UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON
FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
DIVISION DE ESTUDIOS DE POSGRADO

APLICACION DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCION DE DISTANCIA

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA
ELECTRICA CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

PRESENTA

DANIEL POSADAS SANCHEZ

CD. UNIVERSITARIA JULIO DE 1998

APLICACIÓN DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCIÓN DE DISTANCIA

TM
Z5853
.M2
FIME
1998
P6

1020124835

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON
FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
DIVISION DE ESTUDIOS DE POSGRADO

APLICACION DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCION DE DISTANCIA

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA
ELECTRICA CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

PRESENTA

DANIEL POSADAS SANCHEZ

MONTERREY, N. L. JUNIO DE 1998

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON

FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO

APLICACION DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCION DE DISTANCIA

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA ELECTRICA
CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

PRESENTA

DANIEL POSADAS SANCHEZ

MONTERREY, N. L. JUNIO DE 1998

CAPILLA ALFONSINA
FONDO
TESIS

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON
FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA
DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la tesis APLICACION DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCION DE DISTANCIA realizada por el Ing. Daniel Posadas Sánchez sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestro en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica con Especialidad en Potencia.

El Comité de Tesis

Asesor
Dr. Héctor Jorge Altuve Ferrer

Coasesor
Dr. Oscar Leonel Chacón Mondragón

Coasesor
Dr. Florencio Aboytes García

Vo. Bo.
M.C. Roberto Villarreal Garza
División de Estudios de Postgrado

Monterrey, N.L., Junio de 1998

DEDICATORIA

A MI PADRE:

Fernando Posadas Soria, por su incesante afán de darnos a sus hijos la mejor herencia: nuestra educación.

A MI MADRE:

María Esthela Sánchez de Posadas, por su inquebrantable vocación de madre, por sus dulces palabras de aliento y apoyo incondicional.

A MI ESPOSA:

Angélica Mancilla de Posadas, por su cariño, amor y comprensión durante todo el tiempo empleado en la realización de este trabajo.

A MI HIJO:

Daniel Alejandro, porque la finalización de este trabajo marque el inicio de una relación más estrecha.

A MIS HERMANOS

Fernando y Lorena, por su amistad y apoyo tolerantes y constantes.

AGRADECIMIENTOS

- A Dios, por el preciado Don de la vida.

- Al Dr. Héctor Jorge Altuve Ferrer, por su paciencia, comprensión y asesoría en la realización de este trabajo.

- Al Dr. Oscar Chacón mondragón por la buena disposición mostrada durante la asesoría del presente trabajo.

- A mis amigos y compañeros del *DIE.* Arturo, Juan Carlos, Manuel, Marcelino, Israel, Francis, Ismael, Ernesto, Carlos y Alberto.

- Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por el financiamiento otorgado para la realización de mis estudios de maestría.

RESUMEN

APLICACION DE REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES A LA PROTECCION DE DISTANCIA

Publicación No._____

Daniel Posadas Sánchez, M C. en Ingeniería Eléctrica

Universidad Autónoma de Nuevo León, 1998

Profesores Asesores: Dr. Héctor Jorge Altuve Ferrer, Dr. Oscar Leonel Chacón Mondragón

La orientación original de la presente tesis era aplicar redes de neuronas artificiales para resolver el problema de optimización del algoritmo de mínimos cuadrados, para aplicarlo en la protección de distancia. Por ello, se estudia en primer lugar el filtro digital de mínimos cuadrados. Se analiza su comportamiento en estado estable y transitorio utilizando señales de corriente sinusoidales contaminadas con una componente aperiódica exponencial y componentes oscilatorias amortiguadas de alta frecuencia. Los resultados obtenidos muestran un buen comportamiento del filtro para señales de corriente contaminadas con componente aperiódica exponencial, el cual se mejora a medida que se modela con más detalle la señal utilizada. Sin embargo, para señales contaminadas con componentes oscilatorias de alta frecuencia, se obtiene una respuesta deteriorada, lo cual constituye una limitación muy severa para su aplicación a la protección de distancia de líneas de transmisión.

Como consecuencia del resultado antes mencionado, esta tesis analiza la posible aplicación de las redes de neuronas artificiales a la realización de funciones de protección de líneas de transmisión y se demuestra la factibilidad de su aplicación al problema de la estimación de la zona de falla. La solución de este problema se plantea como un procedimiento de clasificación de patrones de información, y se utiliza una red de neuronas con propagación hacia adelante para realizar esta función.

Se consideran las posibles estructuras de un relevador neuronal de distancia que se derivan de los relevadores analógicos y digitales convencionales. La estructura del relevador neuronal propuesto tiene elementos de medición independientes para los distintos tipos de fallas. Se aplican las señales apropiadas de voltajes y corrientes de entrada en forma paralela a la red neuronal de detección de fallas y a las redes de estimación de zona de falla, correspondientes a los diferentes tipos de fallas.

Se proponen dos estimadores neuronales de zona de falla. El primero de ellos, el estimador neuronal tipo impedancia, muestra la capacidad de una red de neuronas para aprender y llevar a cabo la comparación de amplitud de señales en que se basa el relevador tipo impedancia. El segundo, 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 se entrena en base a los principios discriminativos de los relevadores convencionales.

Se analiza la respuesta de ambos estimadores utilizando señales de voltaje y corriente senoidales. Asimismo, se obtiene la respuesta del estimador neuronal tipo mho para señales que contienen diferentes niveles y polaridades de componente aperiódica exponencial en la corriente y voltaje senoidal. Se aborda también el efecto del corrimiento de la ventana de datos de prueba con respecto a la ventana de datos de entrenamiento en la respuesta de ambos estimadores.

Los resultados obtenidos confirman que las redes de neuronas artificiales pueden usarse con éxito para la solución del problema de discriminación de la zona de falla, además de que representa un paso intermedio hacia el diseño de un relevador neuronal para protección.

INDICE

Agradecimientos v

Resumen vi

Indice de figuras xiv

Indice de tablas xxiv

Capítulo 1. INTRODUCCION

1.1 Introducción 1

1.2 Identificación del problema 1

1.3 Desarrollo histórico de los relevadores de distancia 2

1.4 Algoritmos clásicos para relevadores digitales de distancia 4

1.5 Inteligencia artificial y sus principales aplicaciones 6

1.6 Aplicación de técnicas de inteligencia artificial en protección de sistemas eléctricos de potencia 11

1.7 Objetivos de la tesis 13

1.8 Estructura de la tesis 14

Capítulo 2. PRINCIPIOS DE OPERACION DE LOS RELEVADORES DE DISTANCIA

2.1 Introducción 17

2.2 Protección de distancia de líneas de transmisión 17

2.3 Relevadores analógicos de distancia 20

2.4 Relevadores digitales de distancia 25

2.4.1 Medición de la distancia a la falla 25

2.4.2 Medición de la distancia en el lazo de falla 27

2.4.3 Algoritmos basados en la ejecución de todas las mediciones de distancia 28

2.4.4 Algoritmos basados en la selección de las fases falladas 29

2.4.5 Algoritmos basados en ecuaciones para mediciones polifásicas 30
2.5 Filtrado de señales para protección de distancia 30
2.5.1 Algoritmo de Fourier de un ciclo 32
2.5.2 Algoritmo de Fourier de medio ciclo 33
2.6 Conclusiones del capítulo 34

Capítulo 3. FILTRO DIGITAL DE MINIMOS CUADRADOS

3.1 Introducción 35
3.2 Fundamentos teóricos de los filtros de mínimos cuadrados 36
3.3 Los filtros de mínimos cuadrados como filtros de convolución 39
3.4 Respuesta a la frecuencia de los filtros de mínimos cuadrados 41
3.4.1 Efecto del modelo de señal 41
3.4.2 Efecto de la frecuencia de muestreo 45
3.4.3 Efecto de la longitud de ventana 47
3.5 Consideraciones numéricas 47
3.5.1 Efecto de la frecuencia de muestreo 48
3.5.2 Efecto de la longitud de ventana 49
3.6 Respuesta de estado transitorio de los filtros de mínimos cuadrados 50
3.7 Conclusiones del capítulo 57

Capítulo 4. CONSIDERACIONES SOBRE UN RELEVADOR NEURONAL DE DISTANCIA

4.1 Introducción 61
4.2 Estructura de un relevador neuronal de distancia 62
4.3 Métodos de discriminación de la zona de falla 67
4.3.1 Principios básicos 67
4.3.2 Estimador tipo impedancia basado en redes neuronales 69
4.3.3 Estimador tipo mho basado en redes neuronales 71

4.3.4 Alternativas de salidas de la red neuronal para protección de distancia 77
4.4 Estructura de la red neuronal 78
4.5 Conclusiones del capítulo 82

Capítulo 5. ENTRENAMIENTO Y PRUEBAS DEL ESTIMADOR NEURONAL DE ZONA DE FALLA CON SEÑALES SINUSOIDALES

5.1 Introducción 84
5.2 Proceso de entrenamiento y prueba 84
5.2.1 Preparación del conjunto de datos de entrenamiento 85
5.2.2 Formación de patrones de entrenamiento 89
5.2.3 Estructura de las redes de neuronas artificiales 90
5.2.4 Entrenamiento 91
5.2.5 Evaluación de las redes neuronales 91
5.3 Entrenamiento y prueba de las redes de neuronas con señales puramente sinusoidales 92
5.4 Utilización de valores instantantáneos de voltaje y corriente como señales de entrada a la red neuronal 92
5.5 Estimador tipo impedancia basado en redes neuronales 93
5.6 Estimador tipo mho basado en redes neuronales 98
5.6.1 Utilización de $iR_r - v$ y v como señales de entrada a la RNA 102
5.7 Observaciones sobre la coincidencia de las ventanas de datos de entrenamiento y prueba 103
5.8 Conclusiones del capítulo 109

Capítulo 6. ENTRENAMIENTO Y PRUEBAS DEL ESTIMADOR TIPO MHO CON SEÑALES CONTAMINADAS

6.1 Introducción 111

6.2 Entrenamiento con señales que contienen componentes aperiódicas de una sola polaridad y una sola magnitud 111
6.2.1 Entrenamiento 112
6.2.2 Pruebas con señales sinusoidales 113
6.2.3 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento 114
6.2.4 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de igual polaridad, pero diferente magnitud que las de entrenamiento 116
6.2.5 Pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de polaridades y magnitudes diferentes a las de entrenamiento 116
6.3 Entrenamiento con señales que contienen componentes aperiódicas de ambas polaridades 118
6.3.1 Entrenamiento 118
6.3.2 Pruebas con señales sinusoidales 120
6.3.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente 121
6.3.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente 122
6.3.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente 124
6.3.6 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente 126
6.4 Entrenamiento con patrones de fallas en ambas direcciones 128
6.4.1 Entrenamiento 128
6.4.2 Pruebas con señales sinusoidales 129
6.4.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente 130
6.4.4 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial positiva de valor medio en la corriente 132

6.4.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente 133
6.4.6 Pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente 135
6.5 Reforzamiento del entrenamiento por incremento del número de patrones 137
6.5.1 Entrenamiento 137
6.5.2 Pruebas con señales sinusoidales y con señales que contienen componentes exponenciales de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento 137
6.5.3 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial positiva en la corriente 138
6.5.4 Pruebas con señales que contienen componente exponencial positiva de valor medio en la corriente 140
6.5.5 Pruebas con señales que contienen máxima componente exponencial negativa en la corriente 141
6.5.6 Pruebas con señales que contienen componente exponencial negativa de valor medio en la corriente 143
6.5.7 Entrenamiento con mayor reforzamiento en los puntos que delimitan la zona de protección 144
6.5.8 Pruebas del estimador tipo mho con entrenamiento reforzado 145
6.6 Conclusiones del capítulo 146

Capítulo 7. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y APORTACIONES

7.1 Introducción 148
7.2 Conclusiones generales 148
7.2.1 Filtro digital de mínimos cuadrados 149
7.2.2 Consideraciones sobre un un relevador neuronal de distancia 149

7.2.3 Entrenamiento y pruebas del estimador neuronal de zona de falla con señales sinusoidales 150
7.2.4 Entrenamiento y pruebas del estimador neuronal de zona de falla con señales que contienen componente aperiódica exponencial 151
7.3 Recomendaciones para trabajos futuros 152
7.4 Aportaciones 153
Referencias 154

INDICE DE FIGURAS

No. de Figura	Descripción	Página
1.1	Definiciones de inteligencia artificial	8
1.2	Sistemas y enfoques en la interrelación de categorías de actividades y características humanas.	8
2.1	Característica escalonada de tiempo de la protección de distancia.	18
2.2	Operación de la protección de distancia en una red con varias fuentes de generación.	19
2.3	Característica de operación en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1/\underline{E}_2$ de un esquema de comparación de amplitud.	22
2.4	Característica de operación en el plano complejo $\underline{W} = \underline{E}_1/\underline{E}_2$ de un esquema de comparación de fase	23
2.5	Características de operación típicas de relevadores de distancia	25
2.6	Determinación de la condición de operación de un relevador digital de distancia	27
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)	42
3.2	Efecto de modelar la componente aperiódica como una rampa descendente. Coeficientes del filtro (a); respuesta a la frecuencia (b).	43
3.3	Respuesta del filtro que modela la componente aperiódica como rampa descendente y considera hasta la octava armónica	43
3.4	Efecto de modelar la componente aperiódica con los tres primeros términos de (3.7) y de considerar hasta la sexta armónica	44
3.5	Efecto de añadir una componente subarmónica (p=0.5) en el modelo de señal del filtro de la Fig. 3.1	45

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). 46

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) 48

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) 54

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) 55

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 ½ ciclos (b) y 2 ciclos (c) 56

3.11 Efecto de una componente oscilatoria amortiguada de alta frecuencia en el voltaje 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) 57

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) 58

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 ½ ciclos (b) y 2 ciclos (c) 58

4.1 Módulos funcionales de un relevador de distancia. 63

4.2 Zona de protección de un relevador de distancia. 63

4.3 Relevador neuronal de distancia basado en la selección de las fases falladas. 64

4.4 Relevador de distancia con redes neuronales independientes para los distintos tipos de fallas. 65

4.5 Estructura de un relevador neuronal de distancia. 66
4.6 Estructura de un estimador de zona de falla basado en redes neuronales. 68
4.7 Característica de operación tipo impedancia. 70
4.8 Característica tipo mho. 73
4.9 Efecto de multiplicar $\underline{Z}_r$ por i. 75
4.10 Falla en el punto del alcance. 75
4.11 Falla interna. 76
4.12 Falla externa. 76
413 Característica tipo mho sin retardo de tiempo t_r en la operación del relevador. 77
4.14 Ilustración de un nodo de procesamiento (neurona). 79
4.15 Estructura de una FFNN para estimación de la localización de la falla. 80
5.1 Modelo de sistema de potencia radial para la generación de señales de entrenamiento y prueba de las RNA. 86
5.2 Corriente de cortocircuito sin componente exponencial (línea discontinua) y con componente exponencial (línea continua). 88
5.3 Proceso de generación de patrones de entrenamiento. 90
5.4 Comportamiento del estimador tipo impedancia con patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento. 94
5.5 Comportamiento del estimador tipo impedancia para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento. 95
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. 96
5.7 Comportamiento del estimador tipo impedancia para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$. 96
5.8 Prueba del estimador tipo impedancia con una corriente contaminada con máxima componente aperiódica exponencial y un voltaje sinusoidal. 98

5.9 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento. 99

5.10 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla diferentes a las de entrenamiento. 100

5.11 Comportamiento del estimador tipo mho para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento. 100

5.12 Comportamiento del estimador tipo mho para fallas diferentes a las de entrenamiento, localizadas en $-3 < m < 3$. 101

5.13 Comportamiento del estimador tipo mho para corrientes de falla con máxima componente aperiódica exponencial negativa. 101

5.14 Coincidencia de las ventanas de entrenamiento y prueba. 103

5.15 Ventanas de entrenamiento y prueba no coincidentes. 104

5.16 Comportamiento del estimador tipo impedancia para una ventana de prueba desplazada con respecto a la de entrenamiento en: una muestra (a) ; tres muestras (b). 105

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. 105

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). 106

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). 107

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. 108

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). 108

5.22 Retardo de tiempo introducido por el algoritmo de búsqueda de la ventana de entrenamiento. 109

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). 114

6.2 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo $-3 < m < 3$ (b). 114

6.3 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento y localizaciones de falla diferentes. 115

6.4 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen componentes aperiódicas de iguales polaridad y magnitud que las de entrenamiento. Para valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla en el intervalo de $-3 < m < 3$ (b). 116

6.5 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas de igual polaridad y diferente magnitud que las de entrenamiento. 117

6.6 Comportamiento del estimador tipo mho para señales que contienen componentes aperiódicas de polaridades y magnitudes diferentes a las de entrenamiento. 117

6.7 Formas de onda para componentes aperiódicas exponenciales negativas en la corriente: $\alpha - \theta = \pi/2$ (a); $\alpha - \theta = \pi/4$ (b); $\alpha - \theta = 5\pi/4$ (c). 119

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). 121

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). 123

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 $-3<m<3$. 123

6.11 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales contaminadas con una 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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b). 124

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 $-3<m<3$. 124

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). 125

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 $-3<m<3$. 126

6.15 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b). 127

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 $-3 < m < 3$. 127

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)..... 130

6.18 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales. Para diferentes localizaciones de falla comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$..... 131

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). 131

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 $-3 < m < 3$. 132

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). 133

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 $-3 < m < 3$ 134

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). 134

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 $-3 < m < 3$. 135

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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b). 136

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 $-3 < m < 3$. 136

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). 138

6.28 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales sinusoidales, y para diferentes localizaciones de falla, comprendidas en el intervalo $-3 < m < 3$ 139

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). 139

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 $-3 < m < 3$. 140

6.31 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente aperiódica exponencial de valor medio en la corriente. Para patrones de prueba iguales a los de entrenamiento (a); para localizaciones de falla y valores de $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b). 141

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 $-3 < m < 3$ 141

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 $\underline{Z}_S$ y R_F diferentes a los de entrenamiento (b). 142

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 $-3 < m < 3$. 142

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). 143

6.36 Comportamiento del estimador tipo mho para pruebas con señales que contienen una componente exponencial negativa de valor medio en la corriente, y localizaciones de falla diferentes, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$. 144

6.37 Comportamiento del estimador tipo mho para patrones de prueba iguales a los patrones de entrenamiento. 145

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. 146

6.39 Comportamiento del estimador tipo mho para diferentes localizaciones de fallas, que cubren el intervalo $-3 < m < 3$. 146

INDICE DE TABLAS

No. de Tabla	Descripción	Página
2.1	Señales de entrada a esquemas de comparación, necesarias para obtener distintos tipos de relevadores de distancia.	24
3.1	Valores máximos y mínimos de los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ para diferentes frecuencias de muestreo.	49
3.2	Valores máximos y mínimos de los elementos de la segunda y tercera filas de S^+ para diferentes longitudes de ventana.	50
3.3	Valores extremos de los elementos de S^+ para ventana de medio ciclo y diferentes frecuencias de muestreo.	51