

Clasificador difuso de señales de vibración para monitoreo de rodamientos

Vibration Based Fuzzy Classifier for Bearing Monitoring

Fredy Julián Otero Quijano^{(1)*}, John Jairo Pardo González^{(2)*}, Jabid E. Quiroga Méndez^{(3)*}

⁽¹⁾ Ingeniero Mecánico, ing.oteroquijano@yahoo.es

⁽²⁾ Ingeniero Mecánico, jojapa_21@hotmail.com

⁽³⁾ Magister en Ingeniería Mecánica, Profesor Titular, jabib@uis.edu.co

* Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.

Recibido 22 de abril de 2010, modificado 3 de marzo de 2011, aprobado noviembre 18 de 2011.

Palabras claves

Clasificador difuso, monitoreo de rodamientos, detección de fallas en rodamientos, mantenimiento predictivo.

Resumen

En este artículo se presenta un sistema clasificador difuso de señales de vibración para el monitoreo de rodamientos. La base de conocimiento, asociada al clasificador difuso, se obtiene del comportamiento en frecuencia y magnitud de la señal de vibración para fallas en pista exterior e interior, en canastilla o en un elemento rodante. El sistema difuso se implementa en ambiente Matlab® y se valida en un banco acondicionado para el estudio de vibraciones en rodamientos. El sistema mostró ser confiable y robusto en la detección de la falla en cada uno de los distintos rodamientos en prueba.

Key words

Fuzzy classifier, bearings monitoring, bearings fault detection, predictive maintenance.

Abstract

This paper presents a vibration based fuzzy classifier used to detect fault conditions in bearings. The fuzzy knowledge foundation is obtained from the behavior of the vibration signal in presence of a fault condition in outer race, inner race, cage and rolling element. The fuzzy system is implemented in Matlab® and it is validated in a vibration dedicate test bench used for research proposes. The system performance exhibits reliability and robustness in the fault detection in each experimental fault scenario.

INTRODUCCIÓN

Un aspecto clave en el funcionamiento de un equipo es su operación confiable y apropiada, lo cual, en términos económicos, implica un máximo beneficio financiero dentro de limitantes técnicos. Por lo tanto, la reducción de los costos operativos es importante para la industria. Fallas imprevistas pueden afectar los sistemas productivos a través de paradas no programadas, disminución de la vida útil de los equipos, altos costos de reparación o reemplazo y baja calidad del producto. Por consiguiente, es importante contar con herramientas que permitan detectar fallas y mejor aún, que la detección se haga en las primeras etapas de ésta.

Un monitoreo apropiado de los equipos con esquemas de detección de fallas provee alarmas tempranas para el mantenimiento preventivo, para así mejorar la confiabilidad de los sistemas. La detección temprana, rápida y precisa es crítica

en la prevención de daños mayores en el sistema y permite acciones de contingencia para proteger el mismo.

Recientemente, ha aumentado el interés por las técnicas predictivas para uso en esquemas de mantenimiento basado en la condición (CBM de sus siglas en inglés). Estas técnicas se basan en la información suministrada por el sistema de monitoreo y de identificación de fallas, los cuales evalúan continuamente la condición del sistema buscando condiciones anormales de operación.

Dentro de las herramientas para el monitoreo de sistemas rotativos está el análisis de las vibraciones mecánicas [1]. Esta técnica se basa en el estudio de la información contenida por las señales de vibración en amplitud y frecuencia. En presencia de falla la señal de vibración contiene algunos armónicos los cuales se manifiestan en el espectro y pueden ser usados como indicadores de falla.

En maquinaria rotativa el rodamiento es uno de los componentes esenciales de su operación. En el motor eléctrico, el actuador eléctrico más popular, las fallas en rodamientos corresponden al 41% del total de las fallas registradas [2]. Adicionalmente, en [3] se muestra que las fallas en las pistas corresponden al 39% de las fallas totales en los rodamientos.

En general, las labores de monitoreo son encomendadas a personal técnico, el cual continuamente revisa los registros de vibración en búsqueda de síntomas de falla. Esta labor de análisis de la información, además de ser rutinaria, puede ser perturbada por factores externos como el medio de trabajo, el agotamiento físico y el estrés, afectando el diagnóstico de parte del experto humano. En la actualidad cada vez es más común asignar este trabajo de monitoreo a sistemas informáticos diseñados y entrenados para esta labor. Entre estas nuevas herramientas de “*soft computing*”, está la lógica difusa, las redes neuronales, las máquinas de soporte vectorial, entre otras, las cuales permiten, basándose en la información suministrada por alguna señal, la extracción de características asociadas a alguna condición anormal y a partir de ellas emitir un diagnóstico de la condición del equipo [4].

Algunos sistemas de monitoreo en engranajes, rodamientos, turbinas y bombas basados en lógica difusa han sido reportados en la literatura [5-7]. Debido a lo anterior, los autores han propuesto un sistema basado en lógica difusa para el monitoreo de la condición de rodamientos. El asistente computacional implementado permite la detección de fallas y la evaluación de su severidad en pista interna, pista externa, elementos rodantes y canastilla, usando las señales de vibración.

DISEÑO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLAS EN RODAMIENTOS DE BOLAS

El sistema de detección de fallas propuesto corresponde a un clasificador difuso. La lógica difusa es una extensión de la lógica multivalores que se basa en la teoría de conjuntos difusos, que relaciona clases de objetos dentro de fronteras difusas y en los cuales la membresía a un conjunto se valora como un grado de pertenencia. La lógica difusa usa variables lingüísticas en lugar de números. Estas características proveen a la lógica difusa de ventajas como simplicidad, flexibilidad y tolerancia a datos imprecisos, mostrando un desempeño satisfactorio en procesos no lineales o de difícil modelado. El fundamento de un sistema difuso es la base de conocimiento, experiencia del experto humano. En este caso, el conocimiento de los patrones y evolución de la información contenida en los registros de vibración asociada a ciertas condiciones de falla en los rodamientos. El clasificador difuso propuesto se basa en un sistema de inferencia tipo Mamdani, es decir, un sistema basado en reglas, en el cual se obtienen las conclusiones parciales de cada regla, por medio de un operador de implicación; a partir del grado de activación de las etiquetas lingüísticas asociadas a cada subconjunto difuso de la entrada y de la interpretación de las diferentes

conectivas y modificadores lingüísticos que aparecen en el antecedente. El resultado final de la etapa de inferencia es el consecuente global asociado a cada variable de salida, que se obtiene a partir de las conclusiones parciales de cada regla por medio del operador de agregación.

DETERMINACIÓN DE LA BASE DE CONOCIMIENTO

La evaluación de la condición de los rodamientos, al usar señales de vibración, se basa en el estudio de las amplitudes en ciertos valores de frecuencia, excitados por la condición de falla. Estos armónicos se caracterizan por ubicarse en el rango de frecuencias menores a 500 Hz. Las respectivas frecuencias de falla se determinan analíticamente (ver ecuaciones (1-4)), en donde *BPFI* es la frecuencia de un defecto en pista interior, *BPFO* en la pista exterior, *BSF* en la canastilla y *FTF* en el elemento rodante. Estos valores de frecuencia se determinan usando la información geométrica del rodamiento y la frecuencia de rotación del equipo [8]

$$BPFI = \frac{z}{2} \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right) * RPM \quad (1)$$

$$BPFO = \frac{z}{2} \left(1 + \frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right) * RPM \quad (2)$$

$$BSF = \frac{z}{2d_b} \left[1 - \left(\frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right)^2 \right] * RPM \quad (3)$$

$$FTF = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d_b}{d_m} \cos\alpha \right) * RPM \quad (4)$$

donde *Z* es el número de elementos rodantes, d_b corresponde al diámetro del elemento rodante, d_m es el diámetro nominal del rodamiento y α es el ángulo de contacto.

Con base en el comportamiento vibratorio de los rodamientos en condición de falla, descrito en detalle en [9], se determinan como variables de entrada al clasificador difuso las amplitudes de las frecuencias asociadas a las fallas de cada uno de los elementos del rodamiento. Por lo tanto, el universo de discurso de la entrada al sistema difuso se define en términos de las amplitudes de las 4 frecuencias de falla que se denominaron *BPFI_1*, *BPFO_1*, *BSF_1* y *FTF_1* respectivamente. Cada variable de entrada tiene tres conjuntos difusos denominados *baja_1*, *media_1*, *alta_1* descritos por una función de membresía tipo gaussiano con un 25% de traslape entre ellas. Las funciones de membresía para las variables de entrada se establecen basadas en el comportamiento que se espera en los valores de amplitud en las frecuencias de falla y su correspondiente pertenencia a los conjuntos mencionados arriba. Estas funciones de membresía dan un grado de pertenencia entre cero y uno a cada variable de entrada, como se aprecia en la Figura 1(a).

Se establecen como salidas del sistema difuso las siguientes: defecto en pista externa, defecto en pista interna, defecto

en elemento rodante y defecto en canastilla con funciones de membresía de tipo triangular traslapadas un 25% aproximadamente, denominadas *severidad_leve*, *severidad_moderada* y *severidad_crítica*, ver Figura 1(b). Los rótulos lingüísticos empleados en la salida del sistema difuso se determinaron basados en información histórica de fallas en rodamientos, las cuales, a juicio de una inspección visual de la profundidad y extensión de la falla, se clasificaron en los tres niveles de severidad utilizados. Estos traslapes se determinaron a través de un proceso de sintonización del sistema en operación con señales simuladas.

La siguiente etapa en el proceso de implementación del sistema corresponde a la simulación en ambiente de Matlab® de las señales de vibración asociadas a cada falla en presencia de ruido moderado (<5% de la magnitud de la vibración). La información simulada corresponde a 10 escenarios de falla para cada condición de falla en particular, es decir, falla en pista exterior, interior, canastilla y elemento rodante, para un total de 40 escenarios de falla. En cada escenario de falla se varía la frecuencia de falla en un rango del ±10% del valor teórico y la magnitud de manera aleatoria. Con estos registros simulados se continúa con el diseño del sistema difuso. En las Figuras 2(a) y 2(b) se muestran los espectros correspondientes para alguna de las señales de falla simuladas para pista exterior e interior respectivamente. En la Figura 2(a) y (b) se nota la presencia del fundamental, del segundo y tercer armónicos. Estas frecuencias están asociadas a la presencia de condiciones anormales en los rodamientos [9].

El siguiente paso en la implementación consiste en la definición de las reglas condicionales difusas del clasificador, conocimiento del experto. Las reglas difusas representan una relación difusa entre el antecedente y el consecuente, cuyo valor de función de pertenencia viene dada por la expresión (5).

$$\mu_{A \square B}(x,y) = \square(\mu_A(x), \mu_B(y)) \tag{5}$$

Donde \square se denomina operador de implicación y, en el caso del antecedente, corresponde a una conjunción y en el caso de la relación antecedente consecuente corresponde a una disyunción. El antecedente, en todas las reglas propuestas, tiene un carácter conjuntivo por el uso del operador *AND* entre sus condiciones, lo cual puede ser expresado como la intersección de todas sus condiciones y en términos de función de membresía como el mínimo de los grados de membresía. Todas las condiciones en el antecedente fueron igualmente ponderadas debido a que ninguna sobresale en la formulación de las premisas.

A continuación, por motivos de espacio, se muestra una de las 81 reglas que utiliza el sistema de inferencia difuso para clasificar el registro de vibración en las distintas condiciones de falla:

Si *BPFI_1* es *alta_1* & *BPFO_1* es *baja_1* & *BSF_1* es *media_1* & *FTF_1* es *media_1* Entonces *DEFECTO_PISTA_INTERNA* es *severidad_crítica* *DEFECTO_PISTA_EXTERNA* es *severidad_leve* *DEFECTO_ELEMENTO_RODANTE* es *severidad_leve* *DEFECTO_CANASTILLA* es *severidad_leve*

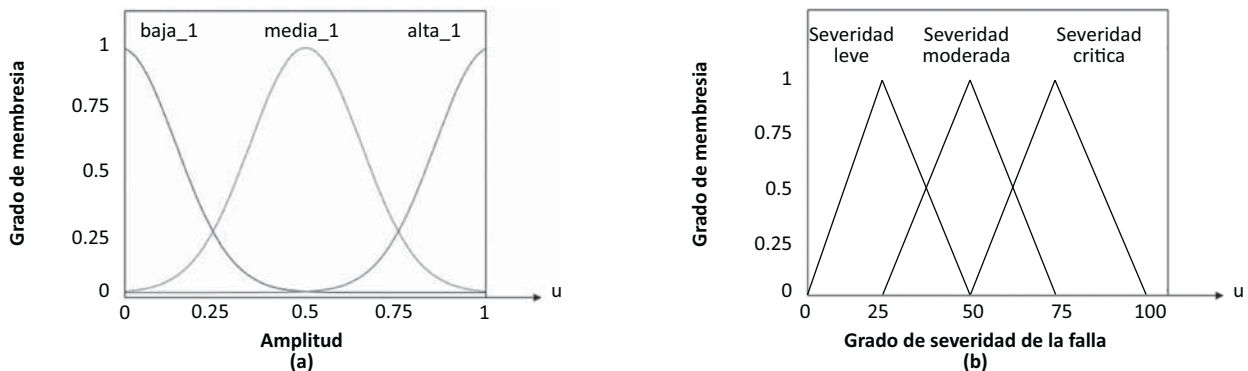


Figura 1. Función de membresía tipo (a) gaussiana para las variables de entrada y (b) triangular para las variables de salida

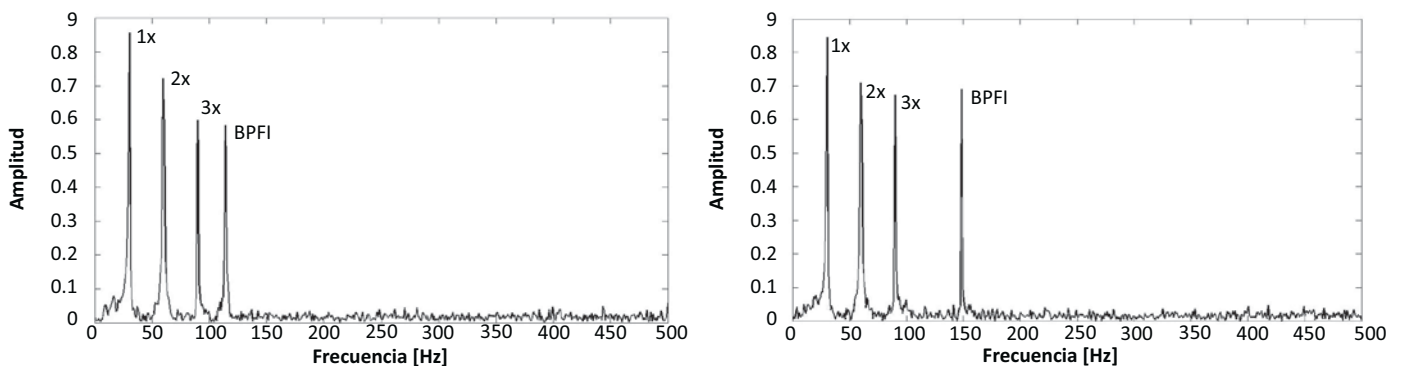


Figura 2. Espectro de frecuencia para falla en pista exterior (a) y pista interior (b)

Por último, debido a que el sistema implementado involucra más de una regla, se hace necesario un proceso de agregación o la obtención del consecuente total a partir de los consecuentes individuales de cada regla del sistema. La estrategia de agregación utilizada corresponde a un sistema disyuntivo de reglas, en el que la satisfacción de al menos una regla es requerida y en la cual la salida es obtenida por la unión difusa de todas las contribuciones individuales de cada regla; en términos de funciones de membresía corresponde al máximo de los grados de membresía de los consecuentes en todas las reglas. Por consiguiente, el proceso de inferencia Mamdani implementado se puede sintetizar usando (6)

$$\mu_{B^k(y)} = \max_k [\min[\mu_{A_1^k}(\text{entrada}(i)), \mu_{A_2^k}(\text{entrada}(j))]]$$

$$k = 1, 2, \dots, r \quad (6)$$

Donde $\mu_{B^k(y)}$ es la salida agregada para las r reglas. En cuanto al proceso de “defuzificación” existen una variedad de posibles métodos a implementar. En [10] se especifican cinco criterios para evaluar el más conveniente de acuerdo a la aplicación, i.e. continuidad, no ambigüedad, simplicidad computacional, plausibilidad y ponderación. Dentro de los más atractivos y comunes sobresale el método del centroide (7), que se utiliza en el sistema propuesto. El método del centroide posee algunas ventajas entre las cuales sobresalen su continuidad (un pequeño cambio en la entrada no produce un gran cambio en la salida) y su no ambigüedad (un único valor para unas condiciones dadas). Sin embargo, existen algunas desventajas como que no es plausible (ya que aunque la salida se ubique en el medio del conjunto difuso agregado, esta

puede corresponder a un punto con bajo grado de activación) y para evaluar el discurso requiere recorrer todo el universo. Aunque con ciertas desventajas se establece como método de defuzificación el centroide. Mediante un bloque adicional al sistema difuso, el vector de salida del sistema difuso es transformado en términos de variables cualitativas para brindar de esta manera un diagnóstico de la falla en términos lingüísticos. El esquema general del sistema implementado se muestra en la Figura 3.

$$z^* = \frac{\int \mu_C(z) \cdot z \, dz}{\int \mu_C(z) \, dz} \quad (7)$$

Donde z^* es el valor discreto de salida y corresponde al centro del área del conjunto difuso C y \int denota una integración algebraica.

VALIDACIÓN EXPERIMENTAL

Para la validación experimental del sistema implementado se utiliza un banco de pruebas el cual cuenta con un motor de inducción de 0.5 Hp a 1780 revoluciones por minuto (ver Figura 4). Este banco de pruebas está acondicionado para experimentar con diferentes rodamientos en distintos escenarios de falla. La referencia del rodamiento de bolas empleado en todos los experimentos es el SKF 6204. El proceso de clasificación difuso implementado captura y procesa las señales de vibración provenientes del acelerómetro en Matlab® a una frecuencia de muestreo de 3.84 kHz utilizando un ventaneo tipo *hanning*.

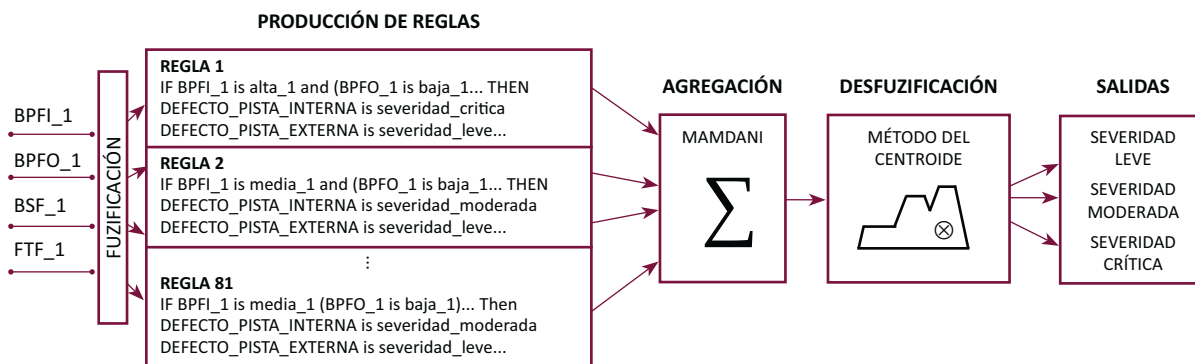


Figura 3. Esquema general del proceso de inferencia implementado

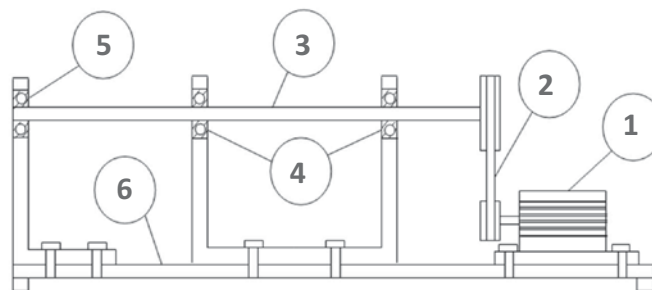


Figura 4. Banco de pruebas implementado

En la Figura 4, 1 corresponde al motor, 2 la transmisión por correa, 3 el eje, 4 rodamientos de apoyo, 5 rodamiento en prueba y 6 al soporte del banco.

Para la validación experimental del sistema se utilizan siete casos de fallas que involucran igual número de rodamientos. A estos rodamientos se les inducen fallas en pista interior, pista exterior, canastilla y elemento rodante con diferentes niveles de severidad, como se muestran en la Tabla I.

Tabla I. Descripción de las fallas en cada uno de los rodamientos de prueba

ROD	PROFUNDIDAD MÁXIMA DE LA FALLA [μm]			
	BPFI	BPFO	BSF	FTF
1	Sin daño	Sin daño	Sin daño	Sin daño
2	512.23	749	Sin daño	Sin daño
3	388.40	150.17	Sin daño	Sin daño
4	93.96	1219.55	Sin daño	Sin daño
5	1612.64	390.39	Sin daño	Sin daño
6	Sin daño	Sin daño	403.12	Sin daño
7	Sin daño	Sin daño	Sin daño	Daño moderado

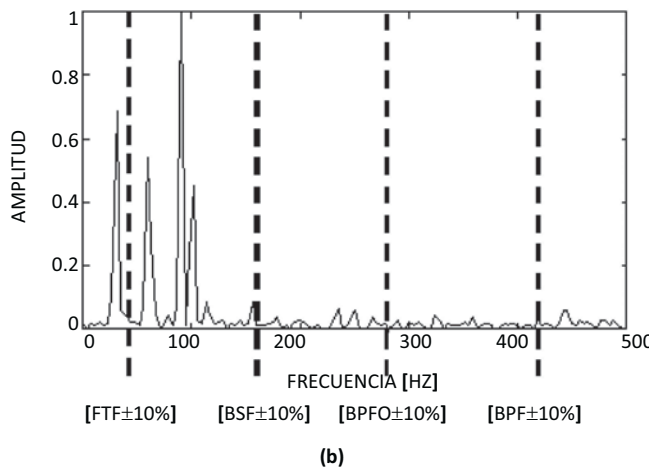
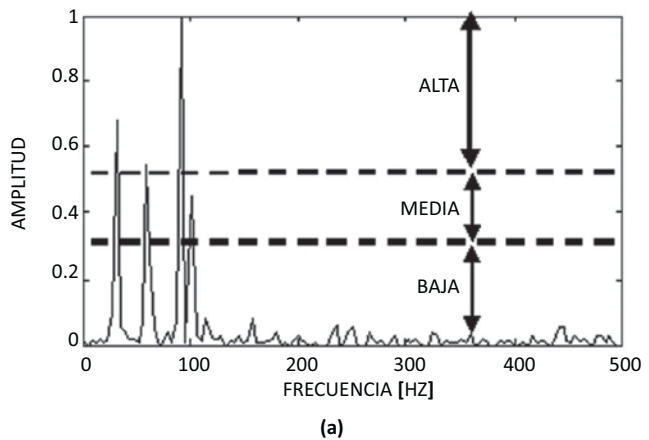


Figura 5. Umbrales de amplitud normalizada (a) y frecuencia de falla (b)

El proceso de clasificación se inicia obteniendo el espectro normalizado del registro de vibraciones para el rodamiento de prueba, con el cual se establecen tres umbrales de amplitud denominados *alta_1*, *media_1*, *baja_1*, ver Figura 5(a).

Para cada uno de los umbrales de amplitud se selecciona el valor máximo en un rango de frecuencias del $\pm 10\%$ del valor correspondiente de frecuencia calculado para cada una de las frecuencias de falla, ver Figura 5(b). Debido a factores como deslizamiento o ligeros cambios de velocidad del equipo, los valores de frecuencia de falla cambian ligeramente de los calculados teóricamente. Estos valores de amplitud máxima para los correspondientes rangos de frecuencia de falla constituyen las entradas al sistema difuso.

Una vez obtenidas las entradas al sistema y mediante el proceso de inferencia difuso se obtiene un vector de escalares que corresponde a la salida del sistema difuso. Este vector se transforma en términos lingüísticos a través de un bloque de decisión para obtener de esta manera el diagnóstico de la condición de los rodamientos.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

El sistema implementado detectó y diagnosticó satisfactoriamente cada uno de los escenarios de prueba a los cuales fue sometido. Los espectros normalizados de algunos de los escenarios de falla estudiados se muestran en las Figuras 6-8. En el caso del rodamiento sin falla (ver Figura 6 (a)) aparece un componente de frecuencia significativo al 1x, el cual representa desbalance del sistema rotativo y fue clasificado como rodamiento sin falla en rodamientos. Aunque los valores de frecuencia de falla *BPFI*, *BPFO*, *FTF*, *BSF* y 1x y los correspondientes armónicos obtenidos experimentalmente difieren un poco de los determinados teóricamente, en todos los escenarios de prueba, el sistema implementado fue lo suficientemente robusto para diagnosticar de manera precisa la condición de los 7 rodamientos en prueba. Adicionalmente, se establece en todos los casos el nivel de severidad (leve, moderada y severa) correspondiente al escenario de prueba. Los experimentos, para un mismo escenario y rodamiento en prueba, son repetidos al menos en cuatro ocasiones y en todos los casos el sistema propuesto diagnosticó la condición de falla respectiva, demostrando un alto grado de repetitividad.

Los resultados experimentales, obtenidos utilizando el rodamiento SKF 6204, permiten esperar un amplio rango de aplicabilidad de la técnica propuesta, por cuanto los rodamientos de bola son muy populares en uso a nivel industrial. Aunque el sistema propuesto es un caso particular de aplicación, la metodología propuesta de detección es adaptable y escalable a cualquier otra configuración distinta a la empleada en este estudio y a otro tipo de rodamiento.

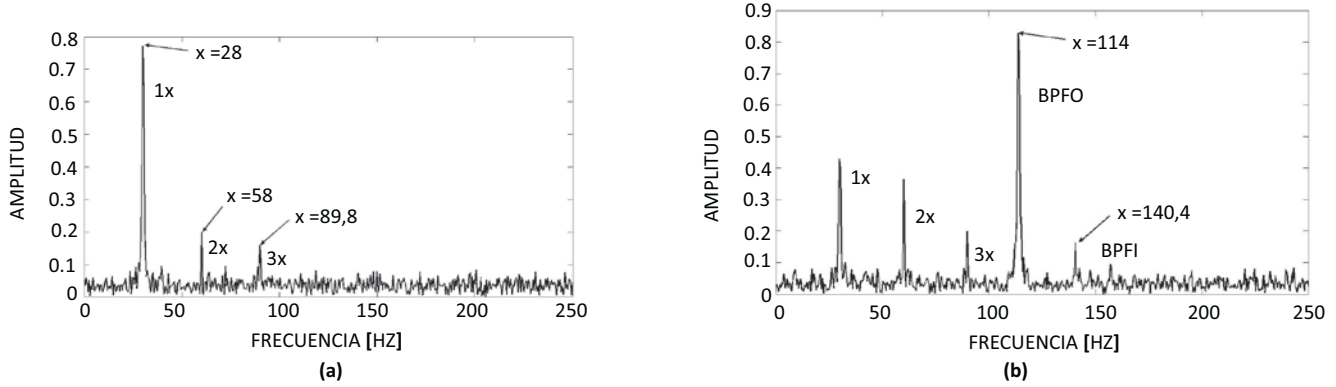


Figura 6. Espectro normalizado para (a) rodamiento sin falla y (b) rodamiento con severidad moderada en pista interior y severidad crítica en pista exterior

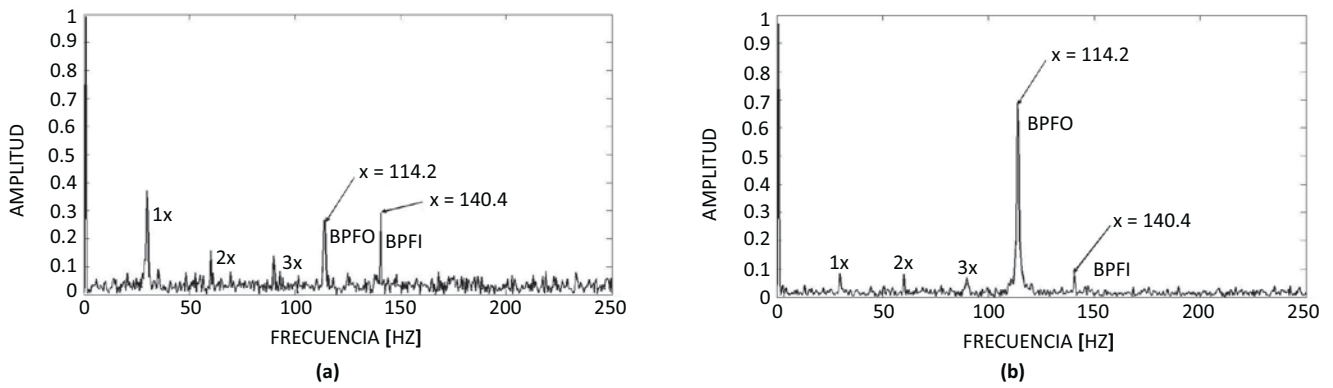


Figura 7. Espectro normalizado (a) rodamiento con severidad leve en pista interior y severidad crítica en pista exterior y (b) rodamiento con severidad moderada en pista exterior y pista exterior

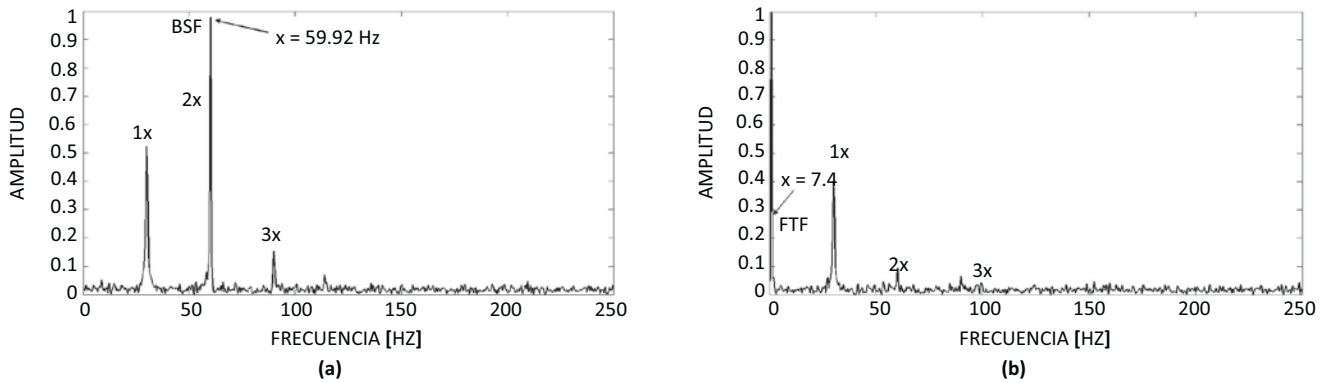


Figura 8. Espectro normalizado (a) rodamiento con falla en elemento rodante y (b) rodamiento con falla en canastilla

CONCLUSIONES

En este trabajo se investigó el uso de la lógica difusa como técnica para detectar y diagnosticar fallas en rodamientos de bola. Los resultados obtenidos demuestran el potencial de la lógica difusa para clasificar patrones de espectro de frecuencia asociados a distintos tipos de falla en rodamientos y severidad de estas. El uso de un dominio basado en funciones de membresía permite resolver la variabilidad de la información

espectral debido a factores como la presencia de ruido y el deslizamiento del rotor, con lo cual se logra un juicio objetivo de la condición del sistema.

Las pruebas experimentales demostraron que el sistema de clasificación difuso propuesto para la detección de fallas en rodamiento es confiable en el diagnóstico. El sistema detectó y determinó correctamente los niveles de severidad en los 7 escenarios de falla a los cuales fue sometido en el banco dedicado para este propósito.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] T.R. Kurfess, S. Billington, S. Liang, *Advanced Diagnostic and Prognostic Techniques for Rolling Element Bearings*, in: Springer Series in Advanced Manufacturing, Springer London, 2006, pp. 137–165.
- [2] IEEE Motor reability working Group "Report on large motor reliability Surrey of industrial and commercial installations", IEEE Trans. On Industry Applications, Vol 1A-21, No 4, Julio-Agosto 1985, pp. 853-872.
- [3] B. Raison, G. Rostaing, O. Butscher, C. Maroni. (2002, Nov). "Investigations of algorithms for bearing fault detection in induction drives," Presentado en: *IECON 02, IEEE 2002 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society*.
- [4] A. Siddique, G.S. Yadava, B. Singh. (2003, Ago). "Applications of artificial intelligence techniques for induction machine stator fault diagnostics: review". Presentado en: *4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003*.
- [5] S. Ebersbach and Z. Peng, "Expert system development for vibration analysis in machine condition monitoring". *Expert Systems with Applications*, Vol. 4, No 1, 2008, pp. 291–299.
- [6] D. Gayme, S. Menon, C. Ball, D. Mukavetz, E. Nwadiogbu. (2003, Jul). "Fault detection and diagnosis in turbine engines using fuzzy logic," Presentado en: *22nd International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society, 2003. NAFIPS 2003*.
- [7] V. D´Silva, R.Y. Fujimoto, L.R. Padovese, (2001, Dic). "Rolling bearing fault diagnostic system using fuzzy logic," Presentado en: *The 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems*.
- [8] A. Fernandez, I. Bediaga, A. Gaston, J. Hernandez. (2005, Nov). "Evaluation Study on Detection Techniques for Bearing Incipient Faults," Presentado en: *The International Conference on Computer as a Tool, 2005. EUROCON*.
- [9] S. Cornelius, G. Paresh. *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Burlington. Elsevier, 2004, pp. 112-116.
- [10] H. Hellendoorn, and C. Thomas. "Defuzzification in fuzzy controllers," *Intelligent and Fuzzy Systems*, Vol.1, 1993, pp. 109-123.