Detección de Fallas Mecánicas en el Motor de Inducción Trifásico ⋆

Marco Antonio Sosa Vázquez * **Ricardo Alvarez Salas** *
Francisco Javier Villalobos Piña **
Mario Arturo González García *
Víctor Manuel Cárdenas Galindo * **Héctor Méndez Azúa** *

* *Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de San Luis Potosí, San Luis Potosí, S.L.P., México. (e-mails: zsocram@hotmail.com, ralvarez@uaslp.mx, mgonzale@uaslp.mx, vcardena@uaslp.mx, hector.mendez@uaslp.mx), Teléfono: (52) 444 8173381*
** *Instituto Tecnológico de Aguascalientes, Aguascalientes, Ags., México. (e-mail: fvillalobos@mail.ita.mx), Teléfono: (52) 449 9105002 Ext. 106*

Resumen. En este trabajo se presenta un estudio para detectar fallas mecánicas en motores de inducción (MI) utilizando una señal de vibración, las herramientas para realizar el análisis son: las transformadas rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) y ondeleta discreta de Haar. El procedimiento utilizado consiste en adquirir la señal de vibración a través de un acelerómetro y, posteriormente, aplicar las técnicas propuestas a la señal adquirida para determinar el estado del MI.

Keywords: Detección de fallas, motores de inducción, tiempo-frecuencia, análisis de vibración.

1. INTRODUCCIÓN

Las máquinas eléctricas constituyen la principal fuente de movimiento en el sector industrial, representando el 85 % del consumo energético alrededor del mundo. El motor de inducción MI ocupa una posición única en la conversión de energía eléctrica a mecánica, siendo responsable de casi el 90 % del total de la energía consumida por el total de los motores eléctricos (Nandi et al. (2005)).

En los últimos años la complejidad y el creciente desarrollo de los procesos en la industria han obligado a tener sistemas más confiables, seguros y robustos. Puesto que las máquinas eléctricas son ampliamente utilizadas en la industria, y aunque siempre han existido sistemas de protección, actualmente el área de diagnóstico de fallas en éstas máquinas ha tomado gran interés debido a las tareas cada vez más demandantes a las que son sometidas. El monitoreo de estado de las máquinas eléctricas forma parte importante del mantenimiento basado en el estado (CBM, por sus siglas en inglés), el cual se ha convertido en la estrategia más eficiente para evitar paros inesperados en muchas industrias (Iserman (2006), García-Ramírez et al. (2012)).

Los MIs son sistemas altamente simétricos, de modo que cualquier tipo de falla modifica sus propiedades de simetría. El monitoreo no invasivo se lleva acabo en forma confiable por la medición de variables eléctricas o mecánicas como son la corriente, la tensión, el flujo, la velocidad, el par y la vibración. Sin embargo, la identificación y aislamiento confiable están todavía en investigación y de los cuales aún hay problemas abiertos (Tavner et al. (2008)):

1. Definición de un solo procedimiento de diagnóstico para la identificación y aislamiento de cualquier tipo de falla.
2. Insensibilidad del esquema de diagnóstico a las condiciones de operación.
3. Detección confiable de fallas en aplicaciones con los variadores de frecuencia.
4. Detección cuantitativa de la falla para determinar un umbral absoluto de falla, independientemente de la condición de operación.

En el caso del MI, las fallas mecánicas representan el mayor porcentaje de fallas en el motor. En investigaciones recientes (Bonnet and Yung. (2008)), se 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 %.

El procedimieto para la detección de fallas a través del monitoreo de la señal de vibración en los MIs consiste en la adquisición de la señal de vibración, la transmición de ésta a una computadora para su análisis aplicando las técnicas espectrales y la determinar el estado del MI.

1.1 Fallas en el MI

La mayoría de las fallas en el MI pueden ser clasificadas como sigue (Nandi et al. (2005)):

⋆ Este trabajo fue financiado con recursos del convenio C14-FAI-04-42.42.

- Fallas de estator debidas a apertura o cortocircuito de una o más fases del devanado de estator.
- Conexión anormal del devanado del estator.
- Barras rotas de rotor o rupturas de los anillos de cortocircuito de rotor.
- Irregularidades estáticas o dinámicas del entrehierro del motor.
- Inclinación del eje (desalineamiento, semejante a la excentricidad dinámica) el cual puede resultar en fricción o roce entre el rotor y el estator, causando un daño serio en el núcleo del estator y los devanados.
- Campo del rotor cortocircuitado.
- *Fallas en baleros y en cajas de transmisión.*

Con el propósito de detectar dichas señales de falla, se han desarrollado diferentes métodos de diagnóstico. Para identificar las fallas mencionadas, estos métodos pueden involucrar diferentes técnicas:

1. Monitoreo de campo electromagnético.
2. Medición de temperatura.
3. Reconocimiento infrarojo.
4. Monitoreo de emisiones de radio frecuencia.
5. *Monitoreo de ruido y vibración.*
6. Análisis químico.
7. Medición de ruido acústico.
8. Análisis de firmas de corrientes.
9. Redes neuronales.

1.2 Fallas en los baleros

Los baleros rotatorios consisten de dos anillos (uno interior y otro exterior), entre ellos se encuentra un juego de balines que giran en la pista de los anillos. Bajo condiciones normales de operación (carga balanceada y alineación correcta), las fallas de desgaste comienzan generando pequeñas fisuras; localizadas en la superficie de las pistas y en los elementos rotatorios. Estas generan vibraciones detectables e incremento en los niveles de ruido.

1.3 Frecuencias características

El balero consiste de cuatro componentes: pista interior, pista exterior, separador y balines, como se muestra en la figura 1.

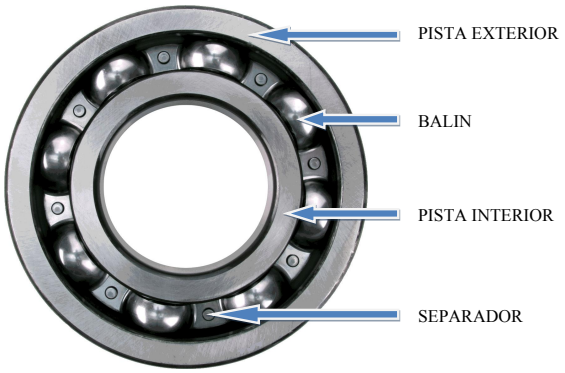

Figura 1. Componentes del balero.

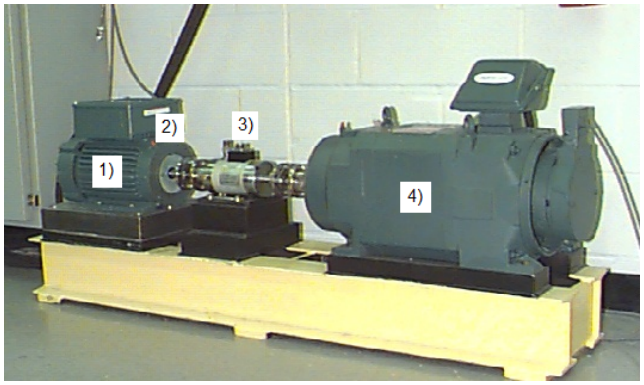

Figura 2. Prototipo: 1) MI, 2) Acelerómetro, 3) Transductor de par y 4) Dinamómetro.

Los baleros dañados generan vibración a ciertas frecuencias características . Estas frecuencias están determinadas por la rotación de los balines, el separador y el movimiento de los balines en las pistas interior y exterior (Schoen et al. (1995), Tandon and Choudhury (1999)).

Las frecuencias asociadas a fallas en las pistas interior y exterior, así como en los balines están dadas por (1), (2) y (3), respectivamente.

$$f_i = \frac{n}{2} f_{rm} \left[1 + \frac{b_d}{p_d} cos\beta \right] \tag{1}$$

$$f_e = \frac{n}{2} f_{rm} \left[1 - \frac{b_d}{p_d} cos\beta \right] \tag{2}$$

$$f_b = \frac{p_d}{b_d} f_{rm} \left[1 - \left(\frac{b_d}{p_d} cos\beta \right)^2 \right] \tag{3}$$

donde n es el número de balines en el balero, f_{rm} es la frecuencia de rotación en Hz, β es el ángulo de contacto del balero, b_d es el diámetro del balin y p_d es el diámetro del balero.

2. CARACTERÍSTICAS DEL PROTOTIPO EXPERIMENTAL

2.1 Prototipo

Las señales empleadas en este trabajo se obtuvieron del *Bearing Data Center* de la *Case Western Reserve University* (CWRU (2009)). Las señales de vibración provienen de un acelerómetro montado sobre la zona del balero en un MI de $2HP$, el cual está conectado a un transductor de par acoplado a un dinamómetro, como se muestra en la figura 2.

Ls señales se adquirieron para diferentes estados del balero, estos son, balero en buen estado, falla en la pista interior del balero, falla en la pista exterior del balero y falla en el balín. Además, las velocidades son diferentes dependiendo del par de carga como se puede observar en el cuadro 1.

El balero utilizado en este prototipo es el $6205 - 2RSL$ $JEM\ SKF$. Las características del balero se muestran en el cuadro 2.

Las fallas inducidas en las pistas del balero y en el balín tienen un diámetro de 0.007”, 0.014z 0.021”, todas con

Cuadro 1. Velocidades del motor (rpm)

Carga	Velocidad
$0HP$	$1797rpm$
$1HP$	$1772rpm$
$2HP$	$1750rpm$
$3HP$	$1730rpm$

Cuadro 2. Medidas del balero

Parámetro	Medida (mm)
Diámetro interior	25.001
Diámetro exterior	51.998
Diámetro del balin	7.940
Diámetro del centro al balin	39.04
Número de balines	9

una profundidad de 0.011". La señal de vibración fue muestreada a una frecuencia de $12kHz$.

Las figuras 3 y 4, muestran las señales de vibración del MI en estado normal, con falla en pista interor, con falla en pista exterior y con falla en el balín, sin carga ($0HP$) y con carga ($2HP$), respectivamente.

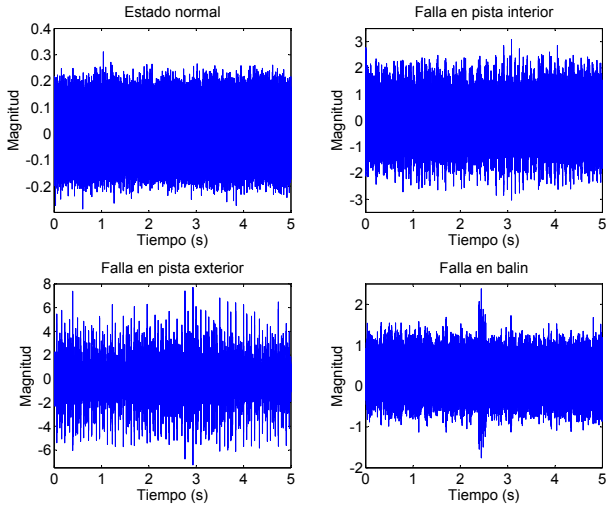

Figura 3. Señales de vibración del MI en estado normal y con fallas sin carga ($0HP$).

Para poder evaluar el esquema de detección de fallas se usan las ecuaciones (1), (2) y (3), y se obtienen las frecuencias características de las señales de vibración, las cuales podemos observar en el cuadro 3.

Cuadro 3. Frecuencias características.

Parámetro	Prueba 1	Prueba 2
Carga (HP)	$0HP$	$2HP$
Velocidad (rpm)	1797	1750
f_{rm} (hz)	29.95	29.16
f_i (hz)	162.185	157.943
f_e (hz)	107.364	104.556
f_b (hz)	141.169	137.476

3. ANÁLISIS FRECUENCIAL

En esta sección se describen las herramientas utilizadas basadas en la transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) base dos diezmada en tiempo, así como la caracterización de las señales con las diferentes

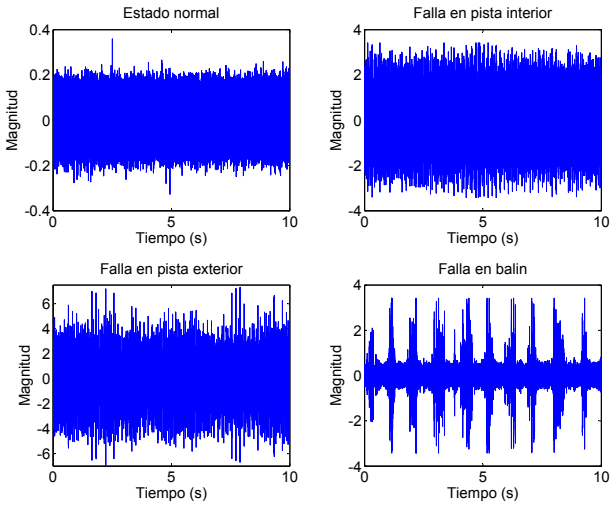

Figura 4. Señales de vibración del MI en estado normal y con fallas con carga ($2HP$).

fallas en las pistas y balines del balero (Randall and Antoni (2011)).

3.1 Transformada rápida de Fourier

La FFT es una permite transformar una señal en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia a través de (4) (Ingle and Proakis (2007)).

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] W_N^{nk}, \qquad k = 0, 1, ..., N-1 \tag{4}$$

con $W_N = e^{-j2\pi/N}$.

Debido a que la FFT es una transformación global de la señal su principal desventaja es la sensibilidad al ruido. Por lo anterior, es importante eliminar las frecuencias de ruido para sólo monitorear las frecuencias deseadas.

Para lo tanto, se utilizará la técnica definida como el espectro del logaritmo de la FFT repetitiva (ELFFTR) (Boudiaf et al. (2014)), la cual se describe en la ecuación (5):

$$X[k] = FFT\left\{\log\left[abs\left(FFT(FFT(x(t)))\right)\right]\right\} \tag{5}$$

En (Haines and Jones (1988)) se muestra que el uso del espectro de una señal logarítmica es más eficiente que el del simple espectro de la señal (aplicando únicamente la FFT).

3.2 Ondeletas

El análisis con ondeletas consiste en la descomposición de señales en componentes de diferente duración. Todas las transformaciones ondeleta pueden ser consideradas como formas de representación en tiempo-frecuencia, por lo tanto, están relacionadas con el análisis armónico (Walker (2008)).

La ondeleta más sencilla es la ondeleta de Haar, la cual está basada en la operación matemática llamada *Transformada de Haar*. Partiendo de una señal f definida por la ecuación (6),

$$f = (f_1, f_2, ..., f_N) \tag{6}$$

donde N es un entero par positivo. Estos valores se obtienen de una señal análoga g en los instantes de tiempo $t = t_1, t_2, ..., t_N$, por lo tanto f también puede ser representado por (7),

$$f = (g(t_1), g(t_2), ..., g(t_N)) \tag{7}$$

La transformada descompone la señal en dos subseñales, que tienen una longitud de $m = N/2$ elementos. La primera contiene el promedio o tendencia ($\mathbf{a}^1$) y la segunda contiene la diferencia o fluctuación ($\mathbf{d}^1$), los cuales están representados por (8)

$$\mathbf{a}^1 = (a_1, a_2, ..., a_{N/2}), \qquad \mathbf{d}^1 = (d_1, d_2, ..., d_{N/2}) \tag{8}$$

en donde

$$a_m = \frac{f_{2m-1} + f_{2m}}{\sqrt{2}}, \qquad d_m = \frac{f_{2m-1} - f_{2m}}{\sqrt{2}} \tag{9}$$

con $m = 1, 2, ..., N/2$. Por lo tanto $\mathbf{H}_1$ se define por (10),

$$\mathbf{f} \longmapsto (\mathbf{a}^1|\mathbf{d}^1) \tag{10}$$

de la cual se puede obtener fácilmente su inversa a través de la ecuación (11)

$$\mathbf{f} = \left(\frac{a_1 + d_1}{\sqrt{2}}, \frac{a_1 - d_1}{\sqrt{2}}, \ldots, \frac{a_{N/2} + d_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{a_{N/2} - d_{N/2}}{\sqrt{2}}\right) \tag{11}$$

Para determinar el segundo nivel de la transformada de Haar $\mathbf{H}_2$, es necesario descomponer los primeros coeficientes de promedio o tendencia ($\mathbf{a}^1$) para así obtener un segundo grupo de coeficientes de promedio o tendencia ($\mathbf{a}^2$) y un segundo grupo de diferencia o fluctuación ($\mathbf{d}^2$) dados por (12).

$$\mathbf{f} \longmapsto (\mathbf{a}^2|\mathbf{d}^2|\mathbf{d}^1) \tag{12}$$

Ahora ($\mathbf{a}^2$) y ($\mathbf{d}^2$) estarán compuestos de $N/4$ elementos cada uno.

Para obtener un tercer nivel $\mathbf{H}_2$, se tiene que

$$\mathbf{f} \longmapsto (\mathbf{a}^3|\mathbf{d}^3|\mathbf{d}^2|\mathbf{d}^1) \tag{13}$$

Siendo ($\mathbf{a}^3$) y ($\mathbf{d}^3$) de $N/8$ elementos cada uno y, así sucesivamente, se pueden obtener más niveles de la transformada.

Se utiliza la ondeleta de Haar de 1 nivel con múltiples niveles de descomposición en el algoritmo de análisis de la señal de vibración del MI de acuerdo a la ecuación (14) (Villalobos et al. (2013)).

$$\begin{aligned}
\mathbf{W}_1^1 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0, 0, ..., 0\right) \\
\mathbf{W}_2^1 &= \left(0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0, 0, ..., 0\right) \\
&\vdots \\
\mathbf{W}_{N/2-1}^1 &= \left(0, ..., \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}, 0, 0\right) \\
\mathbf{W}_{N/2}^1 &= \left(0, ..., 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}\right)
\end{aligned} \tag{14}$$

Calculando el producto escalar de $\mathbf{W}_m^1$ y $\mathbf{f}$, se tiene que

$$\mathbf{D}_m = \mathbf{f} \cdot \mathbf{W}_m^1, \qquad m = 1, 2, ..., N/2 \tag{15}$$

Las funciones de escala para la ondeleta de Haar de 1 nivel, se obtienen de acuerdo a (16).

$$\begin{aligned}
\mathbf{V}_1^1 &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, ..., 0\right) \\
\mathbf{V}_2^1 &= \left(0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0, ..., 0\right) \\
&\vdots \\
\mathbf{V}_{N/2-1}^1 &= \left(0, ..., \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0, 0\right) \\
\mathbf{V}_{N/2}^1 &= \left(0, ..., 0, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)
\end{aligned} \tag{16}$$

Calculando nuevamente el producto escalar de $\mathbf{V}_m^1$ y $\mathbf{f}$, se tiene que

$$\mathbf{A}_m = \mathbf{f} \cdot \mathbf{V}_m^1, \qquad m = 1, 2, ..., N/2 \tag{17}$$

y por lo tanto

$$\mathbf{f} = \mathbf{A}^1 + \mathbf{D}^1 \tag{18}$$

donde

$$\mathbf{A}^1 = \left(\frac{a_1}{\sqrt{2}}, \frac{a_1}{\sqrt{2}}, \frac{a_2}{\sqrt{2}}, \frac{a_2}{\sqrt{2}}, ..., \frac{a_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{a_{N/2}}{\sqrt{2}}\right) \tag{19}$$

$$\mathbf{D}^1 = \left(\frac{d_1}{\sqrt{2}}, \frac{-d_1}{\sqrt{2}}, \frac{d_2}{\sqrt{2}}, \frac{-d_2}{\sqrt{2}}, ..., \frac{d_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{-d_{N/2}}{\sqrt{2}}\right) \tag{20}$$

La transformada ondeleta es una heramienta matemática con una estructura poderosa, y con un enorme grado de libertad para descomponer una señal de vibración del MI en diferentes escalas a diferentes niveles de resolución. La figura 5 muestra la estructura del algoritmo de descomposición multiresolución utilizado para la implementación de la transformada discreta ondeleta.

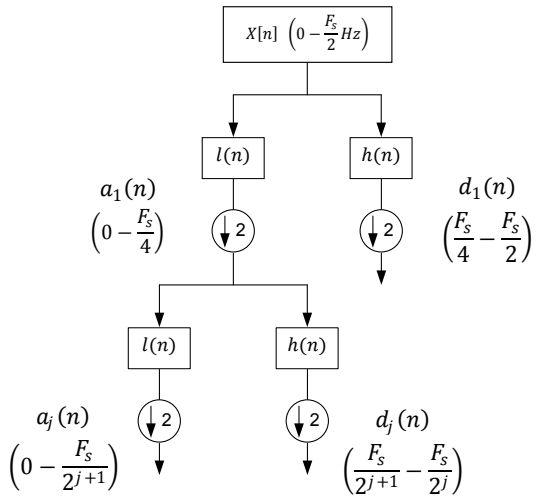

Figura 5. Estructura del análisis multiresolución (ondeleta).

La detección de fallas con ondeletas se efectúa mediante el cálculo del valor RMS de la densidad espectral de los coeficientes de cada nivel de descomposición, el cual se

determina a través de la potencia ondeleta C_j como se muestra en la ecuación (21).

$$C_j = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N_j}\omega_{j,k}^2} \tag{21}$$

4. RESULTADOS OBTENIDOS

4.1 Transformada rápida de Fourier

En la figura 7 se muestra el resultado de la FFT base dos diezmada en tiempo de las señales del motor con carga ($2HP$).

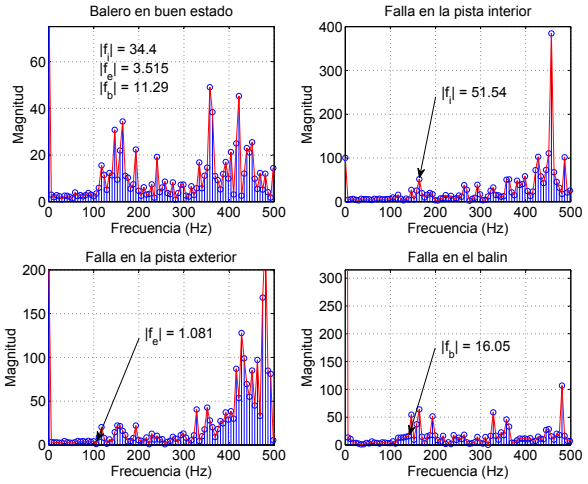

Figura 6. FFT de las señales sin carga ($0HP$).

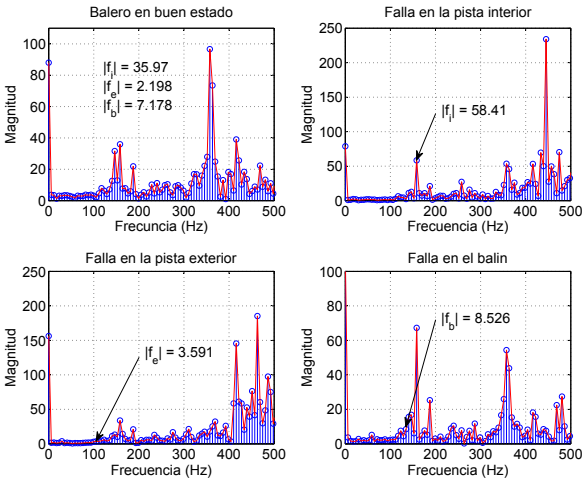

Figura 7. FFT de las señales con una carga ($2HP$).

Como se puede observar, el incremento en magnitud de las frecuencias de interés no es tan significativo como como en otras frecuencias cercanas a la misma falla. Esto se debe a que la señal de vibración en el MI contiene componentes de ruido a diferentes frecuencias y la FFT no es capaz de filtrar este ruido.

Ahora, utilizando (5) se obtienen los resultados mostrados en las figuras 8 y 9, en donde se puede observar un incremento mucho mayor en las componentes de interés que con sólo la FFT, tal y como se muestra en los cuadros 4 y 5.

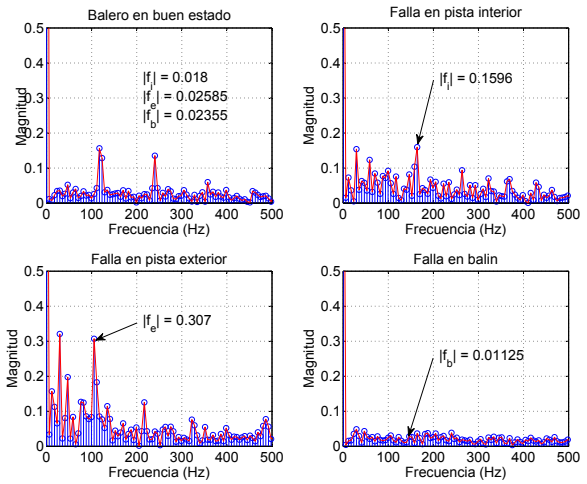

Figura 8. Espectro del logaritmo de la FFT repetitiva de las señales de vibración sin carga ($0HP$).

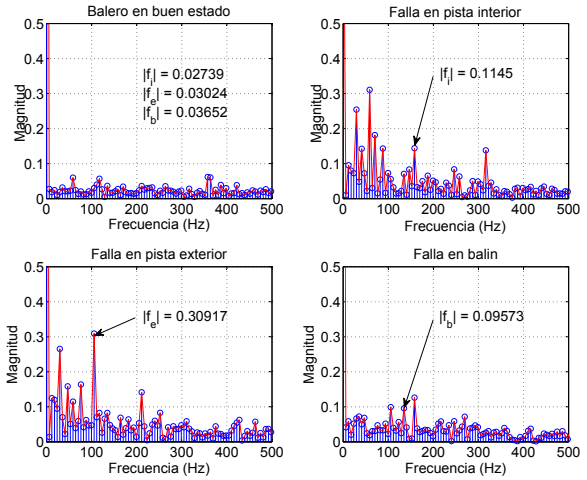

Figura 9. Espectro del logaritmo de la FFT repetitiva de las señales de vibración con carga ($2HP$).

Cuadro 4. Porcentajes del incremento en magnitud de las componentes de interés de los casos con falla con respecto al caso en buen estado (FFT).

Estado del balero	Sin carga($0HP$)	Con carga ($2HP$)
Falla en pista interior	49 %	62 %
Falla en pista exterior	−70 %	63 %
Falla en el balin	42 %	18 %

Cuadro 5. Porcentajes del incremento en magnitud de las componentes de interés de los casos con falla con respecto al caso en buen estado (ELFFTR).

Estado del balero	Sin carga($0HP$)	Con carga ($2HP$)
Falla en pista interior	1500-3000	0.0443
Falla en pista exterior	750-1500	0.0874
Falla en el balin	375-750	0.0739

4.2 Análisis multiresolución (ondeletas)

En los cuados 6 y 7, se muestran los resultados del procesamiento de las señales con la transformada ondeleta, en donde se puede constatar un incremento en todas las frecuencias debido al ruido, pero, es posible identificar un incremento considerable en la banda que se encuentran las frecuencias de las tres fallas, es decir, la banda de frecuencias de $93{,}75-187{,}5Hz$ (con un incremento mayor al 100 %).

Cuadro 6. Resultados con la ondeleta de Haar

Nivel	Banda (Hz)	Motor sano	Falla en pista interior
1	3000-6000	0.0181	0.1113
2	1500-3000	0.0443	0.3102
3	750-1500	0.0874	0.729
4	375-750	0.0739	1.2946
5	187.5-375	0.1008	0.4057
6	93.75-187.5	0.1289	0.6937
7	46.875-93.75	0.0887	0.6885
8	23.4375-46.875	0.0682	0.4375
9	11.71875-23.4375	0.0406	0.1997
10	5.859375-11.71875	0.0439	0.1431

Cuadro 7. Resultados con la ondeleta de Haar (continuación).

Nivel	Banda (Hz)	Falla en pista exterior	Falla en balín
1	3000-6000	0.0707	0.0618
2	1500-3000	0.1934	0.1685
3	750-1500	0.4876	0.3958
4	375-750	0.6777	0.6962
5	187.5-375	0.3428	0.1757
6	93.75-187.5	0.4837	0.2818
7	46.875-93.75	0.2620	0.1989
8	23.4375-46.875	0.2257	0.3034
9	11.71875-23.4375	0.1446	0.0896
10	5.859375-11.71875	0.0593	0.0845

5. CONCLUSIONES

En el trabajo se abordó el problema de la detección de fallas mecánicas en el balero (pista interior, pista exterior y balines) basandose en el análisis del espectro de frecuencia, con el uso de la FFT y la técnica de espectro del logaritmo de la FFT repetitiva se identificaron sin problemas las fallas de pista interior y de pista exterior del balero, aunque representa un esfuerzo computacional moderado ya que requiere de realizar tres FFT's para el análisis de una ventana de tiempo.

Con el análisis multiresolución se identificaron las tres fallas sin ningún problema, el inconveniente de este enfoque es que al manejar bandas de frecuencia en lugar de frecuencias individuales, las tres frecuencias de interés se encuentran en la misma banda ($93{,}75 - 187{,}5Hz$).

Por lo tanto, se concluye que con el uso de ambas técnicas es factible identificar las fallas consideradas, ya que con el análisis multiresolución se puede detectar el incremento en la banda de frecuencia y con el espectro del logaritmo de la FFT recursiva es posible identificar la causa exacta de ese incremento, y por lo tanto, determinar la falla.

REFERENCIAS

Bonnet, A.H. and Yung., C. (2008). Increased efficiency versus increased realiability. *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 14(1), 29–36.

Boudiaf, A., Taleb, S., Idiou, D., Ziani, S., Boulkroune, R., Moussaoui, A., and Mentori, Z. (2014). An improved method for bearing faults diagnosis. *The World Symposium on Web Applications and Networkings 201 WSWAN 2014*.

CWRU (2009). Bearing Data Center. `http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter-/home`. [Online; accessed 05/05/2015].

García-Ramírez, A.G., Osornio, R., Granados, D., García-Perez, A., and Romero, R. (2012). Smart sensor for online detection of multiple-combined faults in VSD-fed induction motors. *1st International e-Conference on Sensors and Applications*, 33(12), 11989–12005.

Haines, G.V. and Jones, A.G. (1988). Logarithmic Fourier transformation. *Geophysical Journal*, 92(1), 171–178.

Ingle, V.K. and Proakis, J.G. (2007). *Digital Signal Processing Using Matlab*. Cengage Learning, USA, third edition.

Iserman, R. (2006). *Fault Diagnosis Systems. An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance.* Springer Verlag, Alemania.

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.

Randall, R.B. and Antoni, J. (2011). Rolling element bearing diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, 485–520.

Schoen, R.R., Habetler, T.G., Kamran, F., and Bartheld, R.G. (1995). Motor bearing damage detection using stator current monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 31(6), 1274–1279.

Tandon, N. and Choudhury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling elements bearings. *Tribology International*, 32(8), 469–480.

Tavner, P., Ran, J.P.L., and Sedding, H. (2008). *Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines.* IET, United Kingdom.

Villalobos, F., Alvarez, R., Miranda, H., Pazos, F., and Cárdenas, V. (2013). Diagnóstico de fallas eléctricas en el motor de inducción trifásico - comparativa de herramientas espectrales y wavelets. *Congreso Nacional de Control Automático 2013*.

Walker, J.S. (2008). *A Primer on wavelets and their scientific applications.* Chapman & Hall-CRC, USA, second edition.