

Diagnóstico de Fallas Eléctricas en el Motor de Inducción Trifásico Mediante Clasificador Neuronal de Coeficientes Wavelet ^{*}

F. J. Villalobos Piña, ^{*}

R. Alvarez Salas, M. A. González García, H. Miranda, V. Cárdenas ^{**}

^{*} Instituto Tecnológico de Aguascalientes, Aguascalientes, Ags., 20240
México (e-mail: fvillalobos@mail.ita.mx).

^{**} Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de San Luis Potosí,
San Luis Potosí S.L.P., 78290 México (e-mail: ralvarez@uaslp.mx)

Resumen: El presente trabajo es la continuación de una serie de investigaciones sobre el diagnóstico de fallas eléctricas de estator y rotor en el motor de inducción trifásico. Se utiliza el fasor de espacio instantáneo de Park (ISP por sus siglas en inglés) de las corrientes del estator y la transformada rápida de Fourier (FFT2) para identificar el espectro de firma de falla. Se aprovecha la ventaja que ofrecen las herramientas wavelet para descomponer una secuencia discreta del módulo del ISP a una frecuencia de muestreo constante en diferentes bandas de frecuencia y mediante la medición de la densidad espectral de potencia de los coeficientes wavelet de la banda de interés y el uso de un clasificador basado en redes neuronales artificiales es posible efectuar el entrenamiento de la misma para la detección de problemas eléctricos del estator y rotor. Se estudiaron casos de falla eléctrica de estator drástica e incipiente y para el caso de la falla de rotor el caso de la falla incipiente ambas a nivel de simulación y experimental.

Keywords: Detección de fallas, motores de inducción, tiempo frecuencia, ondas, transformadas, redes neuronales, clasificadores.

1. INTRODUCCIÓN

Los controladores estándar de los procesos industriales (controladores PID, controladores de modelo predictivo, etc.) son diseñados para mantener condiciones de operación satisfactorias mediante la compensación de los efectos de las perturbaciones y cambios ocurridos en el proceso. Mientras éstos tipos de controladores pueden compensar muchos tipos de perturbaciones, existen cambios en los procesos los cuales los controladores no pueden manejar adecuadamente. Estos cambios son llamadas fallas, más precisamente, una falla es definida como una desviación no permitida de al menos en una de las características propias de la variable del sistema. Los tipos de fallas que ocurren en los sistemas industriales incluyen cambios en los parámetros de los procesos, cambios en los parámetros de las perturbaciones, problemas en actuadores y sensores. El éxito del monitoreo de procesos es asegurar el éxito de las operaciones planeadas mediante el reconocimiento de anomalías y el desempeño Chiang et al. (2001). Verde et al. (2013)

El monitoreo de las condiciones de las plantas en ingeniería ha incrementado su importancia tanto como los procesos de ingeniería llegan a ser automatizados y la mano de obra necesaria para operar y supervisar la planta es reducida.

Sin embargo, las máquinas eléctricas han tradicionalmente sido pensadas como confiables y que requieren poca atención, excepto por raros intervalos cuando la planta se detiene para inspección. Sin embargo el motor de inducción trifásico (MI) es corazón de la mayoría de los procesos industriales y como fueron diseñadas como el músculo necesario hay un incremento de la necesidad de ellas. Tavner et al. (2008). Esta clase de motor ocupa la posición casi exclusiva en la conversión de energía eléctrica a mecánica, siendo responsable de casi el 90 % de la energía consumida por los motores eléctricos. Este tipo de máquina corresponde a cerca del 60 % de todos los motores eléctricos utilizados, la razón principal es su casi nulo mantenimiento Nandi et al. (2005). En investigaciones recientes, Bonnet and Yung (2008) describe la distribución de las fallas del MI y sus posibles escenarios después de que la falla ocurre detallando el proceso de decisión-reemplazo. La distribución de las fallas es la siguiente: fallas de estator (21 %), fallas de rotor (7%), fallas de balero (69 %) y fallas relacionadas con la flecha, el cople y otras (3 %).

2. FALLAS EN EL MI

Las fallas más comunes en el MI son Nandi et al. (2005):

- Fallas eléctricas de estator o armadura y rotor debidas a barras rotas o fisuras en anillos de cortocircuito del rotor.

^{*} El trabajo fue financiado por el Instituto Tecnológico de Aguascalientes PROMEP/ITA/103.5/13/8890 y por la Universidad Autónoma de San Luis Potosí a través del Convenio C14-FAI-04-42.42.

- Fallas mecánicas de balero y relacionadas con la excentricidad.

2.1 Estructura del MI

En la actualidad la mayoría de las máquinas eléctricas de los equipos industriales son MI trifásicos, su potencia va desde una centena de Watts hasta decenas de MWatts. En la figura 1 se muestra el diagrama a bloques del modelo dinámico del MI el cual muestra la aplicación de la tensión de alimentación trifásica $[V; 0]$ solo al circuito del estator sin aplicar ninguna tensión directa al de rotor.

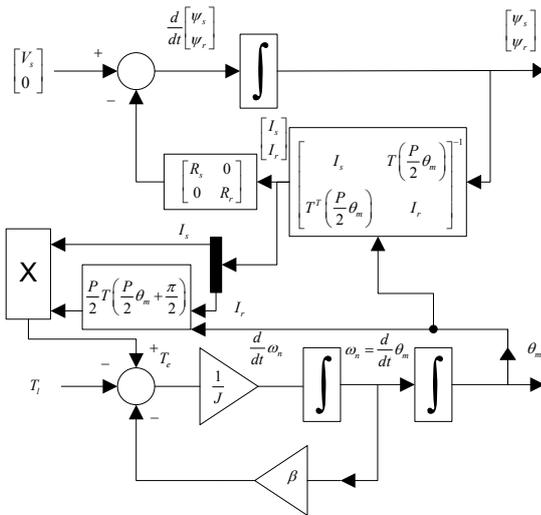


Figura 1. Diagrama a bloques del modelo dinámico del MI.

2.2 Obtención del Fasor Instantáneo de Park (ISP)

En esta sección se presenta el ISP, se describen sus propiedades y la aplicación para el análisis de fallas en el MI Milanez and Emanuel. (2003).

Un sistema trifásico con la condición de que $U_{línea}^0 = 0$ independientemente de la perturbación es:

$$\begin{aligned}
 i_a &= i_a^+ + i_a^- + i_a^0 \\
 i_b &= i_b^+ + i_b^- + i_b^0 \\
 i_c &= i_c^+ + i_c^- + i_c^0 \\
 i_N &= i_N^+ + i_N^- + i_N^0
 \end{aligned} \tag{1}$$

donde i_a, i_b, i_c e i_N son las corrientes de las fases a,b,c y neutro con componentes de secuencia positiva, negativa y cero. Las corrientes del ISP medidas en las fases a, b y c se definen como:

$$\tilde{I} = \tilde{I}^+ + \tilde{I}^- + \tilde{I}^0$$

$$\begin{aligned}
 \tilde{I}^+ &= \frac{2}{3}(i_a^+ + ai_b^+ + a^2i_c^+) = \tilde{I}^+ e^{j(\omega t + \varphi^+)} \\
 \tilde{I}^- &= \frac{2}{3}(i_a^- + ai_b^- + a^2i_c^-) = \tilde{I}^- e^{j(-\omega t + \varphi^-)}
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$\tilde{I}^0 = \frac{2}{3}(i_a^0 + ai_b^0 + a^2i_c^0) = 0$$

Una cantidad importante relacionada con el ISP que ayuda a separar las componentes de secuencia positiva y negativa es el cuadrado de la magnitud del fasor:

$$\begin{aligned}
 |\tilde{I}|^2 &= |\tilde{I}^+ + \tilde{I}^-|^2 \\
 |\tilde{I}^+ + \tilde{I}^-|^2 &= (\tilde{I}^+)^2 + (\tilde{I}^-)^2 + \\
 &2(\tilde{I}^+ \tilde{I}^-) \cos(2\omega t + \varphi^+ + \varphi^-)
 \end{aligned} \tag{3}$$

Tenemos que el valor promedio del cuadrado del ISP es:

$$\langle |\tilde{I}|^2 \rangle = (\tilde{I}^+)^2 + (\tilde{I}^-)^2 \tag{4}$$

De la expresión anterior se encuentra que $|\tilde{I}|^2$ tiene una característica distintiva, este valor oscila entre un máximo

$$|\tilde{I}|_M^2 = (\tilde{I}^+ + \tilde{I}^-)^2 \tag{5}$$

y un mínimo

$$|\tilde{I}|_m^2 = (\tilde{I}^+ - \tilde{I}^-)^2 \tag{6}$$

resolviendo las ecuaciones anteriores, las componentes de secuencia positiva y negativa son

$$\begin{aligned}
 \hat{I}^+ &= (|\tilde{I}|_M + |\tilde{I}|_m)/2 \\
 \hat{I}^- &= (|\tilde{I}|_M - |\tilde{I}|_m)/2
 \end{aligned} \tag{7}$$

Esto significa que los valores extremos del ISP ayudan a extraer las componentes de secuencia positiva y negativa. Lo mismo aplica para las señales de tensión. Por lo que el monitoreo de $\tilde{I}^+; \tilde{I}^-; \tilde{V}^+$ y \tilde{V}^- permite la estimación del desbalance de corrientes y voltajes, por ejemplo:

$$\%IU = 100 \frac{\hat{I}^-}{\hat{I}^+} = 100 \frac{|\tilde{I}|_M - |\tilde{I}|_m}{|\tilde{I}|_M + |\tilde{I}|_m} \tag{8}$$

Usando el ISP es posible detectar y aislar fallas simultáneas eléctricas (de rotor y estator) y mecánicas (de balero y excentricidad estática).

3. ANÁLISIS CON WAVELETS

En esta sección se presenta la caracterización de los espectros de firma de falla del módulo del ISP efectuado

mediante la FFT base dos diezmada en tiempo y las herramientas de la transformada discreta ondeleta (TDO-wavelet).

3.1 Caracterización de los espectros de firma de falla

Para visualizar el efecto de desbalance del ISP que provoca una falla en el MI se mapean las corrientes de línea al marco de referencia $d - q$ mediante la transformación de Park. En la figura 2 se ilustra el proceso de adquisición y mapeo de las corrientes de línea del estator del MI.

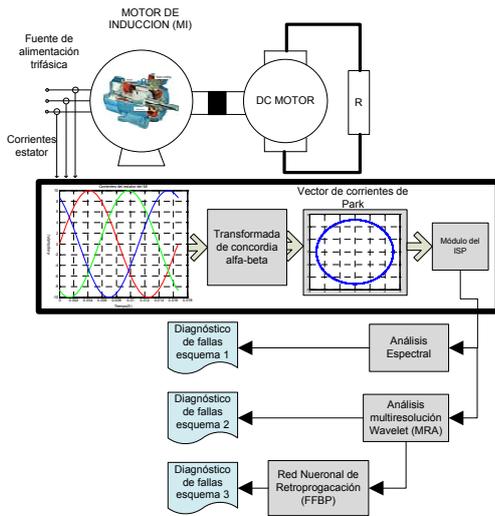


Figura 2. Mapeo de las corrientes del línea del MI al marco de referencia $\alpha - \beta$.

Para cada uno de los escenarios de falla eléctrica se tiene un espectro de firma de falla del ISP. Las frecuencias características para cada una de las fallas eléctricas de rotor y estator asociadas a las firmas de falla del ISP han sido ya reportadas Verucchi and Acosta (2007).

Espectro de firma de falla del estator Tomando en cuenta el hecho de que la existencia de componentes de corriente de secuencia negativa está directamente relacionada con la asimetría del motor, es clara la manifestación de la presencia de una falla del estator mediante el análisis espectral del ISP Cruz and Cardoso (2001).

Para el caso de la falla eléctrica del estator $F_{estator}$, el espectro de firma de falla del ISP ocurre en múltiplos de n del doble de la frecuencia de la línea f_L , en donde $n = 1, 2, 3, \dots, \infty$, Drif and Cardoso (2006)

$$F_{estator} = 2nf_L \quad (9)$$

La magnitud del espectro de firma de falla decrece conforme el múltiplo n se incrementa. Para el caso práctico se analiza el espectro para $n = 1$ ya que es el que presenta la mayor magnitud, entonces se tiene:

$$F_{estator} = 2f_L \quad (10)$$

Espectro de firma de falla del rotor La falla de rotor F_{rotor} debida a barras rotas o ruptura en el anillo de cortocircuito del rotor tiene una espectro de firma de falla de baja frecuencia que depende del deslizamiento de la máquina s y de la frecuencia Thomson and Stewart (1998), Elkasagby et al. (1992), Razik et al. (2009):

$$F_{rotor} = 2sf_L \quad (11)$$

El deslizamiento s es descrito en función del número de polos P del MI trifásico y de la velocidad del rotor w_m en radianes por segundo y de la frecuencia de alimentación f_L :

$$s = 1 - \frac{Pw_m}{2(2\pi f_L)} \quad (12)$$

3.2 Análisis multiresolución (MRA) wavelet

La transformada wavelet es una herramienta matemática con una estructura poderosa y un enorme grado de libertad para descomponer una firma de falla del módulo del ISP en diferentes escalas a diferentes niveles de resolución. La figura 3 muestra el algoritmo de descomposición multi-resolución usado para la implementación de la transformada discreta ondeleta (TDO).

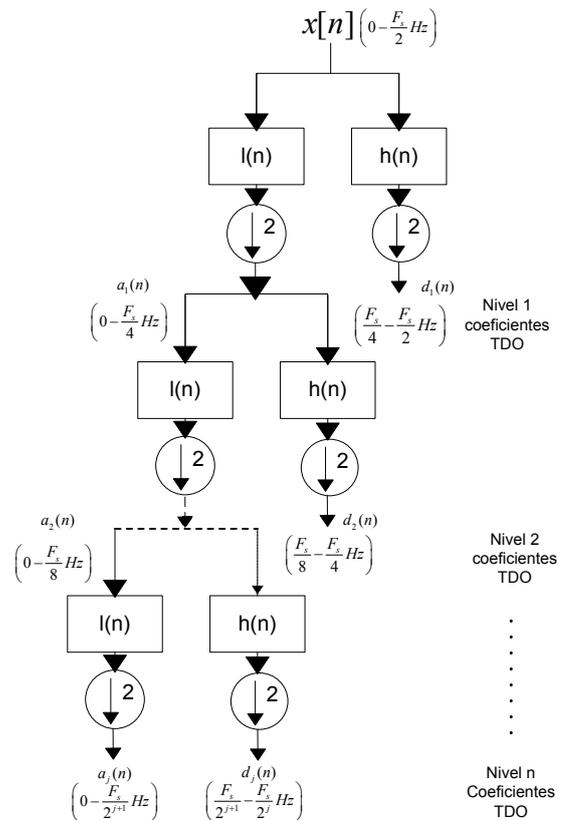


Figura 3. Estructura análisis multi-resolución (MRA) Wavelet

En esta figura, $x[n]$ es el módulo del ISP muestreado de $x(t)$ a una frecuencia F_s Hz. La señal digitalizada $x[n]$ es primero descompuesta en $a_1(n)$ y $d_1(n)$ usando un filtro

pasa bajas $l(n)$ y un filtro pasa altas $h(n)$ respectivamente, en donde $d_1(n)$ es llamado función de fluctuación, diferencia o detalle el cual contiene los elementos de alta frecuencia y $a_1(n)$ es llamado función trama, promedio o aproximación el cual contiene los elementos de baja frecuencia y es llamado primer nivel de descomposición. El segundo nivel de descomposición se basa ahora en el coeficiente $a_1(n)$ el cual nos da $a_2(n)$ y $d_2(n)$. El siguiente nivel descomposición mayor se basa ahora en el coeficiente $a_3(n)$ y así sucesivamente. Para cualquier nivel j , el coeficiente de aproximación $a_j(n)$ será descompuesto en frecuencias $0 - f_c$ Hz. De manera similar, el coeficiente $d_j(n)$ a cualquier nivel j contendrá frecuencias en un rango $f_c - 2f_c$ Hz. La frecuencia de corte f_c del coeficiente de aproximación $a_j(n)$ a cualquier nivel j se encuentra mediante

$$f_c = \frac{F_s}{2^{j+1}} \quad (13)$$

El diagnóstico de fallas usando el análisis MRA wavelet es efectuado mediante el cálculo del valor RMS 14 de la densidad espectral de los coeficientes de cada nivel de descomposición. Cuando el módulo ISP de las señales de estator es adquirido en diferentes escenarios de falla eléctrica de estator y rotor y es descompuesto via wavelet, existen diferencias apreciables en los coeficientes wavelet que pueden ser observadas. Por consiguiente un nodo de potencia wavelet C_j a un nivel j de descomposición.

$$C_j = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N_j} w_{j,k}^2} \quad (14)$$

en donde N_j es el número de coeficientes de cada nivel j , $w_{j,k}$ es el k ésimo coeficiente calculado para el nivel j , C_j es el valor RMS del módulo de la firma de falla ISP descompuesto al nivel j . Este mide la potencia de la señal contenida en una banda específica de frecuencia apuntada por el índice j .

3.3 Wavelet de Haar

La wavelet de Haar es la más simple, en la forma discreta se relaciona con la operación denominada transformación de Haar. Esta wavelet sirve de prototipo para las demás wavelet, una característica de la transformada de Haar es su simplicidad en el manejo de los cálculos. La transformada de Haar descompone una señal en dos subseñales de iguales longitudes aproximación a_j y detalle d_j .

La primer aproximación:

$$a^1 = (a_1, a_2, \dots, a_{N/2}) \quad (15)$$

La obtención de los coeficientes de aproximación:

$$a_m = \frac{f_{2m-1} + f_{2m}}{\sqrt{2}} \quad (16)$$

Para $m = 1, 2, 3, \dots, N/2$

La primera fluctuation:

$$d^1 = (d_1, d_2, \dots, d_{N/2}) \quad (17)$$

La obtención de los coeficientes de fluctuación son obtenidos entonces:

$$d_m = \frac{f_{2m-1} - f_{2m}}{\sqrt{2}} \quad (18)$$

Para $m = 1, 2, 3, \dots, N/2$

La transformada de Haar de Nivel 1 es obtenida:

$$f \xrightarrow{H_1} (a^1 | d^1) \quad (19)$$

Este mapeo tiene su inversa

$$f = \left(\frac{a_1 + d_1}{\sqrt{2}}, \frac{a_2 - d_2}{\sqrt{2}}, \dots, \frac{a_{N/2} + d_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{a_{N/2} - d_{N/2}}{\sqrt{2}} \right) \quad (20)$$

El segundo nivel es obtenido al descomponer los primeros coeficientes de aproximación a_1 y se obtiene un segundo grupo de coeficientes de aproximación a_2 y un segundo grupo de fluctuation d_2 .

$$f \xrightarrow{H_2} (a^2 | d^2 | d^1) \quad (21)$$

Se utiliza la wavelet de Haar de nivel 1 con múltiples niveles de descomposición en el algoritmo de análisis MRA como se muestra

$$\begin{aligned} W_1^1 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ W_2^1 &= \left(0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ W_3^1 &= \left(0, 0, 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ &\vdots \\ W_{N/2}^1 &= \left(0, 0, \dots, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}} \right) \end{aligned} \quad (22)$$

Las funciones de escala para la Wavelet de Haar Nivel 1 con multiples niveles de descomposición

$$\begin{aligned} V_1^1 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ V_2^1 &= \left(0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ V_3^1 &= \left(0, 0, 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, \dots, 0 \right) \\ &\vdots \\ V_{N/2}^1 &= \left(0, 0, \dots, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right) \end{aligned} \quad (23)$$

3.4 Resultados experimentales - wavelet de Haar

Las fallas eléctricas de estator y rotor fueron validadas usando el análisis MRA mediante la aplicación de la wavelet de Haar de nivel uno. Se utilizó una frecuencia

de muestreo de 1920 Hz, en la tabla 1 y 2 se presentan los resultados experimentales obtenidos. Para el caso de la falla eléctrica del estator se aprecia un incremento significativo en el valor RMS de la banda de frecuencia de 60 – 120 Hz de una magnitud de 0,97 para el caso sin falla a un valor de 2,15 unidades para el caso con falla. Para el caso de la falla de rotor la banda de frecuencia de 0,5 – 0,9 Hz se incrementa también de una magnitud de 0,8 para el caso de motor sano a un valor de 3,21 unidades para el caso con falla de fisura en el anillo de corto circuito del rotor.

Tabla 1. Resultados experimentales diagnóstico de falla eléctrica de estator wavelet Haar

Nivel	Banda	Motor sano	Falla estator
1	480.0-960.0	6.490875	6.226962
2	240.0-480.0	0.780427	0.795897
3	120.0-240.0	1.573381	0.842899
4	60.0-120.0	0.976965	2.157393
5	30.0-60.0	3.271422	2.129200
6	15.0-30.0	0.258780	0.314066
7	7.5-15.0	0.237494	0.251047
8	3.8-7.5	0.308639	0.220973
9	1.9-3.8	0.310048	0.388570
10	0.9-1.9	0.115363	0.506553
11	0.5-0.9	0.806710	0.715985

Tabla 2. Resultados experimentales diagnóstico de falla eléctrica de rotor wavelet Haar

Nivel	Banda	Motor sano	Falla rotor
1	480.0-960.0	6.490875	4.850153
2	240.0-480.0	0.780427	1.173130
3	120.0-240.0	1.573381	1.748283
4	60.0-120.0	0.976965	1.596133
5	30.0-60.0	3.271422	0.503343
6	15.0-30.0	0.258780	0.745330
7	7.5-15.0	0.237494	0.604578
8	3.8-7.5	0.308639	0.510695
9	1.9-3.8	0.310048	0.221874
10	0.9-1.9	0.115363	0.390122
11	0.5-0.9	0.806710	3.219668

4. CLASIFICADOR BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

En la presente sección se describe el diseño de un clasificador basado en redes neuronales artificiales de retropropagación hacia atrás (FFBP por sus siglas en inglés) el cual es entrenado para el diagnóstico de fallas eléctricas de estator y rotor aplicando como entrada los coeficientes resultantes del análisis multi-resolución wavelet de la banda de interés en la cual se encuentra la firma de falla.

4.1 Diseño de red neuronal para el diagnóstico de fallas eléctricas

En la figura 4 se muestra el esquema de la red neuronal desarrollada la cual fue entrenada para el diagnóstico de la falla drástica de estator e incipiente de rotor del MI.

Para la implementación y uso de la red neuronal *Feed Forward Backpropagation* es necesario dividir la tarea en dos partes:

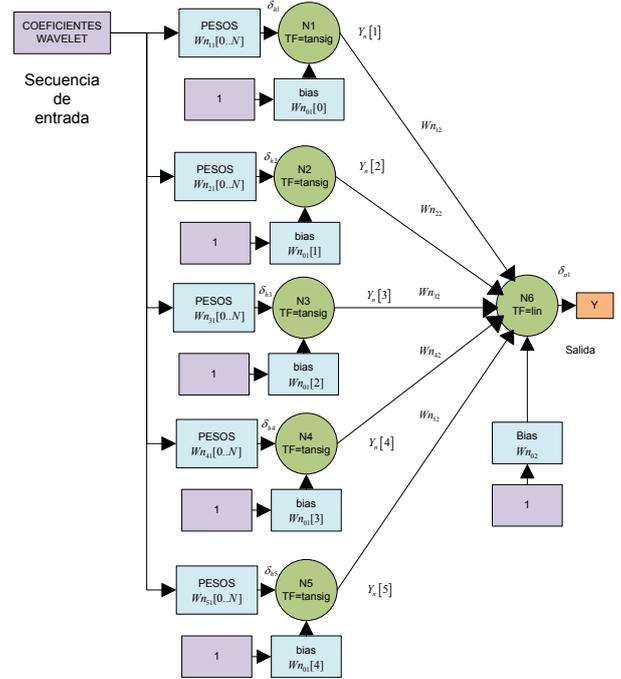


Figura 4. Red neuronal para el diagnóstico de fallas eléctricas.

- La parte de evaluación o emisión del diagnóstico de falla con base en un grupo de ganancias w que representan el conocimiento de la red neuronal.
- El entrenamiento de la red, que para este caso es fuera de línea con base en un grupo de patrones conocidos (diferentes escenarios de fallas eléctricas).

La parte de evaluación o diagnóstico de fallas mediante el uso de la red neuronal consiste en aplicar una secuencia discreta de los coeficientes wavelet de la banda de interés a la topología propuesta y con base en las ganancias w obtenidas del entrenamiento de cada una de las neuronas Net (Ni para $i = 1,6$) contribuyen con una señal de salida.

La función de activación de cada neurona de capa oculta es el producto de la entrada X y la ganancia de aprendizaje o el conocimiento de la red w :

$$Net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N W_{ji}^h X_{pi} + \theta_j^h \quad (24)$$

La salida de cada neurona individual de la capa oculta queda entonces como

$$y_{pj} = f_j^h (Net_{pj}^h) \quad (25)$$

En donde f es la función de transferencia seleccionada para cada neurona individual, para el caso de las cinco neuronas de la topología seleccionada de la capa de entrada (oculta) son funciones *tansig*

$$f_j^h(x) = \frac{2}{1 + e^{-Net_{pj}^h}} - 1 \quad (26)$$

Estas expresiones permiten aplicar una señal de firma de falla de los coeficientes wavelet a la entrada de la red

neuronal y obtener un valor de salida que se encuentra dentro de un rango definido, a la cual se le asigna un valor deseado de salida para cada caso en particular de identificación. Así cuando la red neuronal reconoce algún patrón de firma de falla, la salida se aproximará a dicho valor preestablecido en el proceso de entrenamiento de la red.

4.2 Resultados experimentales - clasificador RNA

Las fallas eléctricas de estator y rotor fueron validadas usando un clasificador basado en redes neuronales artificiales de tipo retro-propagación, dicha red, fue entrenada utilizando un conjunto de 128 coeficientes wavelet de Haar de la banda de interés, con la finalidad de asignar un valor de salida de la red de 10 unidades para el caso de falla drástica del estator y 20 unidades para el caso de falla incipiente del rotor. El proceso de entrenamiento de la red neuronal selecciona conjuntos de datos aleatorios. Para el caso sin falla la red entrega valores basura menores a la unidad para ambos escenarios de falla. En la tabla 3 se presentan los resultados experimentales obtenidos. Para el caso de la falla eléctrica del estator en la banda 4 de frecuencia de 60 – 120 Hz se aprecia el cambio de 0,72 unidades para el caso sin falla al valor de 10 unidades identificador aprendido para el escenario de falla de estator. Para el caso de la falla de rotor en la banda 11 de frecuencia de 0,5 – 0,7 Hz presenta un cambio de de 0,23 para el caso de motor sano a un valor de 20 unidades el cual representa el identificador aprendido por la red neuronal para la falla incipiente del rotor. Es importante mencionar que se adopta el uso de un clasificador con una única neurona en la capa de salida en lugar de la estructura clásica con dos neuronas en la capa de salida por economía computacional, pero es importante notar que para ampliar la capacidad de detección de fallas se incrementará en trabajos futuros la cantidad de neuronas en la capa de salida.

Tabla 3. Resultados experimentales diagnóstico de fallas eléctricas clasificador RNA

Nivel	Banda	Motor sano	Motor con falla
4	60.0-120.0	0.72	10
11	0.5-0.9	0.23	20

5. CONCLUSION

El presente trabajo presenta una alternativa redundante que permite garantizar un diagnóstico más confiable además de la medición de la densidad espectral de potencia de los coeficientes wavelet, se entreno una red neuronal para el diagnóstico de fallas eléctricas de estator y rotor, la cual no presenta el inconveniente de las herramientas espectrales de reajustes en la frecuencia de muestreo para la búsqueda de la firma de falla en función de la velocidad y el par de carga.

El clasificador basado en redes neuronales artificiales de retro-propagación mostró ser una herramienta alternativa confiable al ser entrenada fuera de línea con señales del entorno real afectadas por ruidos electromagnéticos.

El sistema se implementó en una plataforma digital basada en el procesador de señales digitales de Texas Instrument

de punto flotante de 32 bits, el TMS320F28335 y se desarrolló un programa de computadora en el lenguaje de programación de alto nivel Delphi que sirve de enlace para la adquisición de la información experimental.

ACKNOWLEDGEMENTS

Este trabajo fue financiado por el Departamento de Ingeniería Electrónica y el programa de Doctorado en Ciencias de la Ingeniería del ITA así como el proyecto PROMEP/ITA/103.5/13/8890 y por la UASLP a través del Convenio C14-FAI-04-42.42.

REFERENCIAS

- Bonnet, A.H. and Yung, C. (2008). Increased efficiency versus increased reliability. *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 14(1), 29–36.
- Chiang, L.H., Russell, E.L., and Braatz, R.D. (2001). *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*. Springer Verlag.
- Cruz, S.M.A. and Cardoso, A.J.M. (2001). Stator winding fault diagnosis in three-phase synchronous and asynchronous motors, by the extended Park's vector approach. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 37(5), 1227–1233.
- Drif, M. and Cardoso, A.J.M. (2006). Airgap eccentricity fault diagnosis, in three-phase induction motors, by complex apparent power signature analysis. *International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion SPEEDAM*, S35–18 S35–22.
- Elkasagby, N.M., Eastham, A.R., and Dawson, G.E. (1992). Detection of broken bars in the cage rotor on induction machine. *IEEE Transaction on Industrial Applications*, 22(6), 165–171.
- Milanez, D.L. and Emanuel, A.E. (2003). The instantaneous-space-phasor a powerful diagnosis tool. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 52(1), 143–148.
- Nandi, S., Toliyat, H.A., and Li, X. (2005). Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors a review. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 20(4), 719–729.
- Razik, H., de Rossiter Correa, M.B., and de Silva, E.R.C. (2009). A novel monitoring of load level and broken bar fault severity applied to squirrel-cage induction motors using a genetic algorithm. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(12), 4615–4626.
- Tavner, P., Ran, L., Penman, J., and Sedding, H. (2008). *Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines*. The IET, Second edition.
- Thomson, W.T. and Stewart, I.D. (1998). On-line current monitoring for fault diagnosis in inverter fed induction motors. *3rd International Conference on Power Electronics Drives*, 432–435.
- Verde, C., Gentil, S., and Morales-Méndez, R. (2013). *Monitoreo y diagnóstico automático de fallas en sistemas dinámicos*. Trillas México, 1 edition.
- Verucchi, C.J. and Acosta, G.G. (2007). Técnicas de detección y diagnóstico de fallos en máquinas eléctricas de inducción. *IEEE Latin America*, 7(1), 41–49.