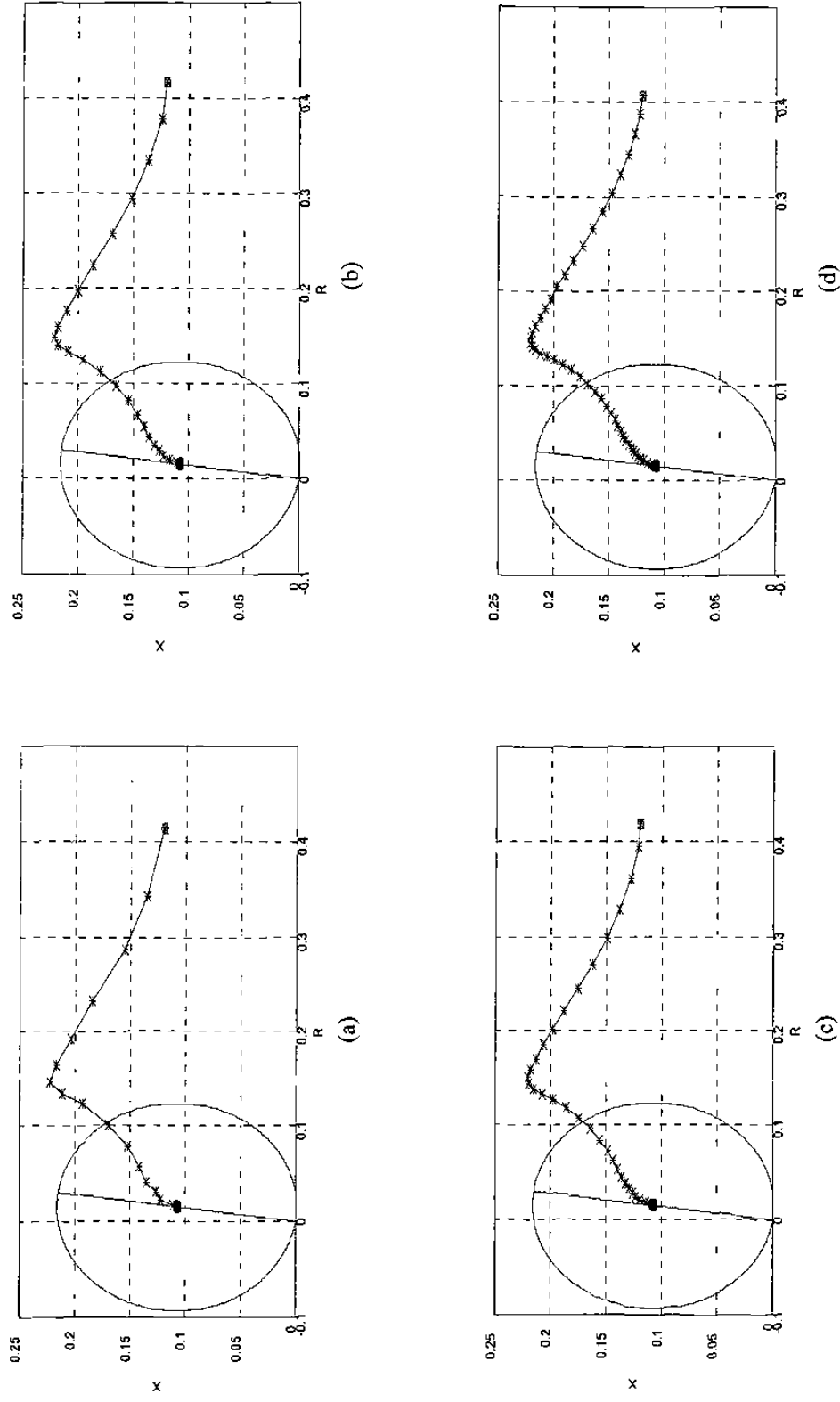


Fig. 3.9 Efecto de una componente aperiódica exponencial en la corriente sobre filtros de mínimos cuadrados con diferentes frecuencias de muestreo: 960 Hz (a), 1440 Hz (b), 2880 Hz (c) y 3840 Hz (d).

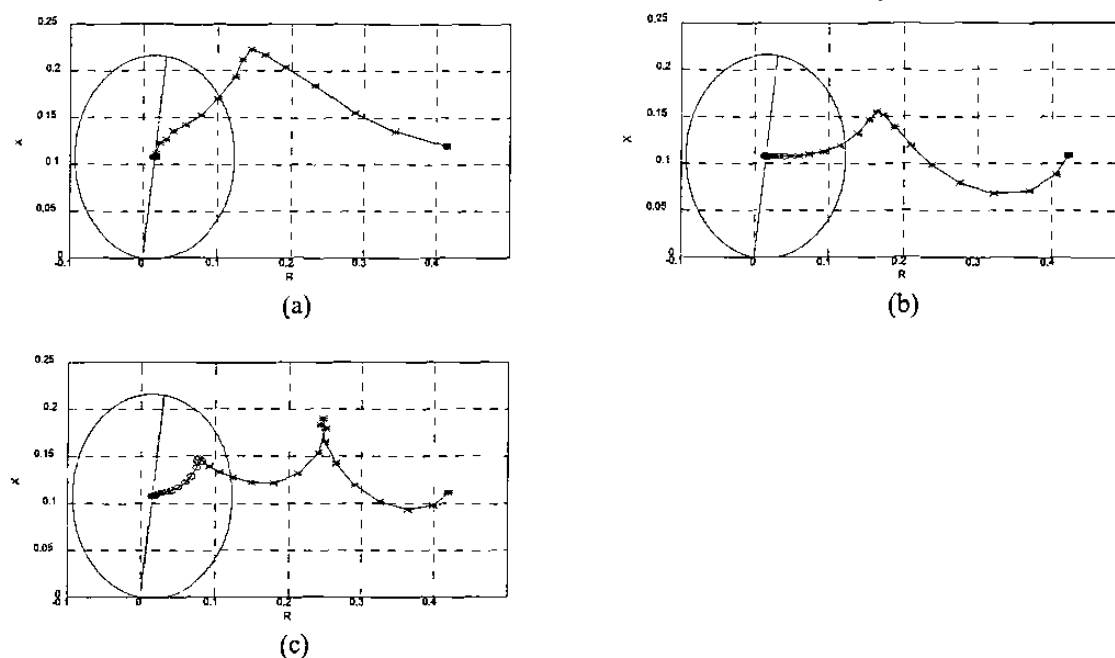


Fig. 3.10 Efecto de una componente aperiódica exponencial en la corriente sobre filtros de mínimos cuadrados con diferentes longitudes de ventana: 1 ciclo (a), 1 $\frac{1}{2}$ ciclos (b) y 2 ciclos (c).

El efecto sobre los filtros de la presencia de una componente oscilatoria amortiguada de alta frecuencia en la señal de voltaje se estudió mediante un número elevado de simulaciones, utilizando un modelo de sistema con efecto capacitivo para generar las componentes de alta frecuencia. Algunos de los resultados obtenidos se muestran en las Fig. 3.11 a 3.13. Las gráficas mostradas en la Fig. 3.11 corresponden a la respuesta de filtros con frecuencias de muestreo de 960 Hz que utilizan diferentes números de términos de (3.9) para representar la componente aperiódica exponencial. La componente oscilatoria de la señal de voltaje tiene en este caso un valor inicial del orden del 10% de la componente fundamental, y una frecuencia de 500 Hz; tiene una atenuación exponencial con una constante de tiempo de 40 ms. La respuesta de los filtros de mínimos cuadrados con diferentes frecuencias de muestreo se ilustra en la Fig. 3.12. En todos los casos se mantuvo en 360 Hz la frecuencia de corte del filtro analógico pasabajos. Las trayectorias de impedancia aparente correspondientes a filtros con diferentes longitudes de ventana se muestran en la Fig. 3.13. Los filtros de las

Fig. 3.12 y 3.13 utilizan los dos primeros términos de (3.9) para representar la componente aperiódica en el modelo de señal. En este caso un modelo detallado de componente aperiódica da lugar a una respuesta de estado transitorio muy deficiente, lo que constituye una limitación muy severa a la aplicación de los filtros de mínimos cuadrados en protección de distancia. Este resultado fue corroborado en numerosas simulaciones.

3.7 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

1. Los filtros de mínimos cuadrados permiten conformar el modelo de señal más apropiado para garantizar el rechazo de ciertas componentes y, en particular, de la componente aperiódica exponencial, que afecta de manera significativa a los filtros de Fourier. No obstante lo anterior, cada elemento del modelo debe ser seleccionado cuidadosamente, pues la inclusión de un determinado elemento influye en la respuesta total del filtro.

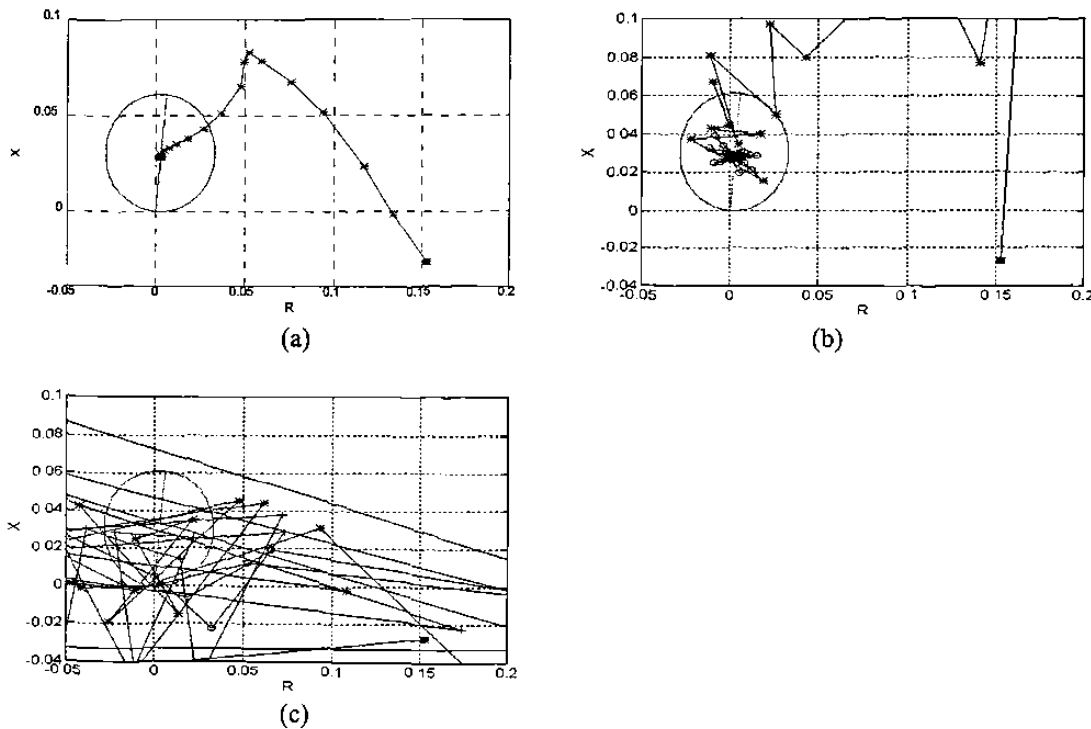


Fig. 3.11 Efecto de una componente oscilatoria amortiguada de alta frecuencia en el voltaje sobre filtros de mínimos cuadrados con frecuencia de muestreo de 960 Hz que tienen distintos modelos de componente aperiódica: $e^{-t/\tau} = 1$ (a), $e^{-t/\tau} = 1 - (-t/\tau)$ (b), $e^{-t/\tau} = 1 - (-t/\tau) + (1/2)(t/\tau)^2$ (c).

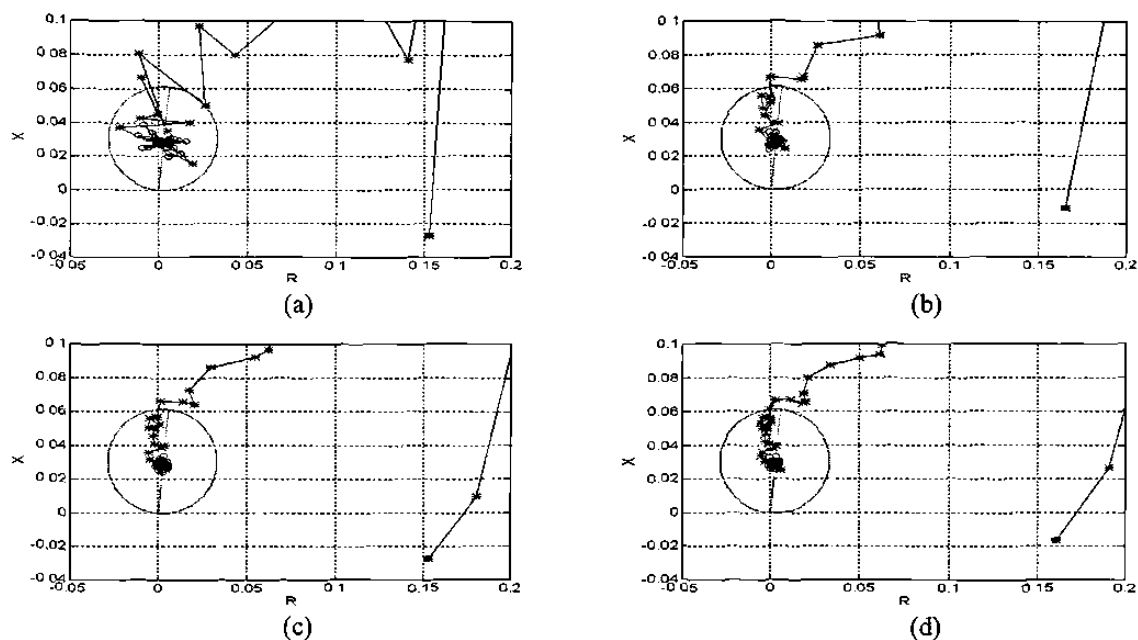


Fig. 3.12 Efecto de una componente oscilatoria amortiguada de alta frecuencia en el voltaje sobre filtros de mínimos cuadrados con diferentes frecuencias de muestreo: 960 Hz (a), 1440 Hz (b), 2880 Hz (c) y 3840 Hz (d).

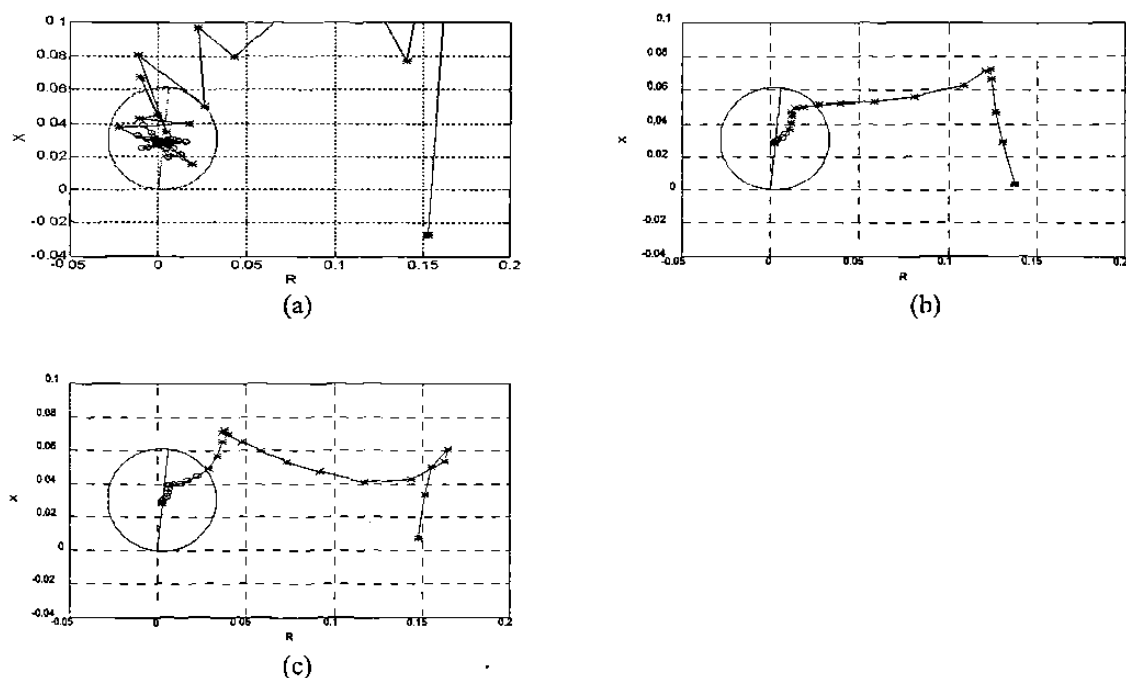


Fig. 3.13 Efecto de una componente oscilatoria amortiguada de alta frecuencia en el voltaje sobre filtros de mínimos cuadrados con diferentes longitudes de ventana: 1 ciclo (a), 1 1/2 ciclos (b) y 2 ciclos (c).

2. 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.
3. Se comprobó que un modelo detallado de componente aperiódica exponencial, o un término de frecuencia inferior a la fundamental en el modelo de señal, deterioran considerablemente la respuesta del filtro a las componentes oscilatorias amortiguadas de alta frecuencia.
4. El incremento de la frecuencia de muestreo y de la longitud de ventana mejoran las características de respuesta a la frecuencia de los filtros de mínimos cuadrados. Los filtros con ventanas de menos de un ciclo carecen de la capacidad de rechazo a determinadas armónicas.
5. Para un modelo de señal dado, los valores de los elementos de la matriz pseudo-inversa S^+ dependen de la frecuencia de muestreo, de la longitud de ventana y de la referencia de tiempo que se adopte. Estos valores no deben ser grandes, para evitar un efecto de amplificación de los errores presentes en las muestras digitalizadas.
6. Se encontró que, para una ventana de un ciclo, los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ tienen valores aceptablemente pequeños, con relativa independencia de la frecuencia de muestreo. Con ventanas de menos de un ciclo estos valores se hacen muy elevados para ciertas frecuencias de muestreo, lo que hace recomendable evitar estas ventanas, excepto para los casos de fallas cercanas al relevador, en que son tolerables errores de estimación relativamente grandes.

7. 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.
8. No se recomienda la aplicación en protección de distancia de un filtro de mínimos cuadrados con un modelo de señal compuesto por una componente aperiódica exponencial, una componente fundamental y un número de armónicas superiores, sin un filtro separado que elimine las componentes oscilatorias de alta frecuencia.

CONSIDERACIONES SOBRE UN RELEVADOR NEURONAL DE DISTANCIA

4.1 INTRODUCCION

En el Capítulo 3 se demostró que el filtro digital de mínimos cuadrados tiene serias limitaciones para su aplicación en protección de distancia. La aplicación de redes de neuronas artificiales para resolver el problema de optimización inherente al método de mínimos cuadrados no puede contribuir a mejorar la respuesta de estado transitorio de este filtro digital. Sin embargo, existen otras áreas de la protección de sistemas eléctricos de potencia donde se ha probado la factibilidad de su aplicación. Por ejemplo, en [17] se describe la utilización de redes de neuronas artificiales en la protección de líneas de transmisión; en [18,19] se proponen alternativas de redes neuronales para la discriminación de la dirección de fallas. En [67] se propone una alternativa basada en redes de neuronas artificiales para la estimación de la zona de la falla.

En este capítulo se presenta una nueva técnica de discriminación de la zona de falla. La técnica propuesta se basa en el uso de tecnología neurocomputacional y de conceptos de reconocimiento de patrones. Primeramente se presenta la posible estructura de un relevador neuronal de distancia. Posteriormente se describen los métodos convencionales de discriminación de la distancia eléctrica a la falla y se muestra la conveniencia de utilizar los principios de comparación de señales utilizados en relevadores analógicos para el diseño de un relevador neuronal de distancia. Más adelante se presentan las alternativas de salidas de la red

neuronal y finalmente se describen las características generales de la estructura de la red neuronal, el algoritmo de aprendizaje y la capacidad de la red propuesta.

4.2 ESTRUCTURA DE UN RELEVADOR NEURONAL DE DISTANCIA

En la Fig. 4.1 se muestran los elementos funcionales básicos de un relevador de distancia. La falla debe ser detectada y clasificada antes de estimar su localización con relación a una zona de protección. La clasificación de la falla se refiere al tipo; hay 10 tipos posibles de fallas en una línea trifásica. En [17] se presenta una alternativa para la clasificación de fallas basada en redes neuronales. La clasificación de la falla puede evitarse mediante el uso de unidades de estimación independientes para los diferentes tipos de fallas [65,66,12].

La estimación del lugar de falla con relación a una zona de protección (estimación de zona de falla) requiere dos funciones diferentes. Una de ellas es la discriminación de la dirección. La zona de protección de un relevador de distancia se inicia en la localización del relevador y se extiende en una dirección; las fallas en ese lado del relevador se denominan fallas "hacia adelante", en tanto que las fallas que ocurren en la dirección contraria se les denomina fallas "hacia atrás". La capacidad de las redes neuronales para la discriminación de la dirección de fallas ha sido demostrada en [18,19]. La segunda función a realizar para la estimación de la zona de falla es la discriminación del alcance, la cual está relacionada con la definición del extremo de la zona de protección. Estos conceptos se ilustran en la Fig. 4.2.

Para la protección de líneas de transmisión trifásicas con relevadores de distancia se han utilizado diversos esquemas. Un esquema clásico es el que utiliza al menos seis elementos de medición de distancia monofásicos [42]; este esquema asegura la operación correcta para todos los tipos de fallas. Tres de los elementos de medición del esquema se utilizan para la protección contra cortocircuitos entre fases (trifásicos y bifásicos), y los tres restantes sirven para la protección contra cortocircuitos a tierra.

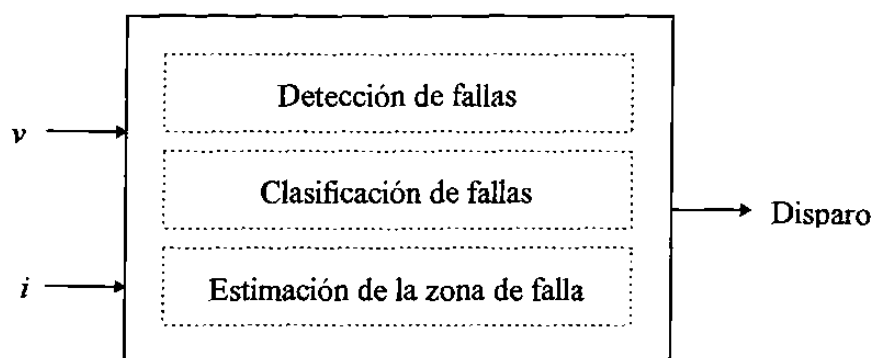


Fig. 4.1 Módulos funcionales de un relevador de distancia.

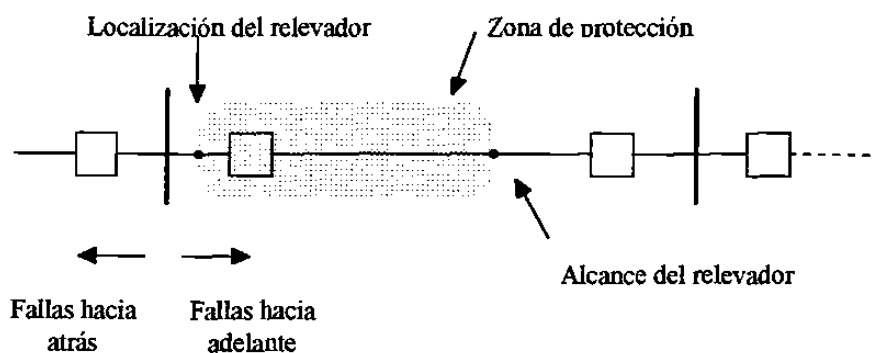


Fig. 4.2 Zona de protección de un relevador de distancia.

Otra alternativa es el relevador conmutado [42,44,47], en el que un selector de fallas hace las conmutaciones necesarias para formar las señales de entrada correspondientes al tipo de falla. Esas señales se aplican a un único elemento de medición de distancia monofásico. En otro tipo de esquema [42,47] se logra la discriminación entre fallas internas y externas a la zona protegida, con independencia del tipo de falla, mediante una comparación de fase o de amplitud de dos señales de entrada, formadas por combinaciones de magnitudes totales y/o componentes simétricas del voltaje y la corriente. Por último, existen esquemas basados en la comparación de fase de más de dos señales de entrada, formadas por combinaciones de magnitudes totales y/o componentes simétricas del voltaje y la corriente [42,47].

Las posibles estructuras de un relevador neuronal de distancia se derivan de las correspondientes a los relevadores analógicos y digitales convencionales. Pueden en general concebirse dos alternativas básicas. La primera es el equivalente neuronal del relevador de distancia conmutado (Fig. 4.3), y consta de redes neuronales independientes para las funciones de detección de fallas (DF), clasificación de fallas (CF) y estimación de la zona de falla (EZF). Adicionalmente, se requiere un algoritmo de formación de señales (FS), que prepara las señales de entrada del EZF, en dependencia del tipo de falla estimado por la red neuronal CF. Cuando ocurre una falla, el elemento DF la detecta y prepara la lógica de disparo; la red CF determina el tipo de falla y hace que el algoritmo FS forme las señales correspondientes al tipo de falla. Con esas señales como entradas, la red EZF determina si la falla se encuentra dentro de la zona de operación, y genera la señal de disparo en caso afirmativo.

Esta estructura basada en la selección de las fases falladas es simple (requiere solamente 3 redes neuronales), pero presenta los mismos problemas que los relevadores conmutados: su velocidad de operación está limitada por la selección de las fases falladas y tiene dificultades ante fallas evolutivas o de alta impedancia, cuya clasificación es difícil [42].

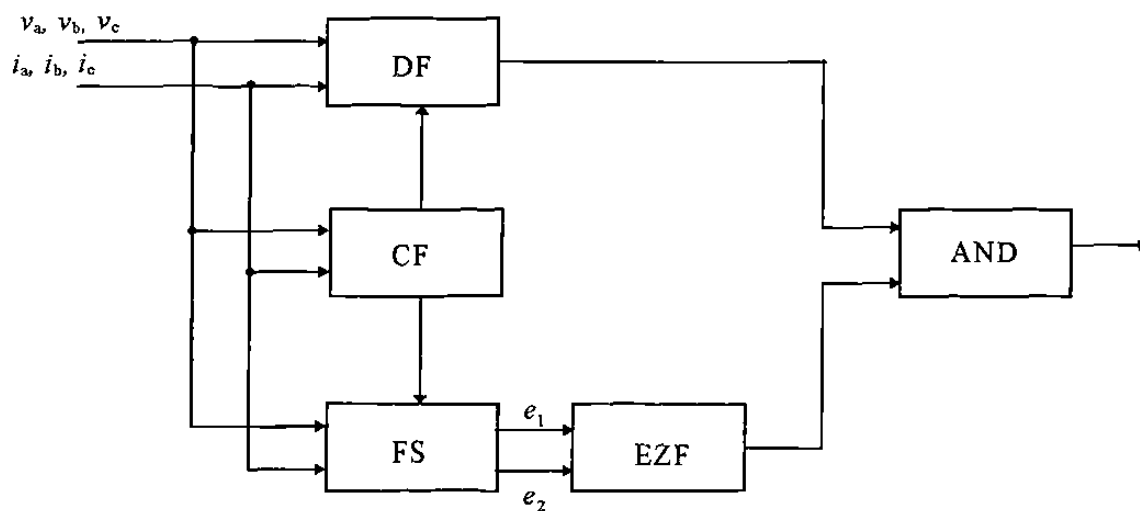


Fig. 4.3 Relevador neuronal de distancia basado en la selección de las fases falladas.

La estructura más recomendable de relevador neuronal de distancia es la que tiene elementos independientes para los distintos tipos de fallas, como se observa en la Fig. 4.4. En este caso se aplican las señales apropiadas de voltajes y corrientes de entrada en forma paralela a la red neuronal de detección de fallas (DF) y a las redes de estimación de zona de falla (EZF), correspondientes a los diferentes tipos de fallas posibles. Para simplificar el esquema, en los bloques EZF están en este caso incluidos los algoritmos de formación de señales, denotados por FS en la Fig. 4.3.

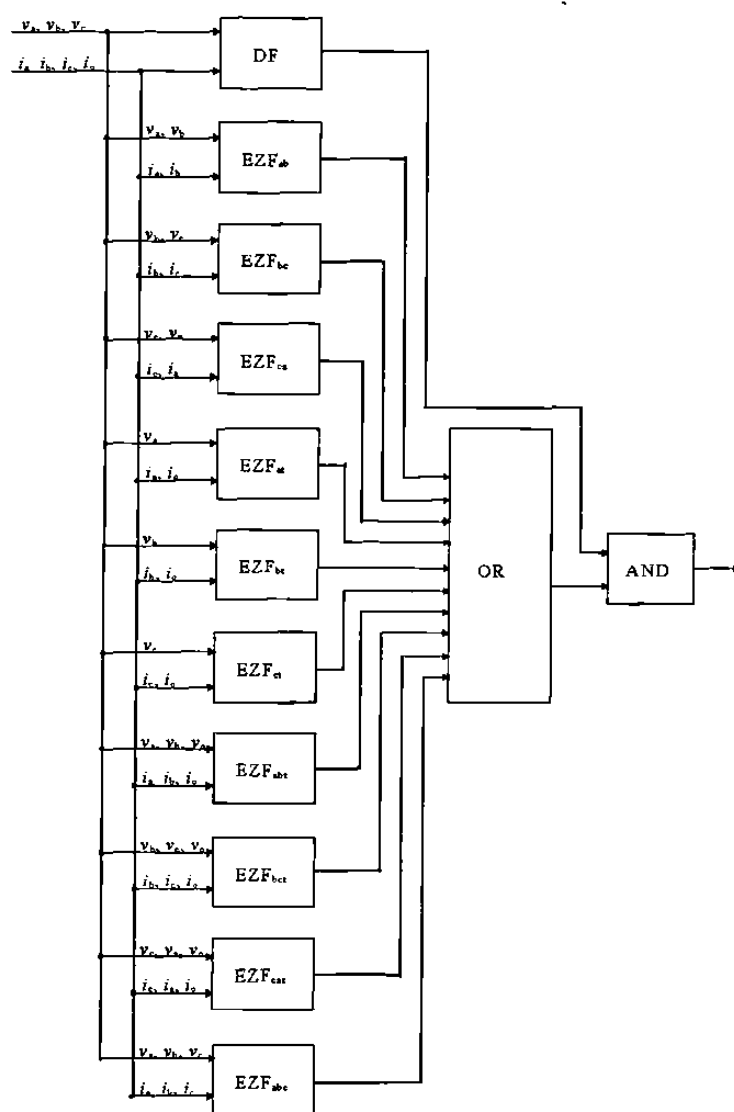


Fig. 4.4 Relevador de distancia con redes neuronales independientes para los distintos tipos de fallas.

Las funciones lógicas de las Fig. 4.3 y 4.4 pueden sustituirse por un módulo de conocimiento, diseñado para reconocer las combinaciones lógicas que representan condiciones de disparo del relevador, como se muestra en la Fig. 4.5. En este esquema se representan por un solo bloque EZF las diez redes neuronales de estimación de zona de falla para los diferentes tipos de fallas. En este caso se incluyen también las funciones de detección de fallas (DF) y clasificación de fallas (CF). Esta última función aporta redundancia a la determinación de las fases involucradas en la falla: el módulo del conocimiento compara el tipo de falla estimado por el elemento CF con el tipo resultante del EZF que emite señal de operación. Con estos dos resultados se toma una decisión de disparo más segura.

El esquema de la Fig. 4.5 es la versión neuronal de los relevadores convencionales con elementos de medición independientes para los diferentes lazos de falla. Estos relevadores han probado ser superiores a los conmutados en cuando a velocidad de operación, confiabilidad y sensibilidad. Por estas razones se recomienda esta estructura para el futuro relevador neuronal.

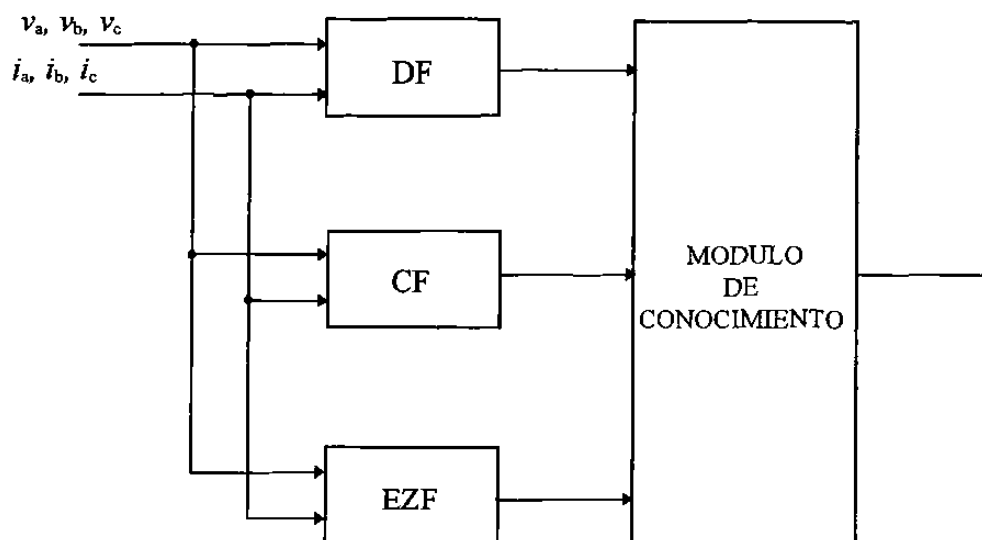


Fig. 4.5 Estructura de un relevador neuronal de distancia.

4.3 METODOS DE DISCRIMINACION DE LA ZONA DE FALLA

En los relevadores convencionales analógicos y digitales se hace una comparación en el plano complejo impedancia de la posición del punto extremo de la impedancia aparente con respecto a una característica de operación determinada. En algunos relevadores digitales la comparación se hace en forma explícita: se calcula la impedancia aparente y se compara geométricamente con la característica de operación [12]. Sin embargo, se ha demostrado que ese método no es el más adecuado [43], y se ha regresado a métodos equivalentes a los analógicos.

En relevadores analógicos se hace la comparación de fase o de amplitud de dos o más señales de entrada, derivadas del voltaje y la corriente de entrada al relevador. La característica de operación resultante es una función implícita del tipo de comparación de señales utilizado, y de la relación funcional existente entre las señales de entrada al esquema de comparación y las señales de voltaje y corriente de entrada al relevador [42].

4.3.1 Principios básicos

La estimación de la zona de falla mediante redes neuronales que se propone en este trabajo de tesis está basada en la idea de un entrenamiento supervisado de la red neuronal para llevar a cabo una comparación de fase o de amplitud de las señales e_1 y e_2 , que se obtienen de las señales v e i (ver Fig. 4.6) de entrada al relevador. Dependiendo de la naturaleza de las señales e_1 y e_2 , se requiere hacer una comparación de fase o de amplitud para generar la zona de protección del relevador.

Un relevador de distancia tipo impedancia puede obtenerse mediante la comparación de amplitud de las siguientes señales [42,68]:

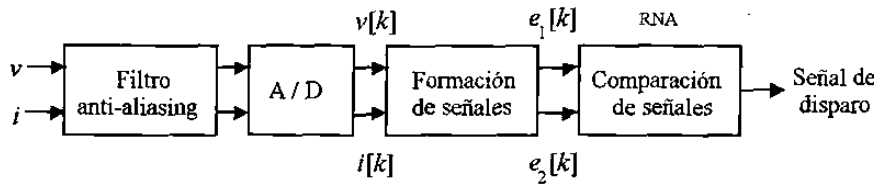


Fig. 4.6 Estructura de un estimador de zona de falla basado en redes neuronales.

$$e_1 = iZ_r \quad (4.1)$$

$$e_2 = v \quad (4.2)$$

donde Z_r es un parámetro que define el alcance del relevador; generalmente se le denomina impedancia réplica. En este caso Z_r puede considerarse como un coeficiente real. Los relevadores tipo impedancia carecen de discriminación direccional: su alcance se extiende en igual magnitud en ambas direcciones de la localización del relevador [48,68].

El relevador de distancia tipo mho es inherentemente direccional; en la Fig. 4.2 se muestra su zona de protección típica. Este relevador está basado en la comparación de fase de las señales [42,68]:

$$e_1 = i\underline{Z}_r - v \quad (4.3)$$

$$e_2 = v \quad (4.4)$$

En este caso la impedancia réplica es un coeficiente complejo $\underline{Z}_r = Z_r e^{j\varphi_r}$, con un valor típico de φ_r de 60° - 70° (aproximadamente igual al ángulo de la impedancia de la línea de transmisión).

La Fig. 4.6 muestra la estructura del estimador de zona de falla. En el convertidor A/D se utiliza una frecuencia de muestreo de 960 Hz (16 muestras por ciclo de 60 Hz); este es un valor típico para los relevadores digitales de distancia actuales [12]. El estimador incluye un filtro anti-aliasing (ver Fig. 4.6); para esta aplicación se seleccionó un filtro Butterworth

pasabajos de cuarto orden con frecuencia de corte de 90 Hz. Esta frecuencia de corte tiene por objeto eliminar en el filtrado analógico las componentes de alta frecuencia presentes en las señales de entrada, con la intención de concentrar la atención en el rechazo a la componente aperiódica exponencial. En investigaciones futuras se debe abordar el estudio del comportamiento de la red neuronal en presencia de componentes oscilatorias de alta frecuencia. El estimador de zona de falla fue simulado utilizando el lenguaje MATLAB.

4.3.2 Estimador tipo impedancia basado en redes neuronales

En este caso la RNA debe aprender en base a señales cuya comparación de amplitud porta información sobre el lugar de la falla. La comparación de amplitud implica la determinación del valor modular o magnitud de los fasores a comparar, antes de su comparación. En relevadores convencionales se determinan las magnitudes de las señales por diversos métodos. En relevadores electromecánicos se genera un par electromecánico a partir de cada señal (proporcional a su valor medio) y se comparan esos pares [42,68]; en relevadores electrónicos analógicos los valores medios se determinan por rectificación y filtrado pasabajos de las señales, y esos valores se comparan en amplitud [42,68].

En principio también es posible hacer la comparación de amplitud en base a valores absolutos instantáneos (equivalentes a valores rectificados sin filtrar). Esta alternativa puede aplicarse en el relevador neuronal; dada la similitud con los relevadores analógicos [42,68], las señales de entrada a la RNA deben ser:

$$|e_1| = |i|Z_r \quad (4.5)$$

$$|e_2| = |v| \quad (4.6)$$

donde $|i|$ y $|v|$ son los valores absolutos de i y v , formados cambiando el signo de sus valores negativos, y Z_r es la impedancia réplica.

El criterio de operación del principio de comparación de amplitud es:

$$|e_1| > |e_2| \quad (4.7)$$

Es decir, la discriminación de zona de falla se basa en el cambio de signo de $|e_1| - |e_2|$. Para fallas dentro de la zona de operación del relevador, $|e_1|$ es mayor que $|e_2|$, resultando positiva la diferencia de ambas magnitudes, lo que determina la condición de operación del relevador. Para fallas fuera del alcance del relevador $|e_2|$ es mayor que $|e_1|$ y, por tanto, su diferencia es negativa, y no se requiere la operación del relevador para esta condición.

Con las señales de entrada dadas por (4.1) y (4.2), el relevador neuronal tiene una característica de operación tipo impedancia en el plano complejo, como se muestra en la Fig. 4.7. El relevador carece de direccionalidad, lo que resulta de la formación de los módulos de i y v antes de su aplicación a la RNA. Este es un inconveniente fundamental de esta alternativa, pero es recomendable probarla para verificar la idea de que la RNA es capaz de responder a información esencialmente de amplitud de las señales, lo que no se ha probado en trabajos anteriores.

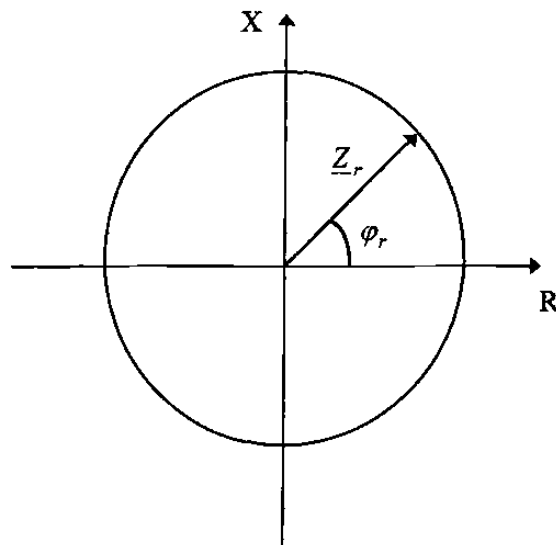


Fig. 4.7 Característica de operación tipo impedancia.

4.3.3 Estimador tipo mho basado en redes neuronales

Para obtener el estimador tipo mho, la red neuronal se entrena con las señales de entrada e_1 y e_2 dadas por (4.3) y (4.4). Esta alternativa resulta atractiva, pues ya se ha probado que una RNA puede entrenarse para discriminar la dirección de la corriente de falla [18,19]. En este caso $\underline{Z}_r$ es una magnitud compleja, que pretende simular la línea protegida [65,66], es decir, $\underline{Z}_r = Z_r e^{j\varphi_r}$. La señal $i\underline{Z}_r$ de (4.3) se obtiene multiplicando las muestras de corriente por $\underline{Z}_r$ e introduciendo el retardo correspondiente a φ_r . Un corrimiento de n muestras correspondiente a un φ_r dado es:

$$n = \frac{\varphi_r}{\theta} = \frac{\omega t_r}{\theta} \quad (4.8)$$

donde θ es el ángulo de frecuencia fundamental entre muestras:

$$\theta = \omega_o \Delta t \quad (4.9)$$

donde ω_o es la frecuencia fundamental del sistema y Δt es el período de muestreo.

Para una frecuencia de muestreo correspondiente a K muestras por ciclo de frecuencia fundamental se tiene:

$$\theta = \omega_o \Delta t = \frac{2\pi}{K} \quad (4.10)$$

Por tanto:

$$n = \frac{\varphi_r}{\theta} = \frac{\varphi_r}{\frac{2\pi}{K}} = \frac{K\varphi_r}{2\pi} \quad (4.11)$$

Este retardo de n muestras en la señal de corriente se traduce en un incremento equivalente en la longitud de la ventana de datos y, en consecuencia, en un retardo en la

operación del relevador. Por ejemplo, para $\varphi_r = 60^\circ$ y $K = 16$ muestras por ciclo, el retardo t_r es:

$$t_r = \frac{\varphi_r}{\omega} = \frac{2\pi/6}{2\pi(60)} = 2.78 \text{ ms} \quad (4.12)$$

Como puede apreciarse, el valor del retardo no es muy significativo, y puede tolerarse para fines prácticos.

El estimador neuronal tipo mho sigue los principios básicos de los relevadores de distancia analógicos. La red de neuronas que sustituye al comparador de fase de los relevadores convencionales no hace un uso explícito de las relaciones funcionales entre las señales dadas por (4.3) y (4.4), pero se entrena en base a los principios discriminativos de los relevadores convencionales. Por tanto, la característica tipo mho de los relevadores convencionales sirve de base para comprender el principio de discriminación.

Las ecuaciones (4.3) y (4.4) pueden expresarse fasorialmente por:

$$\underline{E}_1 = \underline{I} \underline{Z}_r - \underline{V} \quad (4.13)$$

$$\underline{E}_2 = \underline{V} \quad (4.14)$$

Dividiendo (4.13) y (4.14) por el fasor de corriente $\underline{I}$ se obtiene una versión de estas ecuaciones en términos de impedancia, que puede servir de base para la representación de la característica de operación del relevador en el plano complejo impedancia

$$\underline{E}'_1 = \frac{\underline{E}_1}{\underline{I}} = \underline{Z}_r - \underline{Z} \quad (4.15)$$

$$\underline{E}'_2 = \frac{\underline{E}_2}{\underline{I}} = \underline{Z} \quad (4.16)$$

La comparación de fase de $\underline{E}_1$ y $\underline{E}_2$ también puede representarse como la comparación de fase de las señales $\underline{E}'_1$ y $\underline{E}'_2$ en el plano complejo impedancia.

La Fig. 4.8 muestra la característica de operación tipo mho del relevador e ilustra su comportamiento para diferentes fallas. La Fig. 4.8 (a) muestra la operación del relevador para una falla interna y otra externa en que el ángulo φ de la impedancia medida $\underline{Z}$ coincide con φ_r ($\varphi = \varphi_r$). Para esta condición la discriminación de la distancia se basa en el cambio de 180° que experimenta el ángulo entre $\underline{Z}_r - \underline{Z}$ y $\underline{Z}$. Se observa que, para fallas dentro de la zona de operación del relevador, $\underline{Z}_r - \underline{Z}$ está en fase con $\underline{Z}_r$, propiciándose la condición de operación del relevador; para fallas más allá del alcance del relevador, $\underline{Z}_r - \underline{Z}$ está a 180° con $\underline{Z}_r$ y el relevador no opera.

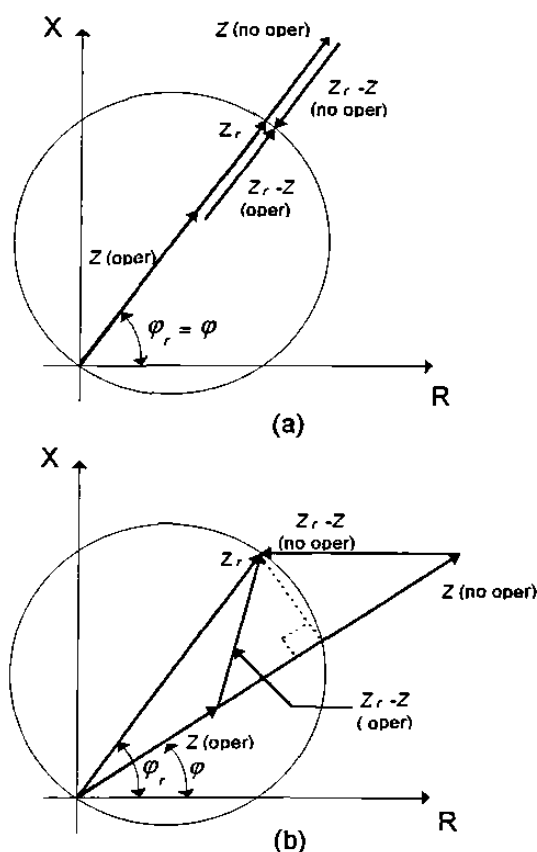


Fig. 4.8 Característica tipo mho.

En la Fig. 4.8 (b) se presentan dos condiciones de falla (una interna y otra externa) para el caso en que el ángulo φ de la impedancia medida $\underline{Z}$ no coincide con el ángulo de $\underline{Z}_r$ ($\varphi \neq \varphi_r$). La discriminación para este caso se basa en la transición del ángulo formado entre $\underline{Z}$ y $\underline{Z}_r - \underline{Z}$ por los límites $+90^\circ$ ó -90° .

La formación del término $i\underline{Z}_r$ correspondiente a la señal e_1 dada por (4.3) requiere la ejecución de los dos pasos siguientes (ver Fig. 4.9):

- a) Hacer que el producto $i\underline{Z}_r$ quede en fase con la señal v , lo que implica dar un corrimiento angular de valor φ_r a i . Como el objetivo del presente trabajo es entrenar una red de neuronas para realizar la discriminación de la distancia eléctrica a la falla en una línea de transmisión con un ángulo φ_L dado, resulta conveniente hacer $\varphi_r = \varphi_L$ para obtener una condición de máxima sensibilidad.
- b) Igualar las magnitudes de $i\underline{Z}_r$ y v para una falla en el punto del alcance; como el valor del ángulo φ_r quedó establecido en el inciso anterior, el fasor $\underline{Z}_r$ queda completamente definido por este segundo requerimiento, y resulta igual al fasor de la impedancia de la línea protegida $\underline{Z}_L$, es decir $\underline{Z}_r = \underline{Z}_L$.

La Fig. 4.10 muestra las señales de entrada a la red para una falla en el punto del alcance del relevador. Para una falla en esta posición la señal formada $i\underline{Z}_r - v$ se reduce a un conjunto de muestras de valor cero localizadas sobre el eje del tiempo. Para una falla interna (Fig. 4.11) la señal $i\underline{Z}_r - v$ está en fase con v . Para fallas externas (Fig. 4.12) se aprecia el cambio de 180° que experimenta la señal $i\underline{Z}_r - v$, que ahora está en oposición de fase con respecto a v .

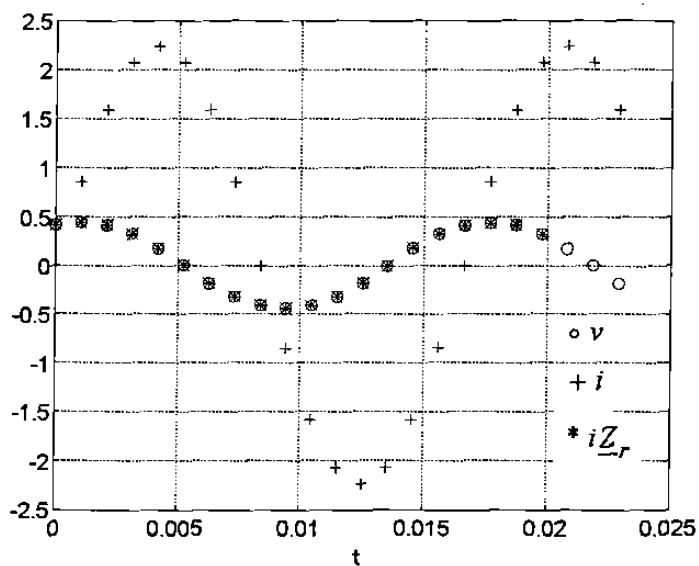


Fig. 4.9 Efecto de multiplicar $\underline{Z}_r$ por i .

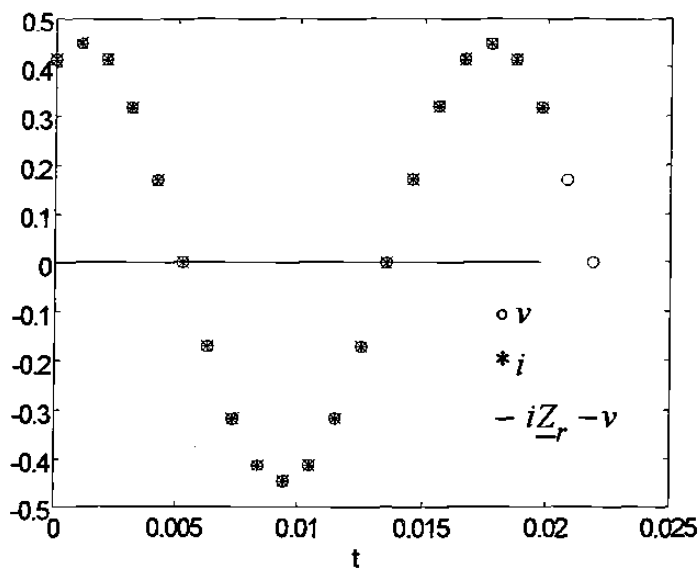


Fig. 4.10 Falla en el punto del alcance.

El método descrito para formar la señal $i\underline{Z}_r$ es muy discriminativo, pues permite que el relevador opere en la condición ilustrada en la Fig. 4.8(a). Sin embargo, existen dos inconvenientes:

1. Se introduce un retardo de tiempo de valor t_r (ver Fig. 4.10) en la operación del relevador.
2. Los valores de φ_r disponibles son discretos, pues dependen de los intervalos entre muestras. Este no es un gran problema, pues la red no da un tratamiento explícito a la característica de operación.

Una variante para eliminar el retardo t_r es no introducir retardo en las muestras de corriente, lo que equivale a hacer $\varphi_r = 0$, es decir, $\underline{Z}_r = Z_r \angle 0^\circ = R_r$. Este es un caso particular de la condición representada en la Fig. 4.8(b), y se ilustra en la Fig. 4.13.

Esta variante presenta la limitación práctica de no lograr la discriminación del límite del alcance en base a una inversión del signo de e_1 , es decir, a un cambio de 180° en el ángulo φ , debido a la naturaleza de la línea protegida, que tiene un ángulo φ_L diferente de cero. El criterio de discriminación se basa en el cruce del ángulo φ por los 90° que representan el límite angular del esquema de comparación. Es necesario probar detalladamente esta alternativa, que no tiene antecedentes en la literatura.

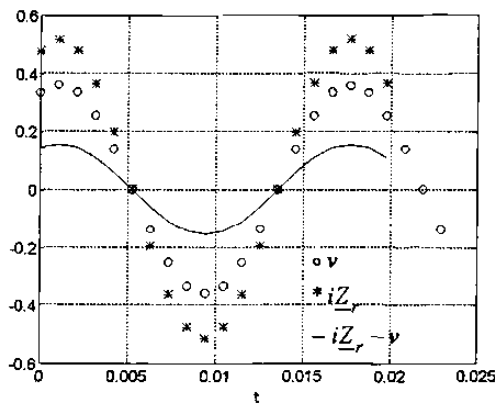


Fig. 4.11 Falla interna.

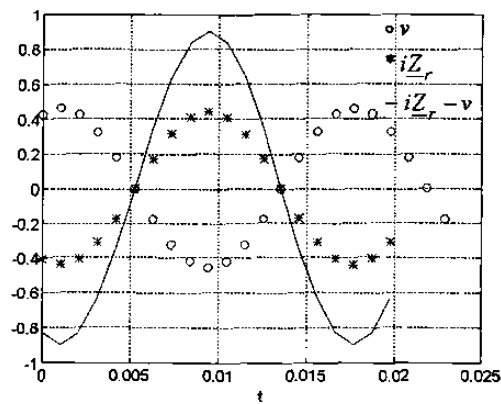


Fig. 4.12 Falla externa.

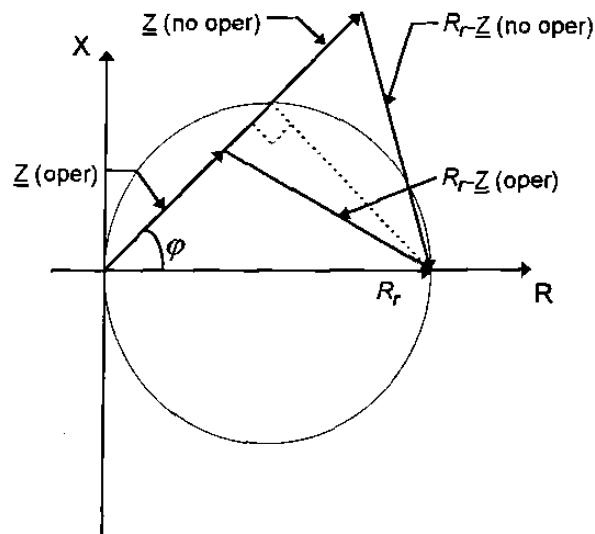


Fig.4.13 Característica tipo mho sin retardo de tiempo t_r , en la operación del relevador.

4.3.4 Alternativas de salidas de la red neuronal para protección de distancia

La técnica de redes de neuronas artificiales incluye funciones de activación que permiten contar con salidas de tipo discreto o continuo. La selección del tipo de salida se hace de acuerdo con los requerimientos del problema en que se aplican las redes. A continuación se presentan las alternativas de salida que pueden utilizarse para la discriminación de la distancia eléctrica a la falla.

1. Salida continua: la red da como salida un número m , indicativo de la distancia a la falla. Cuando está entre 0 y 1, la falla está en la zona de protección, y para $m < 0$ ó $m > 1$, está fuera de la zona. Este número debe compararse con los umbrales $m = 0$ y $m = 1$. El cambio de alcance puede hacerse comparando con un umbral $m \neq 1$ [42].
2. Salida discreta: la red genera un 1 si la falla está en la zona de protección, y un 0 en caso contrario. Esta alternativa es más compatible con la lógica de operación de los relevadores, cuya salida es inherentemente discreta. Es la alternativa que se adopta en el presente trabajo.

4.4. ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL

La tarea de discriminación de la zona de falla puede ser formulada como un problema de clasificación de patrones. Las redes de procesamiento progresivo de información se han usado satisfactoriamente como clasificadores de patrones [25]. Recientemente se demostró la posibilidad de aplicar este tipo de redes para la discriminación de la dirección [18, 19] y la clasificación de fallas [17]. Además, una estructura de red de tres capas con manejo de información hacia adelante puede emular adecuadamente muchas regiones de decisión. Por estas razones se seleccionó una red de este tipo de procesamiento de información con una estructura de tres capas para esta aplicación. En [19] se presentan experimentos de entrenamiento y prueba de diferentes configuraciones de red, con el objetivo de seleccionar el número de neuronas de las capas ocultas, para la implementación de un discriminador neuronal de dirección de fallas. Se encontró que la relación que debe existir entre el número de patrones de entrenamiento y el número de pesos, está comprendida en el intervalo de 7 a 10. Por tanto, en los entrenamientos desarrollados en este trabajo se busca mantener esta relación, ajustando el número de neuronas de las capas ocultas de la red, mediante pruebas para cada caso particular.

Una ilustración esquemática de un nodo de procesamiento se presenta en la Fig. 4.14. El nodo recibe sus entradas a través de un conjunto de lazos ponderados. Estas entradas pueden venir de otros nodos o de fuentes externas. La suma ponderada $\sum_j$ de las entradas representa la activación del nodo:

$$\sum_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i$$

La salida del nodo está determinada por una función de salida, que responde a esta activación. La función de salida utilizada en las neuronas de las redes propuestas en este trabajo es la llamada función sigmoideal:

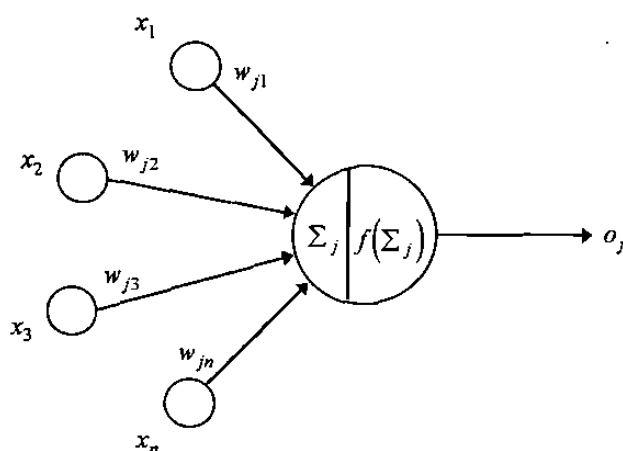


Fig. 4.14 Ilustración de un nodo de procesamiento (neurona).

$$f(\Sigma_j) = \frac{1}{1 - e^{-\Sigma_j}} \quad (4.17)$$

La salida del nodo viaja a través de lazos hacia cada uno de los otros nodos de la capa siguiente o a la salida del sistema. La estructura de la red de neuronas artificiales de información hacia adelante (FFNN, las siglas de su nombre en inglés “Feed Forward Neural Networks”) propuesta, se presenta en la Fig. 4.15. Se aprecia que es simplemente un conjunto de capas de nodos de procesamiento conectados solamente con los nodos de capas adyacentes en la dirección hacia adelante, por lazos de pesos variables. El entrenamiento de la red neuronal consiste en la presentación de un conjunto de señales de entrada (patrones de entrenamiento) y la subsecuente propagación de estas entradas procesadas por las neuronas a través de la red. Con las funciones de activación y de salida seleccionadas, la red neuronal está completamente descrita por sus pesos y umbrales de nodo. Encontrando los pesos y umbrales de la red para los patrones de entrenamiento, se puede considerar que se ha encontrado un equivalente de la relación entrada-salida desconocida.

Se encontró mediante pruebas que un conjunto de diez muestras (cinco muestras consecutivas de cada una de las señales $e_1[k]$ y $e_2[k]$) son las señales de entrada más apropiadas a la red neuronal para esta aplicación. Esto representa una ventana de datos de

cinco muestras, y aporta información correspondiente a 5/16 de ciclo de cada señal a la red neuronal. En resumen, las redes de procesamiento que se propone evaluar para esta aplicación tienen 10 entradas, dos capas ocultas y una capa de salida con una neurona.

Para el entrenamiento de las redes neuronales se propone utilizar el Algoritmo de Aprendizaje de Retropropagación propuesto por Rumelhart [5,6]. Esta regla de aprendizaje, también conocida como Regla Delta Generalizada, utiliza información del gradiente de la función de error. El error E_m del patrón individual m puede calcularse como:

$$E_m = \sum (t_m - o_m)^2 \quad (4.18)$$

donde t_m es la salida verdadera del patrón m y o_m es la salida estimada por la red. El error E se fija para todos los patrones como la suma de todos los errores individuales, esto es:

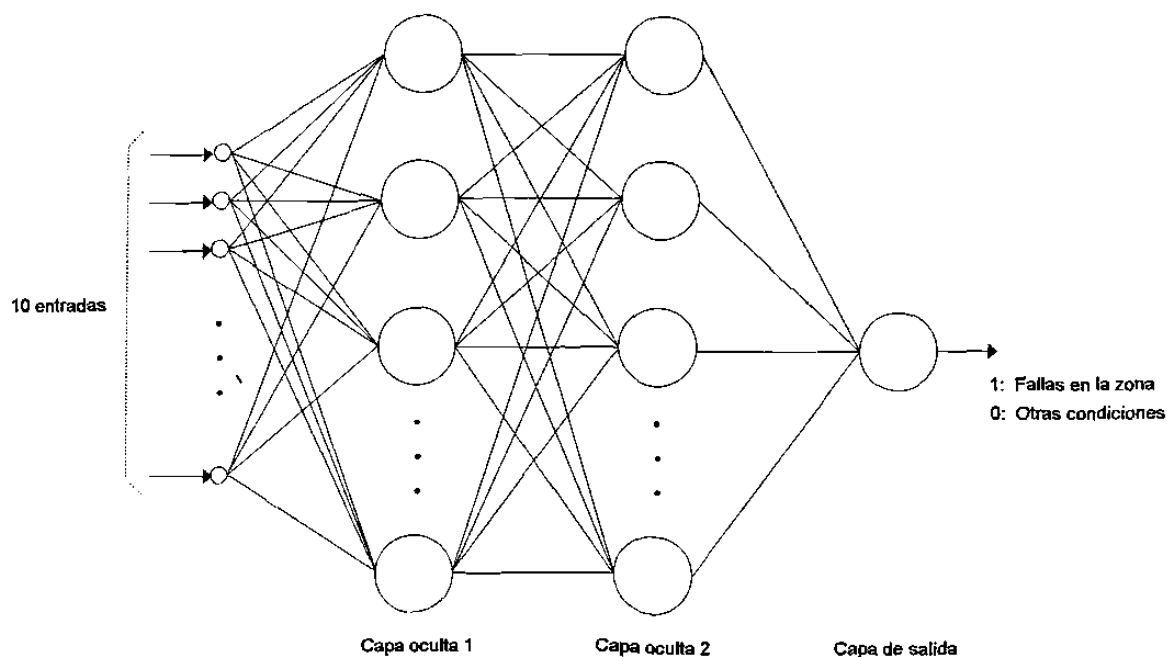


Fig. 4.15 Estructura de una FFNN para estimación de la zona de falla.

$$E = \sum E_m = E(\underline{W}) \quad (4.19)$$

La optimización del error E se hace por el método de minimización del descenso acelerado. El proceso de actualización de pesos Δw_{ij} sigue la dirección del gradiente negativo:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (4.20)$$

ó

$$\Delta w_{ij}^m = \eta \delta_j^m o_i^m \quad (4.21)$$

donde el superíndice m indica la capa de neuronas correspondiente ($m=1$ representa la capa oculta y $m=2$ la de salida), η representa el factor de aprendizaje y δ la regla delta generalizada. Por tanto, para el nodo j en la capa de salida 2,

$$\delta_j^2 = (1 - o_j^2) o_j^2 (o_j^2 - t_j^2) \quad (4.22)$$

De igual forma ,para el nodo j en la capa oculta 1,

$$\delta_j^1 = (1 - o_j^1) o_j^1 \sum \delta_i^2 w_{i,j}^2 \quad (4.23)$$

Utilizando estas relaciones se pueden calcular recursivamente los cambios en los pesos de la capa de salida hacia la capa de entrada. Una vez calculados todos los cambios en los pesos, sus valores son actualizados. El proceso de entrenamiento se repite tantas veces como el error E exceda un umbral especificado. Se utiliza una actualización síncrona simultánea de ponderaciones para mejorar la velocidad de ejecución del algoritmo.

El número de patrones de entrenamiento se fija de acuerdo con la evaluación del desempeño de las redes entrenadas, iniciando con un número de 500 patrones de entrenamiento y 180 patrones de prueba para cada RNA. Se establece un límite máximo al número de iteraciones de aprendizaje, para asegurar la finalización del algoritmo de entrenamiento cuando el proceso no reduzca E a un valor menor que la tolerancia establecida. Por último, la capacidad de generalización de la red ya entrenada se evalúa en base a su desempeño, por medio de la presentación de casos nuevos.

4.5. CONCLUSIONES DEL CAPITULO

1. Una estructura posible de un relevador neuronal de distancia es la que emula el relevador de distancia conmutado, y consta de redes neuronales independientes para la detección de fallas, la clasificación de fallas y la estimación de la zona de falla. Este relevador tiene un cierto retardo en su operación (por la necesidad de clasificar previamente el tipo de falla), y es de esperar que tenga dificultades ante fallas evolutivas o de alta impedancia.
2. La estructura más recomendable de relevador neuronal de distancia es la que 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. Esta es la estructura que se propone en esta tesis.
3. El estimador neuronal de zona de falla propuesto en esta tesis 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. Con un entrenamiento apropiado de la RNA, ésta aprende las relaciones de amplitud o de fase de sus señales de entrada que le permiten discriminar entre fallas internas y externas, y así conformar la zona de protección.

4. 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.
5. Las señales de entrada a la RNA del estimador tipo mho deber ser como las que se aplican al esquema de comparación de fase de un relevador analógico tipo mho.
6. Cuando el ángulo φ de la impedancia $\underline{Z}$ medida por el estimador tipo mho coincide con el ángulo φ_r de la impedancia réplica $\underline{Z}_r$, la discriminación entre fallas internas y externas se basa en el cambio de 180° que experimenta el ángulo de defasaje entre las dos señales de entrada a la RNA (e_1 y e_2).
7. Es recomendable seleccionar un valor de φ_r igual al ángulo φ_L de la impedancia $\underline{Z}_L$ de la línea protegida.
8. En la formación de la señal $i\underline{Z}_r$ se introduce un retardo de tiempo del orden de un cuarto de ciclo de frecuencia fundamental. Para evitarlo hay que hacer $\varphi_r = 0$, lo que implica $\varphi \neq \varphi_r$ para la mayoría de las fallas. Es necesario evaluar el comportamiento de la RNA en estas condiciones.

ENTRENAMIENTO Y PRUEBAS DEL ESTIMADOR NEURONAL DE ZONA DE FALLA CON SEÑALES SINUSOIDALES

5.1 INTRODUCCION

En este capítulo se describe el modelo de sistema eléctrico de potencia seleccionado para generar las señales de entrenamiento y pruebas de las redes neuronales. Se hace un análisis de la corriente y el voltaje de falla obtenidos a partir del modelo simplificado del sistema. Se describe el proceso de formación de patrones de entrenamiento presentados a las redes de neuronas artificiales. Se aplica una metodología para el entrenamiento y prueba de la red neuronal, desarrollada para evaluar el desempeño de las estructuras de red propuestas para resolver el problema de discriminación de la zona de falla. Finalmente, se muestran los resultados más sobresalientes obtenidos utilizando señales puramente sinusoidales de frecuencia fundamental, alternando las fases de entrenamiento y prueba, como parte de la metodología desarrollada.

5.2 PROCESO DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA

El proceso de entrenamiento y prueba seguido durante el desarrollo del presente trabajo consta de los pasos siguientes:

- a) Preparación del conjunto de datos de entrenamiento.
- b) Selección de una estructura de red de neuronas artificiales.
- c) Entrenamiento de la red.
- d) Preparación del conjunto de patrones de prueba.
- e) Evaluación de la red usando los patrones de prueba.
- f) Modificación de la estructura de la red en caso necesario, y nuevo entrenamiento y evaluación de la misma.

Es importante establecer que el proceso de entrenamiento de una red neuronal como un discriminador de zona de falla, es un proceso iterativo. Es posible que una red con una estructura determinada no se entrene a satisfacción del diseñador. En esa situación es necesario cambiar la estructura y entrenar nuevamente la red. También, una red ya entrenada puede no desempeñarse satisfactoriamente ante determinados patrones de prueba. En este caso, la estructura de la red y sus parámetros deben ser cambiados, y la red debe ser reentrenada y probada nuevamente.

5.2.1 Preparación del conjunto de datos de entrenamiento

El modelo simplificado del sistema de potencia radial utilizado para generar las señales de corriente (i) y voltaje (v), que serán las señales de entrada a las redes de neuronas artificiales, se muestra en la Fig. 5.1(a). El modelo permite simular fallas en diferentes localizaciones (diferentes valores del parámetro m), con diferentes valores de impedancia de fuente equivalente $\underline{Z}_s$ y resistencia de falla R_F . La línea de transmisión se modela como una

línea corta (sin efecto capacitivo), lo cual hace que el único ruido posible en las señales de entrada al estimador sea la componente aperiódica exponencial.

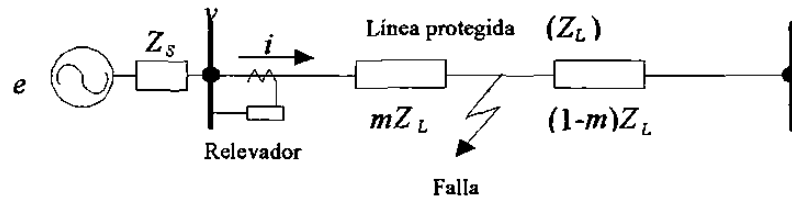
En la Fig. 5.1(b) se presenta el circuito equivalente del sistema seleccionado para un cortocircuito trifásico en la línea protegida. En este circuito:

$$e = E \sin(\omega t + \alpha)$$

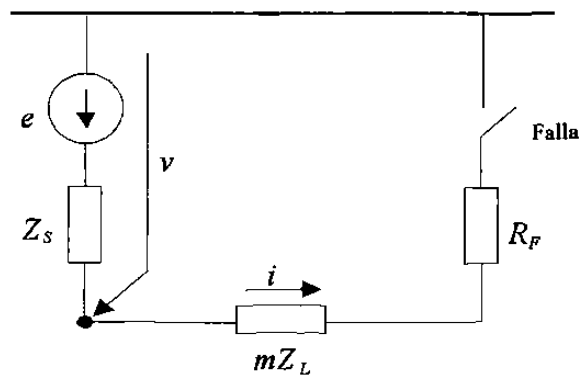
$$\underline{Z}_L = Z_L \angle \theta_L = R_L' + j\omega L_L$$

$$\underline{Z}_S = Z_S \angle \theta_S = R_S + j\omega L_S$$

$$\underline{Z} = Z \angle \theta = R + j\omega L = \underline{Z}_S + \underline{Z}_L + R_F$$



(a)



(b)

Fig. 5.1 Modelo de sistema de potencia radial para la generación de señales de entrenamiento y prueba de las RNA.

donde $\underline{Z}_L$ es la impedancia de la sección de línea protegida, $\underline{Z}_S$ es la impedancia equivalente de la fuente, R_f es la resistencia de falla, y $\underline{Z}$ es la impedancia total del sistema en condiciones de falla.

La corriente para una falla en el instante $t = 0$ puede calcularse a partir de la ecuación diferencial que caracteriza el comportamiento del sistema en el estado transitorio:

$$Ri + L \frac{di}{dt} = E \operatorname{sen}(\omega t + \alpha) \quad (5.1)$$

La solución para esta ecuación [51] es:

$$i(t) = \frac{E}{Z} [\operatorname{sen}(\omega t + \alpha - \theta) - \operatorname{sen}(\alpha - \theta) e^{-t/\tau}] \quad (5.2)$$

El segundo término de (5.1) representa la componente aperiódica de la corriente de cortocircuito; esta componente decae exponencialmente con la constante de tiempo τ del sistema, dada por:

$$\tau = \frac{L}{R} = \frac{\operatorname{tg} \theta}{\omega} \quad (5.3)$$

La componente aperiódica exponencial de (5.2) es la causa principal del sobrealcance transitorio en relevadores de distancia de alta velocidad, y debe ser eliminada en alguna etapa del proceso de filtrado del relevador. Para una línea típica de alto voltaje la constante de tiempo está en el intervalo de 30-50 ms. La amplitud inicial de la componente exponencial de la corriente de cortocircuito puede llegar a ser igual al valor instantáneo máximo de la componente sinusoidal, como se muestra en la Fig. 5.2. Esto ocurre cuando $\alpha - \theta = \pi/2$, o sea, cuando la falla ocurre en el momento en que a la componente sinusoidal de la corriente de cortocircuito le corresponde el valor máximo. Por el contrario, para $\alpha - \theta = 0$, la corriente de falla está libre de componente exponencial. Este es el caso en que la falla ocurre en el

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:

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

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).

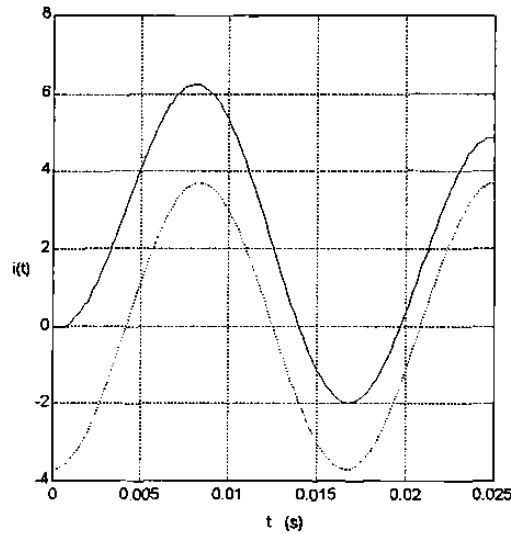


Fig. 5.2 Corriente de cortocircuito sin componente exponencial (línea discontinua) y con componente exponencial (línea continua).

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.

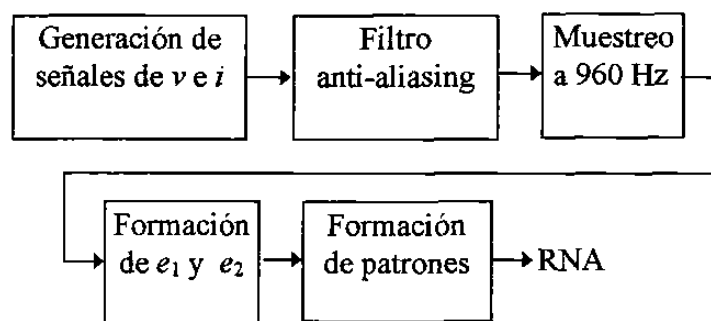


Fig. 5.3 Proceso de generación de patrones de entrenamiento.

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_s ($0.025+j0.25$, $0.05+j0.5$, $0.075+j0.75$, $0.1+j1.0$ 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_F 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_F . 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).

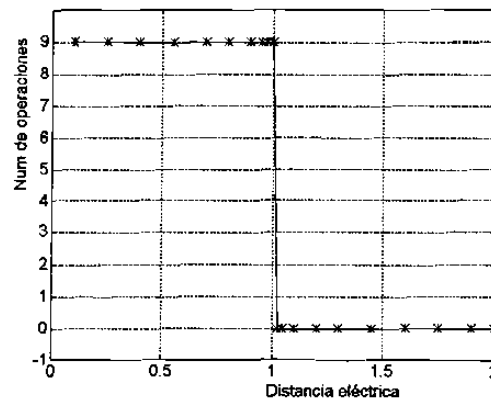


Fig. 5.4 Comportamiento del estimador tipo impedancia con patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

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.

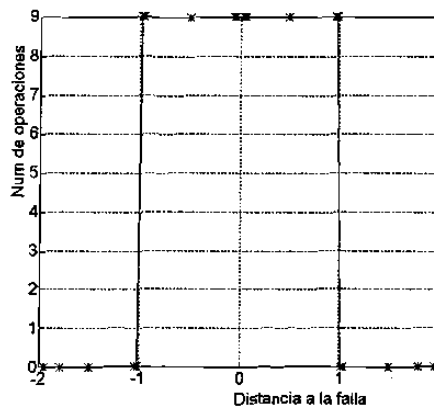


Fig. 5.5 Comportamiento del estimador tipo impedancia para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento.

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.

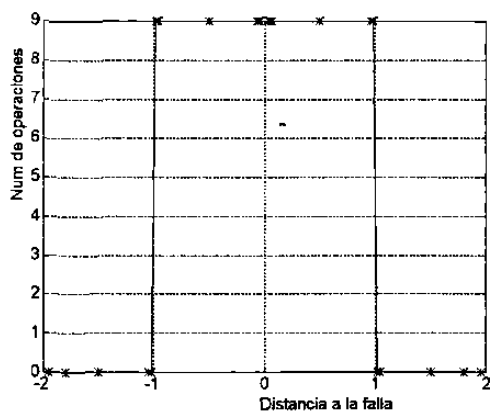


Fig. 5.6 Comportamiento del estimador tipo impedancia con localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento.

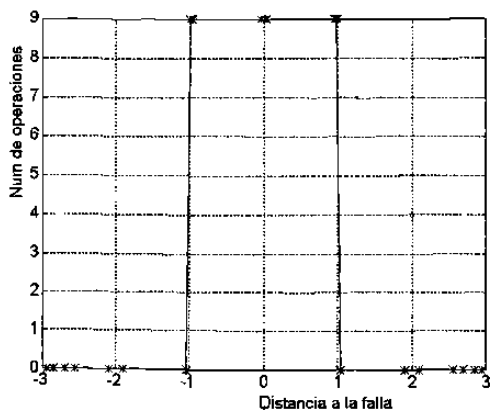


Fig. 5.7 Comportamiento del estimador tipo impedancia para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$.

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.

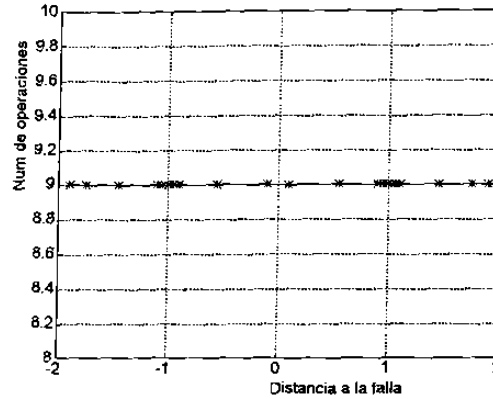


Fig. 5.8 Comportamiento del estimador tipo impedancia con una corriente contaminada con máxima componente aperiódica exponencial y un voltaje sinusoidal.

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

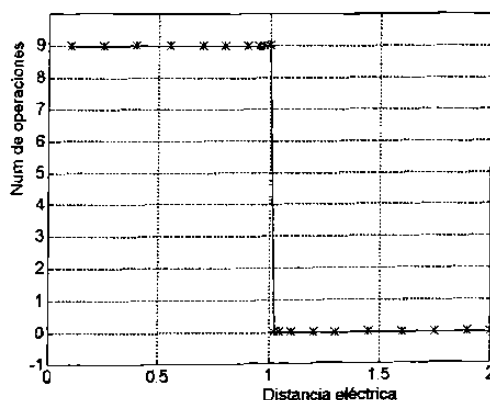


Fig. 5.9 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

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.

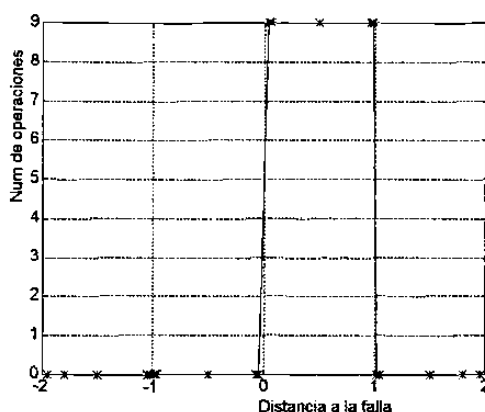


Fig. 5.10 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento.

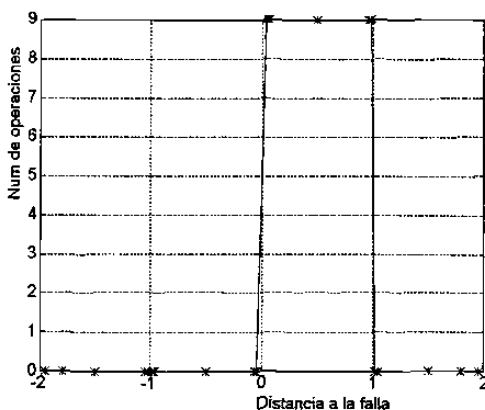


Fig. 5.11 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento.

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.

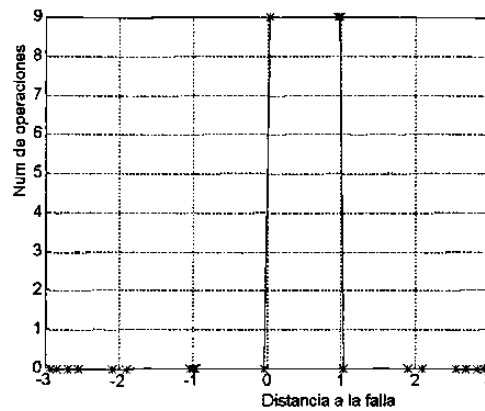


Fig. 5.12 Comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$.

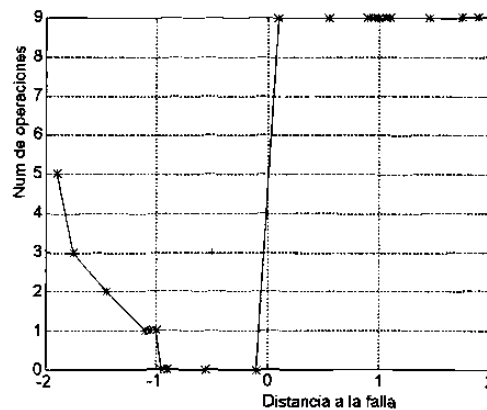


Fig. 5.13 Comportamiento del estimador tipo mho para corrientes de falla con máxima componente aperiódica exponencial negativa.

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.

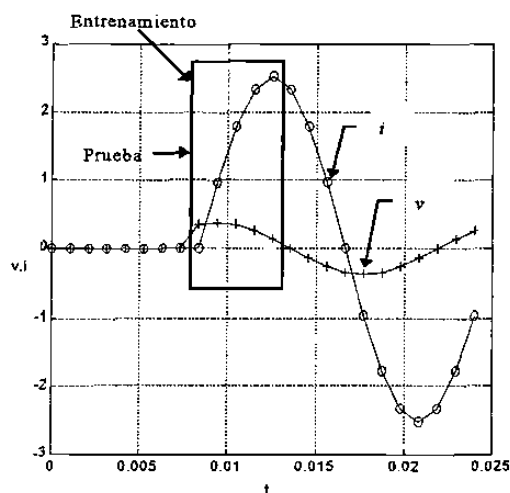


Fig. 5.14 Coincidencia de las ventanas de entrenamiento y prueba.

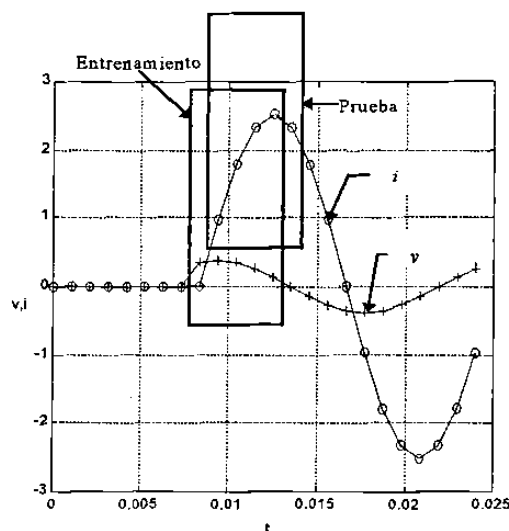


Fig. 5.15 Ventanas de entrenamiento y prueba no coincidentes.

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.

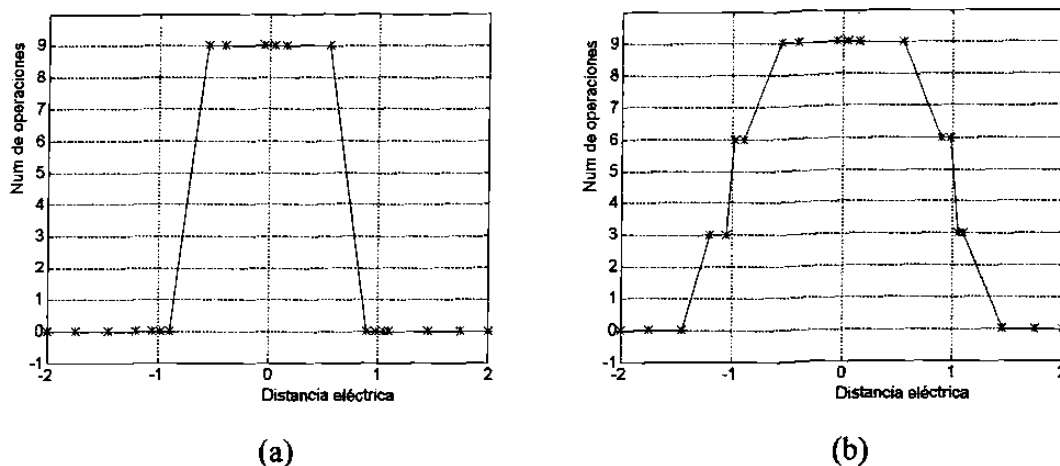


Fig. 5.16 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la de entrenamiento en: una muestra (a) ; tres muestras (b).

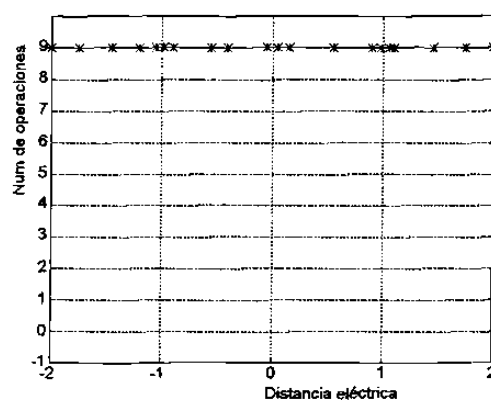


Fig. 5.17 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento.

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

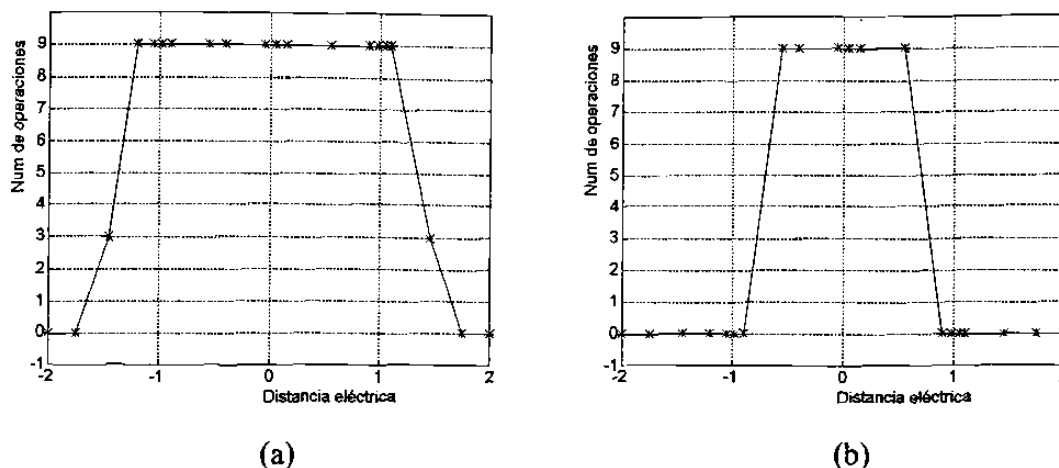


Fig. 5.18 Comportamiento del estimador tipo impedancia para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento en: siete muestras (a); nueve muestras (b).

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.

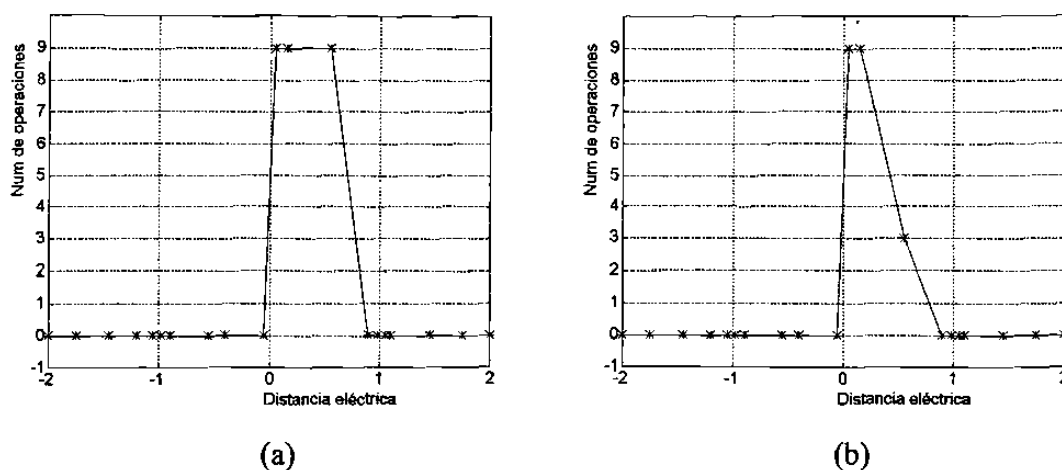


Fig. 5.19 Comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento en: una muestra (a); tres muestras (b).

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:

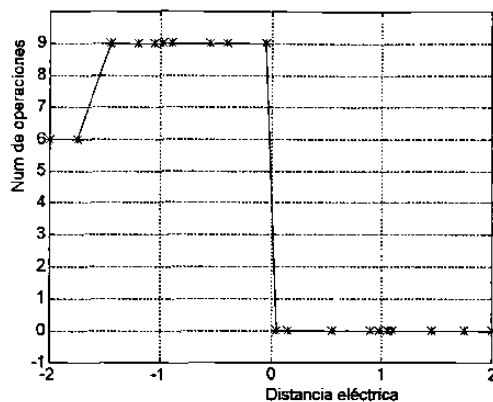
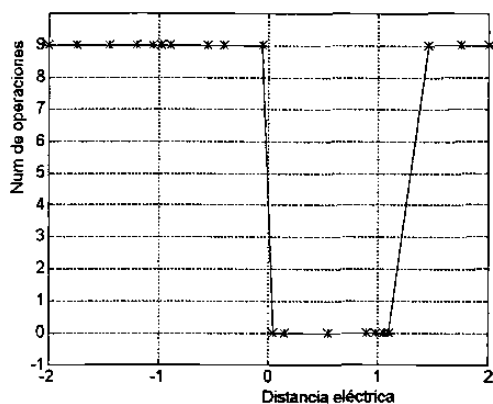
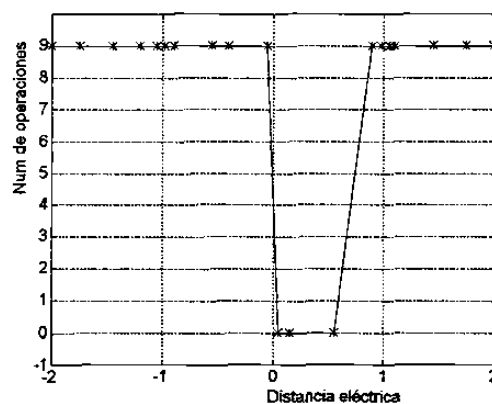


Fig. 5.20 Comportamiento del estimador tipo mho para un corrimiento de cinco muestras de la ventana de prueba con respecto a la ventana de entrenamiento.



(a)



(b)

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.

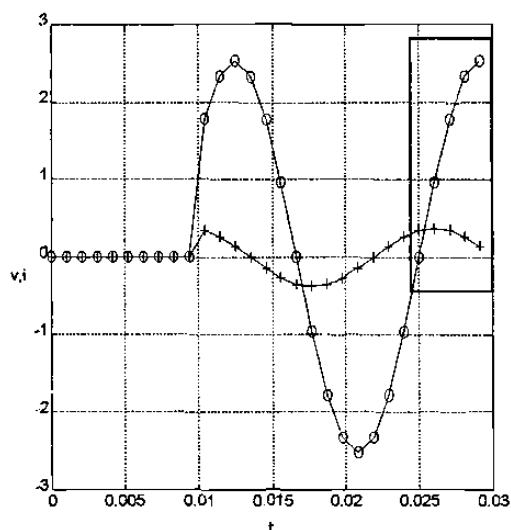


Fig. 5.22 Retardo de tiempo introducido por el algoritmo de búsqueda de la ventana de entrenamiento.

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_r introducido por el corrimiento de las muestras de corriente en un valor discreto del ángulo φ_r , 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.

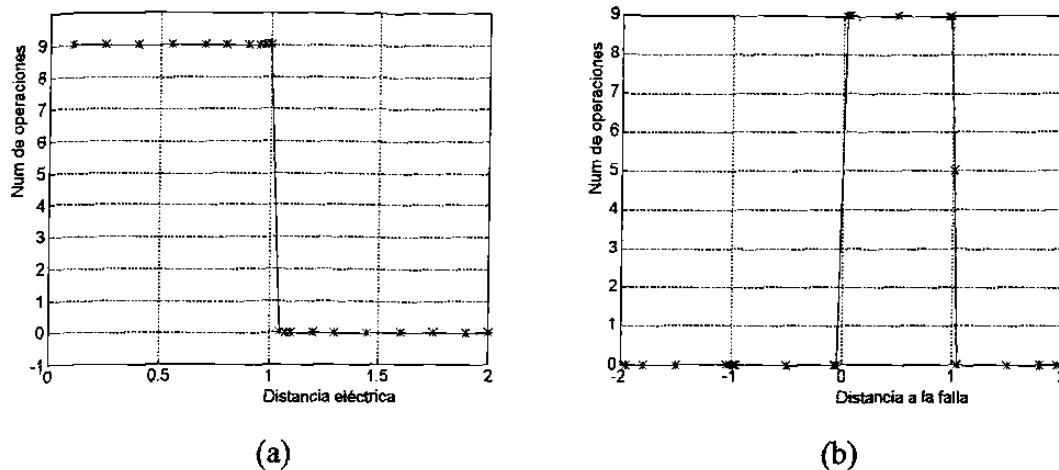


Fig. 6.1 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla diferentes a las del entrenamiento (b).

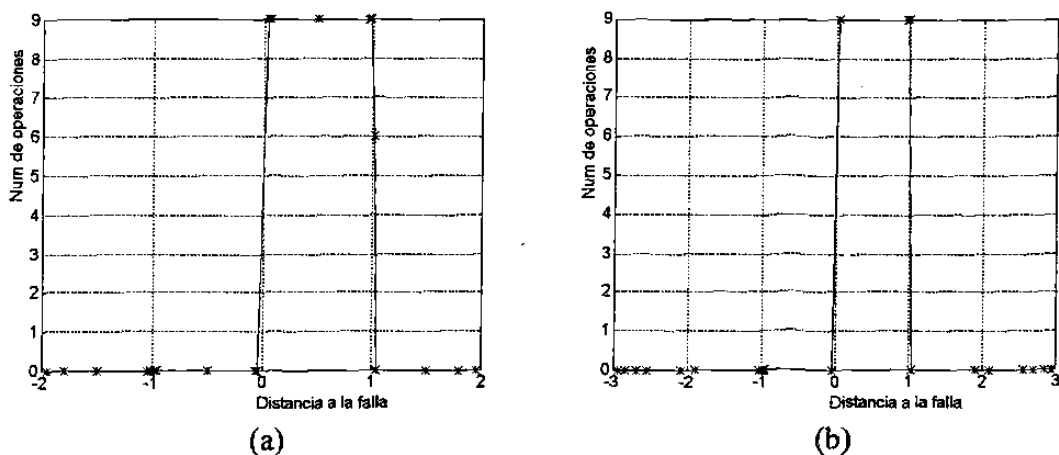


Fig. 6.2 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo $-3 < m < 3$ (b).

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 $\underline{Z}_S$ y R_F 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 $\underline{Z}_S$ y R_F 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 $\underline{Z}_S$ y R_F afectan más la capacidad de generalización de la RNA que la localización de la falla.

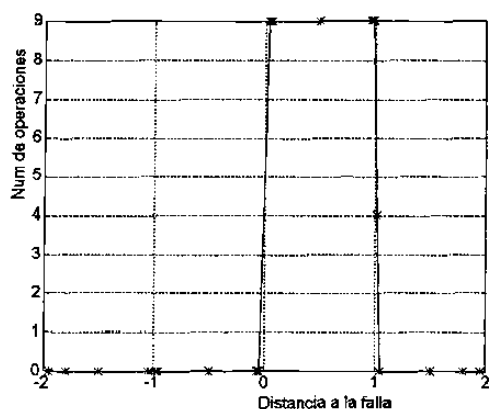


Fig. 6.3 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento y localizaciones de falla diferentes.

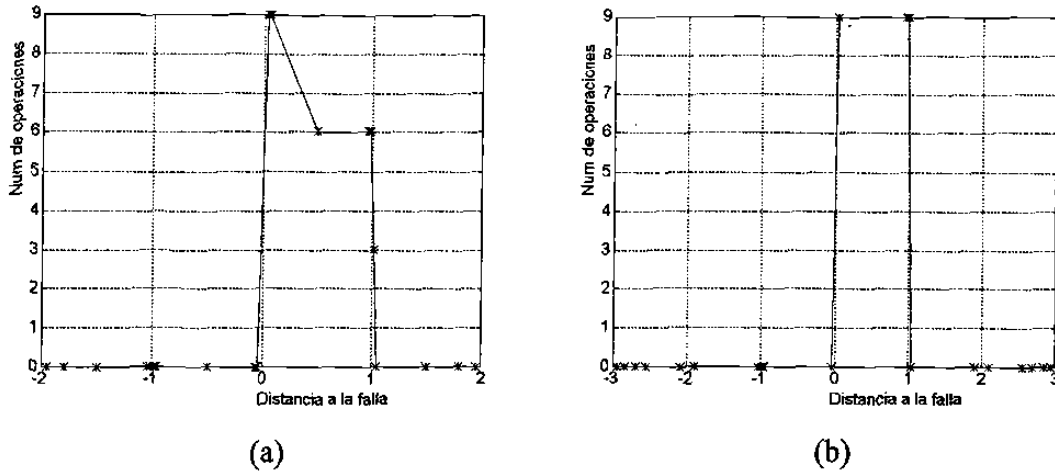


Fig. 6.4 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento. Para valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo $-3 < m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

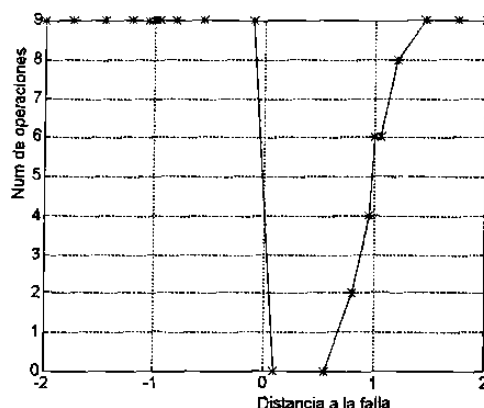


Fig. 6.5 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de igual polaridad y diferente magnitud que las de entrenamiento.

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 analógico pasabajos.

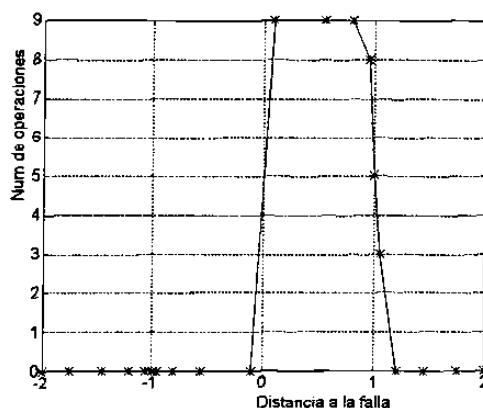


Fig. 6.6 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas en la corriente de polaridades y magnitudes diferentes a las de entrenamiento.

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

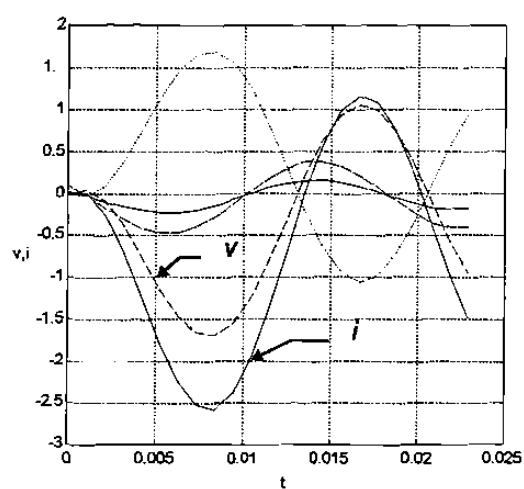
Utilizando el programa de computadora digital desarrollado en MATLAB, se complementa el conjunto de patrones de entrenamiento, incluyendo patrones derivados de señales contaminadas. Los nuevos patrones de entrenamiento a utilizar quedan contenidos dentro de los siguientes tipos:

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

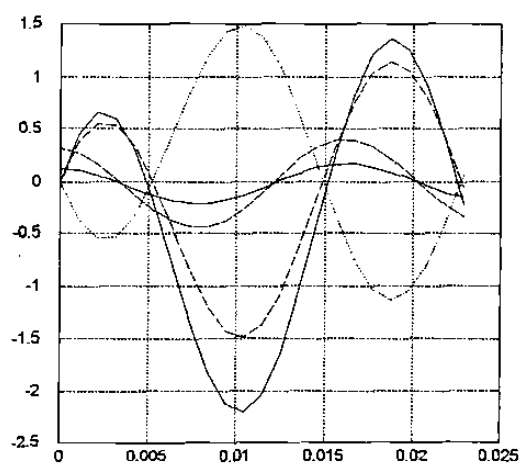
3) Componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente, voltaje sinusoidal.

4) Máxima componente aperiódica negativa en la corriente, voltaje sinusoidal.

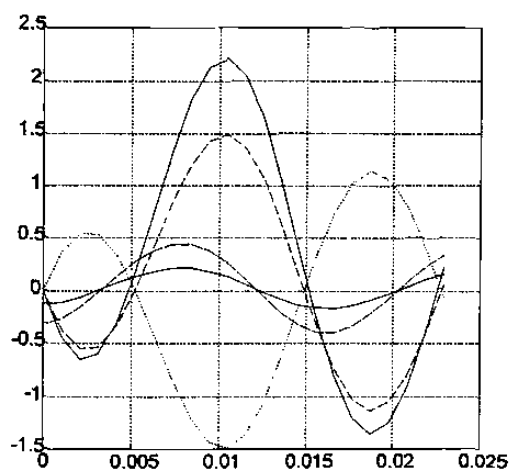
5) Componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente, voltaje sinusoidal.



(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

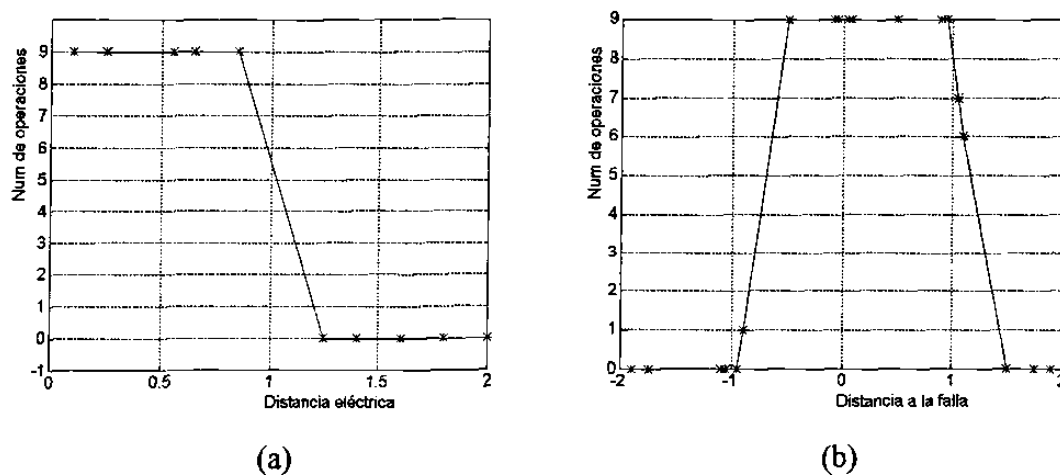


Fig. 6.8 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

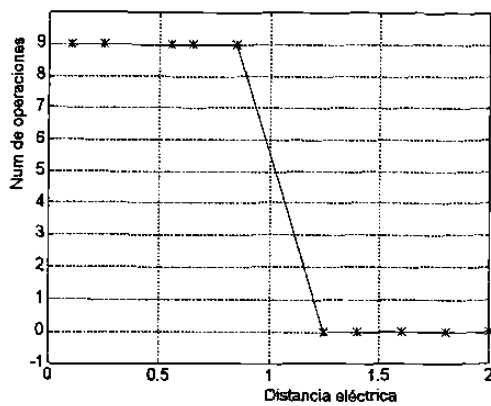
afectación de la respuesta del estimador para fallas hacia atrás cuando $\underline{Z}_s$ y R_f son distintos a los de entrenamiento (Fig. 6.9(b)). La afectación en la respuesta del estimador es menor para fallas hacia adelante. Se observa que se tienen algunas operaciones incorrectas para fallas externas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

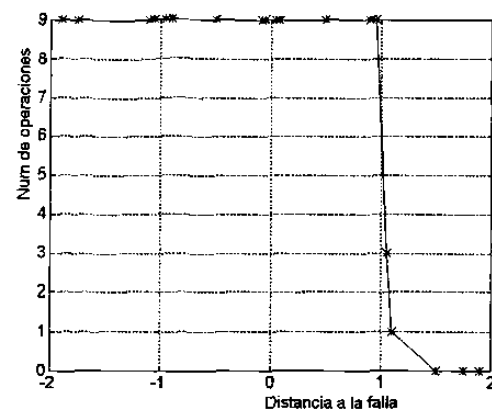
6.3.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente

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_f 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.



(a)



(b)

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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

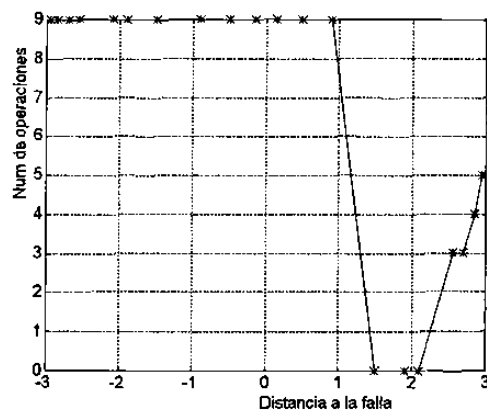


Fig. 6.10 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente y para localizaciones de fallas en el intervalo de $-3 < m < 3$.

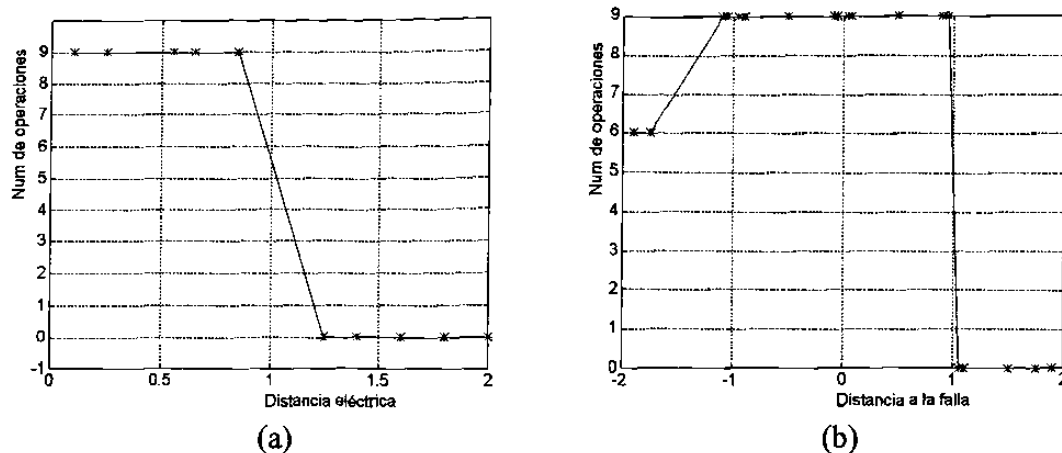


Fig. 6.11 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales contaminadas con componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente. Para un subconjunto de patrones de entrenamiento como patrones de prueba (a); para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de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

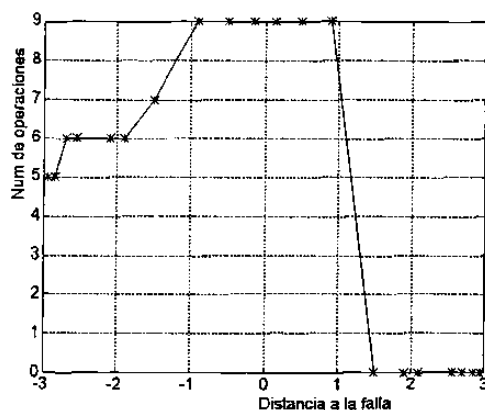


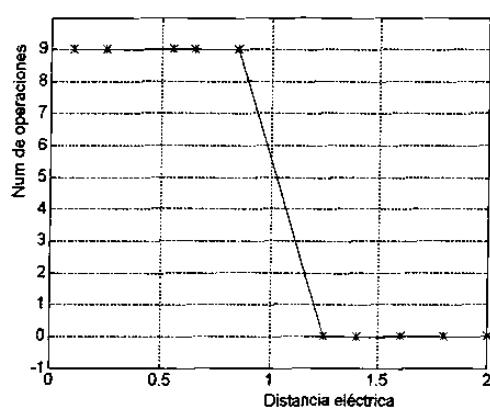
Fig. 6.12 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente, y para diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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

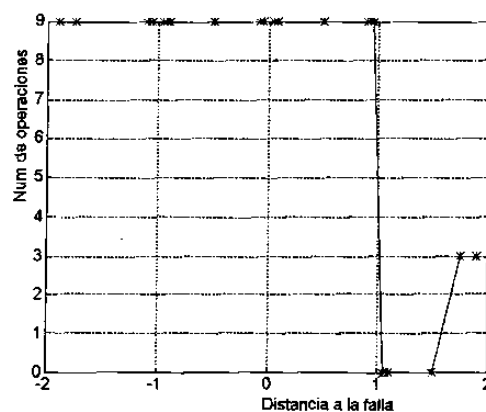
Las Fig. 6.13 y 6.14 muestran el comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente. La Fig. 6.13(a) presenta los resultados para un conjunto de patrones de prueba iguales a los utilizados

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 $\underline{Z}_S$ 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.



(a)



(b)

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 $\underline{Z}_S$ 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 $\underline{Z}_s$ 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.

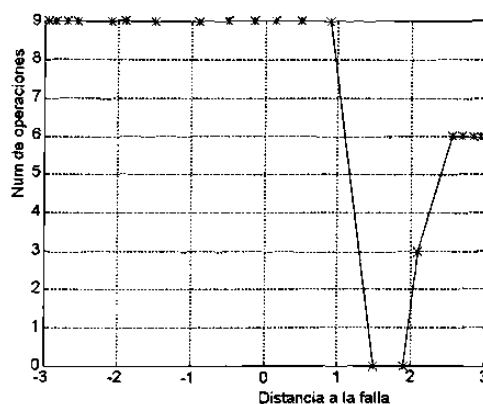
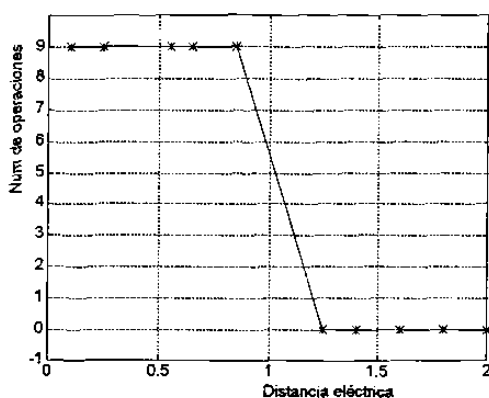
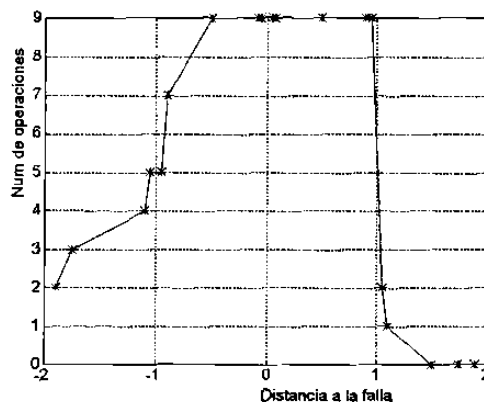


Fig. 6.14 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente, y para diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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



(a)



(b)

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 Z_S y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

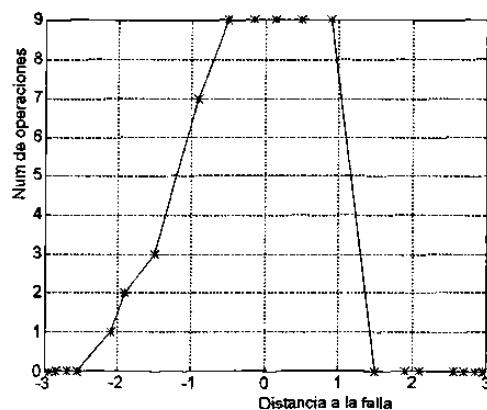


Fig. 6.16 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial de valor medio en la corriente. Para diferentes localizaciones de falla comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

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.

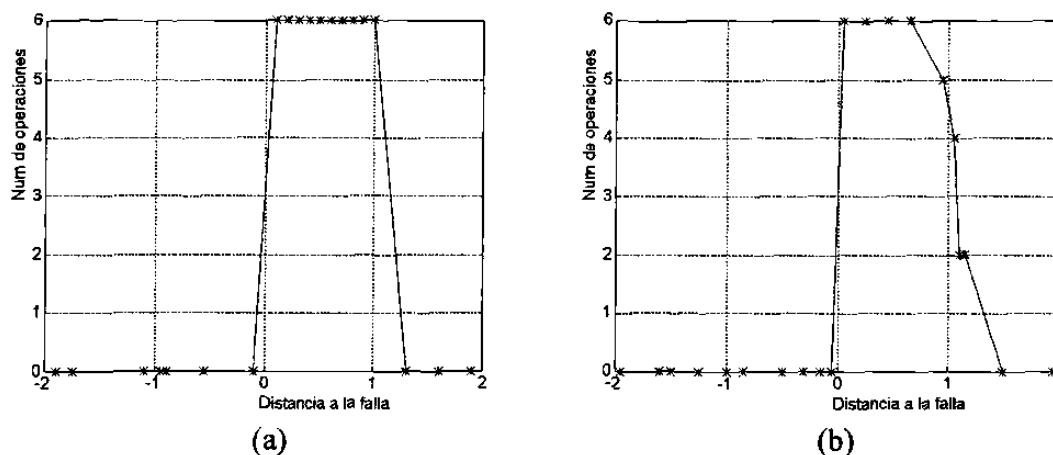


Fig. 6.17 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_s$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

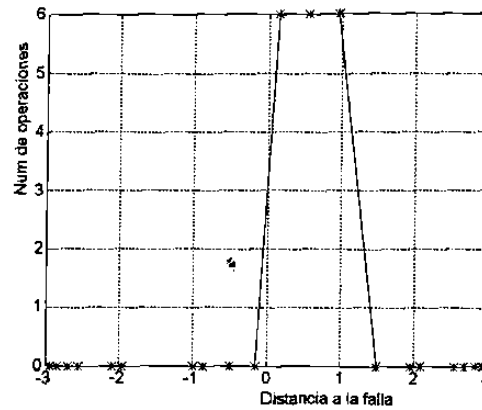
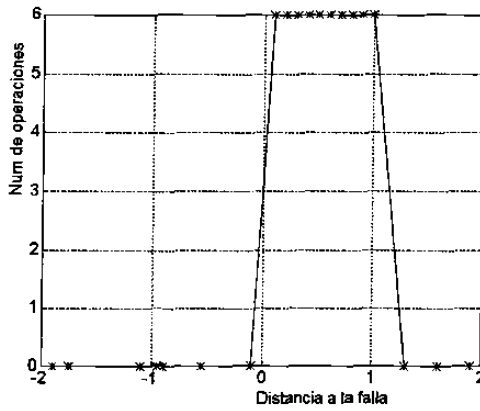
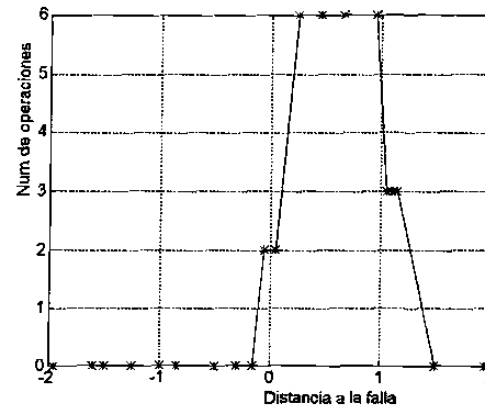


Fig. 6.18 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para diferentes localizaciones de falla comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.



(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 $\underline{Z}_S$ y R_F 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 $\underline{Z}_s$ y R_F 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.

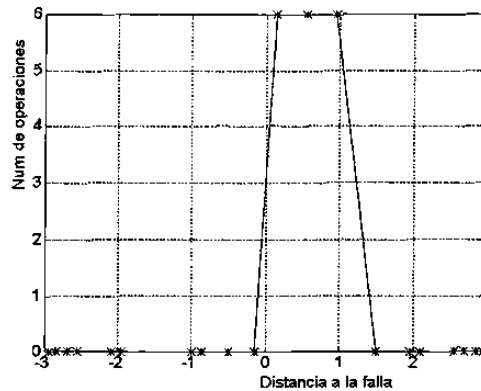


Fig. 6.20 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente. Para diferentes localizaciones de fallas, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

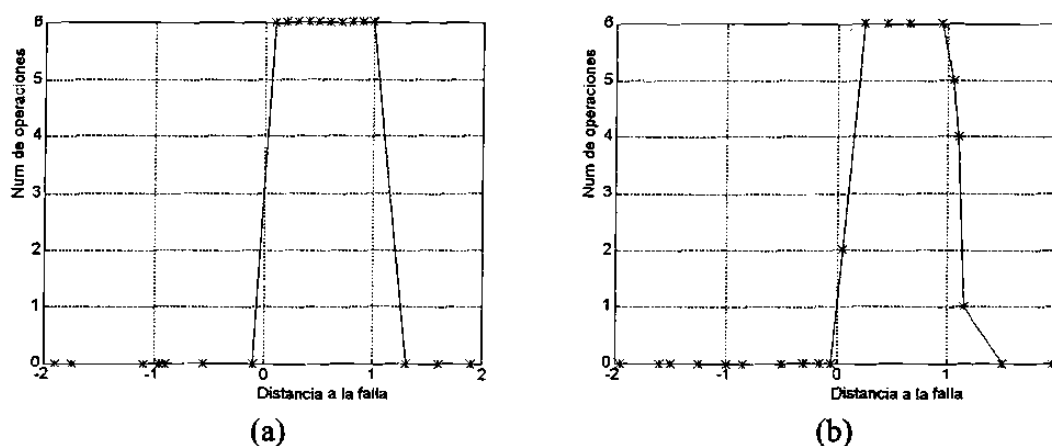


Fig. 6.21 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica exponencial positiva de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_s$ y R_F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

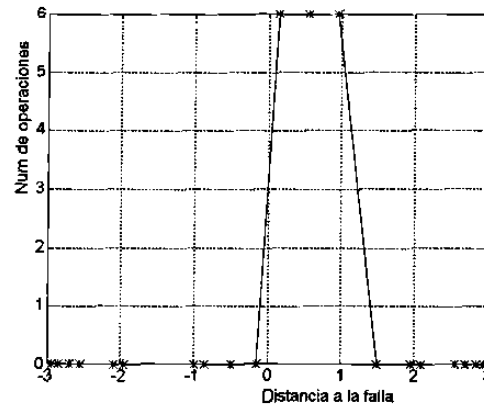
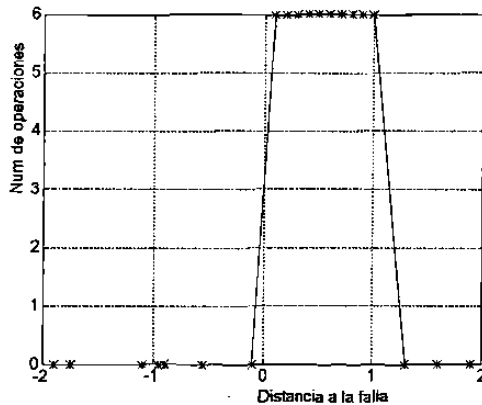
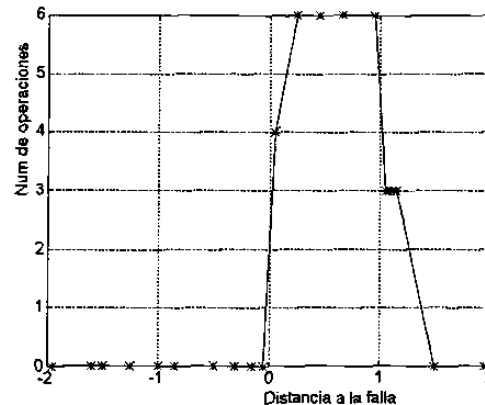


Fig. 6.22 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica positiva de valor medio en la corriente y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.



(a)



(b)

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_F diferentes a los de entrenamiento (b).

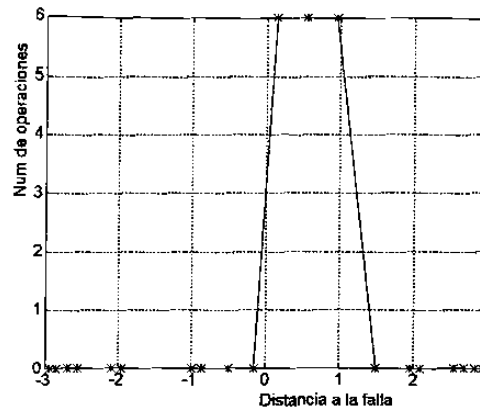


Fig. 6.24 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

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 $\underline{Z}_s$ 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.

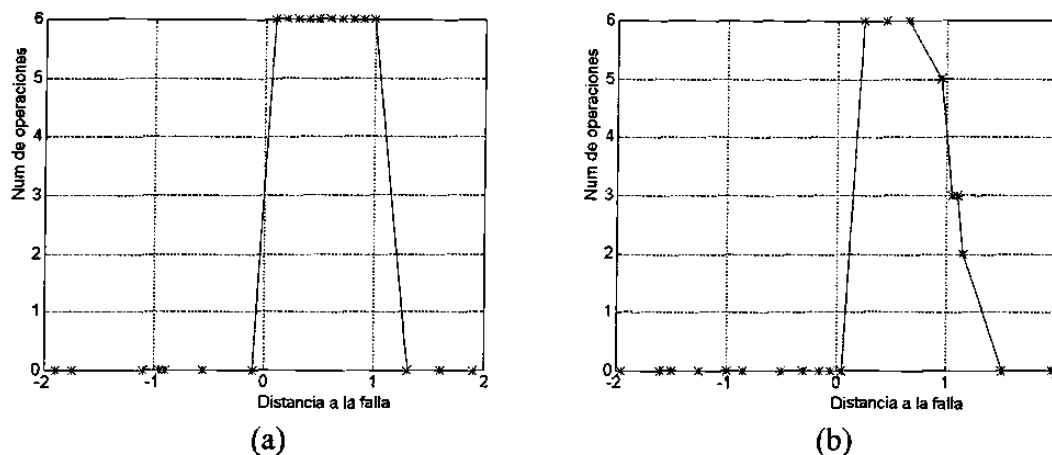


Fig. 6.25 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

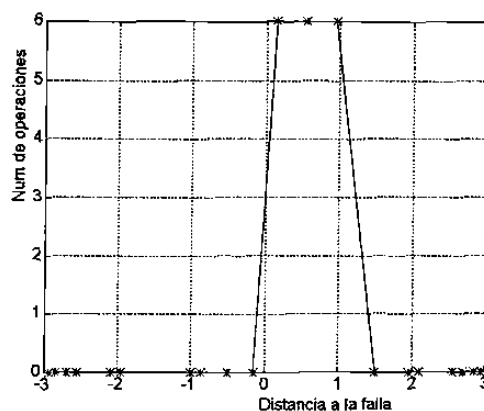


Fig. 6.26 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica negativa de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.

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_F , 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_F 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 $\underline{Z}_s$ y R_F 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 $\underline{Z}_S$ y R_F 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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento. Se observa

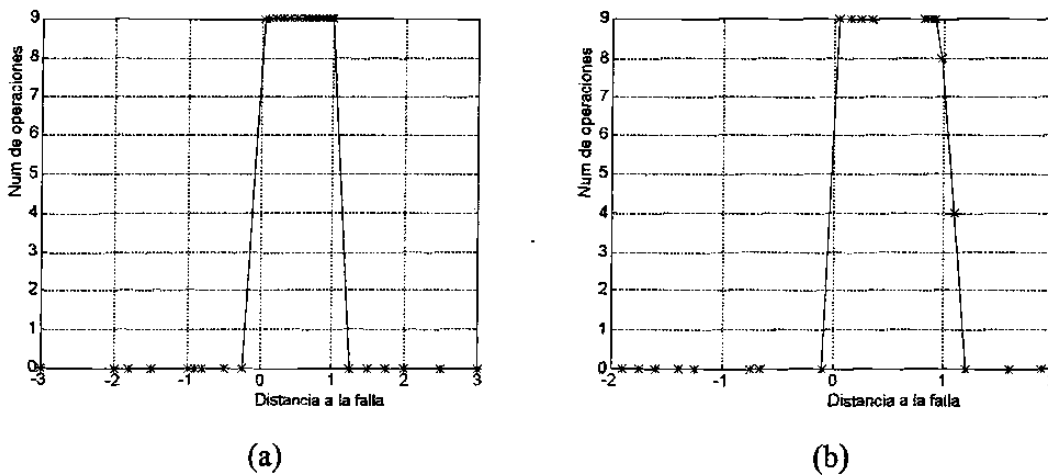


Fig. 6.27 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

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.

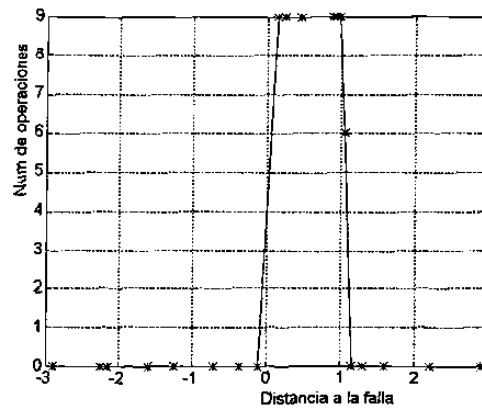
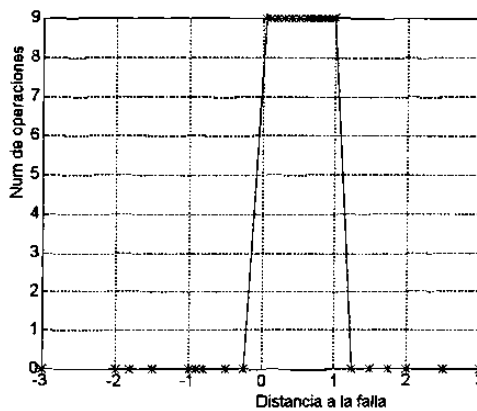
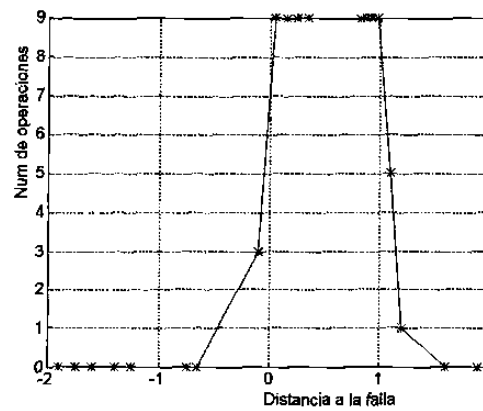


Fig. 6.28 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales, y para diferentes localizaciones de fallas, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$.



(a)



(b)

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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b).

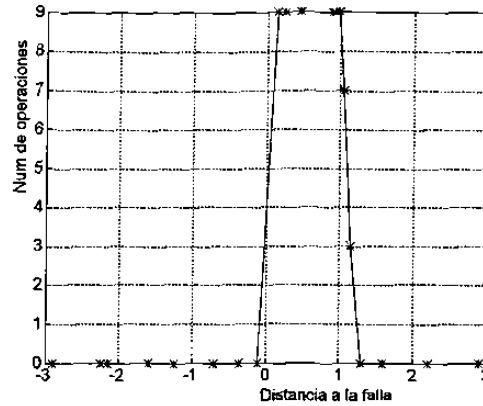


Fig. 6.30 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales con máxima componente exponencial positiva en la corriente y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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.

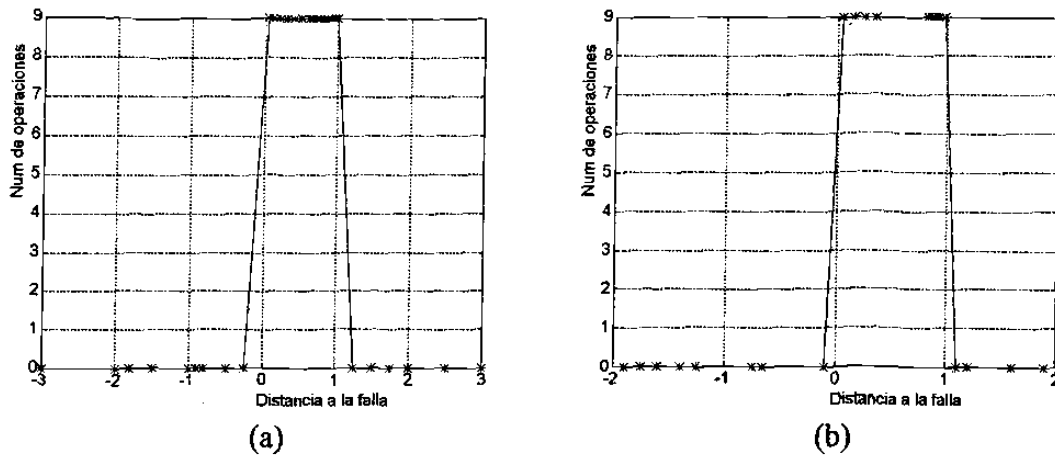


Fig. 6.31 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componente aperiódica exponencial positiva de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de Z_s y R_F diferentes a los de entrenamiento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

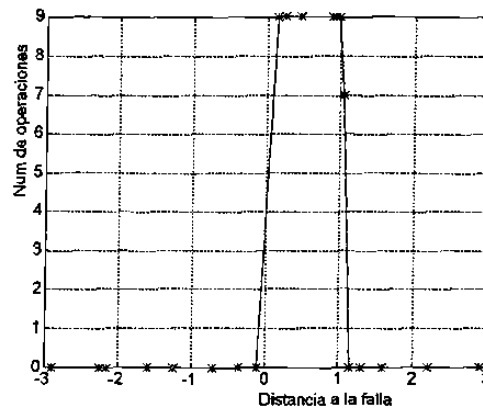


Fig. 6.32 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componente aperiódica exponencial de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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.

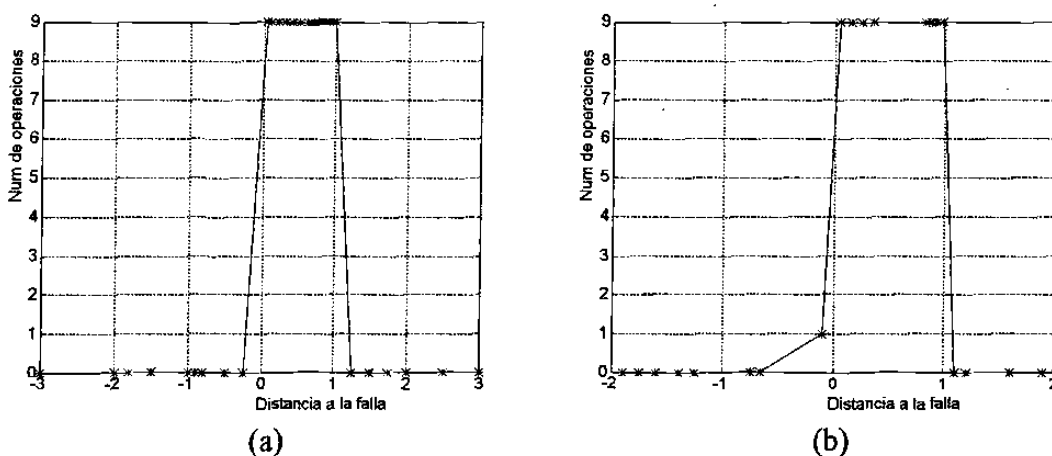


Fig. 6.33 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente aperiódica exponencial negativa en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_g$ y R_F diferentes a los de entrenamiento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

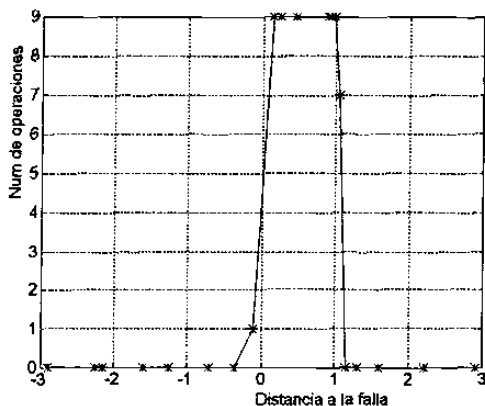


Fig. 6.34 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen máxima componente aperiódica exponencial negativa en la corriente y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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_F 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.

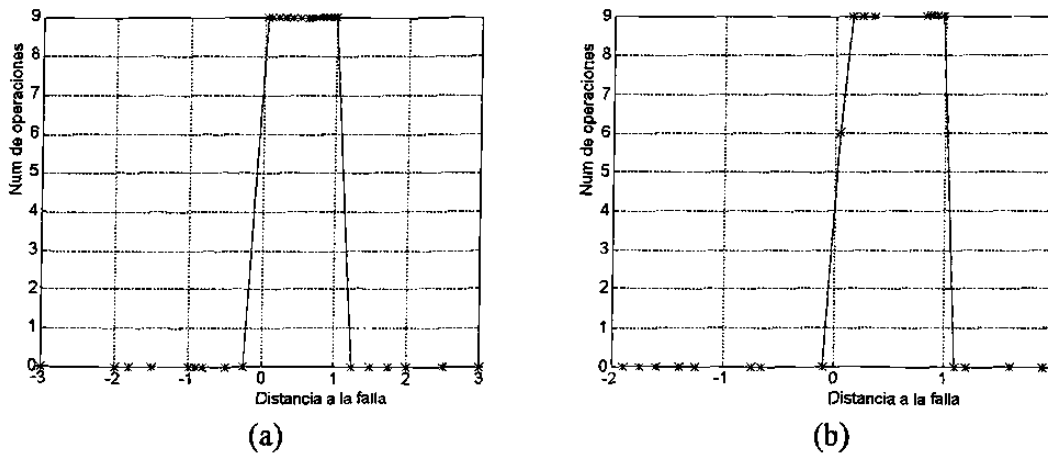


Fig. 6.35 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de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

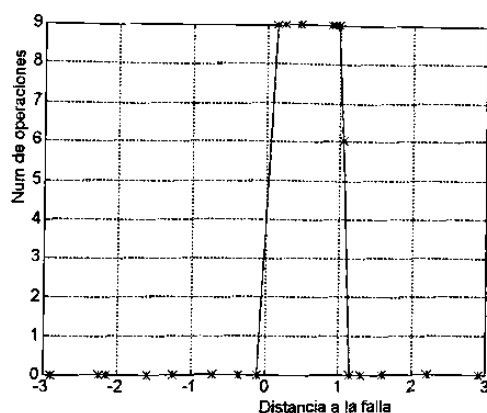


Fig. 6.36 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente, y diferentes localizaciones de falla, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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 $\underline{Z}_s$ y R_F 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 $\underline{Z}_s$ y R_p 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.

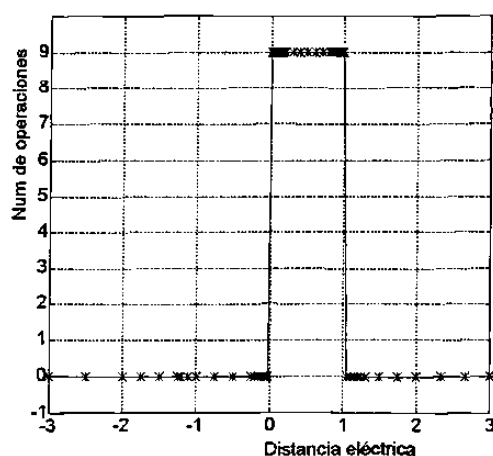


Fig. 6.37 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento.

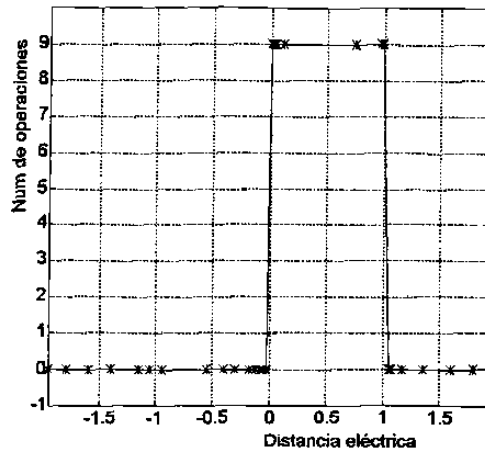


Fig. 6.38 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento.

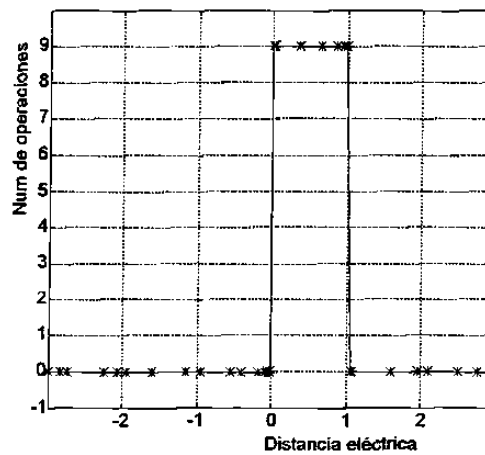


Fig. 6.39 Comportamiento del estimador tipo mho para diferentes localizaciones de fallas, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$.

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.