**Detección De Holgura En Ejes Mediante Análisis De Vibraciones Combinando WPT y SVM lineal**

**Marta Zamorano-Garzón 1, María Jesús Gómez-García 2, Cristina Castejón-Sisamón 3**

1Grupo de investigación Maqlab, Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: mazamora@ing.uc3m.es

2 Grupo de investigación Maqlab, Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: mjggarci@ing.uc3m.es

3Grupo de investigación Maqlab, Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: castejon@ing.uc3m.es

**Resumen**

Habitualmente, la industria se centra en buscar una buena calidad y productividad de su servicio o producto, por lo que las tareas de mantenimiento juegan un papel relevante. Actualmente, el interés en conocer el estado de los sistemas en tiempo real y su conexión con las diferentes áreas de la industria está en crecimiento, lo que se ha denominado Mantenimiento 4.0. Uno de los objetivos de este tipo de mantenimiento es la detección de problemas o defectos durante el funcionamiento de la máquina, lo que requiere una investigación previa. En particular, la holgura es un defecto muy común en maquinaria rotativa que puede ocasionar graves problemas. La detección de defectos en maquinaria rotativa mediante la monitorización de estado realizando un análisis de vibraciones es cada vez más común. La detección prematura de holgura durante su funcionamiento permite evitar fallos catastróficos en la máquina, parándola solo cuando es imprescindible solventar el problema. En este trabajo se estudia el problema de holgura de un eje analizando las señales vibratorias que se producen durante su funcionamiento. Para ello, en una máquina de simulación de fallos se ensayarán, a diferentes frecuencias de rotación, dos ejes; uno sin holgura y otro eje 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, herramienta basada en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Para este fin, se seleccionará previamente la wavelet madre óptima aplicando una metodología propuesta en trabajos previos. Este estudio implica el uso de sistemas de clasificación inteligente, empleando modelos entrenados de tipo máquinas de soporte vectorial lineal. 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, WPT, SVM lineal.

**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, mechanical looseness, WPT, linear SVM.

# Introducción

La realización de un buen mantenimiento es fundamental para buscar la calidad y productividad de un producto. 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 tiempo real, 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 encontrar los patrones más claros 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 una mala fabricación o montaje y ajuste de los componentes y, aunque es posible detectarlo por el ruido que se produce y las grandes amplitudes aleatorias [2], la integración de su detección en un sistema de monitorización es importante. Para ello, son numerosas las técnicas que se pueden utilizar para su diagnóstico. Por ejemplo, en el dominio del tiempo, ya se puede intuir un problema de holgura al presentarse la señal con forma de onda recortada [3]. En el espectro de la señal de vibración, se muestra sobre todo 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], lo cual es debido al impacto del elemento de apoyo (p.e. rodamiento) en el soporte [3]. De esta manera, generalmente, las herramientas que trabajan 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) y otros trabajos [6] se centran en emplear sistemas de clasificación inteligentes como las máquinas de soporte vectorial (SVM) o métodos basados en redes neuronales [7].

Sin embargo, dado que la tendencia actual es hacia la monitorización de la máquina en todo momento, 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 más clara los paquetes identificadores de defecto que puedan ser monitorizados. Esta técnica ya se utilizó en trabajos previos para otro tipo de defectos 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 wavelet madre (WM) adecuada [9], 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 sana y holgura y 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 y causada por un mecanizado con un diámetro menor a diferentes frecuencias de rotación.

# Metodología

En este apartado se explica el sistema experimental utilizado para la adquisición de señales vibratorias, el protocolo de ensayos realizado, así como la técnica de procesamiento empleada y la metodología aplicada para la selección de la wavelet madre.

## Sistema experimental

Para el estudio de la holgura, se ensaya un eje ferroviario a escala 1/8 en una máquina de simulación de fallos (Rotokit) de SpectraQuest Inc. Está fabricado en aluminio con un diámetro de 20,77 mm en el fuste y 15,00 mm en las manguetas. Este eje se considera como estado sano sin holgura. A continuación, se ensaya un segundo eje de las mismas características, pero mecanizado con un diámetro 0,5 mm menor, causando una holgura con el acoplamiento (Figura 1) y con los dos rodamientos (Figura 2).



**Figura 1.** Holgura en zona de acoplamiento-eje.



**Figura 2.** Holgura en el montaje rodamientos-eje.

En primer lugar, se ensaya el eje considerado como sano y se toman las medidas a 20, 40 y 60 Hz. Después se ensaya el eje con holgura a las mismas frecuencias de rotación. Por cada eje y condición se toman 100 medidas de vibración. Para ello, se utiliza una cadena de adquisición formada por un acelerómetro uniaxial Brüel&Kjaer 4383 que se coloca sobre el soporte del rodamiento más cercano al motor. Este componente va

conectado a un acondicionador de señal Nexus (Brüel&Kjaer 2693) que a su vez va conectado a una tarjeta de adquisición de datos Keithley KUSB-3100 y ésta al ordenador.

## Transformada en paquetes Wavelet

La transformada wavelet (WT) es una herramienta de procesamiento que arroja información tanto en el dominio del tiempo como de la frecuencia. Puede aplicarse de manera continua (CWT) o discreta (DWT). La WT consiste en la convolución de la señal de estudio con unas funciones llamadas wavelets $ψ\_{s,τ} (t)$, que se crean a partir de la traslación (τ) y escala ($s$) de una función wavelet madre ($ψ$) y se calculan los coeficientes de correlación. Estas wavelets vienen descritas por la ecuación (1).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | $$ψ\_{s,τ} (t) = \frac{1}{\sqrt{s}}ψ\left( \frac{ t - τ}{s} \right) $$ | (1) |

La DWT consiste en descomponer la señal mediante filtros digitales (paso bajo y paso alto) obteniendo la información de aproximación y de detalle respectivamente y diviendo la banda de frecuencia de la señal en dos partes iguales. Por último, la WPT consiste en aplicar la DWT de manera recursiva hasta un número de veces determinado por el usuario, que es lo llamado nivel de descomposición *k* y que determina el número de paquetes en los que se divide el rango de frecuencia analizado (2k) y calculando los coeficientes $W (k,j) $ por cada paquete con la 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 con la ecuación (3).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | $W (k,j) = \left\{w\_{1}(k,j),…, w\_{N}(k,j)\right\}$= $\left\{w\_{i}(k,j)\right\}$ | (2) |

$E (k,j)=\sum\_{i}^{}[w\_{i} (k,j)]^{2}$ (3)

Por lo tanto, a la hora de aplicar algortimos basados en la WT es fundamental elegir una wavelet madre adecuada para cada aplicación, ya que los resultados serán mejores cuanto más se parezcan las señales de estudio y la WM. Existen varias familias, pero para este estudio se escogen las familias de funciones Daubechies (Db), Symlets (Sym) y Coiflets (Coif), dadas 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.

## Metodología para la selección de la wavelet madre

La metodología aplicada sigue los siguientes pasos:

1. Aplicación de la WPT para cada WM con diferente orden y cálculo de la energía de los paquetes para un nivel de descomposición de 3, obteniendo 8 paquetes.

2. Cálculo del DEV: parámetro elegido para evaluar el grado de diferenciación de energía entre estado sano y defectuoso con 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.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | $$DEV=\sqrt{\frac{\sum\_{i=1}^{n}(P\_{i}-O\_{i})^{2}}{n}}$$ | (4) |

3. Cálculo de la variación del DEV ($DEV (\%)$) a partir de la ecuación (5): con el fin de minimizar el coste computacional se evaluará el 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.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | $$DEV (\%)=\frac{DEVmax-DEV(N)}{DEVmax}·100$$ | (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. 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.

# Resultados

Para el caso de estudio (holgura en eje), y con la metodología de selección la wavelet madre aplicado, también es posible seleccionar los paquetes identidficadores 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 la Figura 3 se muestra 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, en la Figura 4 se muestran los resultados a 40 Hz y en la Figura 5, a 60 Hz. En dichas figuras se observa que a 40 Hz y a 60 Hz el 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 el la variación del DEV ($DEV (\%))$ por cada familia de WM con diferente orden (N).



**Figura 3.** Evolución del DEV a 20 Hz para cada WM.



**Figura 4.** Evolución del DEV a 40 Hz para cada WM.



**Figura 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 de la linea del 2% 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.



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



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



**Figura 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) (Figura 9) y la symlet 3 (Sym3) (Figura 10), que arrojan 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.



**Figura 9.** Wavelet madre daubechies 3.



**Figura 10.** Wavelet madre symlet 3.

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.

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 |

Mostrando los resultados del sistema de clasificación en un PCP se observa a 20 Hz (Figura 11) que, aunque las dos clases se separan bien de manera general para la mayoría de los paquetes, la condición de holgura presenta menor energía, por lo que no podría detectarse bien la holgura a esta frecuencia de rotación. A 40 Hz (Figura 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 (Figura 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.



Sano

Holgura

**Figura 11.** PCP del sistema de clasificación utilizando SVM lineal a 20 Hz.



Sano

Holgura

**Figura 12.** PCP del sistema de clasificación utilizando SVM lineal a 40 Hz.



Sano

Holgura

**Figura 13.** PCP del sistema de clasificación utilizando SVM lineal a 60 Hz.

# 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 requieriendo 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 la Comunidad de Madrid a través de la línea de "Excelencia del Profesorado Universitario" del Convenio Plurianual con la UC3M (EPUC3M20), 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,* pp. 227-231, 2015.

[5] T.Y. Wu, W.L. Chung, C.H. Liu. “Looseness Approach”. *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 132, n.º 3, p. 031005, 2010.

[6] L.M. Rabelo Baccarini, V.V. Rocha e Silva, B. Rodrigues de Menezes, W. Matos Caminhas, W.M. Caminhas. “SVM practical industrial application for mechanical faults diagnostic”. *Expert Systems with applications,* vol. 38, n.º 6, pp. 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,* vol. 11, n.º 1, pp. 69-84, 2013.

[8] M. Pricop, C. Pricop. “Signal processing wavelet techniques in vibration analysis”. *Constantza Maritime University Annals,* vol. 12, pp. 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,* 2021.