

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



APLICACION DE REDES NEURONALES EN LA
DISCRIMINACION ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES
DE POTENCIA

POR

JOSUE ROSEMBERG COUTINO OZUNA

TESIS

EN OPCION AL GRADO DE MAESTRO
EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA ELECTRICA
CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

SAN NICOLAS DE LOS GARZA, N. L. AGOSTO 2002

2002

FIME

2002

.C68

.M2

Z5853

TM

APLICACIONES DE REDES NEURONALES EN LA DISCRIMINACION

ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES DE POTENCIA

1

RS

CC

SO



1020148187

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



APLICACION DE REDES NEURONALES EN LA
DISCRIMINACION ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES
DE POTENCIA

POR

JOSUE ROSEMBERG COUTIÑO OZUNA

TESIS

EN OPCION AL GRADO DE MAESTRO
EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA ELECTRICA
CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

SAN NICOLAS DE LOS GARZA, N. L. AGOSTO 2002

971767

TM

Z 5853

.M2

FIME

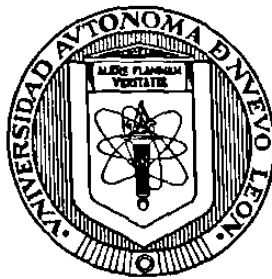
2002

.C68



FONDO
TESIS

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSTGRADO



APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA
DISCRIMINACIÓN ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES
DE POTENCIA

POR

JOSUÉ RÓSEMBERG COUTIÑO OZUNA

T E S I S

EN OPCIÓN AL GRADO DE MAESTRO
EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA ELÉCTRICA
CON ESPECIALIDAD EN POTENCIA

SAN NICOLÁS DE LOS GARZA, N.L.

AGOSTO 2002

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSTGRADO

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la tesis APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA DISCRIMINACIÓN ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES DE POTENCIA realizada por el Ing. Josué Rósemberg Coutiño Ozuna, 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. Ernesto Vázquez Martínez



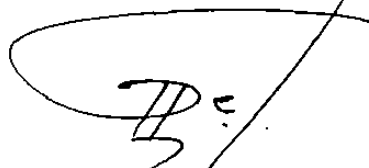
Coasesor

Dr. Rogelio Ramírez Barradas



Coasesor

Dr. Fernando Sánchez Tello



Vé. Bo

Dr. Guadalupe Alan Castillo Rodriguez
Subdirector de Estudios de Postgrado

San Nicolás de los Garza, N L.

Agosto 2002

*A los seres por los que existo, María Elena Ozuna Sánchez, mi madre, y
Rósemberg Coutiño Gordillo, mi padre.*

A mis hermanitas Roxana y Yadira.

A ellos, por los que daría TODO ...

AGRADECIMIENTOS

A mi FAMILIA que ha estado presente en cada momento de mi vida, apoyando y alentándome a ser mejor cada día.

A los profesores Dr. Ernesto Vázquez Martínez, Dr. Oscar Leonel Chacón Mondragón y Dr. Héctor Jorge Altuve Ferrer por su amistad y asesoría para la realización de este trabajo.

A mis amigos, compañeros y maestros con los que tuve la oportunidad de convivir durante mis estudios de postgrado.

A la Universidad Autónoma de Nuevo León por permitirme ser parte de ella.

Al CONACYT por el apoyo económico brindado.

A todos y cada una de las personas que de alguna manera colaboraron directa o indirectamente para la realización y conclusión de este trabajo.

A todos, GRACIAS!

RESUMEN

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA DISCRIMINACIÓN ENTRE FALLAS Y OSCILACIONES DE POTENCIA

Publicación No. _____

Josué Rósemberg Coutiño Ozuna, M.C. en Ingeniería Eléctrica

Universidad Autónoma de Nuevo León, 2002.

Profesor Asesor: Ernesto Vázquez Martínez

Los relevadores de distancia tienen por lo general tendencia a operar durante las oscilaciones de potencia, ya que estas provocan (al igual que los cortocircuitos) elevaciones de la corriente y reducciones del voltaje. Tal operación de los relevadores no es deseable, ya que puede afectar al sistema en situaciones que no necesariamente son críticas.

A fin de evitar la operación incorrecta de los relevadores por efecto de las oscilaciones de potencia se utilizan esquemas de bloqueo; la función de estos esquemas es impedir la operación de la protección durante las oscilaciones de potencia y permitir la operación durante cortocircuitos. Para que la función de bloqueo funcione correctamente, es necesario discriminar el comportamiento de las variables eléctricas (voltaje, corriente, impedancia, etc.) durante oscilaciones de potencia y durante fallas.

En este trabajo de tesis se propone la utilización de una red de neuronas artificiales (RNA) para identificar la condición anormal que está ocurriendo, y bloquear la operación del relevador si se trata de una oscilación de potencia. Se realizó especial énfasis en diseñar y entrenar una RNA para que realice la función de discriminar entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia que no requiera ningún ajuste, considerando el impacto del procesamiento digital de señales utilizado en los modernos relevadores de distancia, que comprenden el filtrado analógico anti-aliasing,

el proceso de conversión análogo-digital y el filtrado digital para el cálculo de los fasores de voltaje y corriente.

Como parte del trabajo se describe un algoritmo de obtención de señales de voltaje y corriente en componentes de fase, desarrollado en PSCAD/EMTDC y MATLAB, utilizado para determinar la impedancia aparente medida por un relevador.

Finalmente, se describe un algoritmo de operación en tiempo real de un esquema de bloqueo basado en la RNA, avalado por los resultados de las pruebas de validación realizadas al esquema de bloqueo.

ÍNDICE

Resumen.....	v
Índice de figuras.....	x
Índice de tablas.....	xii
Capítulo 1	
Introducción	
1.1 Motivación.....	1
1.2 Antecedentes.....	3
1.3 Objetivos.....	5
1.4 Limitaciones.....	5
1.5 Estructura de la tesis.....	6
Capítulo 2	
Análisis del comportamiento de los relevadores de distancia durante oscilaciones de potencia	
2.1 Introducción.....	8
2.2 Operación incorrecta de los relevadores de distancia por oscilaciones de potencia.....	9
2.3 Métodos de bloqueo por oscilaciones de potencia.....	14
2.3.1 Medición de la razón de cambio de la impedancia.....	15
2.3.2 Medición de la razón de cambio de la resistencia aparente.....	17
2.3.3 Método de la razón de cambio de una componente de voltaje.....	19
2.3.4 Método mejorado de la razón de cambio de una componente de voltaje.....	22
2.3.5 Método propuesto.....	24
2.4 Conclusiones del capítulo.....	24

Capítulo 3

Redes de neuronas artificiales (RNA)

3.1	Introducción	26
3.1.1	Neurona artificial.....	27
3.1.2	Función de activación	30
3.1.3	Estructura de una RNA.....	32
3.2	Aprendizaje con supervisión en redes neuronales de una capa	33
3.3	Aprendizaje con supervisión de redes neuronales multicapa: regla delta generalizada	35
3.4	Reducción de la complejidad de la red	43
3.5	Conclusiones del capítulo.....	46

Capítulo 4

Identificación de oscilaciones de potencia utilizando redes de neuronas artificiales

4.1	Introducción	47
4.2	Reconocimiento de patrones con RNA.....	48
4.3	Identificación de oscilaciones de potencia utilizando redes neuronales	52
4.4	Estructura de la red.....	54
4.5	Diseño y entrenamiento de la RNA.....	55
4.5.1	Descripción del sistema de prueba.....	56
4.5.2	Definición de la estructura de la red	58
4.5.3	Entrenamiento	60
4.6	Efecto de las etapas de filtrado digital en un relevador digital de distancia	61
4.7	Conclusiones del capítulo.....	65

Capítulo 5

Resultados

5.1	Introducción	67
5.2	Descripción del sistema de potencia de prueba	68
5.3	Metodología de evaluación	69
5.4	Casos de prueba	72
5.4.1	Caso 1: Falla en la zona de operación de la RN	

seguida de una pérdida de sincronismo	72
5.4.2 Caso 2: Falla fuera de la zona de operación de la RN seguida de una pérdida de sincronismo	75
5.4.3 Caso 3: Ocurrencia de una falla en la condición de bloqueo.....	77
5.5 Análisis de resultados	80
5.6 Conclusiones del capítulo	81
Capítulo 6	
Conclusiones y recomendaciones	
6.1 Conclusiones	83
6.2 Aportaciones.....	88
6.3 Recomendaciones para trabajos futuros	89
Referencias	90
Apéndice	
Datos de los sistemas de potencia utilizados para la generación de patrones de entrenamiento y análisis de casos de prueba	95

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1	Sistema con alimentación bilateral (a) y red de secuencia positiva (b) que lo representa para oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo.....	11
2.2	Variación de \underline{Z}_r durante una oscilación de potencia en el caso de $n=1$	12
2.3	Análisis del comportamiento de los relevadores de distancia durante oscilaciones y pérdidas de sincronismo.....	13
2.4	Principio de operación de un sistema de bloqueo de disparo por oscilaciones de potencia.....	16
2.5	Detección de oscilaciones en base a la razón de cambio de la resistencia.....	18
2.6	Circuito equivalente	20
2.7	Componente de voltaje $q=V\cos\phi$ y su derivada $\partial q/\partial\delta$	21
2.8	Componente de voltaje $q= V\cos\phi $ y su derivada $\partial q/\partial\delta$	22
3.1	Modelo de una neurona artificial.....	28
3.2	Estructura de una red multicapas con conexiones hacia delante.....	32
3.3	Red de propagación hacia atrás a nodos de niveles anteriores .	33
3.4	Conexión entre una neurona de una capa oculta con una neurona de salida	36
3.5	Conexiones entre neuronas de la capa oculta con la capa de salida.....	37
3.6	Función de activación sigmoideal $y = 1/1+e^{-x}$	39
3.7	Ejemplo representativo de una forma de la superficie de error, donde W representa los posibles valores de la matriz de pesos de la red.....	40
4.1	Descripción del proceso de reconocimiento/clasificación.....	48
4.2	Trayectoria típica de una oscilación de potencia estable e inestable	53

4.3	Sistema de potencia de prueba	56
4.4	Trayectorias de pérdida de sincronismo para el entrenamiento de la RN ($ E_A > E_B $)	57
4.5	Sección de trayectoria de oscilación utilizada para el entrenamiento de la RNA	58
4.6	Estructura de la RNA obtenida por Network Pruning.....	60
4.7	Trayectorias de impedancia aparente utilizadas para formar los patrones de entrenamiento.....	61
4.8	Componentes básicos de un relevador digital	62
4.9	Efecto del filtrado anti-aliasing sobre la impedancia aparente medida por un relevador de distancia	64
4.10	Proceso de filtrado de la señal en un relevador digital	64
5.1	Sistema de prueba máquina-bus infinito	68
5.2	Sistema de prueba en la interfaz gráfica del PSCAD/EMTDC	69
5.3	Diagrama de flujo del proceso de prueba de la RNA	70
5.4	Algoritmo de operación del esquema de bloqueo	71
5.5	Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 1.....	73
5.6	Respuesta de la RNA a la perturbación del caso 1	74
5.7	Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 2.....	76
5.8	Respuesta de la RNA a la perturbación del caso 2.....	77
5.9	Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 3.....	78
5.10	Respuesta de la RNA a las perturbaciones del caso 3	79

ÍNDICE DE TABLAS

4.1	Métodos de reconocimiento de patrones.....	50
4.2	Proceso de entrenamiento utilizando el método Levenberg-Marquardt.....	61

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 MOTIVACIÓN

Las oscilaciones de potencia entre máquinas síncronas de un sistema eléctrico de potencia se originan, por lo general, como consecuencia de la eliminación tardía de un cortocircuito, o por la desconexión de una línea de enlace o una planta generadora por cualquier causa. En los casos más graves puede llegarse a la pérdida de sincronismo entre las máquinas del sistema [1,2,3,4]. La frecuencia de estas oscilaciones puede ser desde menos de 1 Hz hasta varios Hz. Las bajas frecuencias son típicas de sistemas eléctricos fuertes y de los primeros instantes de la oscilación; en sistemas débiles y en ciclos de oscilación posteriores al primero se tienen las frecuencias más elevadas.

Los relevadores de distancia tienen por lo general tendencia a operar durante las oscilaciones de potencia, ya que estas provocan (al igual que los

cortocircuitos) elevaciones de la corriente y reducciones del voltaje. Tal operación de los relevadores no es deseable, ya que puede afectar al sistema en situaciones que no necesariamente son críticas.

A fin de evitar la operación incorrecta de los relevadores por efecto de las oscilaciones de potencia se utilizan esquemas de bloqueo; la función de estos esquemas es impedir la operación de la protección durante las oscilaciones de potencia y permitirla durante cortocircuitos. Para que el esquema de bloqueo funcione correctamente, es necesario discriminar el comportamiento de las variables eléctricas (voltaje, corriente, impedancia, etc.) durante oscilaciones de potencia y durante fallas. Actualmente existen distintos esquemas de bloqueo, basados en los siguientes criterios:

- Medición de la razón de cambio de la impedancia aparente [1]
- Medición de la razón de cambio de la resistencia aparente [5,6]
- Medición de la razón de cambio de la corriente [7]
- Medición de la razón de cambio de una componente de voltaje [8]
- Estimación del ángulo del voltaje [9,10]

No obstante, debido a que la oscilación de potencia es un fenómeno que depende del comportamiento dinámico de los generadores del sistema eléctrico de potencia, la razón de cambio de las variables eléctricas asociadas no es constante, y puede presentar amplios intervalos de variación, dependiendo de diversos factores; este comportamiento constituye un problema en la selección del principio de funcionamiento y de los parámetros de ajuste del esquema de bloqueo.

En esta tesis se propone la utilización de una red de neuronas artificiales (RNA) para identificar la condición anormal que está ocurriendo, y bloquear la operación del relevador si se trata de una oscilación de potencia. Los resultados obtenidos por simulaciones en un sistema de potencia demuestran la efectividad de la RNA para llevar a cabo esta función.

1.2 ANTECEDENTES

Una oscilación de potencia es un régimen anormal de operación que provoca alteraciones en los parámetros del sistema en ausencia de fallas. Las oscilaciones de potencia entre las máquinas síncronas de un sistema eléctrico de potencia se originan por lo general, como consecuencia de la desconexión tardía de un cortocircuito, o de la desconexión de una línea de enlace o una planta generadora. Este régimen se presenta también cuando se utilizan en el sistema, dispositivos de recierre automático asíncrono de interruptores.

Como consecuencia de una oscilación de potencia se origina la variación con el tiempo del ángulo de defasaje (δ) entre las fuerzas electromotrices (FEM), la corriente adquiere un carácter pulsante; su valor máximo ocurre para valores de δ cercanos a 180° , en cuyo caso puede ser mayor que la corriente de cortocircuito, y su valor mínimo para valores de δ cercanos a 0° . Por otro lado, los voltajes del sistema también adquieren un carácter pulsante y sus oscilaciones mayores ocurren en el centro eléctrico del sistema (punto en que el voltaje toma su valor mínimo). La frecuencia de estas oscilaciones es del orden de 0.1 a 5 Hz. Las bajas frecuencias son características de sistemas eléctricos fuertes y de los primeros instantes de la oscilación, y las altas frecuencias son típicas en sistemas débiles y en ciclos de oscilación posteriores al primero [11].

Cuando ocurre una oscilación de potencia, las protecciones contra cortocircuito tienen por lo general la tendencia a operar debido a que las oscilaciones de potencia provocan elevaciones en la corriente y reducciones de voltaje, al igual que los cortocircuitos; esta operación incorrecta de las protecciones no es deseable, porque pueden perturbar al sistema en situaciones que no son necesariamente críticas.

Cuando una oscilación de potencia llega a producir una pérdida de sincronismo, es necesario dividir automáticamente al sistema en puntos específicos estudiados con anterioridad, de modo que en las partes aisladas del sistema se tenga un balance aproximado de generación y carga [1,4].

Se ha utilizado la simulación digital para evaluar el efecto de las oscilaciones de potencia sobre los distintos tipos de relevadores; en algunos programas de

análisis de estabilidad transitoria se han incluido la modelación de distintos tipos de relevadores (sobrecorriente, direccionales, de disparo intencional por pérdidas de sincronismo, de distancia), así como la simulación de los disparos provocados por la operación de estos relevadores [12]. Esta modelación se basa en la suposición de que las oscilaciones de potencia sean un fenómeno simétrico, por lo que los relevadores reciben señales de voltaje y corriente de secuencia positiva; otra suposición es que durante la oscilación de potencia no hay variaciones de frecuencia de las señales, sino solamente de sus módulos (magnitudes) y ángulos. Estas consideraciones no son completamente ciertas ya que en los sistemas eléctricos de potencia existen perturbaciones que ocasionan variaciones en las variables del sistema, dependiendo de la causa o fenómeno que lo ocasione. En realidad una oscilación de potencia no es en general simétrica, debido a las asimetrías propias de los elementos del sistema, a las presencias de fallas asimétricas ó a los disparos y recierres monopolares, además de que la frecuencia también varía durante la oscilación de potencia.

Los métodos de bloqueo de disparo de los relevadores de distancia por oscilaciones de potencia pueden subdividirse en dos grupos. Los métodos del primer grupo se basan en el principio de poner en funcionamiento la protección de distancia cuando aparecen indicios de cortocircuito [3]. Una de las variantes más utilizadas es la que detecta la aparición de componentes de secuencia negativa (que están presentes, aunque sea transitoriamente, hasta en un cortocircuito trifásico, pero que no existen en una oscilación de potencia). Estos métodos son muy populares en algunos países de Europa, sin embargo, no han encontrado gran aplicación en otros países.

Los métodos del segundo grupo, de gran difusión internacional, se basan en el hecho de que el punto P se desplaza por el plano complejo con distintas velocidades en los casos de cortocircuitos y de oscilaciones de potencia [3].

Los métodos descritos tienen un problema en común, y es la imposibilidad de detectar un cortocircuito trifásico durante una oscilación de potencia en el momento que el relevador esta bloqueado. Este problema es más crítico cuando la falla ocurre en el instante en que la trayectoria de impedancia

aparente está dentro de la zona de operación del relevador. Otro problema de los métodos propuestos es la necesidad de dar un ajuste al esquema de bloqueo haciendo que estos sean más complejos.

1.3 OBJETIVOS

Los objetivos de este trabajo de tesis se pueden resumir en los siguientes tres aspectos:

- Diseñar y entrenar una RNA para que realice la función de discriminar entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia utilizando la información de las variaciones de impedancia aparente (resistencia y reactancia) medida por un relevador de distancia, que sea capaz de identificar cortocircuitos trifásicos en condiciones de bloqueo y que no requiera ningún ajuste.
- Estudiar la capacidad de generalización de una RNA para discriminar entre las trayectorias de impedancia correspondientes a oscilaciones de potencia y fallas, como base de un nuevo método de bloqueo de disparo por oscilaciones de potencia que no sea afectado por la frecuencia de la oscilación.
- Evaluar el impacto del procesamiento digital de señales utilizado en los modernos relevadores de distancia, que comprenden el filtrado analógico anti-aliasing, el proceso de conversión análogo-digital y el filtrado digital para el cálculo de los fasores de voltaje y corriente [13], sobre la rapidez de cambio de la impedancia aparente medida por el relevador durante un cortocircuito y una oscilación de potencia, estable o inestable.

1.4 LIMITACIONES

En la presente tesis se presenta el desarrollo de un nuevo principio de identificación de oscilaciones de potencia basado en redes de neuronas artificiales, el cual consiste en discriminar entre las oscilaciones de potencia ocasionadas por perturbaciones, y cortocircuitos en un sistema de potencia. Bajo este contexto, este trabajo presenta las siguientes limitaciones:

- Los procedimientos que se realizaron para el entrenamiento, optimización y prueba de la RNA se basan en simulaciones digitales, en las cuales no se consideran las respuestas transitorias de los transformadores de corriente y potencial sobre las variaciones de la impedancia.
- Los sistemas de prueba utilizados para la generación de los patrones de entrenamiento de la RNA y la realización de los casos de simulación para analizar su desempeño son variantes de un sistema máquina-bus infinito.

1.5 ESTRUCTURA DE LA TESIS

En el primer capítulo se define el problema de la operación incorrecta de protecciones de distancia durante oscilaciones de potencia. Se hace una breve descripción de los métodos utilizados para el bloqueo de estas protecciones y se indican los objetivos y limitaciones de este trabajo de tesis.

En el capítulo 2 se presenta el análisis del comportamiento de los relevadores de distancia ante oscilaciones de potencia, además se describen los métodos de bloqueo ante oscilaciones de potencia actuales y sus deficiencias.

En el capítulo 3 se presenta brevemente el concepto de inteligencia artificial centrado específicamente en redes neuronales, así como como los aspectos generales relacionados con las reglas de aprendizaje, las estructuras, la reducción de la complejidad de las redes y el análisis de la información de entrada a la red.

En el capítulo 4 se describen los aspectos básicos de reconocimiento de patrones con RNA, las estructuras de red propuesta, el proceso de entrenamiento utilizado y las alternativas para el procesamiento de la información de entrada a la red. Así mismo, se describe el efecto de las etapas de filtrado de un relevador digital sobre las variaciones de impedancia.

En el capítulo 5 se presenta un algoritmo de obtención de señales de voltaje y corriente en componentes de fase, desarrollado en PSCAD/EMTDC y MATLAB, utilizado para determinar la impedancia aparente medida por un

relevador; se describe además un algoritmo de operación en tiempo real de un esquema de bloqueo basado en la RNA. Finalmente se exponen los resultados de las pruebas de validación realizadas al esquema de bloqueo basado en redes neuronales propuesto en esta tesis.

Por último en el capítulo 6 se presentan las conclusiones y aportaciones de este trabajo de investigación, así como un conjunto de recomendaciones respecto a extensiones de este trabajo y las alternativas de desarrollo del mismo.

CAPÍTULO 2

ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DE LOS RELEVADORES DE DISTANCIA DURANTE OSCILACIONES DE POTENCIA

2.1 INTRODUCCIÓN

Los relevadores de distancia deben operar cuando ocurre una falla y se debe impedir la operación incorrecta en casos de oscilaciones de potencia, estables o inestables (pérdida de sincronismo). La operación incorrecta de los relevadores es debido a que las oscilaciones de potencia son efectos electromecánicos en los cuales los comportamientos de la corriente y el voltaje son comparables a los de las fallas.

En la actualidad existen diferentes métodos de bloqueo para impedir la operación incorrecta de dichos relevadores ante tales condiciones, sin

embargo, estos no son totalmente efectivos debido al carácter dinámico característico de los sistemas eléctricos de potencia. En este capítulo se analiza el concepto de oscilaciones de potencia, las trayectorias de impedancia aparente medida por los relevadores de distancia, y se describen los métodos de bloqueo más utilizados contra oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo. Por último, se propone la aplicación de redes de neuronas artificiales para identificar oscilaciones de potencia como base de un método para bloquear la operación de relevadores de distancia en esta condición.

2.2 OPERACIÓN INCORRECTA DE LOS RELEVADORES DE DISTANCIA POR OSCILACIONES DE POTENCIA

Los relevadores que se ven influenciados debido a las oscilaciones de potencia son principalmente los relevadores de distancia, los relevadores de sobrecorriente y algunos relevadores que forman parte de esquemas de protección piloto. Los relevadores de tierra no son afectados por las oscilaciones o por las condiciones de pérdida de sincronismo, debido a que estas condiciones no producen corrientes o voltajes de secuencia cero [14]. Los relevadores de corriente balanceados que protegen líneas de transmisión paralelas y los relevadores asociados a protecciones piloto que operan por el principio de comparación de fase o diferencial de corriente, tampoco son afectados por las condiciones antes mencionadas, en cambio, los relevadores de las protecciones piloto que operan por el principio de comparación direccional, si pueden ser afectados.

Los relevadores de distancia se componen de órganos de medición, que tienen dos o más señales de entrada; en el caso más general de dos señales de entrada, éstas corresponden al voltaje y la corriente.

Durante un cortocircuito la impedancia aparente medida por los relevadores de distancia coincide (en el caso ideal) con la impedancia de la sección de la línea comprendida entre el punto de ubicación del relevador y el del cortocircuito.

$$\underline{Z}_r = \frac{V_r}{I_r} \quad (2.1)$$

En general la impedancia \underline{Z}_r es proporcional a la longitud de la sección de la línea comprendida desde el punto de ubicación del relevador hasta el punto del cortocircuito, es decir, proporcional a la distancia eléctrica hasta la falla. Al ocurrir un cortocircuito la corriente aumenta y el voltaje disminuye, por lo que \underline{Z}_r tiende a disminuir. Este efecto puede hacer que el relevador de distancia opere inadecuadamente en las oscilaciones de potencia, debido a que en este estado de operación se presenta el mismo efecto, reducciones de voltaje e incrementos de corriente.

Para el análisis del efecto de las oscilaciones de potencia sobre los relevadores de distancia se representa en un mismo plano complejo impedancia la característica del relevador y la trayectoria que describe el extremo de la impedancia medida por el relevador durante la oscilación de potencia (que puede denominarse característica de oscilación de potencia).

Considérese el caso del sistema de la Fig. 2.1a, en el que para simplificar el análisis no se tienen en cuenta la corriente de carga ni el efecto capacitivo de las líneas; se supone, además, que las FEM y las impedancias de los generadores permanecen constantes durante el proceso de oscilación. Suponiendo que las oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo son fenómenos simétricos, el sistema puede representarse por su red de secuencia positiva (Fig. 2.1b).

Los relevadores de distancia del extremo A de la línea AB reciben durante la oscilación de potencia los siguientes valores de corriente y voltaje (referidos al secundario):

$$\underline{I}_r = \frac{\underline{E}_A - \underline{E}_B}{\underline{Z}_A + \underline{Z}_L + \underline{Z}_B} \quad (2.2)$$

$$\underline{V}_r = \underline{E}_A - \underline{I}_r \underline{Z}_A = \underline{E}_A - \frac{\underline{E}_A - \underline{E}_B}{\underline{Z}_A + \underline{Z}_L + \underline{Z}_B} \underline{Z}_A \quad (2.3)$$

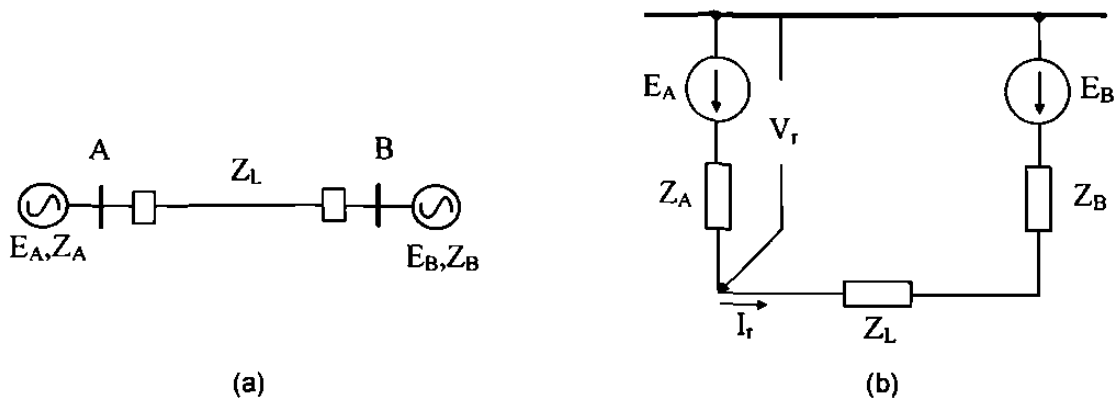


Fig. 2.1. Sistema con alimentación bilateral (a) y red de secuencia positiva (b) que lo representa para las oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo.

La impedancia medida por cada relevador es:

$$\underline{Z}_r = \frac{V_r}{I_r} = \frac{\underline{E}_A}{\underline{E}_A - \underline{E}_B} (\underline{Z}_A + \underline{Z}_L + \underline{Z}_B) - \underline{Z}_A \quad (2.4)$$

Tomando a \underline{E}_B como referencia puede escribirse:

$$\underline{E}_B = 1 \angle 0^\circ \quad (2.5)$$

$$\underline{E}_A = n \angle \delta^\circ \quad (2.6)$$

donde δ es el desfase entre las FEM de los generadores y n esta dado por:

$$n = \frac{|\underline{E}_A|}{|\underline{E}_B|} = \frac{E_A}{E_B} \quad (2.7)$$

Para el caso particular de $n=1$, de (2.5) y (2.6) se obtiene [11]:

$$\frac{\underline{E}_A}{\underline{E}_A - \underline{E}_B} = \frac{1}{2} (1 - j \cot \frac{\delta}{2})$$

Sustituyendo este valor en (2.4) se tiene:

$$\underline{Z}_r = \frac{\underline{Z}_A + \underline{Z}_L + \underline{Z}_B}{2} \left(1 - j \cot \frac{\delta}{2} \right) - \underline{Z}_A \quad (2.8)$$

La ecuación (2.8) expresa una impedancia medida por los relevadores de distancia durante la oscilación de potencia (para $n=1$), que es variable con el tiempo, debido a la variación del ángulo δ . Ésta es la ecuación de la recta $\underline{Z}_r = f(\delta)$, que en el plano complejo es la perpendicular en el punto medio de la impedancia total del sistema $\underline{Z}_T = \underline{Z}_A + \underline{Z}_L + \underline{Z}_B$. Para la representación de esta recta, que es la característica de oscilación de potencia, se toma como origen de coordenadas el punto de ubicación de la protección, y se orienta el gráfico

de modo que la línea protegida AB quede en el primer cuadrante; la impedancia \underline{Z}_A , situada detrás de la protección con respecto a su sentido de disparo, aparece en el tercer cuadrante (Fig. 2.2).

El punto P representa el extremo de \underline{Z}_r en cualquier instante de tiempo, éste se desplaza sobre la característica de oscilación de potencia a medida que δ se incrementa. El valor de δ que corresponde a una posición dada de P es el ángulo formado por las líneas auxiliares AP y BP. El punto en el cual cruza la característica de oscilación de potencia con la impedancia \underline{Z}_T corresponde al valor de $\delta = 180^\circ$. Cuando el punto P alcanza la línea correspondiente a \underline{Z}_L el relevador medirá una impedancia igual a la que se mide cuando ocurre un cortocircuito trifásico en ese mismo punto de la línea. Esto implica que durante una oscilación de potencia puede haber tendencia a la operación incorrecta de los relevadores de distancia.

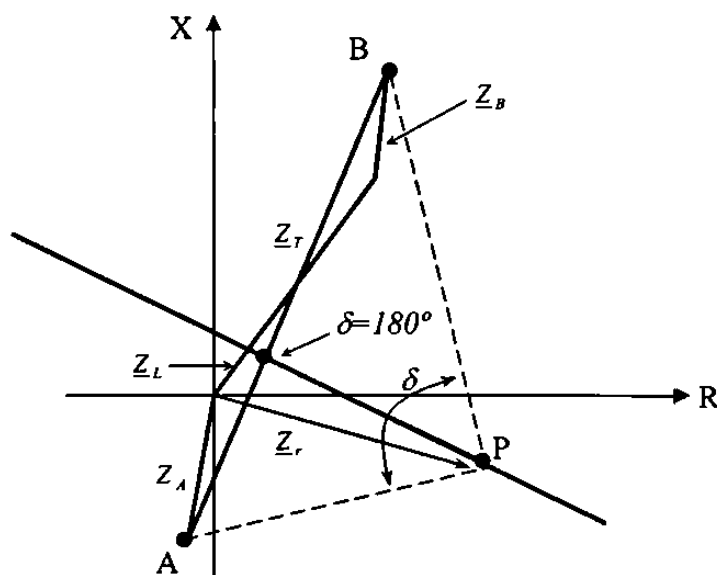


Fig. 2.2. Variación de \underline{Z}_r durante una oscilación de potencia en el caso de $n=1$.

Para el caso más general cuando $n \neq 1$ la característica de oscilación de potencia es realmente una circunferencia cuyo centro está situado sobre las prolongaciones de la línea \underline{Z}_T . Las características para $n > 1$ están centradas

en la prolongación de \underline{Z}_T por su extremo B y para $n < 1$ el centro de las características cae sobre la prolongación del extremo A de la recta \underline{Z}_T [1,2].

Para determinar si los relevadores de distancia operan por efecto de las oscilaciones de potencia y pérdida de sincronismo, es necesario suponer ambas características en el plano complejo, tal como se muestra en la Fig. 2.3. Cuando el punto P entra en la zona de operación del relevador, éste comienza a funcionar y opera o no, en dependencia de si su tiempo de operación (en la zona de que se trate) es menor o mayor que el tiempo que P permanece dentro de la zona de operación. Así por ejemplo, en el relevador de la Fig. 2.3 hay tendencia a la operación para todo valor de δ comprendido entre δ' y δ'' .

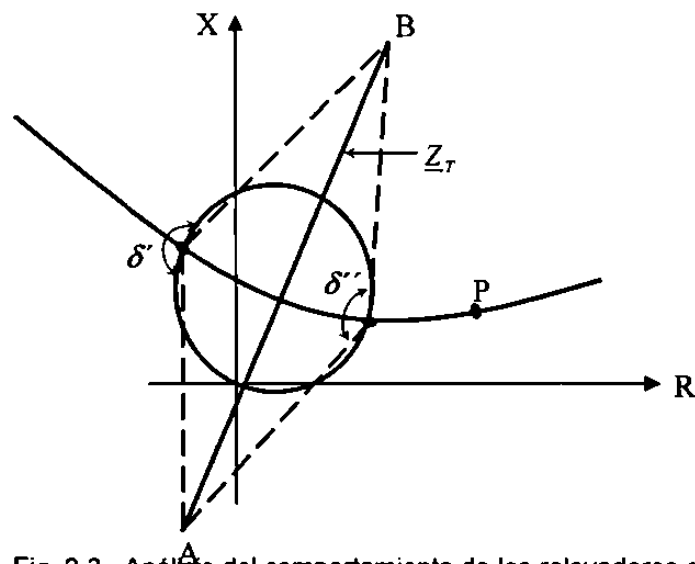


Fig 2.3. Análisis del comportamiento de los relevadores de distancia durante oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo.

Si se conoce el valor aproximado del deslizamiento S entre las FEM del sistema durante la oscilación de potencia, y se supone constante ese deslizamiento, puede determinarse el tiempo t_0 durante el cual hay tendencia a la operación en el relevador, según:

$$t_0 = \frac{\delta'' - \delta'}{360S} \quad (2.9)$$

donde δ' y δ'' están expresadas en grados y S en ciclos por segundo. De la comparación de t_0 con el tiempo de operación del relevador se determina si hay o no operación.

De la Fig. 2.3 puede concluirse que en cuanto más ancha es la característica del relevador de distancia en el plano complejo, mayor es su afectación por las oscilaciones de potencia y pérdidas de sincronismo.

Cuando el sistema de potencia analizado es complejo y no es reducible a uno de dos máquinas equivalentes, la característica de oscilación de potencia no es una línea recta o una circunferencia, sino una trayectoria más compleja. En estos casos no son aplicables los métodos gráficos estudiados, ni es posible por lo general resolver el problema en forma exacta, por lo que es necesario simular el sistema en una computadora digital para analizar el comportamiento de la impedancia aparente medida por los relevadores durante oscilaciones y pérdida de sincronismo.

2.3 MÉTODOS DE BLOQUEO POR OSCILACIONES DE POTENCIA

La función de los relevadores de distancia es proteger las líneas contra cortocircuitos, razón por lo cual es necesario evitar su operación incorrecta durante oscilaciones de potencia. El disparo innecesario de una línea de transmisión cuando se está originando una oscilación de potencia puede agudizar aún más el problema y provocar una pérdida de sincronismo.

Los métodos de bloqueo de disparo de los relevadores de distancia por oscilaciones de potencia pueden subdividirse en dos grupos. Los métodos del primer grupo se basan en el principio de poner en funcionamiento la protección de distancia cuando aparecen indicios de cortocircuito [3]. Una de las variantes más utilizadas es la que detecta la aparición de componentes de secuencia negativa (que están presentes, aunque sea transitoriamente, hasta en un cortocircuito trifásico, pero que no existen en una oscilación de potencia). Estos métodos son muy populares en algunos países de Europa, sin embargo, no han encontrado gran aplicación en otros países.

Los métodos del segundo grupo, de gran difusión internacional, se basan en el hecho de que el punto P se desplaza por el plano complejo con distintas velocidades en los casos de cortocircuitos y de oscilaciones de potencia [3]. Sobre la base de este principio se han desarrollado esquemas de bloqueo basados en los siguientes criterios:

- Medición de la razón de cambio de la impedancia aparente [5].
- Medición de la razón de cambio de la resistencia aparente [5,6].
- Medición de la razón de cambio de la corriente [7].
- Medición de la razón de cambio de una componente del voltaje [8].
- Estimación del ángulo del voltaje [9,10].

2.3.1 MEDICIÓN DE LA RAZON DE CAMBIO DE LA IMPEDANCIA

La Fig. 2.4 ilustra la operación de un sistema de bloqueo contra oscilaciones de potencia basado en la razón de cambio de la impedancia medida por el relevador, el cual es el más utilizado en relevadores digitales. Se basa en la utilización de un relevador de bloqueo con una característica en el plano complejo que circunda a la del relevador de distancia, cuya operación por oscilaciones de potencia se desea bloquear. En condiciones normales de operación, el punto P ocupa, por ejemplo, la posición P_0 ; cuando se origina una oscilación de potencia, el punto comienza a desplazarse de derecha a izquierda por la característica, pasa por las posiciones P' y P'' , y entra en la zona de operación del relevador de distancia. Como el desplazamiento de P es relativamente lento, por tratarse de un fenómeno transitorio electromecánico, hay un intervalo de tiempo apreciable entre los momentos en que P ocupa las posiciones P' y P'' , lo que da tiempo a que la señal emitida por el relevador de bloqueo (esta señal se origina un cierto tiempo después que P entra en la zona de operación de este relevador) impida la puesta en funcionamiento del relevador de distancia.

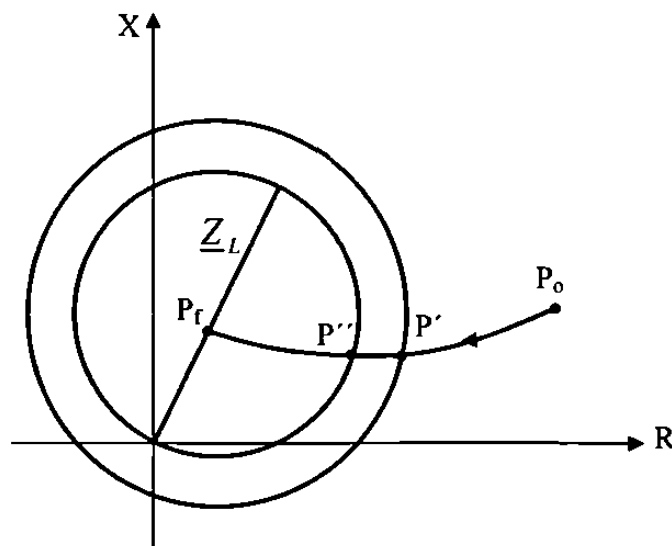


Fig. 2.4 Principio de operación de un sistema de bloqueo de disparo por oscilaciones de potencia.

Cuando se origina, por ejemplo, un cortocircuito trifásico en el punto P_f de la línea protegida, el punto P se desplaza de P_0 a P_f con una gran velocidad (se trata ahora de un fenómeno transitorio de origen electromagnético), por lo que los cruces por los puntos P' y P'' son prácticamente simultáneos. La señal de bloqueo no tiene en este caso tiempo de originarse, y el relevador de distancia esta libre para operar, si el cortocircuito persiste.

Para el relevador de bloqueo puede utilizarse una característica mho o impedancia con posibilidad de desplazamiento (aunque no se excluyen otros tipos de características). Puede utilizarse un solo relevador en lugar de tres, pues la oscilación de potencia es un fenómeno trifásico simétrico, que se conecta igual que el relevador de distancia de una de las fases, de modo que mida la misma impedancia.

Este método tiene dificultades para discriminar entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia muy rápidas, como las que ocurren durante las pérdidas de sincronismo en sistemas eléctricos débiles, sobre todo después del primer ciclo de la oscilación [15,16]. Este esquema de bloqueo funciona correctamente en el primer ciclo de una pérdida de sincronismo, sin embargo

puede llegar a fallar en ciclos posteriores permitiendo la operación incorrecta de relevadores de distancia.

2.3.2 MEDICIÓN DE LA RAZÓN DE CAMBIO DE LA RESISTENCIA APARENTE

Este método se basa en la medición de la razón de cambio de la resistencia aparente para identificar oscilaciones de potencia inestables (pérdidas de sincronismo) y proporcionar un medio de bloqueo en condiciones de oscilaciones de potencia estables [5,6,17,18]. El concepto general es muy parecido a las técnicas en el plano de fase utilizadas para controles de retroalimentación automáticos.

La ley de control basada en la razón de cambio de la impedancia es:

$$U_1 = (Z - Z_1) + T_1 \frac{dZ}{dt} \quad (2.10)$$

donde U_1 es el control de la salida, Z es la magnitud de impedancia aparente medida por el relevador, Z_1 y T_1 son parámetros del relevador y dz/dt se expresa como [17]:

$$\frac{dz}{dt} = \dot{Z} = -\frac{X}{4 \operatorname{sen}^2\left(\frac{\delta}{2}\right)} \dot{\delta} = -\frac{Z^2 + \left(\frac{X}{2}\right)^2}{X} \dot{\delta} \quad (2.11)$$

En un relevador de impedancia convencional centrado en el origen de un diagrama $R-X$, su característica de operación se puede escribir como en (2.10) omitiendo el segundo término de la parte derecha. Cuando la impedancia medida por el relevador (Z), es menor que su ajuste (Z_1), la salida de control U_1 cambia de un valor positivo a uno negativo.

La ley de control puede ser visualizada en el “espacio de estado” o, en el caso bidimensional en el “plano de fase”, donde la variable Z se grafica en el eje horizontal y su razón de cambio (estado o trayectoria de fase) sobre el eje vertical. En un plano de fase, U_1 representa la “frontera de decisión”. En los relevadores convencionales que no utilizan la magnitud de la razón de cambio de la impedancia aparente, esta “frontera de decisión” es una línea vertical en

el plano de fase, que separa los valores de impedancia de operación y no operación del relevador. La operación tiene lugar cuando la trayectoria de impedancia aparente cruza la "frontera de decisión" de derecha a izquierda.

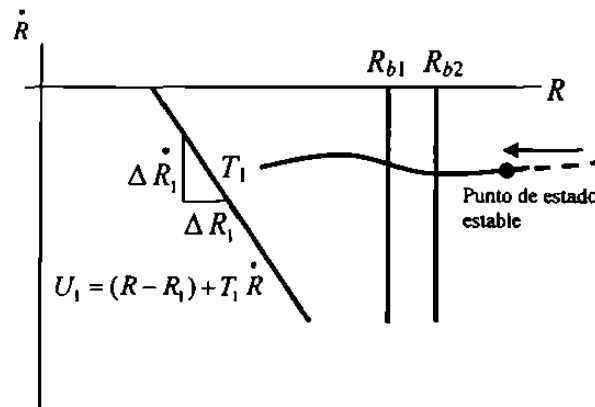


Fig. 2.5. Detección de oscilaciones en base a la razón de cambio de la resistencia.

El segundo término de la ley de control (2.10) se refiere a la razón de cambio de la separación angular de los generadores equivalentes en ambos extremos de la línea, y tiene por objetivo anticipar una probable inestabilidad en el sistema (un dz/dt de valor pequeño corresponde a una pequeña razón de cambio angular y viceversa). Para una oscilación de potencia estable o de pequeña magnitud, el término dz/dt será muy pequeño, y el esquema operará de forma similar al método anterior. Sin embargo, durante oscilaciones de potencia inestables y pérdidas de sincronismo, el término dz/dt adquiere valores negativos de mayor valor que anticipa un disparo intencional por pérdida de sincronismo. El nivel de anticipación está determinada por T_1 , que representa el tiempo total de operación del esquema (relevador e interruptor). Por lo tanto, U_1 se representa con una línea recta en el plano de fase (Z, \dot{Z}) .

En la práctica, este método se ha implementado utilizando la razón de cambio de la resistencia aparente, con el fin de que el relevador sea insensible a la ubicación del centro eléctrico con respecto al punto donde está instalado el relevador. La discriminación entre fallas y oscilaciones se realiza con dos

valor negativo esperado de dR/dt durante una oscilación de potencia, a fin de tener al menos dos muestras de resistencia entre R_{b1} y R_{b2} . Por lo tanto, si el tiempo transcurrido desde que la resistencia aparente es menor que R_{b2} hasta que también se vuelve menor que R_{b1} es mayor que un ajuste ΔT , se determina que se trata de una oscilación de potencia y se bloquea la operación del relevador.

En general, este método se basa en el mismo principio que el basado en la razón de cambio de la impedancia aparente. La única diferencia es que este método incorpora una frontera de decisión para identificar oscilaciones de potencia estables e inestables para realizar funciones de disparo intencional por pérdida de sincronismo [19].

Una desventaja de este método es que al igual que el método de la razón de cambio de la impedancia, se requiere un ajuste que depende de las características dinámicas del sistema eléctrico de potencia. Por el contrario, una ventaja de este método es que al tomar como variable de estudio la resistencia y la razón de cambio de la resistencia se obtiene una mayor sensibilidad sobre el esquema de bloqueo que emplea la razón de cambio de la impedancia. Es importante mencionar que el esquema propuesto en este método tiene un mayor énfasis en provocar el disparo intencional por pérdida de sincronismo, y que el método para la detección de la oscilación de potencia es similar al método de la razón de cambio de la impedancia (dos características de resistencia separadas un ΔR).

2.3.3 MÉTODO DE LA RAZÓN DE CAMBIO DE UNA COMPONENTE DE VOLTAJE

Este método se basa en el comportamiento abrupto de una componente del voltaje medida en la ubicación del relevador [8,20]. La componente del voltaje es $V\cos\phi$ y tiene la característica que su variación es independiente de la localización del relevador. Considere el sistema de dos máquinas de la Fig. 2.6; \underline{E}_A y \underline{E}_B son las fuerzas electromotrices de cada generador y X_A , X_B las reactancias del circuito, tal que $X_{AB}=X_A+X_B$, $k_X = X_A / X_B$ y $k_E = E_A / E_B$.

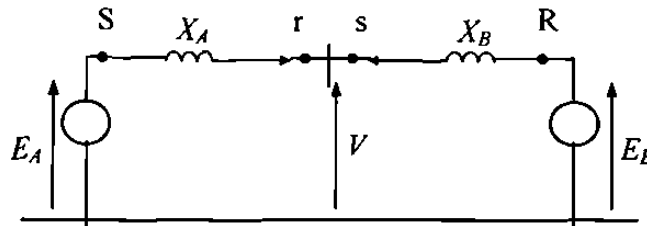


Fig. 2.6. Circuito equivalente.

Los puntos s y r representan las terminales de envío y recepción de las líneas respectivamente, conectadas a una barra y con la dirección de flujo de potencia opuestos.

Del circuito se puede demostrar que para el extremo de envío:

$$q = V \cos \varphi = \frac{P}{I} = \frac{E_A \operatorname{sen} \delta}{\sqrt{k_E^2 + 1 - 2k_E \cos \delta}} \quad (2.12)$$

Una propiedad importante de esta componente de voltaje es que no depende del coeficiente k_X que representa la ubicación del relevador en la red.

El criterio de operación de éste método está determinado por el decremento continuo de $|V \cos \varphi|$. Cuando ésta disminución alcanza un valor de umbral, se genera una señal de bloqueo.

La forma de la función $q(\delta)$ y la derivada parcial $\partial q / \partial \delta$ se muestra en la Fig. 2.7. La derivada es negativa para un intervalo amplio del ángulo de potencia con la excepción de una pequeña vecindad de $\delta = 0$ y $\delta = 2\pi$ en el área de operación normal en donde la señal de bloqueo es innecesaria.

Para operaciones asíncronas la desviación de velocidad es positiva y para un intervalo amplio de δ la señal será negativa con un valor negativo grande en la vecindad de $\delta = \pi$:

$$\text{señal} = \frac{dq}{dt} = \frac{d}{dt} [V \cos \varphi] \cong \frac{\partial q}{\partial \delta} \Delta w \quad (2.13)$$

Por lo tanto, la señal de bloqueo es generada cuando se alcanza el valor del umbral negativo.

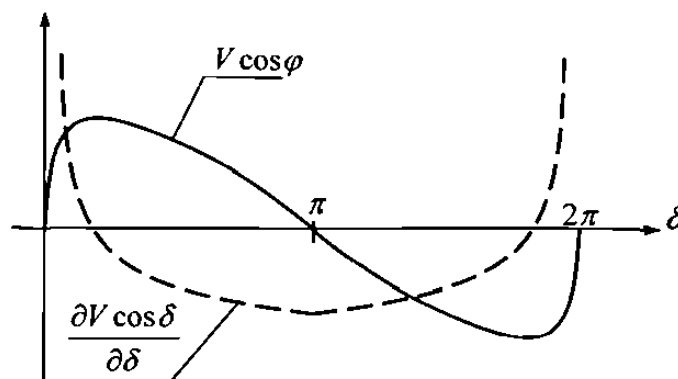


Fig. 2.7. Componente de voltaje $q = V \cos \varphi$ y su derivada $\partial q / \partial \delta$.

Para oscilaciones de potencia estables la desviación de la velocidad es positiva para un flujo de potencia positivo (S a R), cero cuando el flujo es cero y negativa para un flujo negativo (R a S). Como (2.13) es negativa para flujo positivo, ésta desaparece cuando el flujo es nulo y se vuelve positiva cuando el flujo es negativo. Cuando la señal desaparece y se vuelve positiva, la señal de bloqueo debe ser sostenida por un detector de falla.

La expresión (2.12) ha sido derivada para la terminal de envío de la línea, mientras que para la terminal de recepción el signo de q es opuesto. En general es imposible predeterminedar si una terminal es de envío o de recepción, en especial en redes malladas donde la dirección del flujo de potencia no es fijo y puede cambiar de acuerdo a la condición de operación. En estas circunstancias el relevador de bloqueo basado en $V \cos \varphi$ funciona mal, debido a que dq/dt tiene un signo erróneo.

Un método para resolver esta situación y hacer que el relevador sea independiente de la dirección del flujo de potencia, es utilizar el valor absoluto, es decir, $|V \cos \varphi|$. En la Fig. 2.8 se observa que la función $|V \cos \varphi|$ tiene diferente forma que la función $V \cos \varphi$.

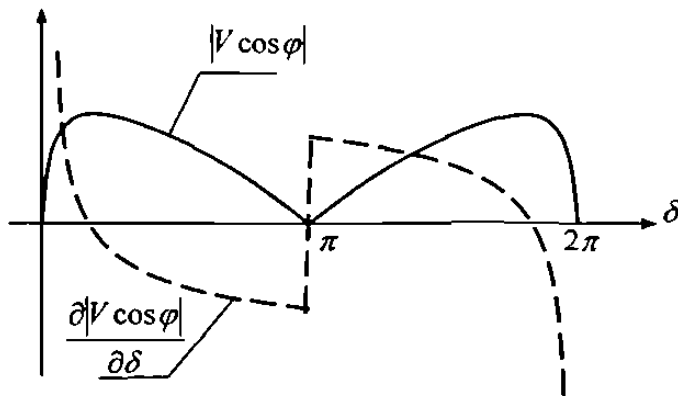


Fig. 2.8. Componente de voltaje $q = |V \cos \varphi|$ y su derivada $\partial q / \partial \delta$.

Un problema asociado al uso del valor absoluto $|V \cos \varphi|$, es que esta señal no cambia su signo en $\delta = \pi$ y existe un cambio abrupto de la derivada en ese punto. La señal cambia súbitamente en $\delta = \pi$ de un valor negativo grande a un valor positivo grande ocasionando que se pierda el bloqueo. La solución de este problema es utilizar un detector de falla para mantener la señal de bloqueo en esta condición.

Otro problema es que cuando el ángulo de potencia se aproxima a $\delta = 2\pi$ la derivada cambia de signo y se vuelve negativa. Cuando este valor negativo excede el umbral dado, la señal de bloqueo es generada innecesariamente. Si en este momento ocurre una falla trifásica el relevador está imposibilitado para operar. La solución a este problema ha sido utilizar un relevador adicional para cancelar la señal de bloqueo después de cierto tiempo y permitir la liberación de la falla con un retraso de tiempo.

2.3.4 MÉTODO MEJORADO DE LA RAZÓN DE CAMBIO DE UNA COMPONENTE DE VOLTAJE

Un método alternativo para evitar los problemas asociados al signo de la señal $q = V \cos \varphi$ es utilizar una entrada adicional [20]. La resistencia y la reactancia, en función del ángulo de potencia δ , vistas por el relevador de distancia están dadas por:

$$R(t) = \pm X_B \frac{k_E(k_X + 1)\text{sen}\delta}{k_E^2 + 1 + 2k_E \cos\delta} \quad (2.14)$$

$$X(t) = \pm X_B \frac{k_E^2 - k_X + k_E(k_X - 1)\cos\delta}{k_E^2 + 1 - 2k_E \cos\delta} \quad (2.15)$$

donde el signo (+) es con respecto a la terminal de envío y el signo (-) es con respecto a la terminal de recepción de la línea.

En base al sistema de la Fig. 2.6 la dirección de la trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador en una oscilación de potencia esta dada por:

$$\frac{dR}{dt} = \pm X_B k_E (k_X + 1) \frac{k_E^2 \cos\delta - 2k_E + \cos\delta}{[k_E^2 - 2k_E \cos\delta + 1]^2} \Delta\omega \quad (2.16)$$

$$\left. \frac{dR}{dt} \right|_{(\delta=\pi)} = \pm X_B \frac{k_E(k_X + 1)}{(k_E + 1)^2} \Delta\omega \quad (2.17)$$

donde el signo (+) es con respecto a la terminal de envío y el signo (-) es con respecto a la terminal de recepción de la línea. Todos los factores en (2.17) son positivos y para una desviación de velocidad $\Delta\omega > 0$, dR/dt es negativa con respecto al extremo de envío y positiva con respecto al extremo de recepción de la línea.

La conclusión de la consideración anterior es que el signo de la derivada con respecto al tiempo de $dR/dt \cong \Delta R/\Delta t$ o simplemente el signo del incremento ΔR determina el signo de la señal de bloqueo. Por lo tanto, (2.13) se modifica como:

$$\text{señal} = \frac{dq}{dt} \text{sign } FD \quad (2.18)$$

donde FD es la señal del detector de falla y sign está determinado de la siguiente forma:

$$\text{sign} = \begin{cases} +1, & \Delta R < 0 \\ 0, & \Delta R = 0 \\ -1, & \Delta R > 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

Esta modificación provoca que en operaciones asíncronas (2.18) sea negativa para ambos tipos de nodos de envío y de recepción. Por otra parte para oscilaciones de potencia síncronas la señal es negativa para direcciones

de flujo en ambos sentidos, ya que el signo de ΔR para flujo negativo (R a S) es opuesto al signo del flujo positivo y compensa los cambios de signo de la desviación de la velocidad. La desventaja de este método es la necesidad de un detector de falla, lo cual hace el método más complejo y con mayor probabilidad de fallar debido al elemento adicional.

2.3.5 MÉTODO PROPUESTO

El enfoque propuesto en esta tesis consiste en entrenar una red de neuronas artificial (RNA) utilizando como información de entrada las variables eléctricas correspondientes a oscilaciones de potencia (condición de bloqueo) y cortocircuitos (condición de no bloqueo) en el sistema eléctrico de potencia.

A fin de evaluar el impacto del procesamiento digital de señales utilizado en los modernos relevadores de distancia, se simuló el filtrado analógico anti-aliasing, el proceso de muestreo y el filtrado digital [13,21] como etapas previas a la RNA. Los resultados obtenidos ponen de manifiesto la capacidad de generalización de la RNA para discriminar entre las trayectorias de impedancia correspondientes a oscilaciones de potencia y fallas, lo que representa la base de un nuevo método de bloqueo de disparo por oscilaciones de potencia que no es afectado por la frecuencia de oscilación.

2.4 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

A la fecha se han utilizado distintos métodos de bloqueo para impedir la operación incorrecta de los relevadores de distancia durante oscilaciones de potencia. El método más empleado utiliza la razón de cambio de la impedancia medida por el relevador como base para discriminar las oscilaciones de potencia de los cortocircuitos.

Los métodos descritos tienen un problema en común, y es la imposibilidad de detectar un cortocircuito trifásico durante una oscilación de potencia en el momento que el relevador esta bloqueado. Este problema es más crítico cuando la falla ocurre en el instante en que la trayectoria de impedancia aparente está dentro de la zona de operación del relevador.

En el caso de fallas entre fases y de fase a tierra el problema no es crítico, ya que la ausencia de corriente de secuencia negativa ha sido utilizado como método de bloqueo.

La discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia puede visualizarse como un problema de reconocimiento de patrones [22,23,24,25]. En base a ello, el problema de identificación de oscilaciones de potencia se puede realizar mediante la aplicación de redes neuronales, dadas sus características de generalización, robustez e inmunidad al ruido, que han sido demostradas previamente.

CAPÍTULO 3

REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES (RNA)

3.1 INTRODUCCIÓN

Las redes de neuronas artificiales son una rama de la inteligencia artificial, y se definen como un sistema masivo de elementos básicos de procesamiento altamente interconectados que procesan la información de una manera distribuida y en paralelo, donde todas las unidades básicas de procesamiento actúan al mismo tiempo. En el presente capítulo se hace una breve descripción de las RNA, así como los aspectos generales relacionados con las reglas de aprendizaje, las estructuras, la reducción de la complejidad de las redes y el análisis de la información de entrada a la red.

3.1.1 NEURONA ARTIFICIAL

Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro a través de simplificaciones o determinando la información relevante, ya sea porque la cantidad de información de que se dispone es excesiva o es redundante. Una elección adecuada de sus características, más una estructura conveniente es el procedimiento convencional utilizado para construir redes, capaces de realizar una determinada tarea.

Cualquier modelo de red neuronal consta de dispositivos elementales de procesamiento: *las neuronas*; a partir de ellas, se pueden generar representaciones específicas, de tal forma que un estado conjunto de ellas puede significar una letra, un número o cualquier otro objeto.

La neurona artificial pretende mimetizar las características más importantes de las neuronas biológicas. Cada *i-ésima* neurona está caracterizada en cualquier instante por un valor numérico denominado *valor o estado de activación* $a_i(t)$; asociado a cada unidad, existe una *función de salida*, f_i , que transforma el estado actual de activación en una *señal de salida*, o_i . Dicha señal es enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras unidades de la red; en estos canales la señal se modifica de acuerdo con la sinapsis (el peso W_{ji}) asociada a cada uno de ellos según una determinada regla. Las señales moduladas que han llegado a la *i-ésima* unidad se combinan entre ellas, generando así la entrada total, Net_j (Fig. 3.1).

$$Net_j = \sum_i y_i w_{ji} \quad (3.1)$$

Una *función de activación*, F , determina el nuevo estado de activación $a_j(t+1)$ de la neurona, teniendo en cuenta la entrada total calculada y el anterior estado de activación $a_j(t)$.

La dinámica que rige la actualización de los estados de las unidades (evolución de la red neuronal) puede ser de dos tipos: modo asíncrono y modo síncrono. En el primer caso, las neuronas evalúan su estado continuamente y

de forma independiente. En el caso sincrónico, la información también llega de forma continua, pero los cambios se realizan simultáneamente.

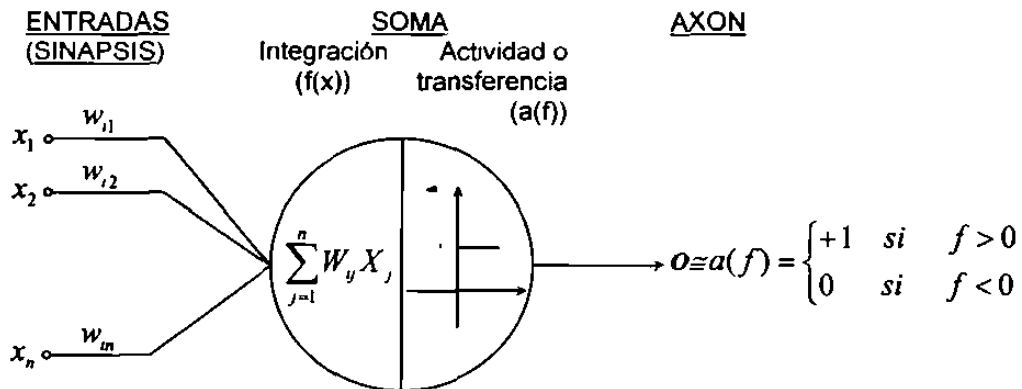


Fig. 3.1. Modelo de una neurona artificial.

Si se tienen N unidades (neuronas), podemos ordenarlas arbitrariamente y designar la j -ésima unidad como U_j . Su trabajo consiste en recibir las entradas de las células vecinas y calcular un valor de salida, el cual es enviado a todas las células restantes.

Es útil caracterizar tres tipos de unidades: entradas, salidas y ocultas. Las unidades de entrada reciben señales desde el entorno; estas entradas (que son a la vez entradas a la red) pueden ser señales provenientes de sensores o de otros dispositivos de entrada. Las unidades de salida envían la señal fuera del sistema (salidas de la red). Las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema; es decir, no tienen contacto con el exterior.

Se conoce como *capa* o *nivel* a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente (que puede ser otra capa de neuronas) y cuyas salidas se dirigen al mismo destino (que puede ser otra capa de neuronas).

Adicionalmente al conjunto de unidades, la representación necesita los estados del sistema en un tiempo t . Esto se especifica por un vector de N números reales $A(t)$, que representa el estado de activación del conjunto de unidades de procesamiento. Cada elemento del vector representa la activación

de una unidad en el tiempo t . La activación de una unidad U_i en el tiempo t se designa por $a_i(t)$:

$$A(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_i(t), \dots, a_n(t)) \quad (3.2)$$

El procesamiento que realiza la red se ve como la evolución de un patrón de activación en el conjunto de unidades que lo componen a través del tiempo.

Es necesario saber que criterios o reglas siguen las neuronas para alcanzar los estados de activación (reposo y excitado). En principio esto dependerá de dos factores: a) El estado de activación esta influenciado por el mecanismo de interacción entre las neuronas, ya que el efecto que producirá una neurona sobre otra será proporcional a la fuerza, peso o magnitud de la conexión entre ambas. b) La señal que envía cada una de las neuronas a sus vecinas depende de su propio estado de activación.

Las conexiones que unen a las neuronas que forman una RNA tienen asociado un peso, que permite que la red almacene información. Consideremos y_i como el valor de salida de una neurona i en un instante dado. Una neurona recibe un conjunto de señales que le dan información del estado de activación de todas las neuronas con las que se encuentra conectada. Cada conexión (sinapsis) entre la neurona i y la neurona j está ponderada por un peso w_{ji} . Normalmente, como simplificación, se considera que el efecto de cada señal es aditivo, de tal forma que la entrada neta que recibe una neurona net_j es la suma del producto de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas:

$$net_j = \sum_i^N w_{ji} \cdot y_i = W^T Y \quad (3.3)$$

Si w_{ji} es positivo indica que la interacción entre las neuronas i y j es excitadora; es decir, siempre que la neurona i esté activada, la neurona j recibirá una señal de i que tenderá a activarla. Si w_{ji} es negativo, la sinapsis será inhibitoria. En este caso, si i esta activada, enviará una señal a j que tenderá a desactivar a ésta. Finalmente, si $w_{ji} = 0$, se supone que no hay conexión entre ambas. La ecuación (3.3) se conoce como la *función de*

integración $f(W,X)$ y puede variar en dependencia de la función que realice la red; algunas son:

a) Lineal.

$$f_i(W, X) = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j - \theta_i \quad (3.4)$$

donde:

W_{ij} = peso sináptico o memoria asociada a la conexión entre la j -ésima entrada en la i -ésima neurona artificial.

X_j = j -ésimo elemento de la entrada X .

θ_i = umbral de la i -ésima neurona artificial (nivel de tolerancia).

b) Cuadrática.

$$f_i(W, X) = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j^2 - \theta_i \quad (3.5)$$

c) Esférica.

$$f_i(W, X) = \frac{1}{\rho^2} \sum_{j=1}^n (X_j - W_{ij})^2 - \theta_i \quad (3.6)$$

d) Polinomial.

$$f_i(W, X) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n W_{ijk} X_j X_k + X_j^\alpha + X_k^\alpha - \theta_i \quad (3.7)$$

3.1.2 FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN

Para producir un nuevo estado de activación se requiere una regla que combine las entradas con el estado actual de la neurona. Esta función F produce un nuevo estado de activación en una neurona a partir del estado (a_i) que existía y la combinación de las entradas con los pesos de las conexiones (net_i).

Dado el estado de activación $a_i(t)$ de la unidad U_i y la entrada total que llega a ella, Net_i , el estado de activación siguiente, $a_i(t+1)$, se obtiene aplicando una función F , llamada *función de activación*.

En la mayoría de los casos, F es la función identidad, por lo que el estado de activación de una neurona en $t+1$ coincidirá con el Net de la misma en t . En

este caso f será directamente el Net . El estado de activación anterior no se toma en cuenta. La salida de una neurona i (y_i) quedará como sigue:

$$y_i(t+1) = f(Net_i) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} y_j(t)\right) \quad (3.8)$$

La función de activación no está centrada en el origen del eje que representa el valor de la entrada neta, sino que existe cierto desplazamiento debido a las características internas de la propia neurona y que no es igual en todas ellas. Este valor se denota como θ_i y representa el umbral de activación de la neurona i .

$$y_i(t+1) = f(Net_i - \theta_i) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} y_j(t) - \theta_i\right) \quad (3.9)$$

Existen distintos tipos de función de activación; algunas de ellas son:

a) **Función de activación escalón**

Si el conjunto de los estados de activación es $E = \{0, 1\}$:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{si } [Net_i > \theta_i] \\ y(t) & \text{si } [Net_i = \theta_i] \\ 0 & \text{si } [Net_i < \theta_i] \end{cases} \quad (3.10)$$

si el conjunto es $E = \{-1, 1\}$:

$$y_i(t+1) = \begin{cases} +1 & \text{si } [Net_i > \theta_i] \\ y(t) & \text{si } [Net_i = \theta_i] \\ -1 & \text{si } [Net_i < \theta_i] \end{cases} \quad (3.11)$$

b) **Función de activación lineal o identidad**

El estado de activación coincide con la entrada total a la unidad (El conjunto de estados E puede contener cualquier número real).

$$y_i(t+1) = Net_i - \theta_i \quad (3.12)$$

c) **Función de activación lineal-mixta**

En esta función, el estado de activación de la unidad está obligado a permanecer dentro de un intervalo $[b, B]$ de valores reales prefijados.

$$y_i(t+1) = \begin{cases} b & Net_i \leq B + \theta \\ Net_i - \theta, & b + \theta, < Net_i, < B + \theta, \\ B & Net_i \geq B + \theta \end{cases} \quad (3.13)$$

d) Función de activación sigmoideal

Es una función continua en el espacio de los estados de activación sobre el eje real. Para un conjunto de estados de activación $[0, 1]$:

$$y_i(t+1) = \frac{1}{(1 + e^{-(Net_i - \theta)})} \quad (3.14)$$

Para un conjunto de estados de activación $[-1, 1]$:

$$y_i(t+1) = \frac{2}{(1 + e^{-(Net_i - \theta)})} - 1 \quad (3.15)$$

Para simplificar la expresión (3.9) de la salida de una neurona i , es habitual considerar la existencia de una neurona ficticia ($N+1$), con valor de salida igual a la unidad ($Y_{N+1}=1$), asociada a la entrada de cada neurona i mediante una conexión con peso valor $-\theta_i$. La expresión queda de la siguiente manera:

$$y_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} y_j(t) - \theta_i \cdot 1\right) = f\left(\sum_{j=1}^{N+1} w_{ij} y_j(t)\right) = f(Net_i) \quad (3.16)$$

3.1.3 ESTRUCTURA DE UNA RNA

En la figura 3.2 se muestra el esquema de la estructura de una posible red multicapa en la que cada nodo o neurona únicamente está conectada con neuronas de un nivel superior.

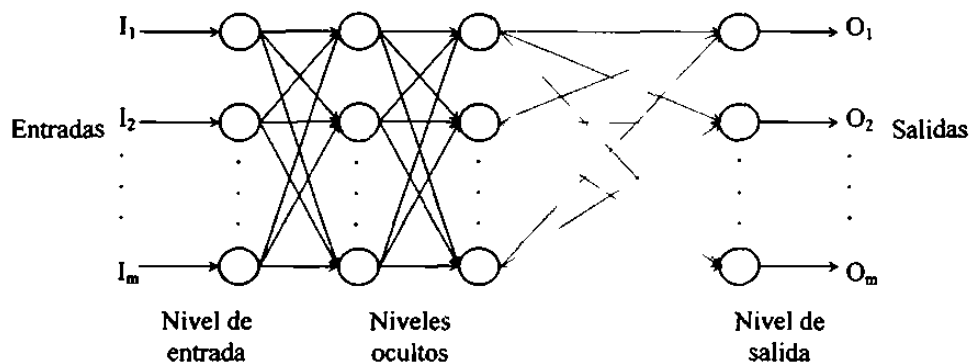


Fig. 3.2. Estructura de una red multicapas con conexiones hacia delante.

La conectividad entre los nodos de una red neuronal está relacionada con la forma en la que las salidas de las neuronas se canalizan para convertirse en entradas de otras neuronas. La señal de salida de un nodo puede ser una entrada de otro elemento de proceso, o incluso ser una entrada de sí mismo (conexión auto recurrente).

Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como de *propagación hacia delante* (Fig. 3.2). Cuando las salidas se pueden conectar como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas, la red es de propagación hacia atrás (Fig. 3.3). Las redes de propagación hacia atrás tienen lazos cerrados, ya que representan sistemas recurrentes.

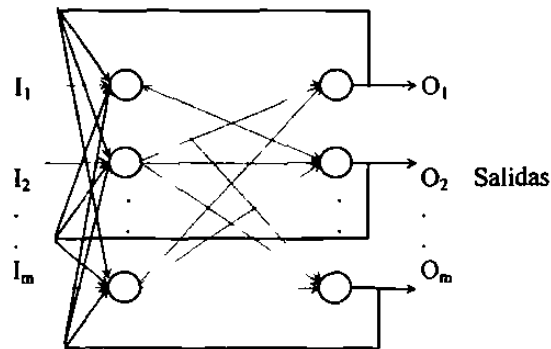


Fig. 3.3. Red con propagación hacia atrás a nodos de niveles anteriores.

3.2 APRENDIZAJE CON SUPERVISIÓN EN REDES NEURONALES DE UNA CAPA

Uno de los conceptos generales de aprendizaje es: *La modificación del comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de las experiencias conducen al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos.* Esta definición se puede aplicar a los procesos de aprendizaje de estos sistemas.

Biológicamente se suele aceptar que la información memorizada en el cerebro está más relacionada con los valores sinápticos de las conexiones entre las neuronas que con ellas mismas; es decir, el conocimiento se

encuentra en las sinapsis. En el caso de las redes neuronales artificiales, se puede considerar que el conocimiento se encuentra representado en los pesos de las conexiones entre neuronas. Todo proceso de aprendizaje implica cierto número de cambios en estas conexiones. Se puede decir que se aprende modificando los valores de los pesos de la red.

En general, las reglas de aprendizaje dependen de la topología de la red y del tipo de neurona artificial utilizada; cada modelo dispone de su o sus propias técnicas de aprendizaje.

Si consideramos una red formada por varias capas de neuronas idénticas, podemos considerar las salidas de cierta capa de n unidades como un vector n -dimensional

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (3.17)$$

Si este vector n -dimensional de salida representa los valores de entrada de todas las unidades de una capa m -dimensional, cada una de las unidades de esta capa poseerá n pesos asociados a las conexiones procedentes de la capa anterior. Por tanto, existen m vectores de pesos n -dimensionales asociados a la capa m .

El vector de pesos de la j -ésima unidad tendrá la forma:

$$Y_j = (y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jn}) \quad (3.18)$$

La entrada neta de la j -ésima unidad se puede escribir en forma de producto escalar del vector de entradas por el vector de pesos. Solamente para los vectores de igual dimensión, este producto se define como la suma de los productos de los componentes correspondientes a ambos vectores (3.3), en donde n representa el número de conexiones de la j -ésima unidad. Por lo tanto (3.3) puede escribirse de la forma:

$$net_j = W \cdot Y \quad (3.19)$$

La estructura de una regla de aprendizaje es de la siguiente forma:

$$\Delta w_j^{(k)} \propto \Gamma^{(k)}(X, d, W) X^{(k)} \quad (3.20)$$

donde:

$$\Delta w_j^{(k)} \equiv W_j^{(k+1)} - W_j^{(k)} ; \text{ aprendizaje o cambio de pesos.}$$

$\Gamma^{(k)}$: señal de aprendizaje.

(X, d) : pares asociados de patrones de entrenamiento

Para las reglas de aprendizaje se establece la igualdad considerando una constante de proporcionalidad " η " llamada *factor de aprendizaje*.

$$\Delta W^{(k)} = \eta \Gamma^{(k)} \bullet X^{(k)} \quad (3.21)$$

El algoritmo de aprendizaje del Perceptron (función de integración lineal y función de actividad escalón) es del tipo *supervisado* lo cual requiere que sus resultados sean evaluados y se realicen las oportunas modificaciones del sistema si fuera necesario. Los valores de los pesos pueden determinar el funcionamiento de la red: éstos valores se pueden fijar o adaptar utilizando diferentes algoritmos de entrenamiento de la red [23]. El Perceptron no puede aprender a realizar todo tipo de clasificaciones, solamente se pueden aprender clasificaciones *sencillas*. Esta limitación se debe a que un Perceptron usa una función discriminante lineal como célula de decisión, con lo cual no es posible realizar sino una sola separación lineal [23,26,27]. Esta limitación se resuelve utilizando redes de neuronas de más de una capa.

3.3 APRENDIZAJE CON SUPERVISIÓN DE REDES NEURONALES MULTICAPAS: REGLA DELTA GENERALIZADA

La regla propuesta por Widrow en 1960 (regla delta) ha sido extendida a redes con capas intermedias (regla delta generalizada) con conexiones hacia adelante (*feedforward*) y cuyas células tienen funciones de activación continuas (lineales o sigmoidales), dando lugar al algoritmo de retropropagación (*backpropagation*). Estas funciones continuas son no decrecientes y derivables. La función sigmoideal pertenece a este tipo de funciones, a diferencia de la función escalón que se utiliza en el Perceptron.

Este algoritmo también utiliza una función de superficie de error asociada a la red, buscando el estado estable de mínima energía o de mínimo error a través del camino descendente de la superficie del error. Por ello, realimenta el

error del sistema para realizar la modificación de los pesos en un valor proporcional al gradiente decreciente de dicha función de error.

Funcionamiento del algoritmo

El método que sigue la regla delta generalizada para ajustar los pesos es exactamente el mismo que el de la regla del Perceptron; es decir, los pesos se actualizan de forma proporcional a la diferencia entre la salida deseada y la obtenida.

Dada una neurona (unidad U_i) y la salida que produce, y_i (Fig. 3.4), el cambio que se produce en el peso de la conexión que une la salida de dicha neurona con la unidad U_j (w_{ji}) para un patrón de aprendizaje p determinado es:

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \alpha \delta_{pj} \cdot y_{pi} \quad (3.22)$$

en donde el subíndice p se refiere al patrón de aprendizaje concreto y α es la constante o tasa de aprendizaje. δ_{pj} se define como:

$$\delta_{pj} = (d_{pj} - y_{pj}) \cdot (f'(net_j)) \quad (3.23)$$

donde d_{pj} es la salida deseada de la neurona j para el patrón p y net_j es la entrada neta que recibe la neurona j y $f'(net_j)$ es la derivada de la función de transferencia. Este término (3.22) representa la modificación que hay que realizar en la entrada que recibe la neurona j .

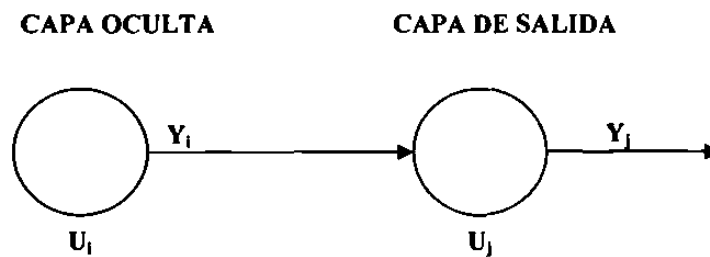


Fig 3.4. Conexión entre una neurona de una capa oculta con una neurona de salida.

En el caso de que U_j no sea una neurona de salida (Fig. 3.4), el error que se produce está en función del error que se comete en las neuronas que reciben como entrada la salida de U_j :

$$\delta_{pj} = \left(\sum_k \delta_{pk} w_{kj} \right) \cdot (f'(net_j)) \quad (3.24)$$

donde el rango de k cubre todas aquellas neuronas a las que está conectada la salida de U_j . Esto es lo que se denomina procedimiento de propagación del error hacia atrás. De esta forma, el error que se produce en una neurona oculta es la suma de los errores que se producen en las neuronas a las que está conectada la salida de ésta, multiplicando cada uno de ellos por el peso de la conexión.

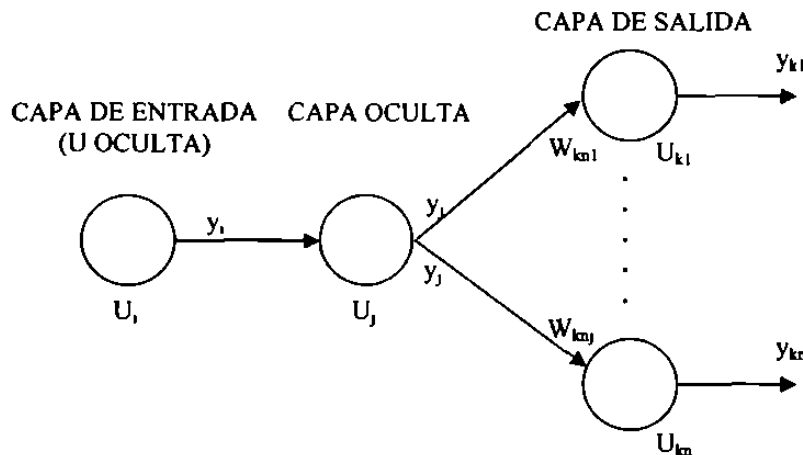


Fig. 3.5. Conexiones entre neuronas de la capa oculta con la capa de salida.

El método de retropropagación del error, también conocido como del gradiente descendente, requiere un importante número de cálculos para lograr el ajuste de los pesos de la red. En la implementación del algoritmo, se toma una amplitud de paso que viene dada por la tasa de aprendizaje α . A mayor tasa de aprendizaje, mayor es la modificación de los pesos en cada iteración, con lo que el aprendizaje será más rápido, pero, por otro lado, puede dar lugar a oscilaciones. Rumelhart, Hinton y Williams en 1986 [23] sugirieron que para filtrar estas oscilaciones se añade en la expresión del incremento de los pesos un término β (momento), de manera que dicha expresión quede:

$$\begin{aligned} w_{ji}(t+1) &= w_{ji}(t) + \alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta (w_{ji}(t) - w_{ji}(t-1)) = \\ \Delta w_{ji}(t+1) &= \alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta \Delta w_{ji}(t) \end{aligned} \quad (3.25)$$

donde β determina el efecto en $t+1$ del cambio de los pesos en el instante t .

Con este momento se consigue la convergencia de la red en un menor número de iteraciones, ya que si en t el incremento de un peso era positivo y en $t+1$ también, entonces el descenso por la superficie de error en $t+1$ es mayor. Sin embargo, si en t el incremento era positivo y en $t+1$ es negativo, el paso que se da en $t+1$ es más pequeño, lo cual es adecuado, ya que eso significa que se ha pasado por un mínimo y que los pasos deben ser menores para poder alcanzarlo.

Resumiendo, el algoritmo *backpropagation* queda finalmente:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + [\Delta w_{ji}(t+1)] \quad (3.26)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + [\alpha \delta_{pj} y_{pi} + \beta \Delta w_{ji}(t)] \quad (3.27)$$

donde:

$$\delta_{pj} = (d_{pj} - y_{pj}) f'(net_j) \quad \text{si } U_j \text{ es una neurona de salida y}$$

$$\delta_{pj} = \left(\sum_k \delta_{pk} w_{kj} \right) f'(net_j) \quad \text{si } U_j \text{ no es una neurona de salida.}$$

La aplicación del algoritmo *backpropagation* tiene dos fases, una hacia delante y otra hacia atrás. Durante la primera fase el patrón de entrada es presentado a la red y propagado a través de las capas hasta llegar a la capa de salida. Obtenidos los valores de salida de la red, se inicia la segunda fase, comparándose estos valores con la salida esperada para obtener el error. Se ajustan los pesos de la última capa proporcionalmente al error. Se pasa a la capa anterior con una retropropagación del error, ajustando convenientemente los pesos y continuando con este proceso hasta llegar a la primera capa. De esta manera se han modificado los pesos de las conexiones de la red para cada ejemplo o patrón de aprendizaje del problema, del que conocíamos su valor de entrada y salida deseada que debería generar la red ante dicho patrón. Esta regla requiere el uso de neuronas cuya función de activación sea continua y diferenciable. Generalmente, la función utilizada será del tipo sigmoideal (Fig. 3.6).

Consideraciones sobre el algoritmo de aprendizaje

El algoritmo de *backpropagation* encuentra un valor mínimo de error (local o global) mediante la aplicación de pasos descendentes (gradiente descendente). Cada punto de la superficie de la función de error corresponde a un conjunto de valores de los pesos de la red. Con el gradiente descendente, siempre que se realiza un cambio en todos los pesos de la red, se asegura el descenso por la superficie del error hasta encontrar el valle más cercano, lo que puede hacer que el proceso de aprendizaje se detenga en un mínimo local de error.

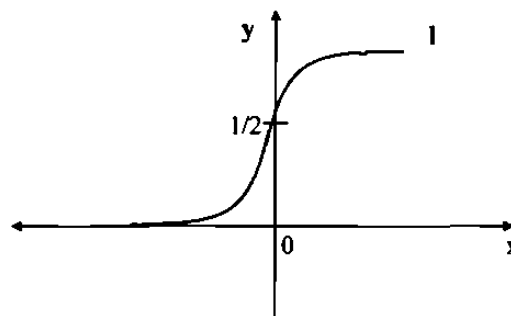


Fig. 3.6. Función de activación sigmoideal $y = 1/1 + e^{-x}$.

Por tanto, uno de los problemas que representa este algoritmo de entrenamiento de redes multicapa es que busca minimizar la función de error, pudiendo caer en un mínimo local o en algún punto estacionario, con lo cual no se llega a encontrar el mínimo global de la función del error. Sin embargo, ha de tenerse en cuenta que no tiene porqué alcanzarse el mínimo global en todas las aplicaciones, sino que puede ser suficiente con un error mínimo preestablecido.

Control de convergencia

En las técnicas de gradiente decreciente es conveniente avanzar por la superficie de error con incrementos pequeños de los pesos. Esto se debe a que tenemos una información local de la superficie y no se sabe lo lejos o lo cerca que se está del punto mínimo. Con incrementos grandes, se corre el riesgo de pasar por encima del punto mínimo sin conseguir estacionarse en él.

Con incrementos pequeños, aunque se tarde más en llegar, se evita que ocurra esto.

El elegir un incremento de paso adecuado influye en la velocidad con la que converge el algoritmo. Esta velocidad se controla a través de la constante de proporcionalidad o tasa de aprendizaje α . Normalmente α debe ser un número pequeño (del orden de 0.05 a 0.25), para asegurar que la red llegue a asentarse en una solución. Un valor pequeño de α significa que la red tendrá que hacer un gran número de iteraciones. Si esa constante es muy grande, los cambios de pesos son muy grandes, avanzando muy rápidamente por la superficie de error, con el riesgo de saltar el mínimo y estar oscilando alrededor de él, pero sin poder alcanzarlo.

Se recomienda utilizar un proceso adaptivo del valor de α , que aumente el valor de α a medida que disminuye el error de la red durante la fase de aprendizaje; así, se acelera la convergencia, sin llegar nunca a valores de α demasiado grandes, que ocasione que la red oscilase alrededor del valor mínimo. Otra forma de incrementar la velocidad de convergencia consiste en añadir un término *momento* consistente en sumar una fracción del anterior cambio cuando se calcula el valor del cambio del peso actual. Este término adicional tiende a mantener los cambios de peso en la misma dirección.

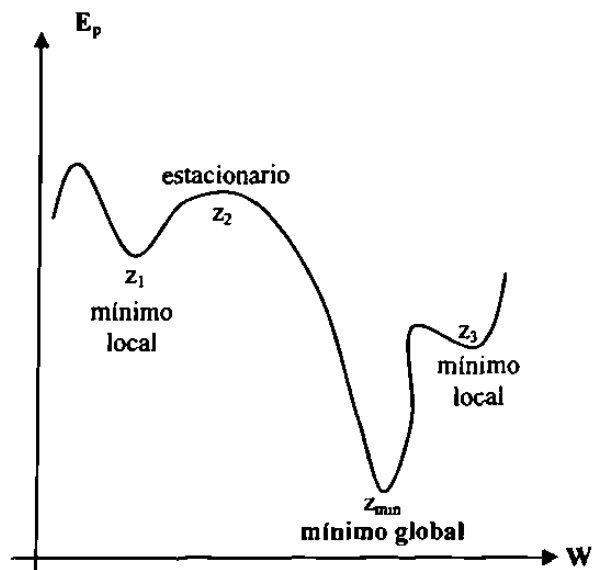


Fig. 3.7. Ejemplo representativo de una forma de la superficie de error, donde W representa los posibles valores de la matriz de pesos de la red.

Un último aspecto a tener en cuenta es la posibilidad de convergencia hacia alguno de los *mínimos locales* que pueden existir en la superficie de error del espacio de pesos (Fig. 3.7). En el desarrollo matemático que se ha realizado para llegar al algoritmo de retropropagación, no se asegura en ningún momento que el mínimo que se encuentre sea global. En todo caso, si la solución es admisible desde el punto de vista del error, no importa si el mínimo es local o global o si se ha detenido en algún momento previo a alcanzar un verdadero mínimo.

En la práctica, si una red deja de aprender antes de llegar a una solución aceptable, se realiza un cambio en el número de neuronas ocultas o en los parámetros de aprendizaje o, simplemente, se vuelve a empezar con un conjunto distinto de pesos originales.

Dimensionamiento de la red: número de neuronas ocultas

No se pueden dar reglas concretas para determinar el número de neuronas o el número de capas de una red para resolver un problema concreto. Lo mismo ocurre a la hora de seleccionar el conjunto de vectores de entrenamiento. En todos estos casos, lo único que se puede dar son unas cuantas ideas generales deducidas de la experiencia [27]. Ver sección 3.4.

Respecto al número de capas de la red, en general tres capas son suficientes (entrada-oculta-salida). Sin embargo, hay veces en que un problema es más fácil de resolver (la red aprende más deprisa) con más de una capa oculta. El tamaño de las capas, tanto de entrada como de salida, suele venir determinado por la naturaleza de la aplicación. En cambio, decidir cuántas neuronas debe tener la capa oculta no suele ser tan evidente.

El número de neuronas ocultas interviene en la eficacia de aprendizaje y de generalización de la red. No hay ninguna regla que indique el número óptimo, en cada problema se debe ensayar con distintos números de neuronas para organizar la representación interna y escoger el mejor. La idea más utilizada, sobre todo en los sistemas simulados, consiste en tener el menor número posible de neuronas en la capa oculta, porque cada una de ellas supone una

mayor carga de procesamiento en el caso de una simulación software. En un sistema implementado en hardware, el problema no es crucial; sin embargo, si habrá que tener presente el problema de comunicación entre los distintos elementos de proceso.

Es posible eliminar neuronas ocultas si la red converge sin problemas, determinando el número final en función del rendimiento global del sistema. Si la red no converge, es posible que sea necesario aumentar este número. Por otro lado, examinando los valores de los pesos de las neuronas ocultas periódicamente en la fase de aprendizaje, se pueden detectar aquellas cuyos pesos cambian muy poco durante el aprendizaje respecto a sus valores iniciales, y reducir por tanto el número de neuronas con poca participación en el proceso de aprendizaje.

Iniciación y cambios de pesos

Sería ideal, para una rápida adaptación del sistema, iniciar los pesos con una combinación de valores (W) muy cercano al punto del mínimo error buscado. Pero es imposible, porque no se conoce *a priori* dónde está el punto mínimo. Así, se parte de un punto cualquiera del espacio, inicializando los pesos con valores pequeños y aleatorios cualesquiera al igual que los términos umbral θ_i , que aparecen en la ecuaciones de entrada neta a cada neurona. Este valor umbral se suele tratar como un peso más que está conectado a una neurona ficticia de salida constante 1. La utilización de los términos umbral es opcional, ya que en caso de utilizarse, es tratado exactamente igual que un peso más y participa como tal en el proceso de aprendizaje.

La expresión de la entrada neta a cada neurona se puede escribir de la forma:

$$net_{pk} = \sum_{j=1}^L w_{kj} x_{pj} + \theta_k \quad (3.28)$$

para una neurona de salida (k). Si consideramos $\theta_k \equiv w_{k(L+1)}^o$; $x_{p(L+1)} \equiv 1$, se puede escribir la siguiente expresión:

$$net_{pk} = \sum_{j=1}^{L+1} w_{kj} x_{pj} \quad (3.29)$$

o, lo que es lo mismo, si consideramos $\theta_k \equiv w_{k0}$; $x_{p0} \equiv 1$, podemos tomarla como:

$$net_{pk} = \sum_{j=0}^L w_{kj} x_{pj} \quad (3.30)$$

La modificación de los pesos puede realizarse cada vez que un patrón ha sido presentado, o bien después de haber acumulado los cambios de los pesos en un número de iteraciones. El momento adecuado para cambiar los pesos depende de cada problema concreto.

3.4 REDUCCIÓN DE LA COMPLEJIDAD DE LA RED

Generalmente la solución de problemas reales implica el uso de redes con gran número de conectividad. Un problema práctico es el de optimizar la complejidad de la RN sin alterar su funcionalidad. Existen dos procedimientos para la construcción de enlaces de la RN:

Métodos de crecimiento (GROWING); en estos métodos se inicia la red con un reducido número de neuronas en la capa oculta y se procede a aumentar estas en cuanto la red no cumpla las condiciones de diseño impuestas. Este procedimiento implica un trabajo computacional excesivo [23,24].

Métodos de reducción (PRUNNING); en este procedimiento se inicia el diseño con un número suficientemente grande de enlaces y se procede a su eliminación de una manera selectiva y ordenada. Existen dos líneas de desarrollo de este tipo de métodos, que son: Métodos de regularización y métodos basados en el Hessiano [23,24].

Métodos de regularización

Se puede considerar a la R.N. como un modelo NO-paramétrico del sistema real que genera los datos o patrones (aprendizaje o simulación) de comportamiento. La R.N. es estocástica por naturaleza y es necesario para un buen diseño de la misma, que exista una confiabilidad de los datos y del

modelo. Existe en consecuencia una negociación entre la confiabilidad de los datos y la excelencia en la actuación del modelo. Este estado se representa por la función *riesgo total*, $R(w)$ que es una forma matemática del principio de Tikhonov.

$$R(W) = \xi_{av}(W) + \lambda \xi_c(W) \quad (3.31)$$

donde:

$R(W)$ = Riesgo total.

$\xi_{av}(W)$ = Función de mérito (generalmente es el error cuadrado medio).

$\xi_c(W)$ = Función de penalización por complejidad de la red.

λ = Factor de regularización.

$\xi_{av}(W)$ depende de los datos y del modelo, en tanto que $\xi_c(W)$ solo depende del modelo.

La forma general de la función de generalización es del tipo

$$\xi_c(W) = \frac{1}{2} \int \left\| \frac{\partial^k}{\partial X^k} F(W, X) \right\|^2 \mu(X) dX \quad (3.32)$$

donde:

$F(W, X)$ = Modelo de la red.

$\mu(X)$ = Función que establece la región donde se realiza la regularización (función suave de F).

k = Orden de la derivada parcial; entre mayor sea el valor de k , mayor es la regularización o aproximación suave del modelo.

Existen tres técnicas de regularización de RN:

Amortiguamiento de pesos. En esta técnica, la función de penalización esta constituida por la norma cuadrada de todos los vectores de pesos.

$$\xi_c(W) = \sum_{i \in I_{total}} \|w_i\|^2 \quad (3.33)$$

donde I_{total} identifica todos los índices de los vectores de pesos de la capa oculta y la de salida. El proceso identifica dos clases de pesos w : los pesos que

tienen influencia sobre la función $R(w)$ y aquellos que no tienen influencia o que prácticamente son pesos o conexiones en exceso.

Eliminación de pesos. En esta técnica se utiliza la función de penalización del tipo:

$$\xi_c(W) = \sum_{k \in I_{global}} \frac{\left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2}{1 + \left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2} \quad (3.34)$$

donde:

w_o = Parámetro preestablecido.

I_{global} = Índices de todos los pesos sinápticos (elementos del vector W).

Esta técnica incluye la técnica anterior pero con escalamiento a w_o

$$\frac{\left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2}{1 + \left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2} = \frac{\frac{w_k^2}{w_o^2}}{\frac{w_o^2 + w_k^2}{w_o^2}} = \frac{w_k^2}{w_o^2 + w_k^2}$$

si $w_o \gg w_k$

$$\Rightarrow \frac{\left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2}{1 + \left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2} \cong \frac{w_k^2}{w_o^2} \cong \left(\frac{w_k}{w_o}\right)^2 \quad (3.35)$$

Aproximación a superficies suaves. Esta técnica se desarrolla para R.N. con una capa oculta y una neurona en la capa de salida.

$$\xi_c(W) = \sum_{j=1}^M w_{oj}^2 \|W_j\|^p \quad (3.36)$$

donde:

M : Número de neuronas de la capa oculta.

w_{oj} = Enlace de la capa de salida.

W_j = Vector de enlaces de la capa oculta.

p = Orden de aproximación de superficies suaves con valor de:

$$P = \begin{cases} 2k-1 & \text{aproximación global} \\ 2k & \text{si es local} \end{cases}$$

k = orden de la derivada parcial seleccionada para la fórmula general de ξ_c .

3.5 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

Una red neuronal es un modelo computacional que comparte algunas de las características del cerebro: consta de varias unidades sencillas que trabajan en paralelo sin un control central. Las conexiones entre las unidades tienen pesos numéricos que el elemento de aprendizaje puede modificar.

El comportamiento de una red neuronal está determinado por la topología de la conexión y por la naturaleza de las unidades individuales. Los perceptrones son redes de prealimentación con un solo nivel de unidades y solamente pueden representar funciones linealmente separables. Las redes de retroalimentación con varias capas permiten representar cualquier función, si se cuenta con una cantidad adecuada de unidades.

El problema del Perceptron que no clasifica conjuntos que no son linealmente separables es solucionado mediante la implementación de redes neuronales de dos ó más capas.

Las ventajas en el uso de técnicas de regularización para el diseño de RNA es que podemos eliminar los pesos que no tengan influencia o sean conexiones redundantes.

CAPÍTULO 4

IDENTIFICACIÓN DE OSCILACIONES DE POTENCIA UTILIZANDO REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES

4.1 INTRODUCCIÓN

Las oscilaciones de potencia son fenómenos que dependen del comportamiento dinámico de los generadores del sistema eléctrico de potencia, la razón de cambio de las variables eléctricas asociadas no es constante y puede presentar amplios intervalos de variación, dependiendo de diversos factores; para los esquemas de bloqueo convencionales este comportamiento constituye un problema en la selección del principio de funcionamiento y de los parámetros de ajuste.

Una de las aplicaciones más extendidas de las redes neuronales en las que se ha comprobado su desempeño, es el reconocimiento o clasificación de patrones aprovechando la capacidad de generalización de las redes, las cuales pueden *aprender* una serie de modelos originales de diferente clase, para posteriormente ser capaces de determinar la clase a la que pertenecen otras entradas distintas de los patrones *aprendidos*. De esta forma, es factible la

aplicación de RNA para caracterizar el comportamiento de las trayectorias de impedancia aparente durante una oscilación de potencia. En este capítulo se describen los aspectos básicos de reconocimiento de patrones con RNA, las estructuras de red propuesta, el proceso de entrenamiento utilizado y las alternativas para el procesamiento de la información de entrada a la red. Asimismo, se describe el efecto de las etapas de filtrado de un relevador digital en el desempeño de la RNA.

4.2 RECONOCIMIENTO DE PATRONES CON RNA

En general, el reconocimiento de patrones consiste en determinar si un elemento de una población P pertenece a una subpoblación S conocida. Cuando el reconocimiento de un elemento es sobre una clase única, el proceso se denomina identificación. Asimismo, el proceso de clasificación consiste en agrupar elementos en clases (subpoblaciones) de acuerdo a criterios de similitud. De esta forma, el reconocimiento de patrones incluye los procesos de clasificación y reconocimiento.

En la Fig. 4.1 se describe un conjunto de subpoblaciones S_1, \dots, S_4 de una población P . A partir de un elemento x , sus atributos son “medidos” para generar un vector patrón, el cual es transformado y reducido en un conjunto de rasgos distintivos y el objeto es reconocido sobre la base de esta información.

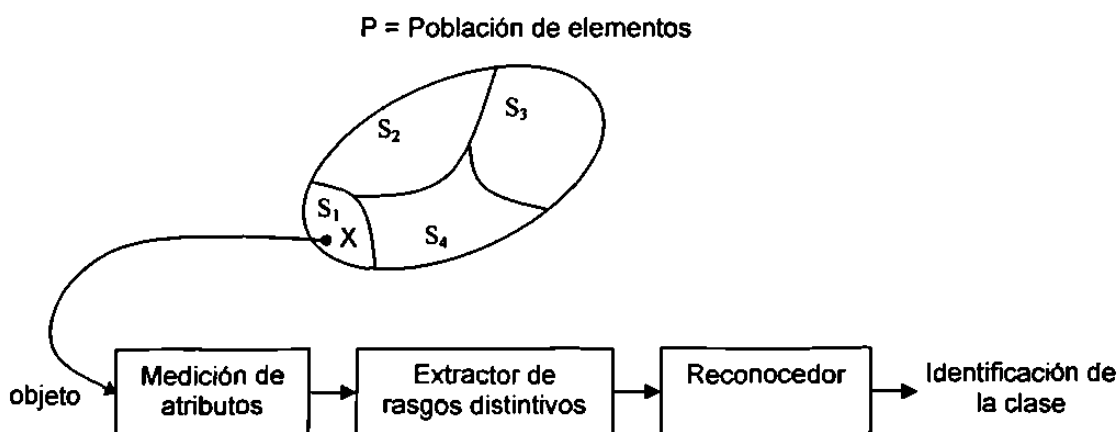


Fig. 4.1. Descripción del proceso de reconocimiento/clasificación.

Definiendo $m_i, i=1, \dots, P$ como las variables a medir de un elemento x para formar los vectores patrón; un extractor de rasgos distintivos T transforma el vector patrón $m = (m_1, \dots, m_p)$ en un vector de rasgos distintivos $X = (X_1, \dots, X_N) = T(m)$. Por último, un reconocedor de patrones es un sistema que a partir de un vector de rasgos distintivos genera una salida que es una identificación única asociada con la clase a la cual pertenece el objeto. De acuerdo a esto, el reconocimiento de patrones se puede llevar a cabo sobre atributos físicos y conceptos abstractos.

De manera formal, en una población P de elementos no idénticos, cada elemento está representado por un vector patrón de mediciones de dimensión N . Estos vectores son convertidos en un conjunto de vectores de rasgos distintivos de dimensión N . Por tanto, P se puede representar mediante un conjunto de vectores de rasgos distintivos de dimensión N . Además, asuma que P es dividida en un conjunto de clases no conocidas S_1, \dots, S_k . En este caso, el problema de clasificación consiste en decidir si un conjunto de vectores de rasgos distintivos pertenece a una misma clase o clases diferentes. De igual forma, el problema de reconocimiento consiste en definir si un vector de rasgos distintivos es un vector representativo de una clase determinada.

En la actualidad existen diferentes metodologías para reconocimiento y clasificación, cada una con distintas taxonomías y áreas de aplicación. En la Tabla 4.1 se enlistan los diferentes métodos de reconocimiento que se han desarrollado [24].

Uno de los métodos más recientes es el reconocimiento con redes de neuronas artificiales con estructura de propagación hacia delante. Este método consiste en un mapeo no lineal T sobre un cubo de dimensión N en un cubo de dimensión M : $T: [a, b]^N \rightarrow [a, b]^M$, es decir $(x_1, \dots, x_N) \rightarrow (y_1, \dots, y_M)$, donde $a \leq (x_n, y_n) \leq b$.

Esto significa que una red de neuronas con propagación hacia delante mapea vectores de entrada en vectores de salida, $X \rightarrow Z$, con las siguientes propiedades: (i) es un mapeo no lineal y (ii) es un mapeo estable en el sentido

que si $N: X^{(q)} \rightarrow Z^{(k(q))}$ y x es similar a $X^{(q)}$, entonces x será mapeado en un vector Z , muy similar a $Z^{(k(q))}$, es decir, errores pequeños son mapeados en errores pequeños. También es posible mapear un vector X' , diferente a $X^{(q)}$ en un vector similar a $Z^{(k(q))}$.

Tabla 4.1. Métodos de reconocimiento de patrones.

- Decisión teórica
<ul style="list-style-type: none"> • Estadístico Paramétrico, no paramétrico, estimación Bayesiana.
<ul style="list-style-type: none"> • Grafos
<ul style="list-style-type: none"> • Basados en reglas Reglas lógicas binarias. Reglas difusas.
- Estructural
<ul style="list-style-type: none"> • Autómatas Determinístico. Estocástico.
<ul style="list-style-type: none"> • Redes neuronales recurrentes (Hopfield).
<ul style="list-style-type: none"> • Mapas asociativos bidireccionales.
- Mapas asociativos (redes neuronales y lógica difusa).
<ul style="list-style-type: none"> • Redes neuronales con propagación hacia adelante. Redes multicapa. Enlaces funcionales. Redes de base radial.
<ul style="list-style-type: none"> • Redes de auto-organización. Mapas de auto-organización. Algoritmos de agrupamiento difuso. Mapas difusos de auto-organización. Teoría de resonancia adaptiva.
<ul style="list-style-type: none"> • Redes híbridas Aprendizaje de vectores de cuantización. Redes neuronales probabilísticas. Mapas asociativos difusos. Aprendizaje difuso de vectores de cuantización.

En realidad, una red neuronal es un interpolador y extrapolador no lineal. Solo es necesario ajustar los pesos de interconexión apropiadamente para que la red sea capaz de mapear vectores de rasgos distintivos característicos de cierta clase en un vector identificador de salida de la clase correspondiente.

Para utilizar una red de neuronas como un reconocedor de patrones (Fig. 4.1), es necesario (a) obtener una muestra de Q vectores de rasgos distintivos $S = \{X^{(1)}, \dots, X^{(Q)}\}$ que contenga uno o más elementos de k clases, (b) definir un conjunto de K vectores identificadores de salida $\{t^{(1)}, \dots, t^{(K)}\}$ para las k clases y asociar un vector identificador con cada vector de rasgos distintivos para formar pares entrada/salida $\{X^{(q)}, t^{(k(q))}\}$ y (c) ajustar los pesos de interconexión internos $\{w_{nm} : n=1, \dots, N, m=1, \dots, M\}$ y de salida $\{u_{mj} : m=1, \dots, M, j=1, \dots, J\}$ hasta que todos los vectores de entrada sean mapeados en los vectores identificadores correspondientes. La distancia en cada salida obtenida por la red $Z^{(q)}$ y el vector identificador correspondiente $t^{(k(q))}$ es denominado el error de clasificación $\|Z^{(q)} - t^{(k(q))}\|$, y debe ser menor que la distancia $Z^{(q)}$ a cualquier otro vector de entrenamiento (incorrecto) $t^{(p)}$; esto es, $\|Z^{(q)} - t^{(k(q))}\| < \|Z^{(q)} - t^{(p)}\|$ para $p \neq k$. El error medio cuadrático total se define $E = \|Z^{(1)} - t^{(k(1))}\|^2 + \|Z^{(Q)} - t^{(k(Q))}\|^2$. El error medio cuadrático para un vector de entrada $X^{(q)}$ es $E^{(q)} = \|Z^{(q)} - t^{(k(q))}\|^2$. Por lo tanto, $E = \sum_{q=1}^Q \|Z^{(q)} - t^{(k(q))}\|^2 = \sum_{q=1}^Q E^{(q)}$.

La tercera etapa para diseñar un reconocedor de patrones utilizando redes neuronales no es un problema trivial. Como la red realiza un mapeo no lineal, no existe una manera analítica para determinar los pesos de interconexión que producen el mejor mapeo entrada/salida. Por lo tanto, es necesario implementar un método iterativo (regla delta generalizada, Levenberg-Marquardt, etc.).

Para un problema específico, existe un gran número de vectores de rasgos distintivos en k clases, lo que significa que diferentes vectores de rasgos distintivos de la k_i clase tienen asociado un mismo vector de salida. El proceso

de ajuste de los pesos de interconexión continua hasta que todas las entradas sean mapeadas en forma aproximada a los vectores identificadores de salida.

Una vez que la etapa de entrenamiento minimiza la función de error, la red neuronal puede ser utilizada en un modo operacional para mapear los vectores de rasgos distintivos de una población P (de donde se generaron los vectores de entrenamiento S), en vectores identificadores de salida para las diferentes clases de la población. Este es el proceso de reconocimiento.

4.3 IDENTIFICACIÓN DE OSCILACIONES DE POTENCIA UTILIZANDO REDES NEURONALES

El problema de identificación de oscilación de potencia para funciones de bloqueo de relevadores de distancia tiene características que sugieren su posible solución mediante técnicas de inteligencia artificial, y, en particular, utilizando redes de neuronas artificiales (RNA). Esas características son:

- La discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia puede hacerse basándose en la razón de cambio de variables eléctricas, pero no hay un valor límite preciso de esa razón de cambio.
- El valor que delimita la frontera entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia depende de diversos factores, tales como la topología del sistema de potencia y las características dinámicas de los generadores. Estos factores cambian con el estado operativo del sistema.
- Puede ser conveniente utilizar otros indicadores para la discriminación, además de la razón de cambio de alguna variable eléctrica. Esto puede requerir una decisión inteligente de bloqueo sobre la base de los diversos indicadores.

La discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia puede concebirse como un problema de reconocimiento de patrones, para el que las RNA han probado ser adecuadas [22]. El enfoque propuesto en este trabajo consiste en entrenar una RNA utilizando como información de entrada los valores de resistencia y reactancia aparente, correspondientes a dos tipos de trayectorias de impedancia: las de oscilaciones de potencia (condición de

bloqueo, identificada como una salida +1 de la RNA), y las de cortocircuitos (condición de no bloqueo, que se identifica como una salida -1).

Analizando el comportamiento general de las oscilaciones en un sistema eléctrico de potencia, se decidió seleccionar la impedancia aparente (resistencia y reactancia) como la base de discriminación, teniendo en cuenta que las trayectorias de impedancia para oscilaciones estables tienden a ocupar una posición horizontal en el plano complejo impedancia en la zona en que cruzan por las características de los relevadores de distancia (valores de δ cercanos a 180°), mientras que para las oscilaciones inestables estas trayectorias ocupan el plano horizontal como también el vertical por lo que se deben tener en cuenta los valores de reactancia para una mejor caracterización.

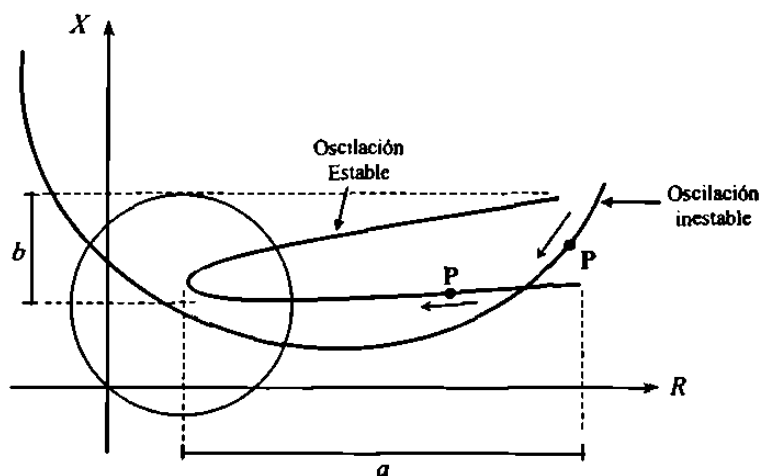


Fig. 4.2. Trayectoria típica de una oscilación de potencia estable e inestable .

En la Fig. 4.2 se puede apreciar que a ocupa una mayor longitud en el eje R con diferencia de b en el eje X . La selección de R obedece a que durante una oscilación de potencia, las variaciones de R son más significativas que las variaciones de X , sin embargo, adicionalmente se incorporan valores de X para tener una mejor definición del problema de identificación. Con esto se beneficia el aprendizaje de la red neuronal por la generalización de dichos patrones.

4.4 ESTRUCTURA DE LA RNA

Los parámetros de diseño que definen la estructura de una RNA son el tipo de neurona, arquitectura de la red y la regla de aprendizaje utilizada; las redes de conexión son matemáticamente representadas por la función de base $f(w,x)$, donde w es la matriz de pesos, y x el vector de entrada. La función de base tiene dos formas típicas: la función Lineal de Base (LBF) que es una función de primer orden, y la función de base Radial (RBF) que implica una función de base de segundo orden no lineal.

El valor de red, expresado por la función de base, $u(w,x)$, es transformada por una función de activación no lineal. En este caso, las neuronas de la red fueron implementadas utilizando funciones de activación sigmoideas bipolares que en previos trabajos de investigación han demostrado tener un mejor comportamiento para el mapeo no lineal [16,22,23].

Con respecto a la arquitectura de la red, se decidió utilizar una estructura de propagación hacia delante (no recurrente) con dos capas de perceptrones (Fig. 4.6). El número de unidades en la capa oculta está directamente relacionado con la capacidad de almacenamiento de información en la red. Para que el comportamiento de la red sea apropiado (esto es, sea capaz de generalizar), se tiene que determinar el número de neuronas de la capa oculta. Esto se realizó mediante el método de regularización [23,28].

La solución de problemas reales utilizando redes neuronales usualmente requiere de redes con un alto número de neuronas interconectadas entre sí, lo que provoca que el entrenamiento converja lentamente a una solución. Esto conlleva a tratar de minimizar el tamaño de la red neuronal manteniendo un buen desempeño. Sin embargo, entre más pequeña sea la red, el proceso de entrenamiento se dificulta pudiendo no llegar a una solución (falta de memoria, asociada al número de interconexiones). El método utilizado para la obtención de la red neuronal óptima para el problema en cuestión es el de *reducción de la red* (Network Pruning) que consiste en formar la red con un gran número de conexiones entre las neuronas (adecuadas para resolver el problema en estudio) y después reducirla basándose en la debilidad o eliminación de ciertos

pesos de forma ordenada y selectiva. Para nuestro problema nos enfocamos en la aproximación basada sobre la forma de **regularización**.

La **regularización** se trata de las modificaciones que se hacen a la representación de la función, que normalmente se selecciona como la suma de los cuadrados de los errores de la red en el entrenamiento. A continuación se explica como se modifica la representación de la función.

La representación de la función típica que es usada para el entrenamiento de redes con alimentación hacia delante es el error medio cuadrado de la red:

$$F = mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (4.1)$$

Es posible mejorar la representación si modificamos la representación de la función agregando un término que consiste de la media de la suma de los cuadrados de los pesos y biases de la red:

$$msereg = \gamma mse + (1 - \gamma)msw \quad (4.2)$$

donde γ es la razón de la representación, y

$$msw = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2, \quad (4.3)$$

Con esta representación de la función se provoca que la red tenga pesos y bias mas pequeños, forzando que la respuesta de la red sea más suave.

El problema de la regularización es la dificultad para determinar el valor óptimo del parámetro γ , la razón de la representación. Debido a esto se utiliza la estructura Bayesiana de David MacKay [29]. En esta estructura los pesos y bias de la red se asumen como variables aleatorias con distribuciones de probabilidad. Los parámetros de la regularización son relacionados para las variaciones desconocidas asociadas con esas distribuciones. Por lo tanto los parámetros se pueden estimar usando técnicas estadísticas.

4.5 DISEÑO Y ENTRENAMIENTO DE LA RNA

Existen dos fases en toda aplicación de las redes neuronales: la fase de aprendizaje o entrenamiento y la fase de prueba. En la fase de entrenamiento, se usa un conjunto de datos o patrones de entrenamiento para determinar los

pesos (parámetros de diseño) que definen el modelo neuronal. Una vez entrenado este modelo, se usará en la llamada fase de prueba o funcionamiento directo, en la que se procesan los patrones de prueba que constituyen la entrada habitual de la red, analizándose de esta manera las prestaciones definitivas de la red.

4.5.1 DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA DE PRUEBA

Para la generación de patrones de entrenamiento de la RNA se hizo la simulación en MATLAB del sistema de potencia de prueba mostrado en la Fig. 4.3, el cual está compuesto por un generador de 100 MVA, 20 kV, 60 Hz, interconectado con un sistema infinito a través de dos líneas cuyas impedancias en por unidad están indicadas en la Fig. 4.3. Los datos del generador, también expresados en por unidad cuando corresponde, son mostrados en el Apéndice al final de la tesis.

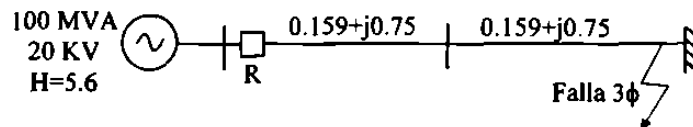


Fig. 4.3. Sistema de potencia de prueba.

La perturbación aplicada al sistema es un cortocircuito trifásico (ver Fig. 4.3) en el extremo de la línea a los 0.1 seg. La falla se mantiene durante cierto tiempo y se libera ocasionando una oscilación de potencia. Las trayectorias de la impedancia aparente utilizadas correspondientes a fallas y oscilaciones de potencia vistas por el relevador, y que serán utilizadas para el entrenamiento de la RNA, se generaron con diferentes tiempos de liberación de la falla. La Fig. 4.4 muestra las trayectorias de impedancia aparente generadas de esta forma, para el caso $E_A > E_B$, donde E_A y E_B son los voltajes internos de la máquina y el bus infinito.

El período de integración utilizado es de 1 ms, de modo que se obtienen valores fasoriales de voltaje y corriente espaciados 1 ms. Esto equivale a la información que se obtiene en un relevador digital con una frecuencia de

muestreo de 960 Hz (16 muestras por ciclo), que es muy utilizada en relevadores comerciales.

La impedancia aparente está normalizada con respecto a la impedancia de la línea. El motivo por el cual se normalizan las impedancias es para caracterizar las oscilaciones de potencia independientemente el tipo de línea, con lo cual se logra una representación general de cualquier oscilación de potencia estudiada. Para ello se genera una ventana en el plano complejo impedancia en forma de un cuadrado de 6 pu de lado (ver Fig. 4.4), centrado en el origen de coordenadas. Las suposición en este caso es que si la línea protegida tiene 1 pu de impedancia, la tres zonas de su protección de distancia quedarán dentro de ese cuadrado, por lo que la acción de bloqueo puede restringirse a esa área solamente. Este parámetro se puede modificar de manera simple.

De esta forma, la RNA solo requiere identificar una sección de la trayectoria, que es la de interés, haciendo el aprendizaje más efectivo.

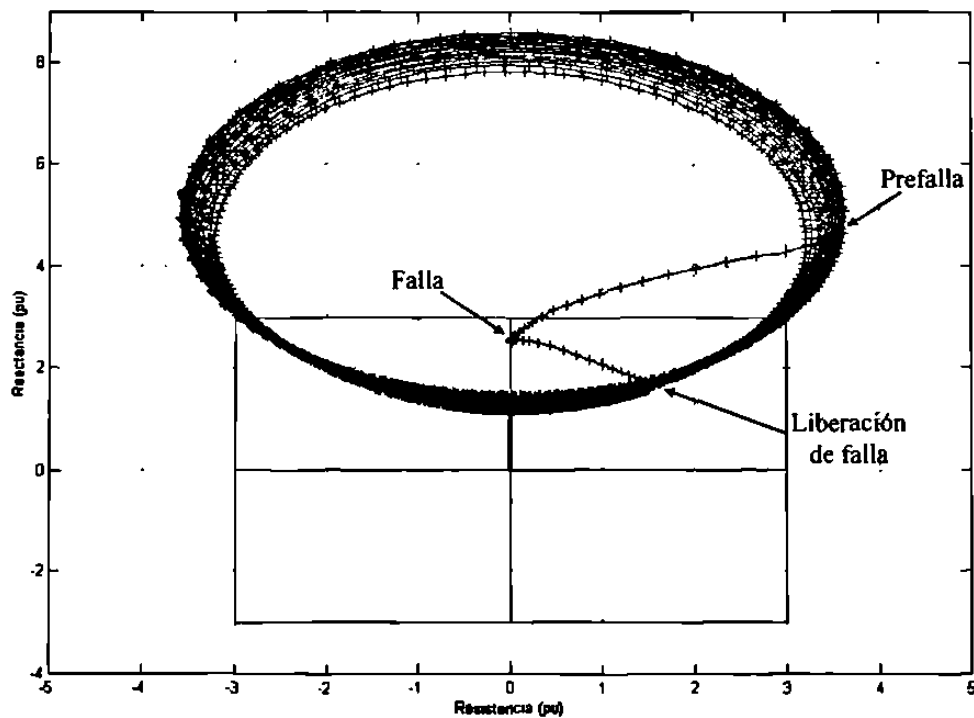


Fig. 4.4. Trayectorias de pérdida de sincronismo para entrenamiento de la RN ($E_s > E_c$).

4.5.2 DEFINICIÓN DE LA ESTRUCTURA DE LA RNA

Para la formación de los patrones de entrenamiento se generó una ventana deslizante de cinco muestras de la impedancia aparente medida por el relevador, tomando 5 valores de resistencia y 5 valores de reactancia; en la Fig. 4.5 se muestra una trayectoria de impedancia aparente utilizada para el entrenamiento de la RNA.

La selección de las entradas a la RNA se basó en los requerimientos mínimos para caracterizar una oscilación de potencia utilizando la impedancia aparente medida por un relevador de distancia.

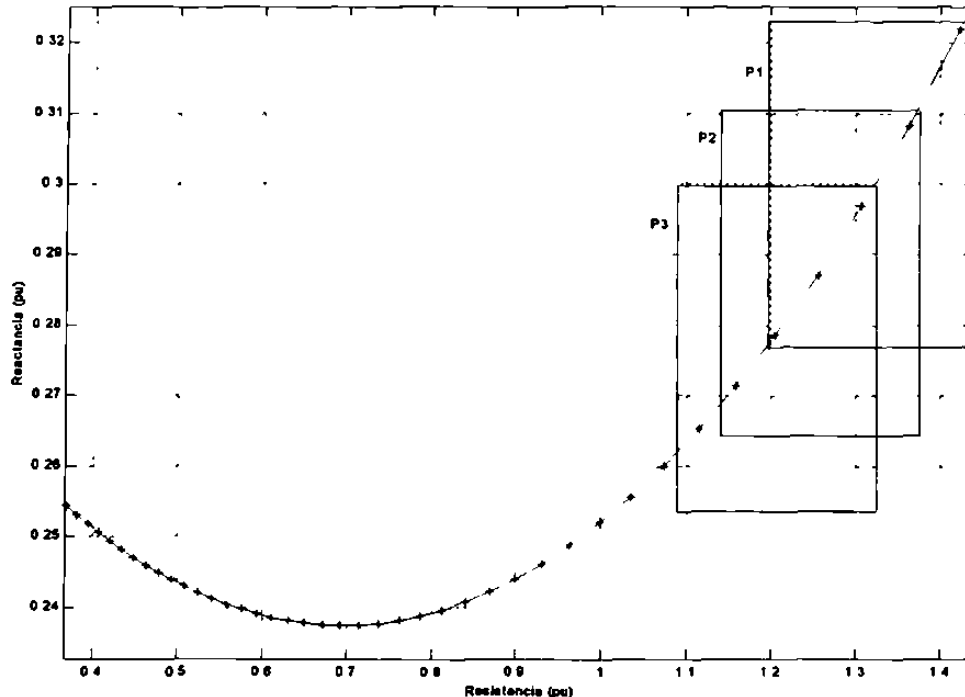


Fig. 4.5. Sección de trayectoria de oscilación utilizada para el entrenamiento de la RNA.

Una vez definidas las entradas a la RNA se aplicó el método de reducción de la red *Network Pruning* para determinar la estructura óptima. Para la aplicación de (4.2) se partió de una red con una estructura de 10 neuronas en la primera capa y una neurona en la segunda capa. Esta estructura se debe a que el algoritmo *Network Pruning* establece que la capa oculta debe iniciar con

un número de neuronas igual al número de entradas a la red. La información de entrada que se utiliza para reducir la red es la misma que servirá como base para el entrenamiento de la RNA para la discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia, la cual se describe en la siguiente sección.

El algoritmo de *Network Prunning* se puede resumir en los siguientes pasos [23]:

1. Se inicia con una topología de una sola capa oculta con un número N de neuronas, igual al número de entradas a la red (10 para este caso).
2. Se especifica el algoritmo de entrenamiento de la RNA, así como la tolerancia de error deseada (1×10^{-7}), el número máximo de iteraciones y la función de activación (sigmoideal bipolar).
3. Se entrena la RNA utilizando el algoritmo de Levenberg-Marquardt, que asegura convergencia en un mínimo global, utilizando (4.2) como función de error.
4. Terminado el entrenamiento, se analizan las matrices de pesos; se descartan las interconexiones de valor nulo (no tienen efecto en la salida de la red) y se determina el nuevo número de neuronas de la capa oculta.
5. Se hacen pruebas de desempeño a la RNA resultante, utilizando patrones diferentes a los de entrenamiento para evaluar la capacidad de generalización. Si los resultados son positivos, esta es la estructura adecuada.
6. En caso contrario se debe considerar diferentes entradas de información a la red y repetir el algoritmo de regularización.

La estructura óptima de la red obtenida por este procedimiento se indica en la Fig. 4.6; ésta consiste de dos capas de neuronas, tres neuronas en la capa oculta y una en la capa de salida, debido a que se trata de una decisión binaria (bloqueo, no bloqueo). Los retardos de tiempo (Z^{-1}) se utilizan para defasar las muestras de resistencia y reactancia y formar las ventanas deslizantes que portan la información de entrada a la RNA.

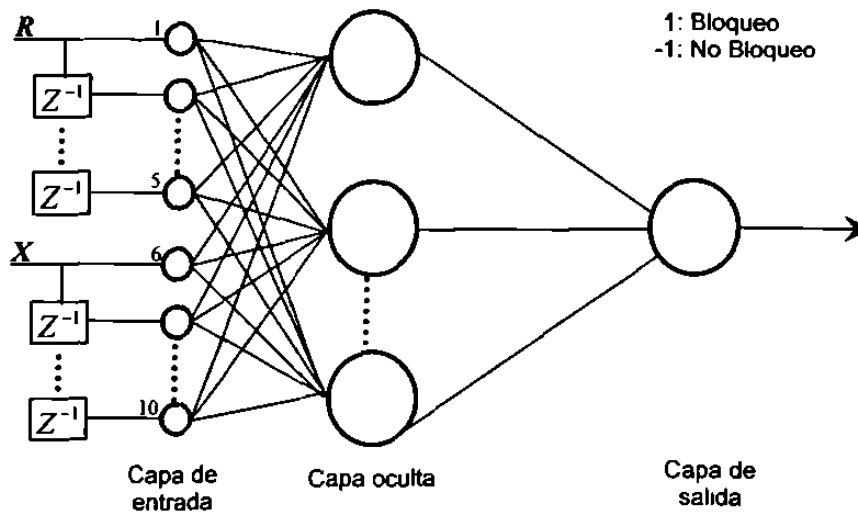


Fig. 4.6. Estructura de la RNA obtenida por Network Pruning.

4.5.3 ENTRENAMIENTO

Los valores de resistencia y reactancia de la impedancia aparente contenidas en cada ventana se aplican a la RN, y se le proporciona el patrón correcto de salida correspondiente. Esto se hizo para todas las ventanas traslapadas correspondientes a las dos trayectorias de oscilación (298 patrones por trayectoria).

Se generaron también otros 311 patrones de trayectorias de cortocircuitos, para diferentes condiciones iniciales de operación del sistema con respecto al flujo de potencia en la ubicación del relevador. El total de patrones de entrenamiento para el caso en estudio fue 907.

En la Fig. 4.7 se pueden apreciar las trayectorias de impedancia aparente utilizadas para el entrenamiento, donde A representa las variaciones de impedancia para cortocircuito, con una condición inicial de potencia fluyendo hacia el bus infinito y B para una potencia inicial fluyendo hacia el generador. Así mismo C y D son las trayectorias de impedancia para una oscilación de

potencia, donde el generador se atrasa ($\delta_g < \delta_{BI}$) y se adelanta ($\delta_g > \delta_{BI}$) con respecto al bus infinito.

El proceso de entrenamiento redujo el error al valor límite que se muestra en la Tabla 4.2, utilizando el método de Levenberg-Marquardt [23].

Tabla 4.2. Proceso de entrenamiento utilizando el método Levenberg-Marquardt.

Entrenamiento	Tiempo	Error	Ciclos
5 valores de resistencia y 5 valores de reactancia	2.5 seg.	2.83×10^{-8}	13

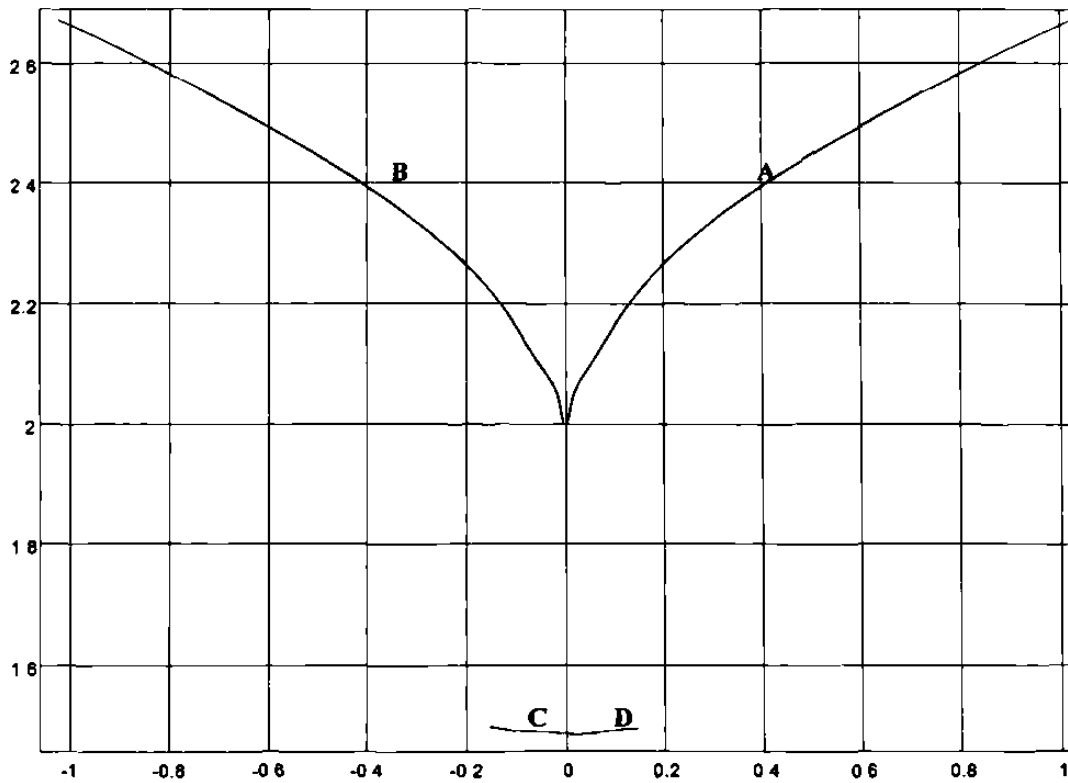


Fig. 4.7. Trayectorias de impedancia aparente utilizadas para formar los patrones de entrenamiento.

4.6 EFECTO DE LAS ETAPAS DE FILTRADO EN UN RELEVADOR DIGITAL DE DISTANCIA

En general, un relevador digital se compone de tres subsistemas:

- Acondicionamiento de las señales de entrada
- Conversión
- Procesamiento digital

Los dos primeros subsistemas son comunes en cualquier tipo de relevadores digitales y el tercero tiene características particulares en dependencia del tipo de relevador (sobrecorriente, distancia, diferencial). En la Fig. 4.8 se indican los componentes básicos de un relevador digital [30,31].

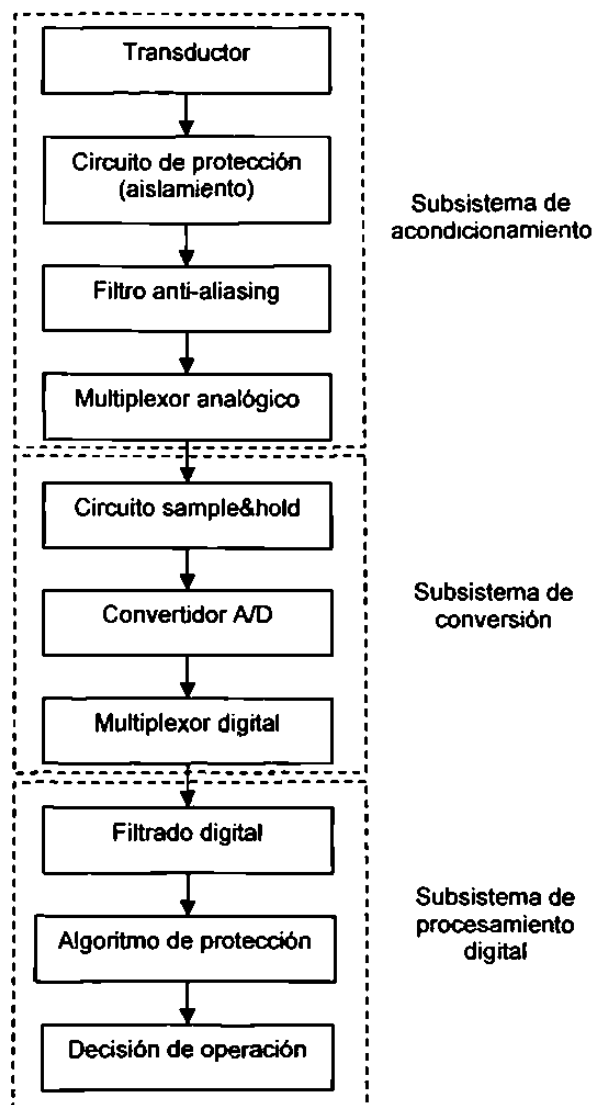


Fig. 4.8. componentes básicos de un relevador digital.

Cada una de las etapas indicadas en la Fig. 4.8 tienen un efecto en la operación del relevador; en el caso de las etapas de filtrado, se introduce un retardo de tiempo en la operación del relevador en función del tipo y grado de filtrado que se requiere, en dependencia de las funciones del relevador.

El filtrado analógico anti-aliasing tiene la función de remover las componentes de alta frecuencia antes de la etapa de conversión analógica/digital a fin de eliminar el problema de aliasing en la señal que se va a muestrear [13]. Para ello, el filtro debe tener una frecuencia de corte de al menos dos veces la componente de frecuencia más significativa que se desee conservar.

En el caso de un relevador de distancia, el filtrado digital tiene como función estimar los parámetros (magnitud, fase y frecuencia) de las señales de voltaje y corriente de entrada. Los filtros digitales para estimación de parámetros pueden ser del tipo FIR (filtros de respuesta impulsiva finita) o IIR (filtros de respuesta impulsiva infinita), de los cuales los tipos FIR son más utilizados para protección por dos razones [30] : a) dejan de tomar en cuenta rápidamente la condición de prefalla y se concentran en analizar las señales de falla y b) tienen ceros naturales en sus respuestas de frecuencia que pueden ubicarse por diseño. En general los tipos de filtros FIR más utilizados en relevadores de protección son los de Fourier, de Walsh y recursivos de Fourier o correladores [13].

El retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado de un relevador digital ocasiona que la impedancia aparente medida por el relevador presente una variación más lenta de lo que en realidad es, como se muestra en la Fig. 4.9.

Para el caso de la falla (Fig. 4.9) se observa que los puntos que trazan la trayectoria de impedancia se desplazan entre la condición de prefalla y falla con cierto retardo de tiempo, a diferencia de la situación ideal donde la transición es instantánea, que se representa por una línea recta.

Este comportamiento puede ocasionar que la RNA confunda un cortocircuito con una oscilación de potencia, provocando la operación incorrecta del esquema de bloqueo.

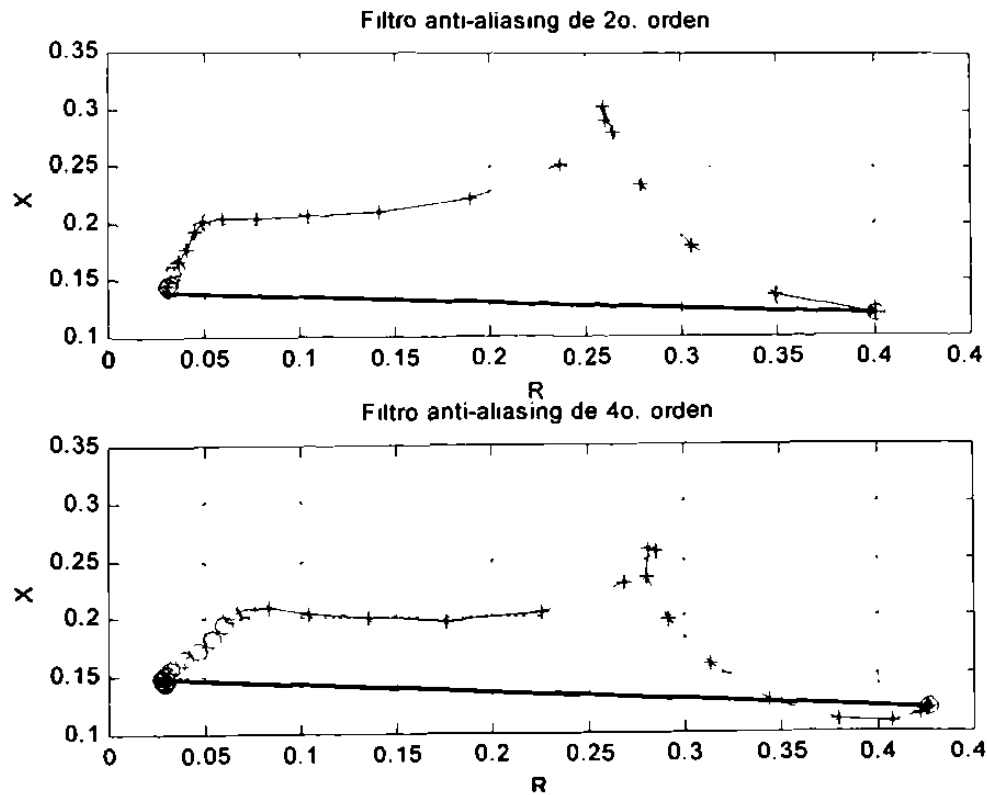


Fig. 4.9. Efecto del filtrado anti-aliasing sobre la impedancia aparente medida por un relevador de distancia.

Para evaluar este efecto se simularon las etapas de filtrado analógico anti-aliasing, el proceso de muestreo y el filtrado digital, tal y como se muestra en la Fig. 4.10.

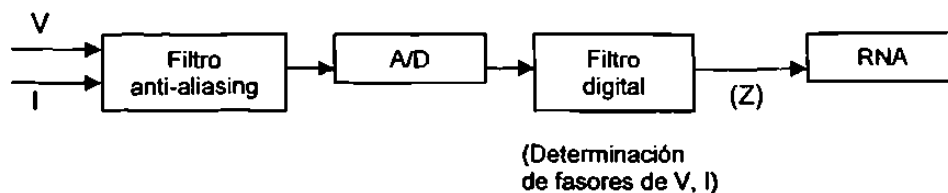


Fig. 4.10. Proceso de filtrado de la señal en un relevador digital.

La información de voltaje y corriente se obtiene (por simulación) como una secuencia de muestras correspondiente a una frecuencia de muestreo de 28.8

KHz. Esta señal "analógica" es aplicada al modelo digital de un filtro anti-aliasing (Butterworth de cuarto orden y 90 Hz. de frecuencia de corte) y posteriormente es diezmada (razón 1/30), para simular el proceso de muestreo a una frecuencia de 960 Hz., típica en relevadores digitales de distancia. Los fasores de voltaje y corriente así como la impedancia medida se obtienen con un filtro digital tipo coseno, con una ventana de datos rectangular de 16 muestras [13].

Es importante hacer énfasis en que la RNA fue entrenada sin considerar el retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado y se analizará su comportamiento en la discriminación entre oscilaciones de potencia y cortocircuitos tomando en cuenta este efecto.

4.7 CONCLUSIONES DEL CAPITULO

Las oscilaciones de potencia son fenómenos que dependen del comportamiento dinámico de los generadores del sistema eléctrico de potencia, la razón de cambio de las variables eléctricas asociadas no es constante y puede presentar amplios intervalos de variación, dependiendo de diversos factores; para los esquemas de bloqueo convencionales este comportamiento constituye un problema en la selección del principio de funcionamiento y de los parámetros de ajuste.

La discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia puede concebirse como un problema de reconocimiento de patrones, para el que las RNA han probado ser adecuadas. El enfoque propuesto en este trabajo consiste en entrenar una RNA utilizando como información de entrada los valores de resistencia y reactancia aparente, correspondientes a dos tipos de trayectorias de impedancia: las de oscilaciones de potencia (condición de bloqueo, identificada como una salida +1 de la RNA), y las de cortocircuitos (condición de no bloqueo, que se identifica como una salida -1).

Se seleccionó la resistencia y reactancia de la impedancia aparente medida por el relevador para identificar las variaciones transitorias de la impedancia

debidas a fallas u oscilaciones de potencia, las cuales por su carácter dinámico presentan diferentes tipos de trayectorias

La estructura de la RNA propuesta consiste de dos capas de neuronas, tres neuronas en la capa oculta y una en la capa de salida, debido a que se trata de una decisión binaria (bloqueo, no bloqueo).

Se utilizo el método de regularización para la obtención de la red neuronal óptima, el cual elimina los pesos con menor influencia en la decisión y así hacer menos compleja la red sin perder la capacidad de generalización.

El retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado de un relevador digital ocasiona que la impedancia aparente medida por el relevador presente una variación más lenta de lo que en realidad es; para evaluar este efecto se simularon las etapas de filtrado analógico anti-aliasing, el proceso de muestreo y el filtrado digital.

Es importante hacer énfasis en que la RNA fue entrenada sin considerar el retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado; se analizó su comportamiento en la discriminación entre oscilaciones de potencia y cortocircuitos tomando en cuenta el retardo de tiempo provocado por el filtrado de la señal, arrojando resultados satisfactorios, lo cual indica que la RNA entrenada tiene buen desempeño y capacidad de generalización.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

5.1 INTRODUCCIÓN

En el presente capítulo se exponen los resultados de las pruebas de validación realizadas al esquema de bloqueo basado en redes neuronales (RN) propuesto en el capítulo 4. El objetivo de estas pruebas es evaluar el comportamiento de la RN para el reconocimiento de oscilaciones de potencia a partir de la información de la impedancia aparente; las pruebas incluyen el efecto de retardo de tiempo ocasionado por las etapas de filtrado de un relevador digital de distancia.

Los tres casos descritos corresponden a distintos escenarios de oscilaciones de potencia en un SEP originados por la liberación tardía de un cortocircuito trifásico. El énfasis en la simulación de fallas trifásicas y no de fase a tierra (las más comunes) obedece al hecho de que durante fallas asimétricas, la presencia de la componente de secuencia negativa se utiliza como medio de discriminación al considerar que una oscilación de potencia es un fenómeno balanceado; inclusive en algunos relevadores se utiliza para eliminar el bloqueo

en caso de ocurrir una falla [32,33,34], lo cual no es posible en el caso de una falla trifásica.

5.2 DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA DE POTENCIA DE PRUEBA

El sistema de prueba utilizado es el mostrado en la Fig. 5.1; éste consiste en un sistema máquina bus-infinito interconectado por dos circuitos de 4 líneas de transmisión. La línea L_1 es de 350 km y las líneas L_2 , L_3 y L_4 son de 150, 125 y 125 km respectivamente. Los dos transformadores, T_1 y T_2 , tienen una conexión delta-estrella aterrizada con una capacidad de 100 MVA cada uno. El voltaje del sistema de transmisión es 400 kV (voltaje de línea) y 13.8 kV en terminales del generador y del bus infinito. Los parámetros de cada uno de los elementos del sistema se indican en el Apéndice. En los casos que se describen más adelante se analiza el comportamiento de la impedancia aparente medida por el relevador ubicado al inicio de la línea L_2 .

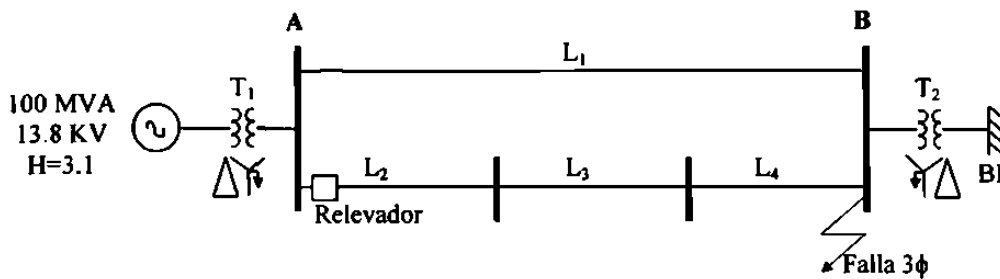


Fig. 5.1. Sistema de prueba máquina-bus infinito.

El sistema de potencia de la Fig. 5.1 fue simulado en el programa Electro-Magnetic Transients in DC (PSCAD/EMTDC) [35]. El aspecto final del sistema en la interfaz gráfica del EMTDC se muestra en la Fig. 5.2.

Se incluyen cuatro interruptores (BRKa, BRKb, BRK1, BRK2) que permiten desconectar las líneas L_1 y L_2 , y un módulo de fallas que permite simular cualquier tipo de falla con control del instante de inserción y duración de la falla. Los sensores de voltaje y corriente (E_a , E_b , E_c , I_a , I_b , I_c) simulan transformadores de corriente y potencial ideales; esto significa que se desprecian los efectos transitorios de estos dispositivos.

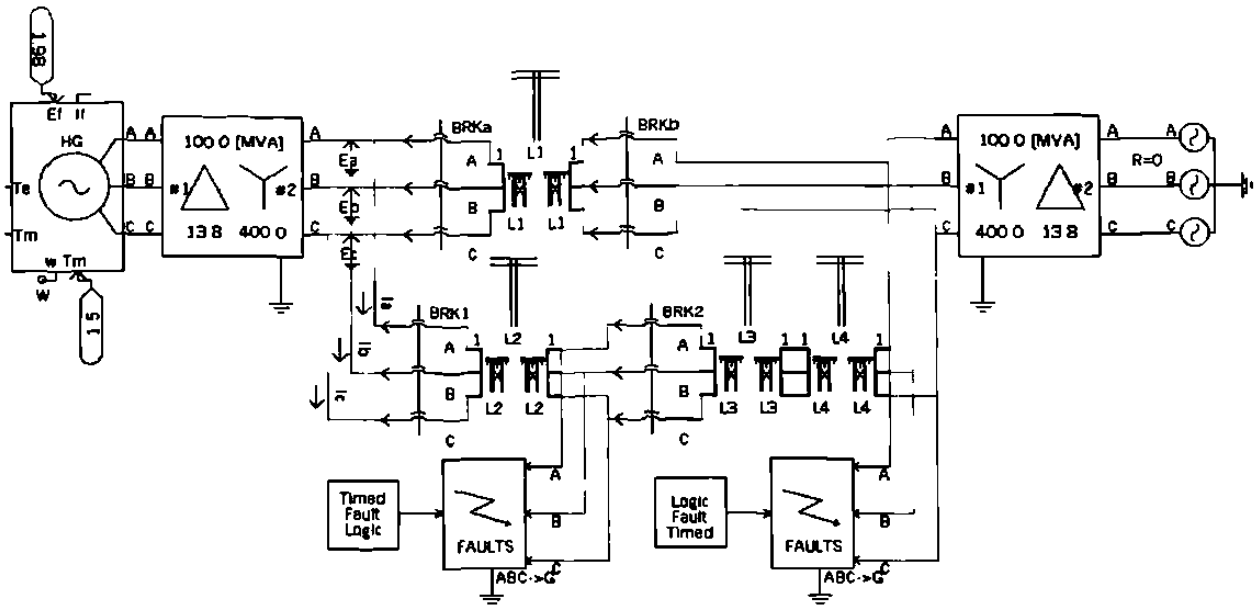


Fig. 5.2. Sistema de prueba en interfaz gráfica del PSCAD/EMTDC.

5.3 METODOLOGÍA DE EVALUACIÓN

El proceso para evaluar la RNA propuesta se muestra en el diagrama de flujo que se muestra en la Fig. 5.3. Para la obtención de las señales de voltaje y corriente se utilizó el programa PSCAD/EMTDC en el cual se hizo el circuito mostrado en la Fig. 5.2.

A fin de simular el procesamiento de información que tiene lugar en un relevador digital de distancia, la información de voltaje y corriente obtenida por simulación se consideran señales “analógicas”. Para ello se utilizó un paso de integración de $34.7222 \mu\text{s}$, lo que da lugar a 480 muestras por ciclo lo que representa una frecuencia de muestreo de 28.8 KHz.

La primera etapa de procesamiento de información en un relevador es acondicionar las señales analógicas de entrada. Este acondicionamiento incluye un filtro paso-bajo para eliminar las altas frecuencias para evitar el problema de aliasing durante el proceso de muestreo (filtrado analógico antialiasing) [36]; el filtro analógico utilizado es el filtro de Butterworth de 4º orden con una frecuencia de corte de 90 Hz. La siguiente etapa es la conversión analógica-digital con una determinada frecuencia de muestreo. En

este caso no se considera el error debido a la resolución del proceso de conversión (número de bits del procesador), y esta etapa se simula con un diezmado de razón de 1/30, dando lugar a un muestreo de 16 muestras por ciclo, y que corresponde a una frecuencia de muestreo de 960 Hz típica en relevadores digitales de distancia. Por último se determinan los fasores de voltaje y corriente, previo al cálculo de la impedancia aparente; estos fasores se calculan con un filtro digital tipo FIR cuyos coeficientes determinan la respuesta frecuencial del filtro. En nuestro caso, se utiliza un filtro tipo coseno (los coeficientes son 16 muestras de una onda cosenoidal), con una ventana de datos rectangular de 16 m/c.

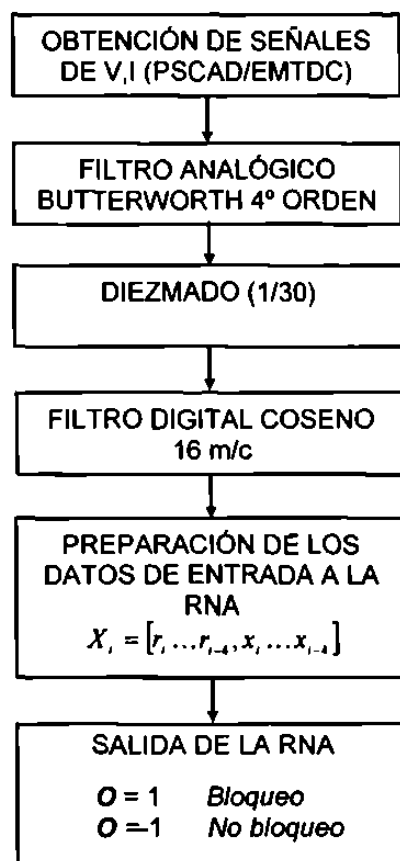


Fig. 5.3. Diagrama de flujo del proceso de prueba de la RNA.

Una vez calculada la impedancia, esta se normaliza con respecto a la línea en la que se encuentra el relevador en estudio; es decir, la impedancia de la línea será de 1 p.u. (la RN fue entrenada con trayectorias de impedancia

aparente normalizadas). El objetivo de esta normalización es generalizar el comportamiento de cualquier trayectoria de oscilación en cuanto al lugar geométrico adyacente a la línea de transmisión donde está instalado el relevador. Con ello se busca lograr que la RNA pueda discriminar entre una falla y una oscilación de potencia independientemente del punto en el sistema de potencia donde se ubique. Esto significa que no requeriría de ajuste alguno.

A fin de restringir la operación de la RNA (tal y como sucede en los esquemas descritos en el capítulo 3) se considera una ventana en el plano complejo impedancia en forma de un cuadrado de 6 p.u. de lado, centrado en el origen de las coordenadas (zona de bloqueo). La suposición en este caso es que si la línea protegida tiene 1 p.u. de impedancia, las tres zonas de su protección de distancia quedarán dentro de ese cuadrado, por lo que la acción de bloqueo se restringe a esa área solamente. Esto significa que cuando la impedancia aparente está fuera de la zona de bloqueo, la RN permanece desactivada (la salida es -1).

La Fig. 5.4 muestra el algoritmo de operación del sistema de bloqueo por oscilaciones de potencia en tiempo real.

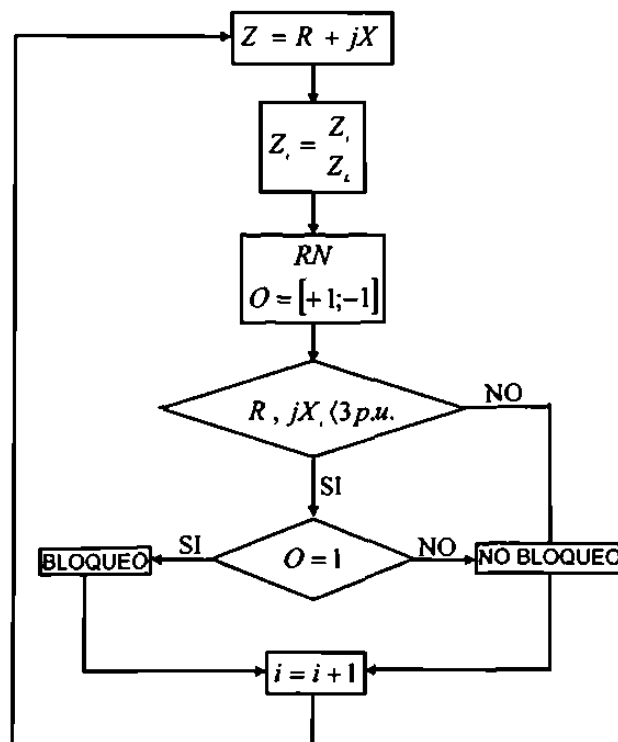


Fig. 5.4. Algoritmo de operación del esquema de bloqueo.

5.4 CASOS DE PRUEBA

En esta sección se describen los casos de prueba utilizados para validar la respuesta del nuevo método de bloqueo propuesto en este trabajo de tesis.

Los tres casos descritos corresponden a distintos escenarios de oscilaciones de potencia en un SEP originados por la liberación tardía de un cortocircuito trifásico. En cada caso se describe el tipo de disturbio simulado en el EMTDC y la respuesta de la red de neuronas, base del método de bloqueo.

En todos los casos se representa la primera zona del relevador (ajustado al 90% de la línea) instalado en la línea L_2 , ya que por ser una unidad instantánea, es más susceptible de operar durante una oscilación de potencia.

Las perturbaciones que se analizan en los dos primeros casos son fallas trifásicas sólidas a tierra en el nodo B del transformador T_2 con diferentes tiempos de duración y por tanto diferentes tiempo de apertura de los interruptores, las cuales son liberadas con la apertura de la línea L_1 . Para el último caso se analiza la situación de la ocurrencia de dos perturbaciones en secuencia en el sistema de potencia de prueba.

5.4.1 CASO 1: Falla en la zona de operación de la RN seguida de una pérdida de sincronismo.

El primer caso consistió en analizar la respuesta de la RNA ante una oscilación inestable (que posteriormente deriva en pérdida de sincronismo) provocada por la liberación tardía de una falla trifásica sólida a tierra aplicada a los 0.1 segundos, sostenida durante 18 ciclos y liberada con la apertura de la línea L_1 .

En la Fig. 5.5 se puede apreciar el comportamiento transitorio de la impedancia aparente durante la falla y la oscilación de potencia originada por la apertura de L_1 . El instante en el cual la falla es aplicada (0.1 s) está en el primer cuadrante de las coordenadas RX, y no se muestra en la figura. A los 0.116 s. se ha completado el paso de la ventana de datos por la discontinuidad de la falla, y su posterior evolución corresponde a la respuesta del sistema a la falla sostenida; posteriormente la falla se libera por la desconexión de la línea L_1

y comienza la oscilación de potencia (0.4 s). Debido a que el tiempo de liberación de 18 ciclos es muy alto para el sistema de prueba, la oscilación de potencia se convierte en una condición de pérdida de sincronismo donde el centro eléctrico pasa por la línea donde esta instalado el relevador bajo estudio.

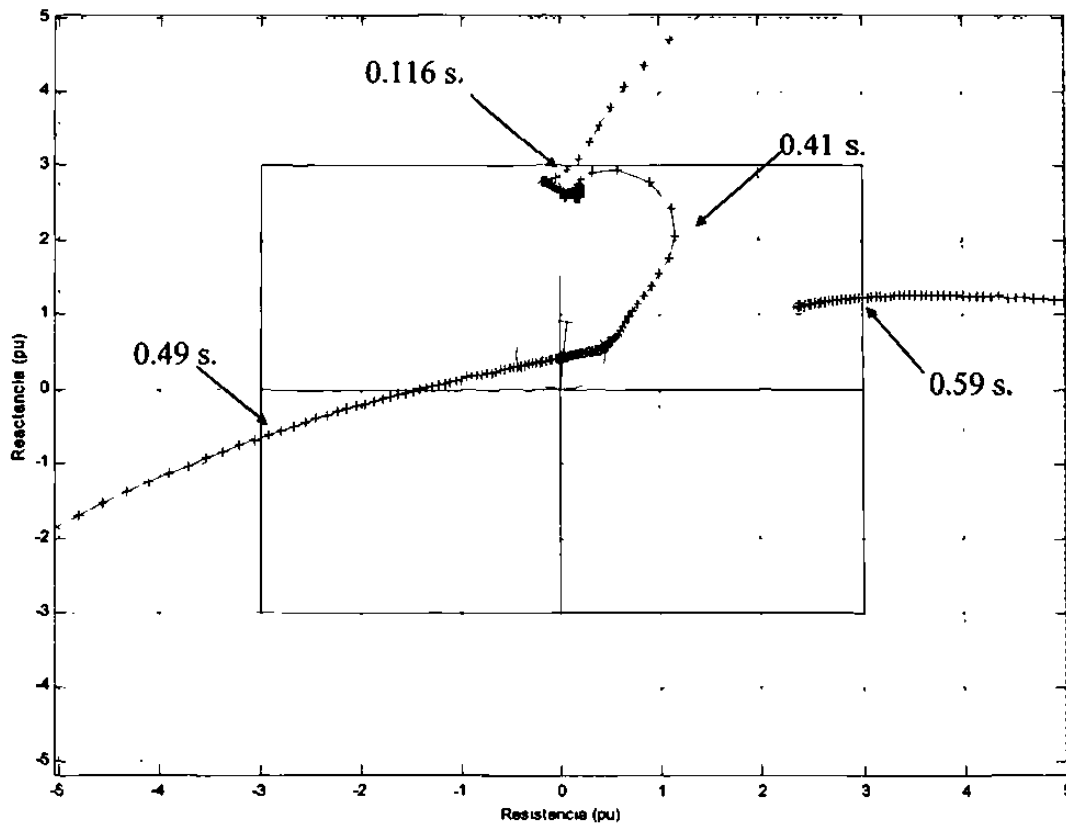


Fig. 5.5. Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 1.

En la Fig. 5.5 se muestra el inicio del segundo ciclo de la pérdida de sincronismo, asumiendo que aún no se han tomado medidas de control.

Analizando la trayectoria de impedancia de la Fig. 5.5 resulta evidente que el relevador de distancia opera incorrectamente después de que la falla se libera por la desconexión de L_1 ; como resultado de ello, la línea L_2 es desconectada, separando el sistema en dos islas eléctricas. El funcionamiento de la RNA ante este caso se observa en la Fig. 5.6. Como se puede observar la RN comienza con un señal de no bloqueo (salida -1) debido a que los datos que procesa corresponden (para este caso) a estados de prefalla. Una vez que sucede la falla la trayectoria de impedancia aparente penetra en la zona de bloqueo pero

como se trata de una falla, la salida de la RN permanece en la condición de no bloqueo. Al momento que se libera la falla e inicia la oscilación de potencia (0.4 s) la RN identifica el cambio de condición hasta los 0.41 s y habilita la función de bloqueo (salida +1) para evitar la operación incorrecta del relevador; no obstante este retraso se debe a que la RN espera 5 ms (que corresponde 80 ms en la simulación) para el llenado de la ventana de datos. La RNA permanece en su condición de bloqueo hasta que la trayectoria de la oscilación de potencia continua y sale de la zona de bloqueo a los 0.49 s por lo que la RNA regresa a su condición de no bloqueo; posteriormente cuando el segundo ciclo de la pérdida de sincronismo tiene lugar, la trayectoria de oscilación entra nuevamente al recuadro de interés (0.59 s), la RN identifica nuevamente la trayectoria de la impedancia aparente como una oscilación de potencia (inestable), por lo que la función de bloqueo se activa (salida +1).

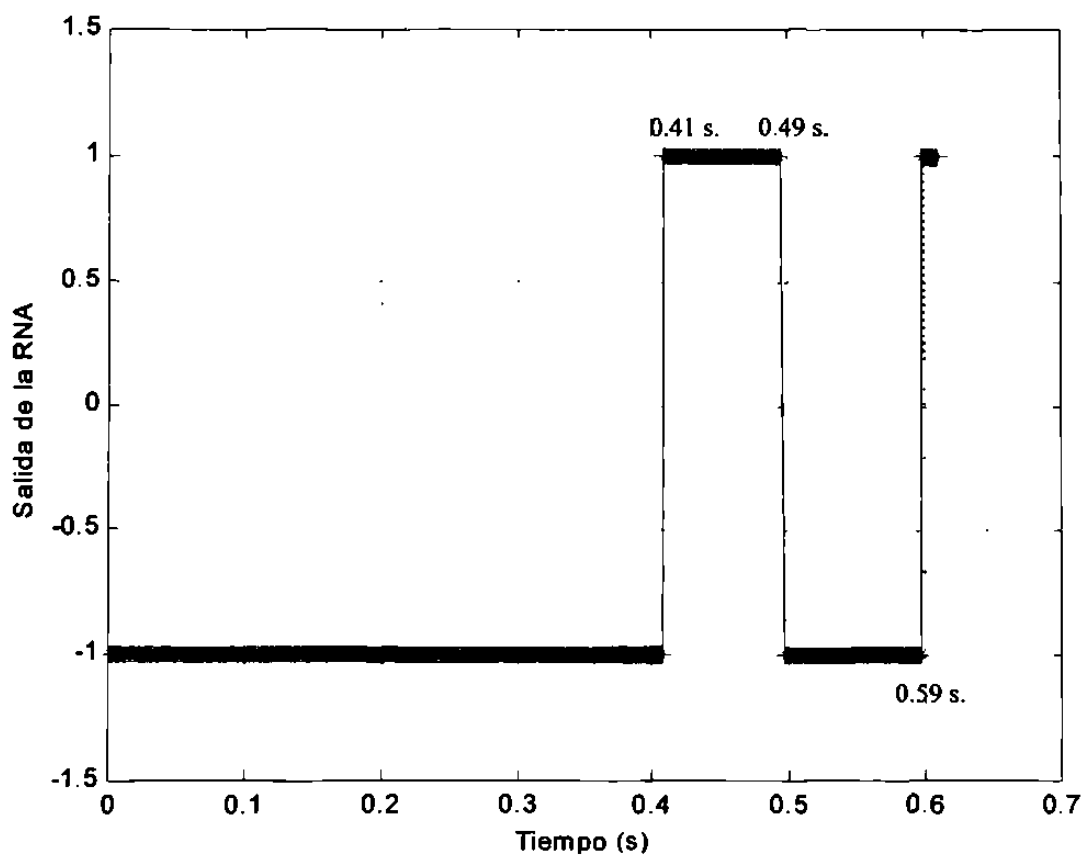


Fig. 5.6. Respuesta de la RNA a la perturbación del caso 1.

Este caso es una evidencia clara de cómo la RNA es capaz de discriminar entre un cortocircuito y una oscilación de potencia, aun cuando ambos fenómenos ocurren dentro de la zona de bloqueo.

5.4.2 CASO 2: Falla fuera de la zona de operación de la RN seguida de una pérdida de sincronismo.

Este caso es similar al caso anterior, pero ahora el tiempo de duración de la falla es de 15 ciclos y por ende el tiempo de liberación de la misma mediante la apertura de la línea L_1 . Así mismo se modifica la longitud de las líneas en el sistema de prueba con relación al caso 1, siendo ahora L_1 de 350 km, L_2 de 100 km, L_3 y L_4 de 125 km cada una. El objetivo de esta modificación es provocar que la falla permanezca fuera del recuadro de interés y permita evaluar solamente la oscilación de potencia que posteriormente se convierte en una pérdida de sincronismo.

En la Fig. 5.7 se aprecia el comportamiento transitorio de la impedancia aparente durante la falla y la oscilación de potencia originada por la apertura de L_1 . Se puede observar como la variación de la impedancia debido a la transición de la ventana de datos por la discontinuidad de la falla y la variación de la impedancia durante la falla están fuera de la zona de bloqueo de la RN. Nuevamente, y como se explicó anteriormente, los valores de impedancia representados en la Fig. 5.7 están normalizados con respecto a la impedancia de la línea L_2 , donde está instalado el relevador motivo de análisis.

Analizando la Fig. 5.7 se puede concluir que el relevador operará incorrectamente, una vez que la impedancia aparente penetre en la característica de operación del relevador (solo se muestra la primera zona).

En la Fig. 5.8 se muestra la salida de la RNA, para este caso se puede observar que el resultado es prácticamente el mismo que el obtenido para el caso anterior ya que la RN activa la función de bloqueo (salida +1) una vez que la falla es liberada y la trayectoria de impedancia aparente penetra en la zona de bloqueo de la RN (con un retraso de 5 ms para completar la ventana de

datos de entrada a la RN) durante el primer y segundo ciclo de la pérdida de sincronismo.

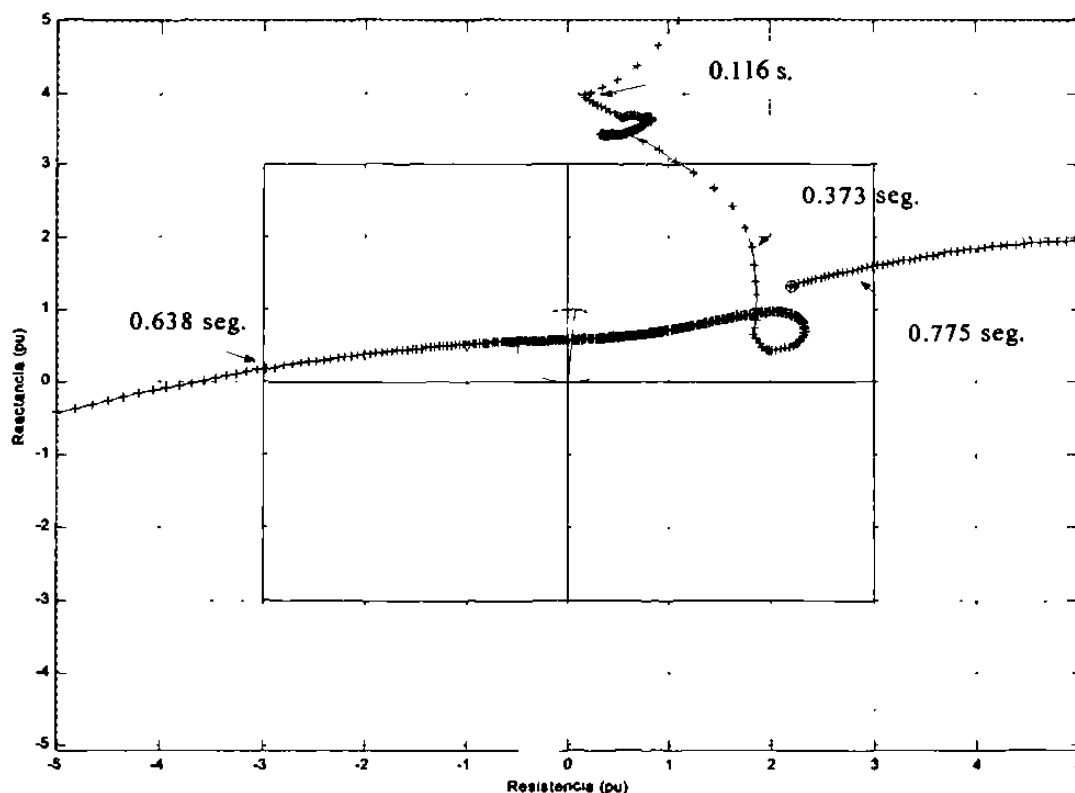


Fig. 5.7. Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 2.

La diferencia entre estos dos casos descritos es la forma de la trayectoria de impedancia aparente durante el disturbio; analizando las Fig. 5.5. y 5.7, se tratan de trayectorias diferentes, pero con ciertas similitudes. La normalización de las impedancias respecto a la de la línea protegida (tanto en el entrenamiento como en las pruebas) permite que la RNA reconozca estas variaciones con cierto grado de independencia de las magnitudes, que en este caso se restringen a ± 3 p.u. tanto en resistencia como en reactancia.

Por lo tanto, el comportamiento de la RNA para este caso es correcto, activando el bloqueo solamente cuando la trayectoria de impedancia (oscilación estable o inestable) penetra la zona de bloqueo. En el caso de una pérdida de

sincronismo, la RN activará el bloqueo cada vez que la trayectoria entra en la zona de bloqueo.

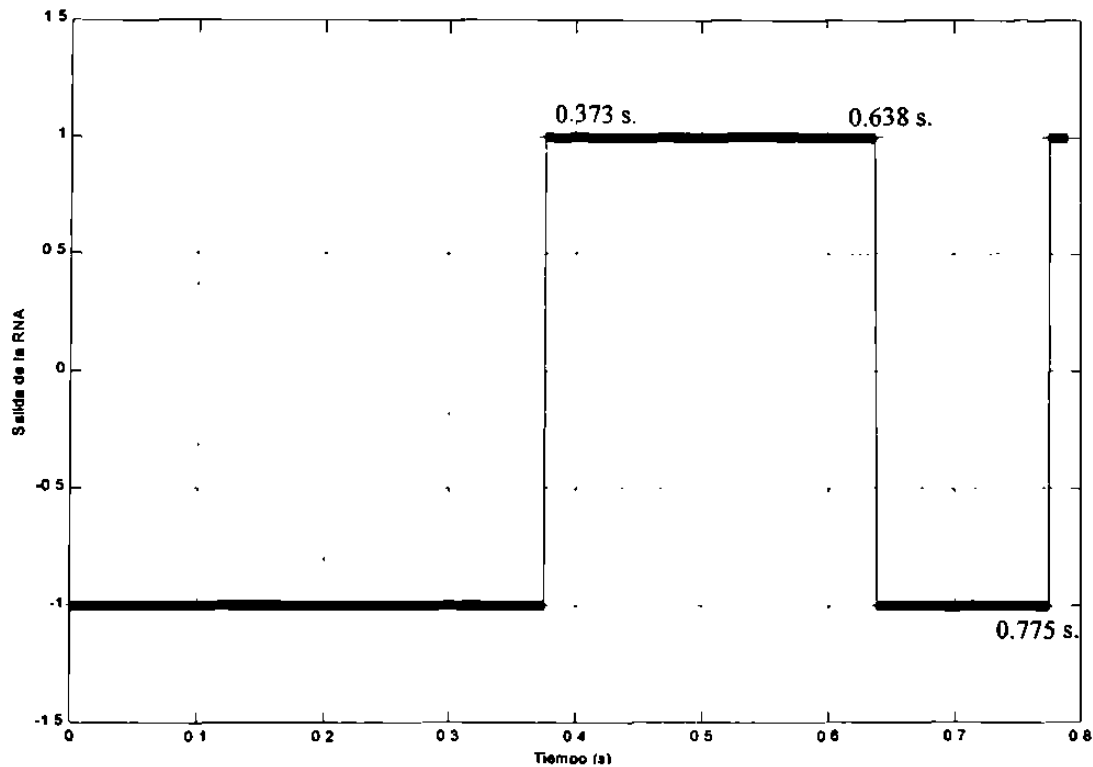


Fig. 5.8. Respuesta de la RNA a la perturbación del caso 2.

5.4.3 CASO 3: ocurrencia de una falla en la condición de bloqueo

Este caso es uno de los significativos para evaluar el desempeño de un esquema de bloqueo por oscilaciones de potencia. Su importancia radica en el hecho de que durante una oscilación de potencia, existe la posibilidad de que ocurra una falla en la línea por donde cruce el centro eléctrico de la oscilación (el caso extremo es si la ocurrencia de la falla coincide con el cruce de la oscilación con la impedancia de la línea), que no sería liberada por el relevador en virtud de que éste está bloqueado. En los casos de que la falla fuese asimétrica, la aparición de componentes de secuencia negativa durante el bloqueo del relevador, elimina el bloqueo y habilita el relevador para operar; esto no es posible en el caso de fallas trifásicas debido a su carácter simétrico.

Para considerar esta situación se simularon dos perturbaciones; la primera es la liberación tardía de una falla trifásica sólida al final de L_1 a través de la apertura de la misma línea L_1 , lo que provoca una oscilación de potencia estable que entra a la zona de bloqueo de la RN; la segunda perturbación (que sucede mientras que la trayectoria de impedancia permanece en la zona de bloqueo) es una falla trifásica sólida sostenida al final de la línea L_2 ; esto ocasiona que la trayectoria de la impedancia modifique su comportamiento para converger al punto de impedancia de una falla al final de la línea L_2 , justo fuera del alcance de la primera zona del relevador (ver Fig. 5.9).

El punto de impedancia de la primera falla no se muestra, en su lugar se indica el instante en que termina el transitorio del cruce de la ventana de datos por la discontinuidad de la falla (0.116 s).

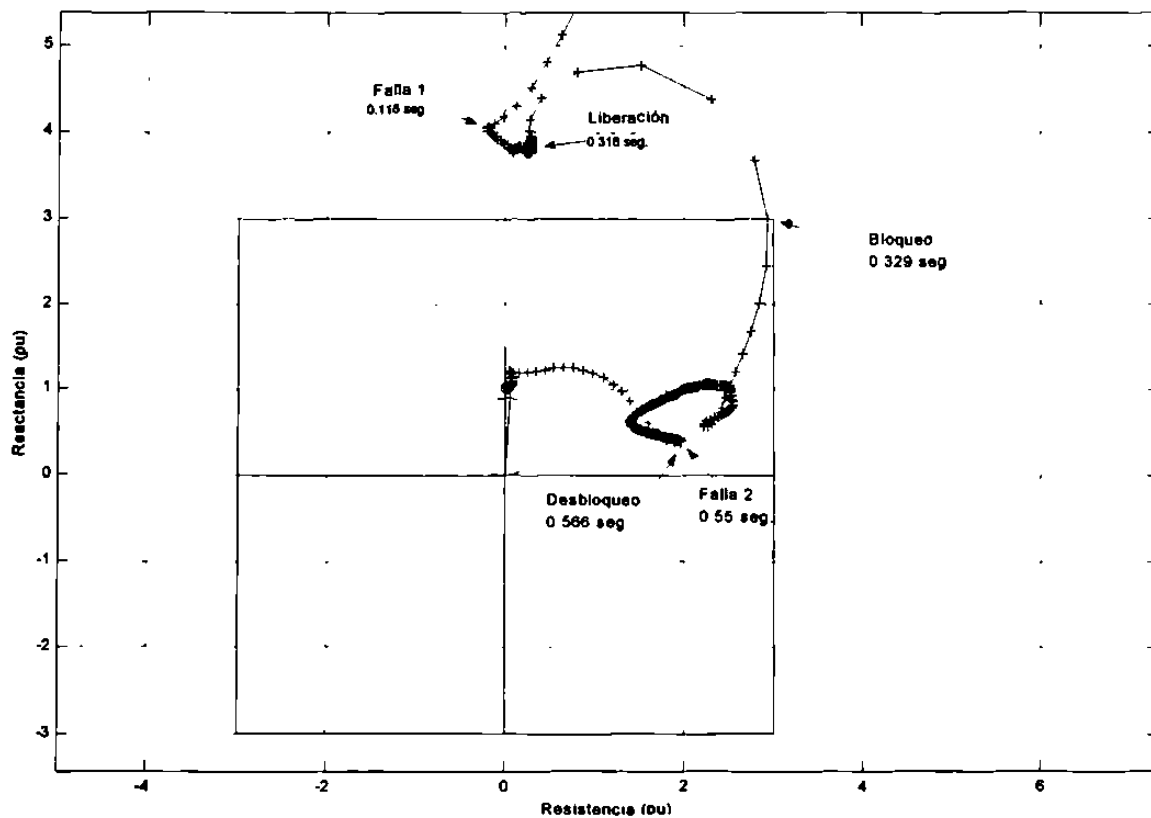


Fig. 5.9. Trayectoria de impedancia aparente medida por el relevador, caso 3.

La primera falla es liberada con la apertura de L_1 a los 13 ciclos, mientras que la segunda falla ocurre 15 ciclos después de que la primera es liberada. En la Fig. 5.9 se muestran los instantes en que la RN activa y desactiva el bloqueo. La respuesta de la RN se muestra en al Fig. 5.10.

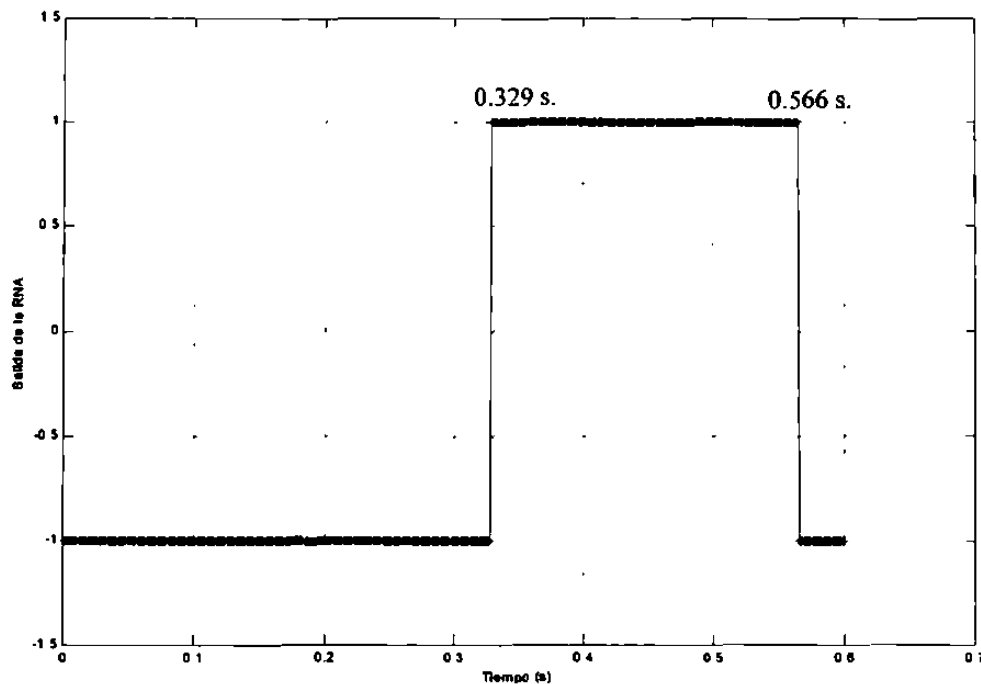


Fig. 5.10. Respuesta de la RNA a las perturbaciones del caso 3.

Se puede apreciar como el bloqueo se activa una vez que la trayectoria de impedancia aparente apenas penetra en la zona de bloqueo de la RN; al igual que en los casos anteriores, la RN presenta un retardo de 5 ms (para 16 m/c) para reconocer el cambio de falla a oscilación, solo que este proceso ocurre fuera de la zona de bloqueo, por lo que cuando el primer valor de impedancia entra en la zona, la RN ya tiene activada la condición de bloqueo; ver Fig. 5.4 (salida +1). El mismo retardo ocurre cuando la trayectoria de impedancia pasa de oscilación a falla (0.55 s), situación que es reconocida por la red hasta los 0.566 s. A partir de este instante, el bloqueo es eliminado habilitando la operación del relevador. Para la trayectoria de la impedancia de la Fig. 5.9, el relevador no operaría por primera zona, sino en segunda zona (no mostrada).

Con en este caso se comprueba que la RN tiene un buen desempeño ante casos críticos donde otros esquemas de bloqueo han fallado.

5.5 ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para el caso 1, en donde la falla aplicada al sistema de prueba cae dentro de la zona de bloqueo del esquema propuesto, se observa como la RN es capaz de identificar la falla y no activa el bloqueo contra oscilaciones de potencia hasta 5 ms después de que la falla es liberada por la desconexión de la línea L_1 , esto es debido al llenado de la ventana de datos como se explicó en el punto 5.4.1, lo que hace notar el buen desempeño de la RN ante una falla aún estando dentro de la zona de bloqueo. Se hace notar que la falla debido al tiempo de duración y a la debilidad del sistema de prueba se convierte en una pérdida de sincronismo, por lo que se analiza asumiendo que aún no se han tomado medidas de control. Al momento que la trayectoria de impedancia aparente sale de la zona de bloqueo, el algoritmo (Fig. 5.4) desactiva el bloqueo independientemente de la salida de la RNA. Cuando la segunda trayectoria de la impedancia aparente entra por segunda vez a la zona de bloqueo la RN reconoce que es una oscilación de potencia y activa nuevamente el bloqueo.

La respuesta de la RNA en el caso 2 es similar al del primer caso descrito previamente; la principal diferencia es que la oscilación de potencia inicia fuera de la zona de bloqueo.

El caso 3 es más crítico ya que se simulan dos fallas trifásicas en diferentes puntos del sistema y en instantes de tiempo diferentes. La primera falla es ajena al relevador bajo análisis, pero al momento de liberarla por la desconexión de la línea L_1 ocasiona una oscilación de potencia estable que penetra la zona de bloqueo. En esta situación la RNA no activa el bloqueo hasta después de 5 ms. En este caso la RNA activa el bloqueo antes de que la impedancia aparente entre en la zona de bloqueo, solo que esta respuesta es efectiva cuando el primer valor de impedancia cae dentro de la zona de bloqueo. Al momento de ocurrir la segunda falla trifásica al final de la línea L_2 , la RNA identifica la falla dentro de la zona de operación del relevador aún en

condición de bloqueo y procede a desactivarlo permitiendo que el relevador opere. Como la segunda falla es permanente, la RNA mantendrá su condición de no bloqueo hasta que la falla sea liberada.

Los resultados obtenidos en los casos anteriores validan el buen desempeño de las RNA para discriminar oscilaciones de potencia (estables o inestables) de fallas. La zona de bloqueo (recuadro de 6x6) ayuda a discriminar con mayor facilidad las trayectorias de impedancia restringiendo la operación de la RNA en la vecindad de las zonas de operación del relevador, obteniendo una mejor respuesta y reduciendo la complejidad del problema.

El proceso de normalizar la impedancia aparente medida por el relevador permite generalizar el comportamiento de esta variable en presencia de un cortocircuito u oscilación de potencia, aspecto que impacta en una mejor respuesta de la RNA.

Las fallas aplicadas a los casos de estudios son fallas trifásicas ya que para fallas de fase a tierra (fallas asimétricas), que son las más comunes, existe la presencia de la componente de secuencia negativa y se puede utilizar como medio de discriminación al considerar que las oscilaciones de potencia son fenómenos balanceados.

5.6 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

La identificación de oscilaciones de potencia es primordial debido a que éstas, en sistemas débiles, pueden alcanzar frecuencias altas en el cual el proceso puede confundirse con un cortocircuito. El método propuesto se basa en la identificación de oscilaciones de potencia mediante RNA. La información de entrada esta formada por valores de resistencia y reactancia normalizadas que corresponden a trayectorias de impedancia aparente que se describen en el plano complejo como resultado de oscilaciones y cortocircuitos; este método a diferencia de otros, no requiere de ningún ajuste para su buen desempeño.

Los resultados obtenidos de las simulaciones demuestran el buen desempeño de las RNA para detectar las oscilaciones e impedir la operación incorrecta de los relevadores de distancia durante estas condiciones, o en su

defecto permitir la operación del relevador si una falla ocurre cuando el relevador esta bloqueado.

El objetivo de la normalización que se hace a los datos de estudio con respecto a la línea donde se ubica el relevador es generalizar el comportamiento de cualquier trayectoria de oscilación en cuanto al lugar geométrico adyacente a la línea de transmisión donde esta instalado el relevador. Con ello se busca lograr que la RN pueda discriminar entre una falla y una oscilación de potencia independientemente del punto en el sistema de potencia donde se ubique. Esto significa que la RN no requiere de ajuste alguno.

CAPITULO 6

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 CONCLUSIONES

Las principales conclusiones obtenidas del desarrollo de este trabajo son las siguientes:

- La ocurrencia de una oscilación de potencia debido a la desconexión de líneas de enlace, la pérdida de bloques importantes de generación o la liberación tardía de un cortocircuito, situaciones comunes en la operación de un sistema eléctrico de potencia, pueden ocasionar que ciertas protecciones operen incorrectamente en perjuicio del sistema, ya que estas operaciones pueden traer como consecuencia la formación de islas eléctricas con importantes desbalances entre la carga y la generación

disponible; esto trae consigo la necesidad de desconectar grandes bloques de carga a fin de mantener la estabilidad del sistema.

- Actualmente existen distintos métodos de bloqueo para impedir la operación incorrecta de los relevadores de distancia durante oscilaciones de potencia. El método más empleado utiliza la razón de cambio de la impedancia medida por el relevador como base para discriminar las oscilaciones de potencia de los cortocircuitos.
- Los métodos descritos tienen en común el problema de la selección del ajuste, el cual depende de las características dinámicas del sistema eléctrico de potencia, además que tienen problemas para detectar un cortocircuito trifásico durante una oscilación de potencia en el momento en que el relevador está bloqueado. Este problema es más crítico cuando la falla ocurre en el instante en que la trayectoria de impedancia aparente durante una oscilación de potencia está dentro de la zona de operación del relevador.
- La discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia puede concebirse como un problema de reconocimiento de patrones, para el que las RNA han probado ser adecuadas. El enfoque propuesto en esta tesis consiste en entrenar una RNA con información de los valores de la resistencia y la reactancia aparente, correspondientes a las trayectorias de impedancia de una oscilación de potencia (condición de bloqueo) y de un cortocircuito (condición de no bloqueo).
- Analizando el comportamiento general de las oscilaciones en un sistema eléctrico de potencia, se decidió seleccionar la impedancia aparente (resistencia y reactancia) como la base de discriminación, teniendo en cuenta que las trayectorias de impedancia para oscilaciones estables tienden a ocupar una posición horizontal en el plano complejo impedancia

en la zona en que cruzan por las características de los relevadores de distancia (valores de δ cercanos a 180°), mientras que para las oscilaciones inestables estas trayectorias ocupan el plano horizontal como también el vertical por lo que se deben tener en cuenta los valores de reactancia para una mejor caracterización.

- El objetivo de la normalización es generalizar el comportamiento de cualquier trayectoria de oscilación en cuanto al lugar geométrico adyacente a la línea de transmisión donde está instalado el relevador. Con ello se logra que la RNA pueda discriminar entre una falla y una oscilación de potencia independientemente del punto en el sistema de potencia donde se ubique. Esto significa que no requeriría de ajuste alguno.
- La estructura de la RNA propuesta en esta tesis consiste de dos capas de neuronas, tres neuronas en la capa oculta y una en la capa de salida, debido a que se trata de una decisión binaria (bloqueo, no bloqueo), utilizando funciones de activación tipo sigmoidea. Esta estructura de red se obtuvo mediante el método de regularización Network Pruning, el cual modifica la función de error utilizada durante el entrenamiento de la red para determinar las interconexiones que tienen una menor influencia en la salida de la red; estas interconexiones son eliminadas, lo que permite reducir la estructura de la red sin perder la capacidad de generalización. Esta optimización del número de neuronas para que la red realice la discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia se realizó previamente a la etapa de entrenamiento, pero utilizando la misma información de la resistencia y reactancia aparente.
- El retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado de un relevador digital ocasiona que la impedancia aparente medida por el relevador presente una variación más lenta de lo que en realidad es. Esta disminución en la rapidez de cambio de la impedancia ocasiona que una

oscilación de potencia se caracterice por una variación lenta de la impedancia, mientras que un cortocircuito sea visto por el relevador con una variación también lenta, pero más rápida que en el caso de una oscilación de potencia. Para evaluar este efecto sobre la RNA se simularon las etapas de filtrado analógico anti-aliasing, el proceso de conversión análogo-digital y el filtrado digital para la obtención de los fasores de voltaje y corriente utilizados para el cálculo de la impedancia medida por el relevador.

- Con el fin de evaluar la capacidad de generalización de la RNA, esta fue entrenada sin considerar el retardo de tiempo introducido por las etapas de filtrado, es decir, utilizando información obtenida por simulación directa con un $\Delta t=1$ ms. Posteriormente, se analizó su comportamiento en la discriminación entre oscilaciones de potencia y cortocircuitos tomando en cuenta el retardo de tiempo provocado por el filtrado de la señal, para lo cual se simularon perturbaciones en un sistema de prueba con un $\Delta t=34.7222$ μs , simulando de esta forma una señal "analógica"; el procesamiento de esta señal "analógica" a través de las etapas de filtrado y muestreo, da lugar a valores de impedancia con un $\Delta t=1$ ms utilizado durante el entrenamiento de la red.
- A fin de restringir la operación de la RNA se definió una zona de bloqueo consistente en una ventana en el plano complejo impedancia en forma de un cuadrado de 6 p.u. de lado, centrado en el origen de las coordenadas. La suposición en este caso es que si la línea protegida tiene 1 p.u. de impedancia, las tres zonas de su protección de distancia quedarán dentro de ese cuadrado, por lo que la acción de bloqueo se restringe a esa área solamente. Esto significa que cuando la impedancia aparente este fuera de la zona de bloqueo, la RNA no realizará función alguna (salida -1).
- Los resultados obtenidos de las simulaciones demuestran el buen desempeño de las RNA para detectar las oscilaciones e impedir la

operación incorrecta de los relevadores de distancia durante estas condiciones, o en su defecto permitir la operación del relevador si una falla ocurre cuando el relevador esta bloqueado.

- El énfasis en la simulación de fallas trifásicas y no de fase a tierra (las más comunes) obedece al hecho de que durante fallas asimétricas, la presencia de la componente de secuencia negativa se utiliza como medio de discriminación al considerar que una oscilación de potencia es un fenómeno balanceado, inclusive en algunos relevadores se utiliza para eliminar el bloqueo en caso de ocurrir una falla, lo cual no es posible en el caso de una falla trifásica.
- Los casos analizados incluyen la identificación de una oscilación de potencia, y la consecuente acción de bloqueo, originada por la liberación tardía de un cortocircuito fuera de la zona de operación del relevador analizado. Esta identificación fue efectiva independientemente si el inicio de la oscilación estuviera ubicado dentro o fuera de la zona de bloqueo de la RNA.
- Se evaluó la capacidad de la red para reconocer la ocurrencia de un cortocircuito aún cuando la función de bloqueo estuviera activada. Para ello se simuló una doble contingencia, un cortocircuito liberado en forma tardía con la desconexión de una línea de transmisión que da lugar a una oscilación de potencia estable, seguido de un cortocircuito dentro de la zona de operación del relevador. En esta situación, la red identificó correctamente el cambio de la trayectoria de impedancia aparente, y el bloqueo fue eliminado una vez que la falla fue detectada.
- Los resultados obtenidos demuestran la efectividad de la RNA para realizar la función de discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia,

lo cual representa la base de un nuevo esquema de bloqueo por oscilaciones de potencia para relevadores de distancia.

6.2 APORTACIONES

Las principales aportaciones derivadas de la realización de este trabajo de tesis son las siguientes:

- Se realizó una revisión bibliográfica exhaustiva de los diferentes métodos de bloqueo por oscilaciones de potencia utilizados en relevadores de distancia; esta revisión puso de manifiesto la dependencia de los ajustes con respecto a las características dinámicas del sistema eléctrico de potencia y la dificultad de identificar una falla trifásica durante una condición de bloqueo.
- Se desarrollo un nuevo principio de discriminación entre cortocircuitos y oscilaciones de potencia basado en una RNA, el cual no requiere de ajuste alguno; los resultados obtenidos por simulación confirman el excelente desempeño de la RNA en la identificación de oscilaciones de potencia así como la identificación de fallas trifásicas en condiciones de bloqueo, lo que representa el primer paso hacia un nuevo esquema de bloqueo por oscilaciones de potencia para relevadores de distancia.
- Se propone la normalización de la impedancia medida por el relevador con respecto a la impedancia de la línea protegida; esto permite generalizar las trayectorias de impedancia aparente de un cortocircuito u oscilación de potencia independientemente de la configuración del sistema eléctrico de potencia.
- Se implementó un simulador en PSCAD/EMTDC y MATLAB basado en un sistema máquina-bus infinito para analizar el comportamiento de las trayectorias de impedancia aparente correspondientes a cortocircuitos y

oscilaciones de potencia; el simulador incluye las etapas de filtrado analógico anti-aliasing, conversión análoga-digital y filtrado digital presentes en un relevador digital de distancia.

6.3 RECOMENDACIONES PARA TRABAJOS FUTUROS

En base a los resultados presentados en este trabajo de tesis, se recomienda continuar las actividades de investigación en los siguientes tópicos:

- Extender los resultados obtenidos a un sistema multimáquina, donde las trayectorias de impedancia tienen un carácter altamente aleatorio, y dependiente de las características del sistema eléctrico de potencia.
- Analizar el desempeño del nuevo principio de discriminación utilizando datos reales de fallas y oscilaciones de potencia obtenidas de registradores instalados en el Sistema Interconectado Nacional (SIN).
- Utilizar algoritmos de entrenamiento de RNA para generar matrices con pesos enteros, a fin de simplificar la implementación del algoritmo en un relevador digital de distancia.
- Modificar el diseño de la RNA y el proceso de entrenamiento para incluir la discriminación entre oscilaciones de potencia estables e inestables (pérdida de sincronismo) como base de un futuro esquema de disparo intencional para la formación programada de islas eléctricas en caso de disturbios en un sistema eléctrico de potencia.

REFERENCIAS

- [1] S. H. Horowitz, A. G. Phadke, *Power System Relaying*, Somerset: Research Studies Press LTD, 1995.
- [2] C. R. Mason, *The Art and Science of Protective Relaying*, New York: John Wiley & Sons, 1956.
- [3] H. J. Altuve, *Protección de Sistemas Eléctricos de Potencia*, Monterrey: DIE-UANL, 1996.
- [4] E. O. Schweitzer, T. T. Newton, R. A. Baker, "Power swing relay also records disturbances," *13th Annual Western Protective Relay Conference*, Spokane, WA, October 1986, pp. 27.
- [5] Z. D. Gao, G. B. Wang, "A new power swing block in distance protection based on a microcomputer-principle and performance analysis," *1991 International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, APSCOM-91*, vol. 2, Hong Kong, 1991, pp. 843-847.
- [6] C. W. Taylor, J. M. Haner, L. A. Hill, W. A. Mittelstadt and R. L. Cresap, "A new out-of-step relay with rate of change of apparent resistance augmentation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-102, no. 3, March 1983, pp. 631-639.
- [7] C.V. Naray, "Influence of power swing on transmission line protection," *Brown Boveri REV*, vol. 53, no. 1, Nov/Dec 1966, pp. 841-848.

- [8] F. Ilar, "Innovations in the detection of power swings in electrical networks," *Brown Boveri Review*, no. 68, 1981.
- [9] Mechraoui and D.W.P. Thomas, "A new blocking principle with phase and earth fault detection during fast power swings for distance protection," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 3, July 1995, pp. 1242-1248.
- [10] Y. Ohura, M. Suzuki, K. Yanagihashi, M. Yamaura, K. Omata, T. Nakamura, S. Mitamura and H. Watanabe, "A predictive out-of-step protection system based on observation of the phase difference between substations," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, no. 4, November 1990, pp. 1695-1704.
- [11] E. W. Kimbark, *Power System Stability: Synchronous Machines*, NY: Dover Publications, 1956.
- [12] P. Kundur, *Power System Stability and Control*, New York: McGraw-Hill, 1994.
- [13] E. O. Schweitzer, D. Hou, "Filtering for protective relays," *47th Annual Georgia Tech Protective Relay Conference*, Atlanta, GA, April 1993, pp. 24.
- [14] V. Cook, *Analysis of Distance Protection*, Somerset: Research Studies Press LTD, 1995.
- [15] D. Hou, A. Guzmán, J. Roberts, "Innovative solutions improve transmission line protection," *24th Annual Western Protective Relay Conference*, Spokane, WA, October 1997, pp. 25.
- [16] E. Vázquez, O. Chacón, H. Altuve, M. Ramírez, "A new power swing blocking principle for distance protection based on neural networks," *Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial*

Intelligence and Soft Computing, Cancún, México, May 1998, pp. 359-362.

- [17] J. M. Haner, T. D. Laughlin and C. W. Taylor, "Experience with the R-Rdot out-of-step relay," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. PWRD-1, no. 2, April 1986, pp. 35-39.

- [18] P. J. Moore, A. T. Johns, "New method of power swing blocking for digital distance protection," *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, vol. 143, no. 1, January 1996, pp. 19-26.

- [19] T. Minakawa, M. Sato, Y. Ichikawa, Y. Ishihara, "A new method for detecting loss of synchronism using power and current measured on a line," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 14, no. 1, January 1999, pp. 68-73.

- [20] J. Machowski and D Nelles, "New power swing blocking method," *Proceedings of the Developments in Power System Protection*, March 1997, pp. 218-221.

- [21] G. Phadke, J. S. Thorp, *Computer Relaying for Power Systems*, Somerset: Research Studies Press LTD, 1988.

- [22] M. El-Sharkawi, *A Tutorial Course On Artificial Neural Networks with Applications to Power Systems*, Piscataway: IEEE Press, 1996.

- [23] S. Haykin, *Neural Networks*, New Jersey: Prentice-Hall, Inc, 1999.

- [24] C. G. Looney, *Pattern Recognition Using Neural Networks*, New York: Oxford University Press, Inc, 1997.

- [25] The Power Engineering Education Committee and The Power System Relaying Committee, *Advancements in Microprocessor Based Protection and Communication*, Piscataway: IEEE Press, 1997.
- [26] Y. H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [27] J. M. Zurada, *Artificial Neural Systems*, USA: West Publishing Co., 1992.
- [28] The MathWorks, Inc, *Neural Network Toolbox 2.0*, MA: MathWorks, 1998.
- [29] Mackay, D. J. C., "Bayesian interpolation," *Neural Computation*, vol. 4, no. 3, pp. 415-447, 1992.
- [30] The Electricity Training Association, *Power System Protection, Volumen 4: Digital Protection and Signalling*, London: IEE, 1995.
- [31] G. Ziegler, *Numerical Distance Protection*, Berlin: Publicis, 1999.
- [32] J. Shaohua, B. Zhiqian, L. Wanshun, Y. Qixun, "New principles to detect faults during power swing," *7th Development in Power System Protection*, Amsterdam, The Netherlands, April 2001, pp. 4.
- [33] S. Turner, D. Hou, "Considerations for out-of-step blocking and tripping on EHV systems during single-pole open period," *SEL document (www.selinc.com)*, pp. 7.
- [34] Q. X. Yang, Z. Y. Xu, L. L. Lai, Z. H. Zhang, N. Rajkumarm, "Fault identification during power swings with symmetrical component," *Proceedings of 1998 International Conference on Energy Management and Power Delivery, EMPD'98*, vol. 1, March 1998, Singapore, pp. 108-111.

- [35] Manitoba HVDC Research Centre, PSCAD/EMTDC *Getting started*, Winnipeg, 1999.
- [36] E. Vázquez, O. Chacón, H. Altuve y J. Ramírez, "Nuevo método de bloqueo de relevadores de distancia por oscilaciones de potencia utilizando redes de neuronas artificiales," *Memoria Técnica de la XI Reunión de Verano de Potencia del IEEE Sección México*, Acapulco, México, Tomo III, Julio 1998, pp. 215-222.

APÉNDICE

**DATOS DE LOS SISTEMAS DE POTENCIA UTILIZADOS PARA
LA GENERACIÓN DE PATRONES DE ENTRENAMIENTO Y
ANÁLISIS DE CASOS DE PRUEBA**

A1. Sistema de potencia para la generación de patrones de entrenamiento

Máquina síncrona:

$$S = 100 \text{ MVA}$$

$$V = 20 \text{ kV}$$

$$H = 5.6 \text{ s}$$

A2. Sistema de potencia para el análisis de casos de prueba

Máquina síncrona:

$$S = 100 \text{ MVA}$$

$$V = 13.8 \text{ KV}$$

$$X_d = 1.01 \text{ p.u.}$$

$$X_d' = 0.316 \text{ p.u.}$$

$$T_a = 0.278 \text{ seg.}$$

$$X_p = 0.163 \text{ p.u.}$$

Transformadores:

$$S = 100 \text{ MVA,}$$

Conexión Delta-Estrella,

$$X_t = 0.001 \text{ p.u.}$$

$$V_x = 13.8 \text{ kV.}$$

$$V_H = 400 \text{ kV.}$$

Líneas de transmisión (Ω):

$$L_1 = 8.75 + 125j$$

$$L_2 = 3.5 + 50j$$

$$L_3 = 2.62 + 37.5j$$

$$L_4 = 2.62 + 37.5j$$

