



MONITORIZACIÓN DE HOLGURAS EN EJES MEDIANTE ANALISIS VIBRATORIO Y SISTEMAS DE CLASIFICACIÓN INTELIGENTES

MARTA ZAMORANO, MARIA JESUS GÓMEZ- GARCÍA, CRISTINA CASTEJÓN

Grupo de investigación Maqlab
Universidad Carlos III de Madrid
Departamento de Ingeniería Mecánica
Av. De la Universidad 30, 28911, Leganés, Madrid, España

(Recibido 17 de julio de 2022, para publicación 30 de septiembre de 2022)

Resumen – Las tareas de mantenimiento juegan un papel muy relevante dentro de la industria para lograr una buena calidad y productividad de su servicio o producto. Hoy en día, el interés en conocer el estado de los sistemas en tiempo real y su conexión con las diferentes áreas de la industria a través de la digitalización (Industria 4.0) está en crecimiento, y avanza hacia el denominado Mantenimiento 4.0. En esta línea, el mantenimiento se dirige hacia la detección e incluso predicción de problemas o defectos durante el funcionamiento de la máquina (en servicio), lo que requiere un conocimiento amplio del comportamiento dinámico del sistema. Este trabajo presenta el estudio del problema de holgura de un eje mediante el análisis de las señales vibratorias que se pueden medir durante su funcionamiento. La holgura es un defecto muy común en maquinaria rotativa que puede ocasionar graves problemas y la detección prematura de la misma durante su funcionamiento permite evitar fallos catastróficos en la máquina, parándola solo cuando es imprescindible solventar el problema (mantenimiento predictivo). Para realizar el estudio, se utiliza una máquina de simulación de fallos donde se ensayan, a diferentes frecuencias de rotación, dos ejes; uno sin holgura y otro mecanizado con un diámetro 0.5 mm menor, provocando una holgura en la conexión del eje con el motor mediante un acoplamiento y en el eje con los rodamientos. Las señales se analizarán mediante la Transformada en Paquetes Wavelet (WPT), herramienta basada en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Para este fin, se seleccionará previamente la función wavelet madre óptima para el caso de estudio, aplicando una metodología propuesta en trabajos previos. Por último, para la detección del problema, se hará uso de sistemas de clasificación inteligente, empleando modelos entrenados de tipo máquinas de soporte vectorial lineal (SVM). De esta forma, se obtendrán aquellos patrones que permitan la predicción del problema de holgura de la manera más rápida y fiable posible.

Palabras clave – Análisis de vibraciones, holgura en ejes, Transformada en paquetes wavelet, Máquinas de Vectores soporte Lineal, SVM.

1. INTRODUCCIÓN

Las tareas de mantenimiento dentro de la industria son fundamentales para alcanzar la calidad y productividad de un producto o servicio. Actualmente la tendencia hacia la digitalización de los procesos productivos nos lleva hacia el denominado mantenimiento 4.0, que se basa en conocer (y predecir) el estado de los componentes o máquinas en servicio, lo que permite detectar problemas durante el funcionamiento y antes de que se produzca el fallo. Para ello, es importante realizar un análisis previo para conocer la dinámica de la máquina y encontrar los patrones óptimos que identifiquen cada tipo de defecto, con el fin de monitorizarlos y establecer alarmas o umbrales que detecten un problema de manera automática. Para determinarlos, en maquinaria rotativa es muy común y útil el análisis de las vibraciones [1].

Dentro de las máquinas rotativas, la holgura mecánica es un problema muy común que puede ocasionar graves consecuencias. Normalmente este fallo es debido a un fallo de fabricación o montaje y ajuste de los componentes y, aunque es posible detectarlo en los casos más graves por el ruido que se produce y las grandes amplitudes aleatorias, la integración de su detección en un sistema de monitorización es importante [2]. Para su diagnóstico son numerosas las técnicas que se pueden utilizar. En el dominio del tiempo, puede apreciarse un problema grave de holgura cuando se observa la señal vibratoria con forma de onda recortada [3]. En el dominio de la frecuencia, se puede apreciar en el espectro de la señal de vibración, un aumento

de la amplitud en el primer armónico de la frecuencia de rotación (1x) e incluso en el segundo armónico (2x), pero pueden aparecer múltiples picos de gran amplitud en todos los armónicos. En casos graves de holgura se producen aumentos en hasta 10 armónicos de la frecuencia de rotación e incluso en algunos subarmónicos [4], debido al impacto del elemento de apoyo (p.e. rodamiento) en el soporte [3]. De esta manera, generalmente, las herramientas utilizadas en el dominio de la frecuencia, como la Transformada rápida de Fourier (FFT) o densidad de potencia espectral (PSD) son suficientes para observar estos cambios. Aun así, trabajos como [5] utilizan otras herramientas como la transformada de Hilbert (HT) o el empleo de sistemas de clasificación inteligentes como las máquinas de soporte vectorial (SVM) [6] o métodos basados en redes neuronales [7] con el fin de automatizar el proceso de detección.

Dado que la tendencia actual es hacia la monitorización continua de la máquina, es interesante analizar de una manera rápida y fiable cada uno de los defectos más comunes que puede haber en una máquina rotativa, de manera que con la misma herramienta se pueda determinar los patrones más claros para cada defecto y establecer alarmas. De esta forma, se podrán distinguir los diferentes defectos en un sistema integral.

La transformada wavelet continua (CWT) y la transformada en paquetes wavelet (WPT) han mostrado ser muy útiles para detectar defectos como la holgura y también para señales no estacionarias [8]. Especialmente, la WPT permite determinar de manera clara los paquetes identificadores de defecto que puedan ser monitorizados. Esta técnica ya se utilizó en trabajos previos para detección de defectos en elementos de apoyo y se demostró su gran utilidad combinándola con sistemas de clasificación inteligente, en especial, con un modelo SVM lineal [9].

Para la aplicación de la WPT, es fundamental seleccionar una función wavelet madre (WM) adecuada, ya que es la función con la que se compara la señal de estudio. Para ello, se aplica la metodología propuesta en [9] y se seleccionan los patrones identificadores de holgura mediante el gráfico de coordenadas paralelas (PCP) que se obtiene tras calcular la tasa de acierto de un sistema de clasificación inteligente supervisado en el que se diferencian las condiciones denominadas “sana” y “holgura” utilizando un modelo SVM lineal.

En este trabajo, por tanto, se analizará mediante un análisis de vibraciones la holgura existente entre el acoplamiento que une el motor con el eje y entre el eje y los rodamientos de una máquina de simulación de fallos en diferentes condiciones de funcionamiento.

2. SISTEMA EXPERIMENTAL

Para el desarrollo experimental de este trabajo, se ensaya un eje ferroviario a escala 1/8 en una máquina de simulación de fallos (Rotokit) de la casa SpectraQuest Inc (Fig. 1).

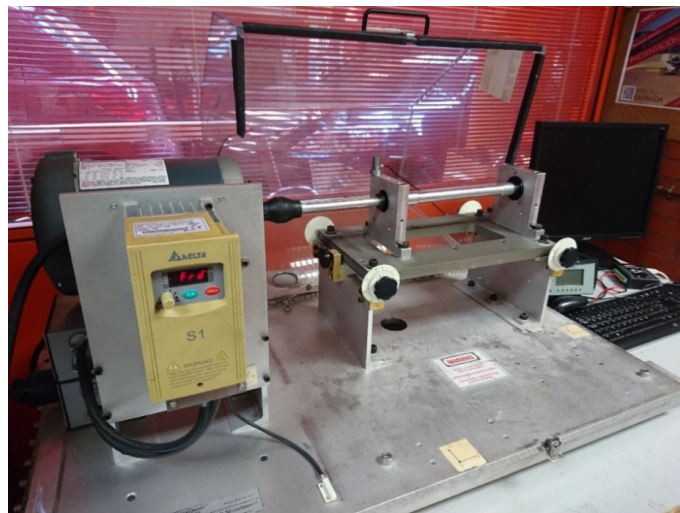


Fig. 1. Banco de ensayos para adquisición de señales vibratorias.

Se preparan dos especímenes de aluminio con diferentes diámetros, el primero considerado como eje en buen estado (EJE1 sano) con un diámetro de 20,77 mm en el fuste y 15,00 mm en las manguetas y el segundo mecanizado con un diámetro 0,5 mm menor en ambas secciones (EJE2 con defecto), causando una holgura con el acoplamiento (Fig. 2.a) y con los dos rodamientos (Fig. 2.b).

Se ensayan ambos especímenes con tres regímenes de velocidad 20, 40 y 60 Hz y se toman medidas de vibración en la dirección vertical. Por cada eje y velocidad de funcionamiento se toman 100 medidas de vibración. La cadena de adquisición de datos está formada por un acelerómetro uniaxial Brüel&Kjaer 4383 que se coloca sobre el soporte del rodamiento más cercano al motor. Este sensor se conecta con un acondicionador de señal Nexus (Brüel&Kjaer 2693) y ésta al ordenador a través de una tarjeta de adquisición de datos Keithley KUSB-3100.

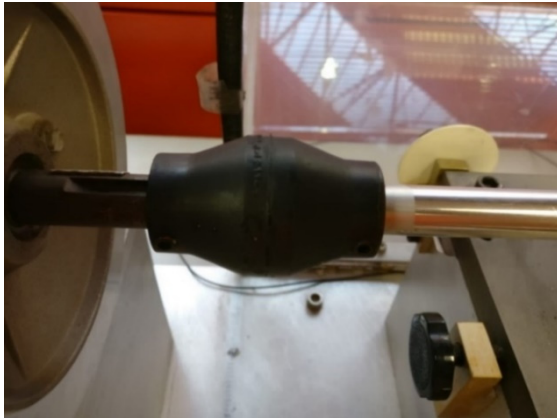


Fig.2.a Holgura en zona de acoplamiento-eje.

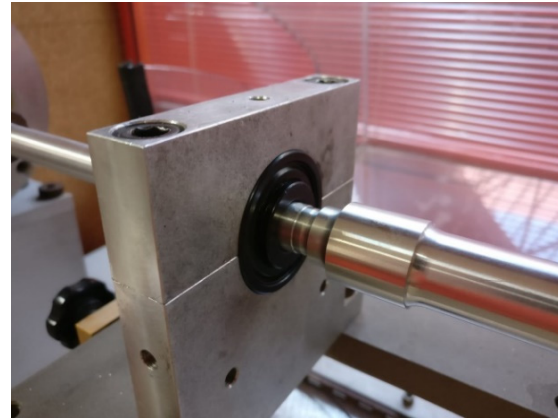


Fig. 2.b Holgura en el montaje rodamientos-eje.

3. SELECCIÓN DE PATRONES

3.1. Transformada en Paquetes Wavelet (WPT)

La transformada wavelet (WT, del inglés *Wavelet Transform*) es una herramienta matemática de procesamiento de señal que proporciona información en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Puede aplicarse de manera continua (CWT, del inglés *Continuos WT*) o discreta (DWT: *Discrete WT*). La WT realiza la convolución de la señal de estudio con unas funciones denominadas *wavelets* $\psi_{s,\tau}(t)$, que se obtienen a partir de la traslación (τ) y escala (s) de una función (ψ) denominada wavelet madre obteniéndose del cálculo los coeficientes de correlación. Estas funciones wavelets vienen descritas por la ecuación (1).

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (1)$$

La aplicación discreta de la transformada (DWT) descompone la señal mediante filtros digitales (paso bajo y paso alto) obteniendo la información de aproximación y de detalle respectivamente y dividiendo el rango de frecuencia de la señal en dos partes iguales. Por último, la WPT aplica la DWT de manera recursiva hasta un número de veces determinado por el usuario, llamado nivel de descomposición k y que determina el número de paquetes en los que se divide el rango de frecuencia analizado (2^k). El resultado son los coeficientes $W(k,j)$ calculados por cada paquete (ver ecuación (2)), donde j es la posición del paquete dentro del nivel de descomposición k . Dado que se obtiene una gran cantidad de coeficientes y, por tanto, información, para la monitorización de estado, resulta de gran utilidad calcular la energía de cada paquete qa partir de la ecuación (3).

$$W(k,j) = \{w_1(k,j), \dots, w_N(k,j)\} = \{w_i(k,j)\} \quad (2)$$

$$E(k,j) = \sum_i [w_i(k,j)]^2 \quad (3)$$

Por lo tanto, a la hora de aplicar algoritmos basados en la WT es fundamental elegir una wavelet madre (WM) adecuada para cada caso, ya que los resultados serán mejores cuanto más se parezcan las señales de estudio y la WM. Existen varias familias de funciones que suelen ser de aplicación general. Para el estudio de este trabajo se han escogido las familias de funciones Daubechies (Db), Symlets (Sym) y Coiflets (Coif) por sus propiedades, su aplicación para transformadas de tipo discreto y la posibilidad de elegir diferente orden (N) [9]. Con el fin de analizar las tres familias en las mismas condiciones se realizará el estudio hasta un número de momentos de desvanecimiento de 10, ya que es el máximo que puede tener la familia Coiflets, que equivale a un orden 5 y un orden 10 en las familias Daubechies y Symlets (Tabla 1) [9].

Tabla 1. Orden y momentos de desvanecimiento de las familias wavelet madre elegidas.

Orden y momentos de desvanecimiento para cada WM			
Familia de WM	Daubechies	Symlets	Coiflets
Orden (N)	1-45	2-45	1-5
Momentos de desv.	N	N	$2N$

Ambos parámetros son fundamentales para la descripción de estas familias de WM. Cuando el promedio de una wavelet es cero, hay un momento de desvanecimiento e indica la capacidad de la WM para suprimir un polinomio dado. Esta propiedad determina el orden (N). Cuanto mayor sea el número significa que las wavelets pueden representar funciones más complejas y hay menor dispersión de la información, pero el tiempo de cálculo es más elevado.

3.2. Metodología para la selección de la WM

La metodología aplicada para la selección de la WM en el caso general sigue los siguientes pasos:

1. Aplicación de la WPT para cada WM con diferente orden y cálculo de la energía de los paquetes según la ecuación (3) para un nivel de descomposición de $k=3$, obteniendo 8 paquetes (2^k).
2. Cálculo del parámetro DEV: parámetro elegido para evaluar el grado de diferenciación de energía entre estado sano y defectuoso según la ecuación (4), donde P_i es la energía del paquete i de la condición con holgura, O_i es la energía del paquete i de la condición sana y n el número de paquetes, que en este caso es 8.

$$DEV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (4)$$

3. Cálculo de la variación del DEV (DEV (%)): con el fin de minimizar el coste computacional se evaluará, según la ecuación (5), la variación del DEV de una wavelet madre DEV(N) con la wavelet madre de mayor orden por cada familia, es decir, la wavelet madre con 10 momentos de desvanecimiento (DEVmax). Las WM con un orden que ofrezca una variación menor al 2% serán preseleccionadas.

$$DEV (\%) = \frac{DEV_{max} - DEV(N)}{DEV_{max}} \cdot 100 \quad (5)$$

4. Obtención de la tasa de acierto de un modelo SVM lineal que actúa como clasificador inteligente. Esto permite determinar con qué tasa de acierto el sistema es capaz de diferenciar las condiciones sanas y defectuosas, por lo que interesa que sea lo más alta posible [9] para evitar falsas alarmas. En el caso de que varias WM tengan la misma tasa de acierto se elige la de menor orden (N), y en el caso de que haya varias con el mismo orden se elegirá la de mayor valor DEV.
5. Evaluación del proceso: Se mostrará el PCP con los resultados con la wavelet madre seleccionada, en el que se observa la diferenciación de ambas clases (sano y holgura) en cada paquete wavelet, de tal forma que se seleccionarán aquellos paquetes donde esa distinción sea más clara. En el eje de ordenadas se mostrará la desviación estándar de los datos y en el eje de abscisas cada paquete.

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Para el caso de estudio (holgura en eje), y con la metodología de selección la wavelet madre aplicado, también es posible seleccionar los paquetes identificadores de defecto, ya que los cambios de la señal se producen en todo el rango de frecuencias, aumentando la amplitud de la señal de vibración. Tras calcular la energía de los paquetes para cada WM se calcula el DEV para determinar la variación de energía entre el estado sano y el defectuoso.

En las Figuras 3, 4 y 5 se muestran la evolución del DEV para las tres familias (Db, Sym, Coif) con diferente número de momentos de desvanecimiento a frecuencia de rotación de 20 Hz, 40 Hz y 60 Hz respectivamente. En dichas figuras se observa que a 40 Hz y a 60 Hz el parámetro DEV tiende a estabilizarse a medida que aumenta el orden o los momentos de desvanecimiento de la wavelet madre, razón por la cual se calcula la variación del DEV (DEV (%)) por cada familia de WM con diferente orden (N).

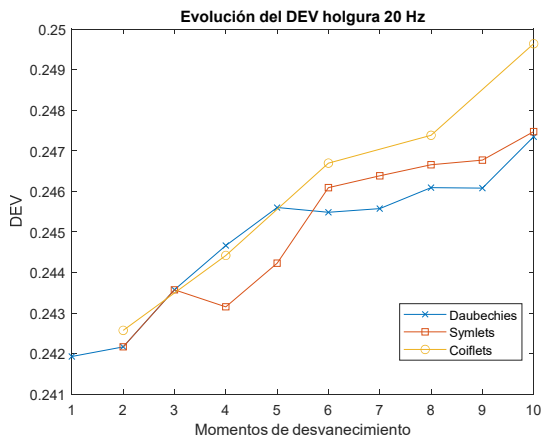


Fig. 3. Evolución del DEV a 20 Hz para cada WM.

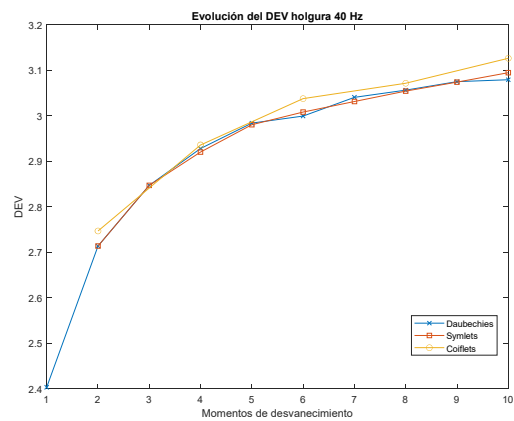


Fig. 4. Evolución del DEV a 40 Hz para cada WM.

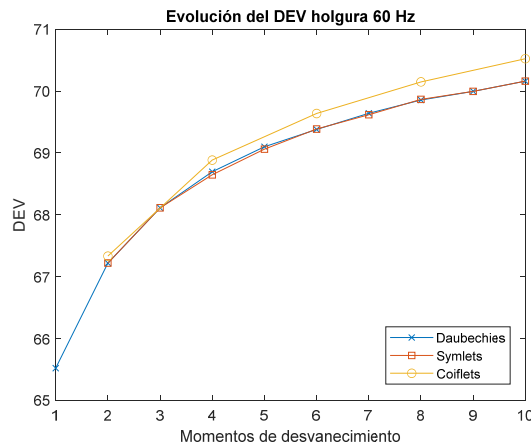


Fig. 5. Evolución del DEV a 60 Hz para cada WM.

La variación del DEV (%) se muestra en las Figuras 6-8 a 20 Hz, 40 Hz y 60 Hz respectivamente, donde se observan aquellas WM que están por debajo del 2% establecido (línea horizontal) y que serán las preseleccionadas (Tabla 2) para introducir en el sistema de clasificación, donde se observa que a 40 Hz el número de funciones a seleccionar es menor.

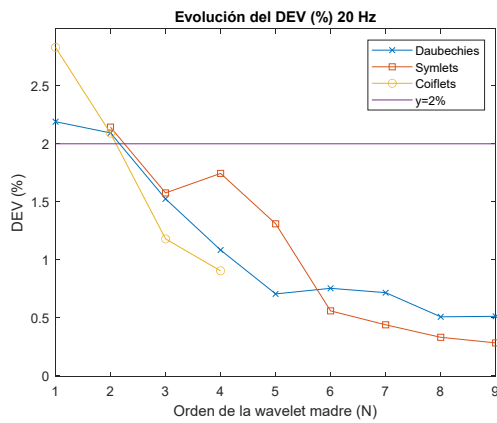


Fig. 6. Variación del DEV (%) a 20 Hz para cada WM.

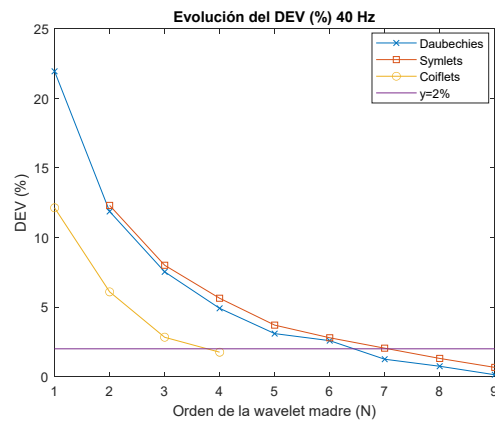


Fig. 7. Variación del DEV (%) a 40 Hz para cada WM.

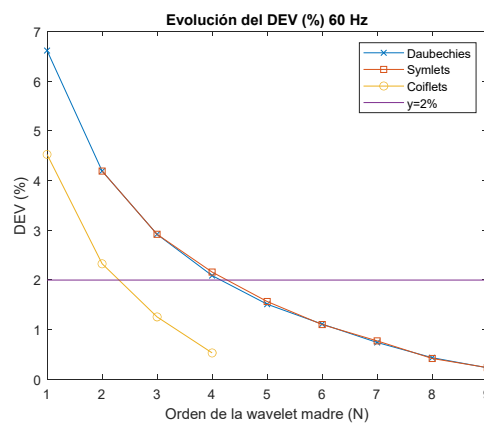


Fig. 8. Variación del DEV (%) a 60 Hz para cada WM.

Tabla 2. WM preseleccionadas con menos del 2% de variación del DEV para cada frecuencia de rotación.

Wavelet madre preseleccionada con el criterio del 2%		
20 Hz	40 Hz	60 Hz
Db 3-9	Db 7-9	Db5-9
Sym 3-9	Sym 8-9	Sym 5-9
Coif 3-4	Coif 4	Coif 3-4

La tasa de acierto con un modelo SVM lineal en un sistema de clasificación inteligente en el que se distinguen las clases sano y holgura es del 100% con las WM preseleccionadas, lo que significa que las dos condiciones son completamente separables y distinguibles. Al ser la misma tasa de acierto se elige la de menor orden. A 20 Hz las wavelets madre de menor orden son la daubechies 3 (Db3) (Fig. 9) y la symlet 3 (Sym3) (Fig. 10), que proporcionan los mismos resultados, ya que son iguales pero simétricas respecto al eje x. Se elige para este caso la Db3 ya que se ha comprobado que requiere menor coste computacional en los cálculos.

A 40 Hz se elige la función Db7 al ser la de menor orden y a 60 Hz se elige la Db5 al tener mayor DEV que la Sym5. Un resumen de la selección se muestra en la tabla 3.

Mostrando los resultados del sistema de clasificación en un PCP se observa a 20 Hz (Fig. 11) que, aunque las dos clases se separan bien de manera general para la mayoría de los paquetes, la condición de holgura

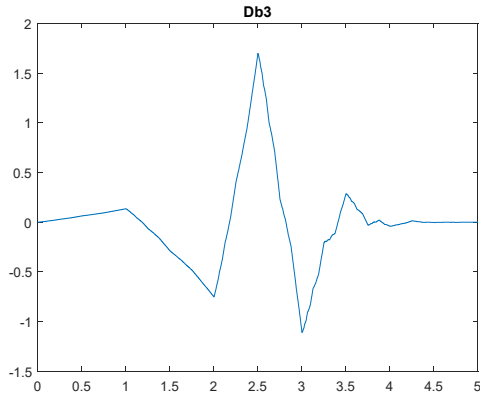


Fig. 9. Wavelet madre daubechies 3.

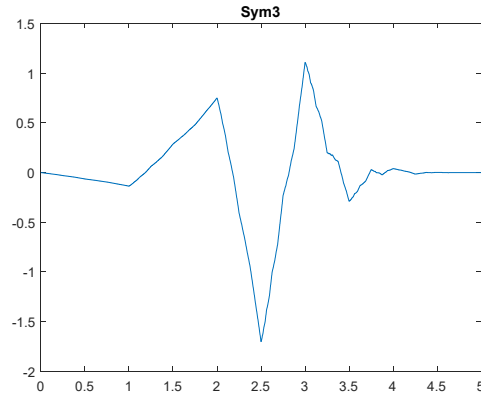


Fig. 10. Wavelet madre symlet 3.

Tabla 3. WM seleccionadas para cada frecuencia de rotación.

Wavelet madre seleccionada para cada frecuencia de rotación		
20 Hz	40 Hz	60 Hz
Db3	Db7	Db5

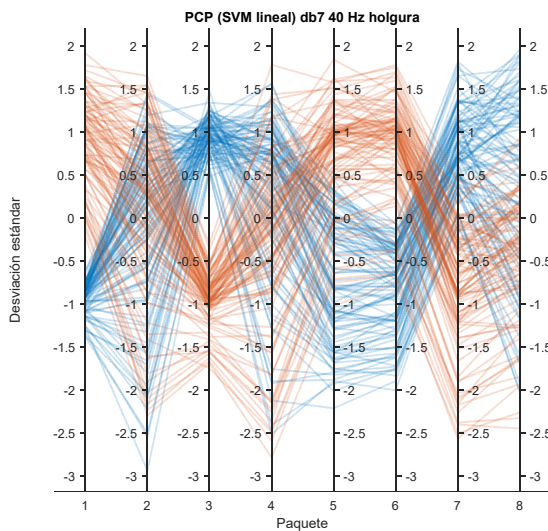


Fig. 11. PCP utilizando SVM lineal a 20 Hz.

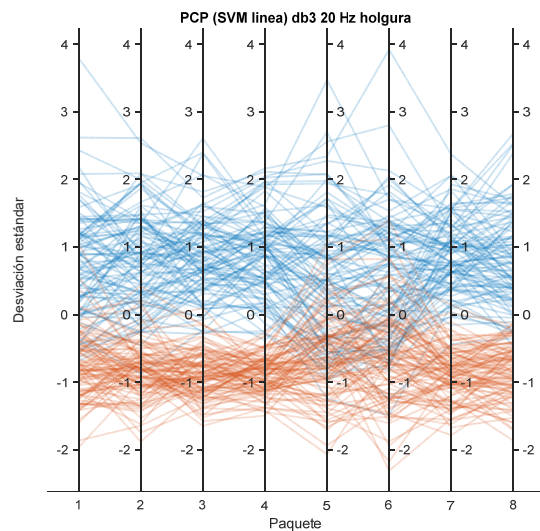


Fig. 12. PCP utilizando SVM lineal a 40 Hz.

presenta menor energía, por lo que no podría detectarse bien la holgura a esta frecuencia de rotación. A 40 Hz (Fig. 12), sin embargo, se puede observar que en los paquetes 1, 5 y 6, la energía de la condición de holgura es mayor que en estado sano y por lo tanto podrían considerarse patrones de identificación de holgura a esta frecuencia de rotación. No obstante, a 60 Hz (Fig. 13) esta tendencia creciente se observa en todos los paquetes y con mayor variación, por lo que esta frecuencia de rotación sería la más adecuada para la detección de holgura. Esta frecuencia de rotación ha demostrado ser la más idónea para otro tipo de defectos analizados en trabajos previos.

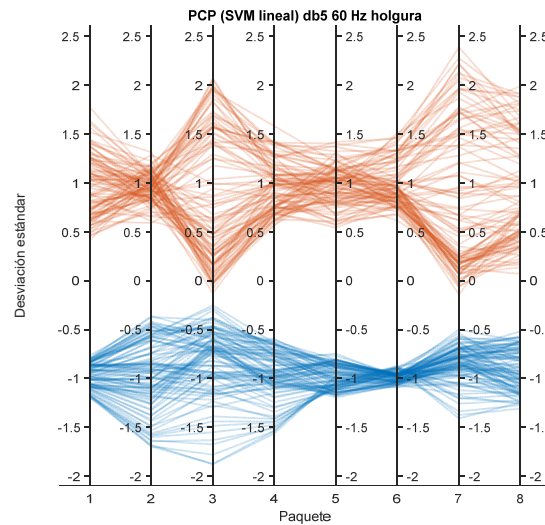


Fig. 13. PCP utilizando SVM lineal a 60 Hz.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se realiza un análisis de vibraciones con el fin de introducir el problema de la detección de holgura en un sistema de monitorización de la condición y detección automática en maquinaria rotativa. Se aplica la WPT como herramienta que ha demostrado ser muy útil para otro tipo de defectos en la misma máquina en trabajos previos y que además permite determinar patrones identificadores de defecto. Para ello se ha seleccionado la wavelet madre óptima para cada condición, ya que influye en los resultados.

Se concluye que la frecuencia de rotación más alta, 60 Hz es la mejor para detectar la holgura, ya que con un nivel de descomposición 3, todos los paquetes muestran una gran variación de energía entre las condiciones sana y holgura, por lo que el procedimiento de mantenimiento a esta frecuencia de rotación sería más rápido y fiable requiriendo un coste computacional mínimo. Esto no se observa para el caso de 20 Hz, ya que ningún paquete se distinguen las dos condiciones. A 40 Hz se observa en determinados paquetes. En definitiva, la facilidad de detección de holgura crece con la frecuencia de rotación.

AGRADECIMIENTOS

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i, financiado por la AEI/10.13039/501100011033 a través del proyecto RMS 4.0, PID2020-116984RB-C22 y por la Comunidad de Madrid a través de la línea "Estímulo a la Investigación de Jóvenes Doctores" del Convenio Plurianual con la UC3M (SMEPDFEF-CM-UC3M), en el marco del V PRICIT (V Plan Regional de Investigación Científica e Innovación Tecnológica).

REFERENCIAS

- [1] S. Pickens, "Vibration Trouble-shooting Field Guide", PDM Engineering.
- [2] Introduction to Data Analysis Using Spectral Pattern Recognition Techniques, Technical Associates of Charlotte, P.C. (2015)
- [3] G. White, "Introducción al Análisis de Vibraciones". Azima DLI, [en línea], Disponible: <https://termogram.com/images/pdf/analisis-vibraciones/introduccion-al-analisis-de-vibraciones->

- [4] T. Plante, A. Nejadpak, C. Xia Yang, “Faults detection and failures prediction using vibration analysis”, 2015 IEEE AUTOTESTCON, 227-231 (2015)
- [5] T.Y. Wu, W.L. Chung, C.H. Liu, “Looseness Approach”, *Journal of Vibration and Acoustics*, **132**(3), 031005 (2010)
- [6] L.M. Rabelo Baccarini, V.V. Rocha, Silva, B. Rodrigues de Menezes, W. Matos Caminhas, W.M. Caminhas, “SVM practical industrial application for mechanical faults diagnostic”, *Expert Systems with applications*, **38**(6), 6980-6984 (2011)
- [7] M.C.S. Reddy, A. Sekhar, “Application of Artificial Neural Networks for Identification of Unbalance and Looseness in Rotor Bearing Systems”, *International Journal of Applied Science and Engineering*, **11**(1), 69-84 (2013)
- [8] M. Pricop, C. Pricop, “Signal processing wavelet techniques in vibration analysis”. *Constantza Maritime University Annals*, 12, 131-136 (2009)
- [9] M. Zamorano, M.J. Gómez, C. Castejón, “Selection of a mother wavelet as identification pattern for the detection of cracks in shafts”, *Journal of Vibration and Control*, **28**(21-22) (2021)

MONITORING OF SHAFT BACKLASH USING VIBRATION ANALYSIS AND INTELLIGENT CLASIFFICATION SYSTEMS

Abstract – Usually, the industry focuses on seeking good quality and productivity of its service or product, so maintenance tasks play a relevant role. Currently, the interest in knowing the status of systems in real time and their connection with the different areas of the industry is growing, which has been called Maintenance 4.0. One of the objectives of this type of maintenance is the detection of problems or defects during the operation of the machine, which requires prior investigation. In particular, mechanical looseness is a very common defect in rotating machinery that can cause serious problems. Detecting defects in rotating machinery through condition monitoring by performing vibration analysis is becoming more and more common. The premature detection of play during its operation allows avoiding catastrophic failures in the machine, stopping it only when it is essential to solve the problem. In this work, the looseness problem of a shaft is analysed by analysing the vibratory signals that are produced during its operation. To do this, in a fault simulation machine, two shafts will be tested at different rotation frequencies; one without looseness and another machined shaft with a diameter 0.5 mm smaller, causing a looseness in the connection of the shaft with the motor through a coupling and in the shaft with the bearings. The signals will be analysed using the Wavelet Packet Transform, a tool based on the time and frequency domain. For this purpose, the optimal mother wavelet will be previously selected by applying a methodology proposed in previous works. This study involves the use of intelligent classification systems, employing trained models of linear vector support machines. In this way, those patterns that allow the prediction of the looseness problem in the fastest and most reliable way possible will be obtained.

Keywords – Vibration Analysis, Shaft clearance, wavelet packet transform, Linear Support Vector Machines, SVM.