



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
Departamento de Ingeniería Mecánica



Factibilidad de la determinación de características del daño en rodamientos a partir de vibraciones

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con Mención en Ingeniería Mecánica

Por: Manuel Ignacio Muñoz Flores
Profesor Guía: Cristian Javier Vicuña Molina

Concepción, Chile 2024

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

Tabla de contenido

CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN	1
1.1 Identificación y cuantificación del problema	1
1.2 Estado del arte.....	2
1.2.1 Marco teórico.....	2
1.2.2 Preprocesamiento de la señal	5
1.2.3 Análisis de severidad del daño en rodamientos.....	10
1.3 Solución propuesta	13
1.4 Hipótesis y objetivos	14
1.4.1 Hipótesis.....	14
1.4.2 Objetivo general.....	14
1.4.3 Objetivos específicos.....	14
1.4.4 Actividades	14
1.5 Metodología.....	14
CAPÍTULO 2 : METODOLOGÍA.....	16
2.1 Simulación de señal de un rodamiento con daño localizado.....	16
2.2 Descripción de señales reales a usar	18
2.2.1 Banco de ensayos de [Ismail et al. 2023]	18
2.2.2 Banco de ensayos de [Soto-Ocampo et al. 2020].....	20
2.3 Planteamiento del algoritmo	21
2.3.1 <i>Wavelet Denoising (soft/hard thresholding)</i>	21
2.3.1 Envolvente aplicada a la señal original y <i>Wavelet Denoising</i>	22
2.3.1 WPD de la señal original, y de la señal con <i>Wavelet Denoising</i> y envolvente	24
CAPÍTULO 3 : APLICACIÓN DEL ALGORITMO	27
3.1 Evaluación señal simulada	27
3.2 Evaluación señal real.....	28
CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS.....	34
4.1 Conclusiones	34
4.2 Perspectivas	34
Bibliografía.....	35

Índice de tablas

Tabla 1. Set de datos considerados de [Ismail et al. 2023].	20
Tabla 2. Factores considerados. Fuente: [Soto-Ocampo et al. 2020].	20
Tabla 3. Set de datos considerados de [Soto-Ocampo et al. 2020]	21
Tabla 4. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto en señal filtrada por <i>Wavelet Denoising</i> a distintos niveles de ruido.	22
Tabla 5. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto en la envolvente de la señal original y la señal filtrada por <i>Wavelet Denoising</i> a distintos niveles de ruido.	24
Tabla 6. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto de la WPD aplicada a la señal filtrada a distintos niveles de ruido.	28
Tabla 7. Intervalo de confianza en set de datos del banco de ensayos de [Ismail et al. 2023]....	32
Tabla 8. Intervalo de confianza en set de datos de [Soto-Ocampo et al. 2020].	32

Índice de figuras

Figura 1. Componentes y medidas de un rodamiento de bolas.	3
Figura 2. Tipos de filtros (a) Filtro pasa bajo (b) Filtro pasa alto (c) Filtro pasa banda. Fuente: [Saavedra]	5
Figura 3. Estructura del análisis de envolvente mediante la técnica de Rectificación - Filtrado. Fuente: Adaptado de [Hernández-Montero et al. 2010]	6
Figura 4. Tipos de Wavelets madre. Fuente: [Crowley 2005].....	7
Figura 5. Tipos de <i>symlets</i>	7
Figura 6. Extracción de coeficientes wavelet y coeficientes de escala.....	8
Figura 7. Estructura de <i>Wavelet Decomposition</i> . Fuente: Adaptado de [Heidary et al. 2010]	9
Figura 8. Estructura de WPD. Fuente: Adaptado de [Ting et al. 2008].....	9
Figura 9. Ejemplo de respuesta del impacto en punto de entrada. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011].....	12
Figura 10. Ejemplo de respuesta del impacto en punto de impacto. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011].....	12
Figura 11. Eventos y sus respectivas señales (a) Entrada al daño y des-tensión del elemento rodante (b) Salida del daño y tensión del elemento rodante.	12
Figura 12. Ejemplo de señal de rodamiento fallado. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011].....	13
Figura 13. Daños sembrado en rodamiento (a) 0.6 [mm] (b) 1.2 [mm]. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011].....	17
Figura 14. Señal daño sembrado en rodamiento (a) 0.6 [mm] (b) 1.2 [mm]. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011].....	17
Figura 15. Comparación señales (a) Señal simulada (b) Señal de daño sembrado. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011]	17
Figura 16. Señal simulada con distintos niveles de ruido (a) Señal simulada original (b) 20 [dB] (c) 15 [dB] (d) 10 [dB].....	18
Figura 17. Perfiles geométricos de desprendimientos de pistas exteriores e interiores.	19
Figura 18. Banco de ensayos utilizado.....	19
Figura 19. Ejemplo de señal de rodamiento dañado (8.8 [kN] – 500 [rpm] - 4.0 [mm]).....	20
Figura 20. Banco de ensayos utilizado, con la posición de acelerómetros.....	20
Figura 21. Ejemplo de señal de rodamiento dañado (500 [rpm] – F4 - R1).....	21
Figura 22. Señal con ruido de 20 [dB] SNR filtrada por <i>Wavelet Denoising</i> (a) Señal original (b) Filtrado usando umbral <i>soft thresholding</i> (c) Filtrado usando umbral <i>hard thresholding</i>	22
Figura 23. Estructura modificada del análisis de envolvente mediante la técnica de Rectificación - Filtrado.....	23
Figura 24. Análisis de envolvente en señal con ruido de 20 [dB] SNR (a) Señal original (b) Envolvente de la señal original (c) Envolvente de la señal previamente filtrada <i>por Wavelet Denoising</i>	23
Figura 25. Comparación del primer nodo de distintos niveles de descomposición (a) Nivel 2 (b) Nivel 3 (c) Nivel 4.....	25
Figura 26. Resumen final de las técnicas empleadas para procesar la señal.	26
Figura 27. Método DEW aplicado a señal simulada con 20 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada.....	27
Figura 28. Método DEW aplicado a señal simulada con 15 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada.....	27
Figura 29. Método DEW aplicado a señal simulada con 10 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada.....	28
Figura 30. Aplicación del algoritmo (8.8 [kN] – 500 [rpm] – 4.0[mm]). Fuente: [Ismail et al. 2023].	29
Figura 31. Aplicación del algoritmo (500 [rpm] – F4 - R1). Fuente: [Soto-Ocampo et al. 2020]..	29
Figura 32. Comparación en tamaño de falla de 1.0 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30

Figura 33. Comparación en tamaño de falla de 1.4 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30
Figura 34. Comparación en tamaño de falla de 2.1 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30
Figura 35. Comparación en tamaño de falla de 2.4 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30
Figura 36. Comparación en tamaño de falla de 3.8 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30
Figura 37. Comparación en tamaño de falla de 4.0 [mm] ([Ismail et al. 2023]).....	30
Figura 38. Comparación en nivel de falla F1 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).	31
Figura 39. Comparación en nivel de falla F2 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).	31
Figura 40. Comparación en nivel de falla F3 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).	31
Figura 41. Comparación en nivel de falla F4 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).	31

Resumen

Los rodamientos son componentes primordiales dentro de las máquinas, ya que soportan y permiten el movimiento de elementos rotatorios u oscilantes. Las fallas en estos son una de las razones principales por las cuales varias máquinas rotativas tienden a deteriorarse, convirtiéndolos en objeto frecuente de mantención.

Muchos daños en rodamientos son provocados por desgaste o fatiga superficial, y a su vez cuando estos tipos de daños están presentes, se producen fuerzas del tipo impulsiva. Este tipo de fuerza presenta una corta duración, por lo que se pueden ver afectadas por interferencias provenientes de otras vibraciones, tales como el ruido o las vibraciones originadas por fuentes externas, generalmente de elementos de máquinas cercanos, por lo que es esencial preprocesar las señales correctamente para obtener resultados precisos.

En esta investigación se tiene por objetivo seleccionar e implementar técnicas para conocer las características de un daño en un rodamiento, particularmente el tamaño de un daño en la pista interior y exterior de un rodamiento, provocada por fatiga, debido a lo común que son estos daños. La metodología de este proyecto implica una revisión exhaustiva de la literatura para identificar técnicas prometedoras que permita estimar el tamaño de estos daños. A partir de estas técnicas, en esta investigación se propone el nuevo método DEW que combina la transformada de Wavelet con el análisis de la envolvente de las señales (*Wavelet Denoising* – Envolvente – WPD específicamente), para estimar el tamaño del daño puntual.

Para validar las técnicas empleadas, se utilizan señales simuladas, además de dos conjuntos de mediciones obtenidas de la bibliografía. Estos conjuntos de datos contienen señales correspondientes a rodamientos operando a diversas velocidades, cargas, tamaños de daño, entre otros.

Con los resultados obtenidos, fue posible estimar un intervalo de confianza para el tamaño del daño en las distintas condiciones planteadas. A pesar de algunas inconsistencias observadas, el método mostró resultados más precisos con cargas altas, tamaños de fallas mayores o velocidades bajas. En el caso de señales simuladas, se lograron buenos resultados incluso en escenarios con hasta 10 [dB] de relación señal-ruido. Sin embargo, para la evaluación con el conjunto de datos experimentales, esta estimación resultó insuficiente debido a la cantidad de ruido presente, que atenuó los componentes de interés, especialmente el pico de entrada.

Palabras clave: DEW, rodamientos, severidad, tamaño del daño, fatiga.

Abstract

Bearings are essential components within machines, due to the crucial role they play in supporting and enabling the motion of rotating or oscillating elements. Currently, despite their importance, there is no reliable strategy for predicting their failures.

Damage to bearings is primarily caused by wear or surface fatigue, and when these types of damage are present, impact forces occur. This type of force has a short duration, so it can be affected by interferences from other vibrations, such as noise or vibrations originating from external sources, typically nearby machine components. Therefore, it is essential to preprocess the signals correctly to obtain accurate results.

The objective of this research is to select and implement techniques to determine the characteristics of damage in a bearing, particularly the size of damage to the inner and outer raceways of a bearing, caused by fatigue, due to how common these types of damage are. The methodology of this project involves a comprehensive review of the literature to identify promising techniques for measuring the size of this damage. From these techniques, in this research, the new DEW method is proposed that combines the Wavelet transform with signal envelope analysis (specifically Wavelet Denoising – Envelope Analysis– WPD) to estimate the size of the localized damage.

To validate the employed techniques, simulated signals are used, in addition to two sets of measurements obtained from the literature. These datasets contain signals corresponding to bearings operating at various speeds, loads, damage sizes, among others.

With the results obtained, it was possible to estimate a confidence interval for the size of the damage under different conditions. Despite some observed inconsistencies, the method showed more accurate results with increased load, fault size, or decreased speed. In the case of simulated signals, good results were achieved even in scenarios with up to 10 [dB] of signal-to-noise ratio. However, for the evaluation with the experimental dataset, this estimation proved insufficient due to the amount of noise present, which attenuated the components of interest, especially the input peak.

Palabras clave: DEW, bearings, severity, spall size, fatigue.

NOMENCLATURA

a	: Escalamiento
b	: Desplazamiento
B_d	: Tamaño del elemento rodante, mm
$c_{j,k}$: Coeficientes de escala
CWT_x	: Transformada continua de Wavelet
d	: Coeficientes Wavelet
DWT_x	: Transformada discreta de Wavelet
e	: Número de Euler (exponencial)
f	: Frecuencia, Hz
$F(f)$: Excitación del sistema en el dominio frecuencia
f_s	: Frecuencia de muestreo, Hz
$f(t)$: Excitación del sistema
$G(f)$: Transformada de Fourier en el dominio frecuencia
$g(t)$: Señal temporal
$H(f)$: Respuesta impulsional en el dominio frecuencia, Hz
L_f	: Tamaño del daño, mm
N	: Cantidad total de puntos (muestras)
n	: Cantidad de muestras
N_b	: Cantidad de elementos rodantes
P_d	: Diámetro medio del rodamiento, mm
s	: Desviación estándar de la muestra
t	: Tiempo, s
T_i	: Cantidad de muestras entre punto de entrada y punto de impacto
t_n	: Tiempo total en pasos de tiempo n , s
$x(t)$: Señal continua
$y_{i,r}$: Impulse Response
$y_{s,r}$: Step Response
$y(t)$: Respuesta del sistema
T	: Valor crítico (depende del nivel de confianza)

Símbolos griegos

Δ	:	Variación
β	:	Inclinación del elemento rodante del rodamiento, °
λ	:	Umbral
ψ	:	Wavelet madre
σ	:	Desviación estándar
Φ	:	Función escala
τ	:	<i>Damping time constant</i>
ω	:	Velocidad angular, rad/s
ω_n	:	Frecuencia natural, rad/s

Subíndices

b	:	rodamiento
d	:	rodamiento
f	:	falla
i	:	contador
i,r	:	<i>impulse response</i>
j	:	contador
k	:	contador
n	:	número del paso de tiempo
p	:	contador
q	:	contador
s	:	muestreo
s,r	:	<i>step response</i>
x	:	señal

Acrónimos

A.F.	:	Alta Frecuencia
AE	:	Acoustic Emission
ANN	:	Artificial Neuronal Networks
B.F.	:	Baja frecuencia
BPFI	:	Ball Pass Frequency Inner Race
BPFO	:	Ball Pass Frequency Outer Race
BSF	:	Ball Spin Frequency
CWT	:	Continue Wavelet Transformation
DFT	:	Discrete Fourier Transform
DWT	:	Discrete Wavelet Transformation
EMD	:	Empirical Mode Function
FFT	:	Fast Fourier Transform
FTF	:	Fundamental Train Frequency
MED	:	Minimum Entropy Deconvolution
SNR	:	Signal to Noise Ratio
SVM	:	Support Vector Machine
WD	:	Wavelet Decomposition
WPD	:	Wavelet Packet Decomposition
WT	:	Wavelet Transformation

CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN

1.1 Identificación y cuantificación del problema

Los rodamientos son componentes fundamentales dentro de las máquinas, donde su desempeño es indispensable al tener la función de soportar y permitir el movimiento de elementos rotatorios u oscilantes de las máquinas y de transferir las cargas entre sus componentes. Además, los rodamientos al estar en casi todas las máquinas son un objeto frecuente de mantención [Malla et al. 2019]. A modo de ejemplo, en [Gaeid et al. 2011] se hacen estudios en cinco motores de inducción de distintos sectores industriales (los cuales están ampliamente presente en la industria), y los rodamientos contribuyen en cerca del 40% del total de fallas registradas en estos motores

Los daños que se encuentran en los rodamientos pueden ser ocasionados por desperfectos distribuidos o localizados, ya sea debido a fallos en la construcción del rodamiento (como elementos rodantes fuera de tamaño, por ejemplo) o a factores externos (como contaminación en las pistas externas o internas). Además, estos daños van creciendo exponencialmente, por lo que la condición de salud de los rodamientos se va degradando igualmente de forma exponencial en el tiempo. Por ende, es importante monitorear y detectar un daño a tiempo, para poder programar un mantenimiento en la máquina (para reemplazar o reparar el elemento defectuoso), con tal de no hacer una detención forzosa del funcionamiento de las máquinas involucrada.

Los daños en rodamientos provocados por fatiga se pueden clasificar con los siguientes términos, dependiendo del tamaño del daño: *surface distress* (deformación superficial), *fatigue pitting* (picaduras por fatiga) y *spalling damage* (una traducción que podría tener al español sería la de “descorchado por fatiga”). El *surface distress* presenta cavidades menores de 10 [μm], *fatigue pitting* aproximadamente 10 [μm] y *spalling damage* entre 20-100 [μm] aproximadamente. De estos tipos de daños mencionados anteriormente, el *spalling damage*, al producir cavidades más profundas en la superficie que las otras dos, toma más relevancia entre los autores al estudiar los daños por fatiga en los rodamientos. Aun así, gran parte de la literatura ocupa indistintamente el *fatigue pitting* y *spalling damage* [Kuhnell 2004].

El análisis de vibraciones es el método estándar para monitorear daños en los rodamientos, gracias a la generación de vibraciones características que indican la presencia de una anomalía. También existen diversas técnicas para detectar fallas en los rodamientos, con ventajas relativas entre ellas [Smith et al. 2015]. Este método tiene como objetivo detectar y diagnosticar fallas mediante la medición de niveles y frecuencias de vibración que manifiesta el rodamiento, para poder elegir apropiadamente un plan de mantenimiento para el rodamiento. Algunos ejemplos típicos de estas técnicas son el análisis envolvente [Randall et al. 2011, Sawalhi et al. 2011] o métodos basados en la transformada Wavelet (WT) [Seker et al. 2003, Khanam et al. 2014].

Mediante el análisis de las señales de vibración, es posible conocer las características del daño presente en el rodamiento. Aunque en la literatura, estas no se estudian en profundidad; más bien, los autores generalmente se centran en detectar solamente la presencia de un daño [Kateris et al. 2014].

Diferentes autores han propuesto sus propios métodos para conocer el tamaño de un daño basados en técnicas conocidas en la literatura, por ejemplo, en [Khanam et al. 2014] se propone un método que utiliza principalmente la transformada wavelet discreta, o en [Sawalhi et al. 2011], se aplican principalmente la técnica cepstrum y la Deconvolución de Entropía Mínima (MED). Por otra parte, también existen métodos basados en parámetros matemáticos, como Matching Pursuit [Cui et al. 2016], o nuevos métodos como Approximate Entropy (ApEn) junto con EMD [Zhao et al. 2013].

El principal problema que se ha presentado ha sido el tener que eliminar componentes de ruido sin perder datos vitales para la determinación del tamaño del daño, por esta razón, en esta investigación se propone un nuevo método con el objetivo de estimar el tamaño de un daño provocado por fatiga en un rodamiento, basado en las técnicas Wavelet Denoising, Envelope Analysis y WPD. Este novedoso método se denomina método DEW, cuyo objetivo principal es eliminar el ruido sin perder información de la señal. Después de demostrar su eficacia mediante conjuntos de señales simuladas, el método DEW se prueba experimentalmente utilizando datos obtenidos de [Ismail et al. 2023], donde se realizaron mediciones para diferentes tamaños de daños en un rodamiento.

1.2 Estado del arte

Para conocer la severidad del daño en un rodamiento, se revisarán técnicas que son efectivas en cuanto al procesamiento de la señal, mostrando los aportes que son capaces de presentar estas técnicas. Además, se hará una revisión de las técnicas y métodos que son empleados actualmente en la literatura para la determinación del tamaño del daño. Finalmente se presentarán daños originados naturalmente y daños implantados, para notar las diferencias que presentan entre sí.

1.2.1 Marco teórico

- Rodamientos

Ya se mencionó en el capítulo anterior cuál es la función de los rodamientos, además de su importancia, por lo que ahora cabe mencionar características más técnicas de estos. Los tipos de rodamiento más conocidos son; los de bolas, de cilindros y de agujas, siendo los dos primeros los más usados en la industria.

- Composición de rodamientos

Las partes principales de los rodamientos son: Dos anillos (uno exterior y uno interior), elementos rodantes (pueden ser bolas, rodillos, etc.) y una jaula (mantiene separados los elementos rodantes y anillos). De forma gráfica se puede apreciar en la Figura 3.2.

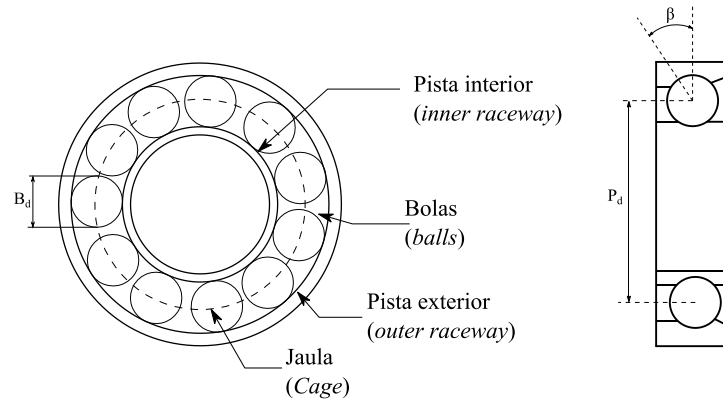


Figura 1. Componentes y medidas de un rodamiento de bolas.

- Características propias de los rodamientos

Los rodamientos tienen características propias, tales como su tamaño de elemento rodante (B_d), su cantidad de elementos rodantes (N_b), el diámetro medio del rodamiento (P_d) y el ángulo de inclinación de este elemento rodante (β) (en el caso del rodamiento de bolas, este valor es cero).

Los elementos del rodamiento (pista externa, pista interna, elemento rodante y jaula), presentan características de deterioro características, las cuales se pueden ver en las ecuaciones (1), (2), (3) y (4) [Li et al. 2000].

BPFI (*Ball Pass Frequency Inner Race*) : Frecuencia de falla de la pista interna del rodamiento.

$$BPFI = \frac{N_b}{2} \left(1 + \frac{B_d}{P_d} \cos(\beta) \right) [rpm] \quad (1)$$

BPFO (*Ball Pass Frequency Outer Race*) : Frecuencia de falla de la pista externa del rodamiento.

$$BPFO = \frac{N_b}{2} \left(1 - \frac{B_d}{P_d} \cos(\beta) \right) [rpm] \quad (2)$$

BSF (*Ball Spin Frequency*) : Frecuencia de falla del elemento rodante del rodamiento.

$$BSF = \frac{P_d}{2B_d} \left(1 - \left(\frac{B_d}{P_d} \cos(\beta) \right)^2 \right) [rpm] \quad (3)$$

FTF (*Fundamental Train Frequency*) : Frecuencia de falla de la jaula del rodamiento.

$$FTF = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{B_d}{P_d} \cos(\beta) \right) [rpm] \quad (4)$$

- Transformada de Fourier

Es una transformación matemática usada para transformar señales entre el dominio tiempo y el dominio frecuencia. La transformada integral de Fourier se representa en la ecuación (5).

$$G(f) = \int_{-\infty}^{\infty} g(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (5)$$

Sin embargo, hay que notar que esta es la forma continua de la transformada de Fourier, y en esta investigación al usar señales muestreadas se debe trabajar con una forma discreta de Fourier (además de que no se pueden trabajar en tiempos infinitos), por lo que se tendrán en cuenta las variables presentadas en las ecuaciones (6) y (7).

$$t_n = n\Delta t \quad (6)$$

$$f_s = \frac{1}{\Delta t} \quad (7)$$

Donde n es un contador de los pasos de tiempo, Δt es el paso de tiempo y f_m es la frecuencia de muestreo.

Ahora se empleará la *Discrete Fourier Transform* (DFT) presentada en la ecuación (8), la cual trabaja punto a punto.

$$G(k) = \frac{1}{N} \sum_{-\infty}^{\infty} g(n) \cdot e^{-\frac{j2\pi}{N}kn} \quad (8)$$

Donde k es el índice entero que cuenta los pasos de frecuencia, N es el número total de datos

- Fast Fourier Transform (FFT)

Es un algoritmo optimizado de la DFT que es ampliamente usado en el procesamiento de señales. La gran ventaja de este método es la reducción de tiempo que necesita en comparación a la DFT, como se menciona en [Brigham et al. 1967] que mientras la DFT necesita N^2 operaciones, la FFT necesita solamente $N \log_2(N)$ (en caso de que $N = 2^{10}$, la FFT requiere 1/100 veces lo que necesita la DFT).

- Convolución

Es un operador matemático que transforma dos funciones en una nueva, como se dicta en la ecuación (9). [Weisstein 2003]

$$y(t) = f(t) * h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\eta)h(t - \eta)d\eta \quad (9)$$

Siendo (*) la definición de convolución, y en el caso del dominio tiempo del análisis de vibraciones la variable $y(t)$ representa la respuesta del sistema, $f(t)$ la función de la excitación y $h(t)$ la respuesta impulsional del sistema.

Ahora si la ecuación (9) se trabaja en el dominio de las frecuencias, se tiene la ecuación (10) mostrada a continuación:

$$Y(f) = F(f) \cdot H(f) \quad (10)$$

Donde (\cdot) es el producto punto (producto escalar) y las variables son análogas a las planteadas en la ecuación (9), pero en el dominio frecuencia.

- Filtros

Son circuitos electrónicos o funciones numéricas que filtran algunas componentes de la señal vibratoria. Hay tres tipos de filtros que se presentan de forma gráfica en Figura 2.

- Filtro pasa bajo

Es un filtro que elimina todas las componentes mayores a una frecuencia especificada, la cual es conocida como la frecuencia de corte del filtro f_c .

- Filtro pasa alto

Es un filtro que elimina las componentes menores a la frecuencia de corte de filtro.

- Filtro pasa banda

Es un filtro que deja pasar componentes que están dentro de un rango de frecuencias f_1 y f_2 especificadas, el cual se llama ancho de banda del filtro.

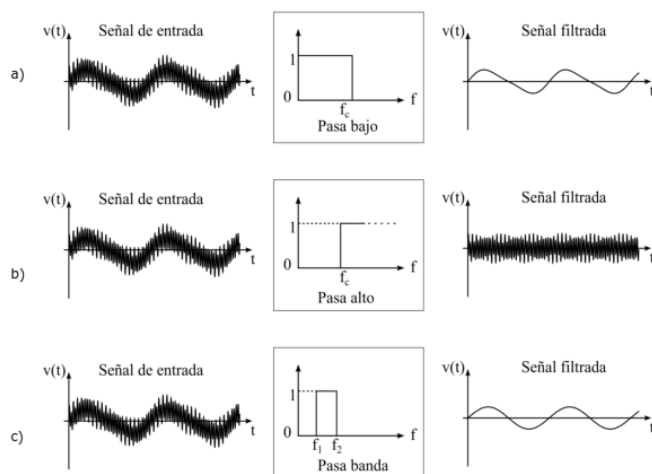


Figura 2. Tipos de filtros (a) Filtro pasa bajo (b) Filtro pasa alto (c) Filtro pasa banda. Fuente: [Saavedra]

1.2.2 Preprocesamiento de la señal

El preprocesamiento de señal consiste en trabajar previamente la señal para facilitar su análisis (principalmente en reducir el ruido o componentes no deseadas en la señal). En esta investigación se propone encontrar técnicas o métodos potencialmente útiles que permitan identificar el tamaño que posee un daño en un rodamiento.

- Análisis de envolvente

En [Darlow et al. 1974] se planteó el método de envolvente en las señales para rodamientos. Este análisis de la envolvente busca principalmente detectar zonas resonantes excitadas o moduladas por fuerzas de impacto periódicas, cuya frecuencia de repetición es un indicador del lugar donde se encuentra el defecto [McInerny et al. 2003].

Dicho análisis funciona gracias al proceso de demodulación, el cual consiste en obtener una señal nueva que contenga únicamente la señal modulada, a la cual se le conoce como la envolvente de la señal original. En esta investigación se implementará la técnica de “Rectificado – Filtrado”, para demodular y conseguir la envolvente de la señal.

- Técnica de Rectificación – Filtrado

Los pasos para la obtención de la técnica de la envolvente según [Hernández-Montero et al. 2010] son:

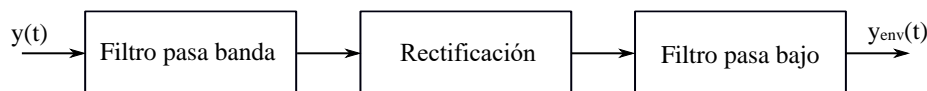


Figura 3. Estructura del análisis de envolvente mediante la técnica de Rectificación - Filtrado.
Fuente: Adaptado de [Hernández-Montero et al. 2010]

- I. Se utiliza un filtro pasa banda para obtener la “banda de frecuencia” en el espectro de la señal, abarcando la frecuencia de estudio.
 - II. Se rectifica la señal (en el dominio tiempo), lo cual se refiere a convertir todas las componentes negativas en positivas.
 - III. Se aplica un filtro pasa bajo a la señal, y opcionalmente se aplica una FFT posteriormente a la señal para apreciar solamente las frecuencias que indiquen fallas en el rodamiento.
- Transformada de Wavelet

En [Torrence et al. 1998] se trata la transformada de Wavelet, la cual es una técnica para analizar señales no estacionarias y transientes. Esta transformada reconstruye la señal a partir de coeficientes Wavelet (término explicado más adelante) para distintas escalas y desfases, y así obtener una señal filtrada. La transformada de Wavelet se subdivide en tres grandes familias: Transformada de Wavelet continua, transformada de Wavelet discreta y *Wavelet Packet Decomposition*, las cuales serán presentadas a continuación (adicionalmente se presentará la *Wavelet Denoising*).

- Transformada de Wavelet continua (CWT)

En [Caesarendra et al. 2017] se define la transformada de Wavelet continua según la ecuación (11).

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = x(t) * \psi(b) \quad (11)$$

Donde $x(t)$ es la señal continua, a es el escalamiento, que cumple que $a > 0$, b es el desplazamiento y la variable ψ es la Wavelet madre que define la forma que poseerá la función. Otra forma de reescribir la CWT es como una convolución, siendo $\langle * \rangle$ el operador de la convolución. En [Nguí et al. 2013] se muestra la importancia de la elección de la Wavelet Madre, la cual debe ser similar a la señal de interés para así hacer un correcto filtrado. Ejemplos típicos de las Wavelet madre se puede ver en la Figura 4.

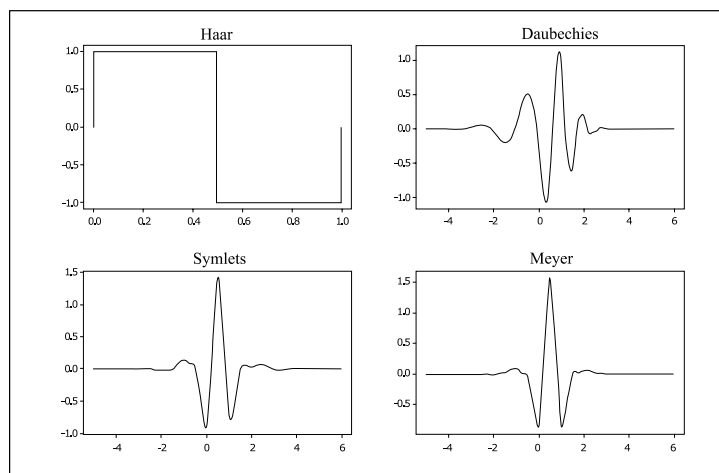


Figura 4. Tipos de Wavelets madre. Fuente: [Crowley 2005]

En estas Wavelets madre a su vez también hay divisiones, como se puede apreciar en la Figura 5 para el caso de las *symlets*.

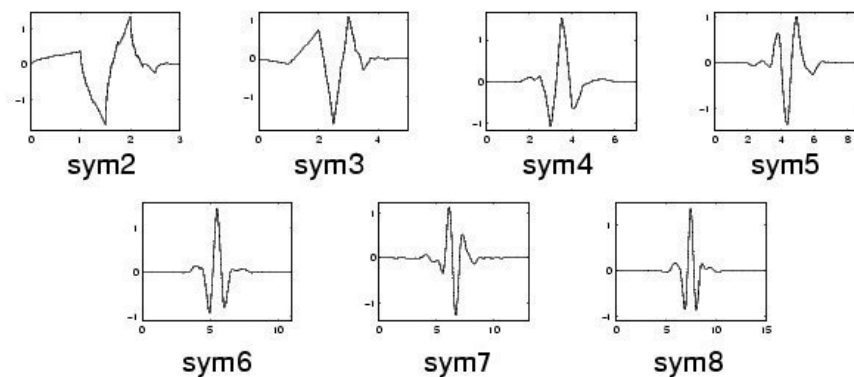


Figura 5. Tipos de *symlets*.

- Transformada de Wavelet discreta (DWT)

Para obtener la transformada de Wavelet discreta (DWT), que es la versión discreta de la ecuación (11), se discretizan los parámetros de escalamiento y desplazamiento, según los siguientes cambios de variables.

$$a = 2^{-j}$$

$$b = k 2^{-j}$$

Donde k y j son valores enteros.

Con estas nuevas representaciones de a y b , la DWT se presenta de la siguiente manera:

$$DWT_{j,k} = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi(2^j t - k) dt \quad (12)$$

- Inversa de transformada de Wavelet (Reconstrucción de la señal)

La inversa de la DWT logra reconstruir la señal gracias a la Wavelet madre (ψ) y la función de escala (ϕ), las cuales están asociadas entre sí. En la ecuación (13) y (14) se definen estas dos funciones.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (13)$$

$$\phi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (14)$$

La reconstrucción de la señal se da por la ecuación (15).

$$x(t) = \sum_k \sum_j c_{j,k} \phi(t) + \sum_k \sum_j d_{j,k} \psi(t) \quad (15)$$

Con h, k números enteros positivos, $\phi(t)$ la función escala, $c_{j,k}$ coeficientes de escala (o aproximación) y $d_{j,k}$ los coeficientes Wavelet (o de detalle).

Estas componentes $c_{j,k}$ y $d_{j,k}$ permiten obtener la información de las características de la señal, ya que estas equivalen a las componentes de frecuencia (B.F.) y alta frecuencia (A.F.) respectivamente. La obtención de estos coeficientes es mediante etapas de filtrado sucesivo a través de filtros pasa bajo y filtros pasa alto [Romo Romero 2008]. En la Figura 6 se puede ver como se distribuyen estos coeficientes.

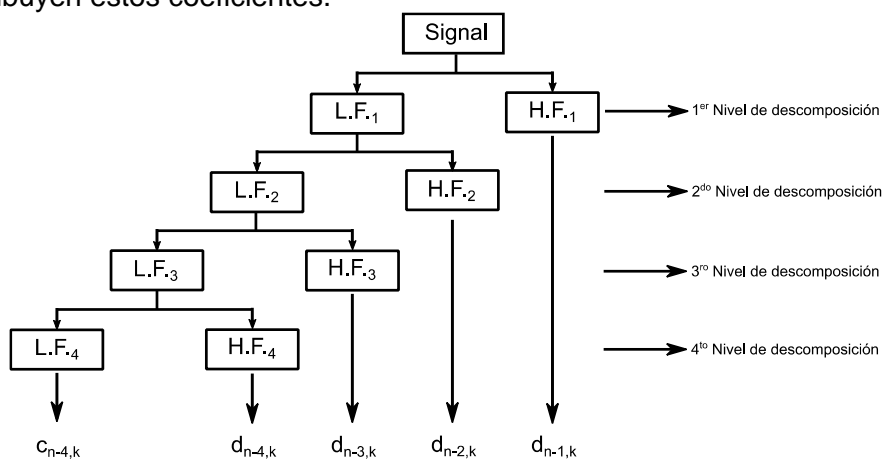


Figura 6. Extracción de coeficientes wavelet y coeficientes de escala

Este proceso es conocido como *Wavelet Decomposition* (WD), el cual es un proceso iterativo donde se subdivide la señal en dos subespacios ortonormales que se complementan entre sí, uno de alta frecuencia y otro de baja frecuencia. Cada iteración en la WD es conocida como nivel (como se ve en la Figura 7), donde en cada nivel se va subdividiendo el subespacio de baja frecuencia en una componente (A.F.) y (B.F.), y así sucesivamente. [Heidary et al. 2010].

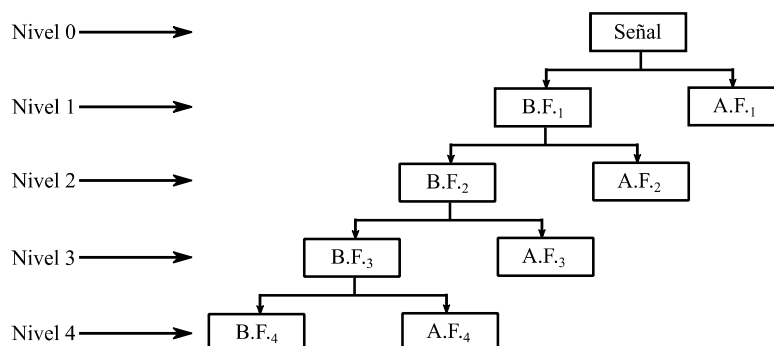


Figura 7. Estructura de *Wavelet Decomposition*. Fuente: Adaptado de [Heidary et al. 2010]

○ *Wavelet Packet Decomposition (WPD)*

La WPD se extiende desde la *Wavelet Decomposition*, donde WPD es una versión generalizada que, a diferencia de la WD, presenta la ventaja de descomponer los dos subespacios de la señal (de alta frecuencia y baja frecuencia) [Ting et al. 2008], como se puede apreciar en la Figura 8.

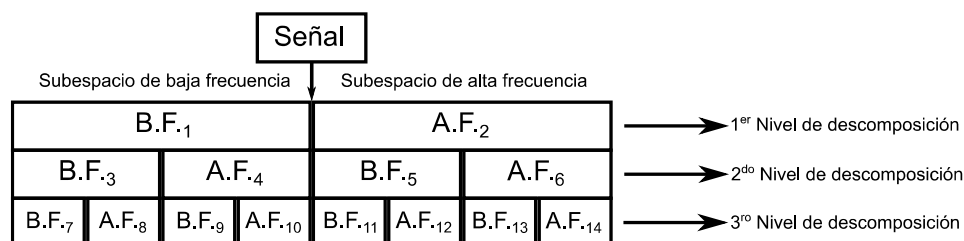


Figura 8. Estructura de WPD. Fuente: Adaptado de [Ting et al. 2008]

Hay que tener en cuenta que las Wavelet presentan cierto desfase en comparación de la señal original a reconstruir. Esto ocurre como causa indirecta del hecho de que este método funciona como una convolución entre la señal original y la Wavelet madre para distintas escalas y fases.

La WPD logra resaltar algunas componentes de la señal, que es lo que precisamente se busca en esta investigación al querer conocer el tamaño del daño en un rodamiento mediante su señal vibratoria emitida. Estas componentes serán tratadas y explicadas más adelante en el presente proyecto.

En resumen, el funcionamiento de las Wavelets para filtrar una señal consta de encontrar los coeficientes de Wavelets que cumplan con las características requeridas por el usuario (en el caso de este proyecto con la WPD), para posteriormente reconstruir la señal y obtener la señal filtrada.

○ *Wavelet Denoising*

La transformada de Wavelet también puede cumplir la función de disminuir el ruido en una señal (como se presenta por ejemplo en [Luo et al. 2012]), siguiendo los pasos a continuación:

- I. Se descompone la señal obteniendo los coeficientes Wavelet.

- II. Se selecciona un umbral (presentado y explicado en el siguiente apartado) y se aplica sobre los coeficientes que fueron obtenidos en la descomposición Wavelet, para eliminar componentes de ruido, según los criterios del umbral seleccionado.
- III. Se reconstruye la señal con los coeficientes obtenidos.

- Umbrales (*thresholding*)

Para deshacerse de las componentes de ruido, los coeficientes Wavelet pequeños se deben disminuir a cero, esto se logra aplicando un umbral. Existen dos tipos de umbral, el *soft thresholding* (ecuación (16)) y el *hard thresholding* (ecuación (17)) [Mallat 1999].

$$(d_{j,k})_{hard} = \begin{cases} d_{j,k} & , para |d_{j,k}| > \lambda \\ 0 & , para |d_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (16)$$

$$(d_{j,k})_{soft} = \begin{cases} d_{j,k} - \lambda & , para d_{j,k} > \lambda \\ 0 & , para |d_{j,k}| \leq \lambda \\ d_{j,k} + \lambda & , para d_{j,k} < -\lambda \end{cases} \quad (17)$$

Donde λ es el umbral, j es un número entero que define el coeficiente de descomposición Wavelet y k es la cantidad de componentes de cada coeficiente. En [Donoho et al. 1994] se plantea el umbral como se puede ver en la ecuación (18).

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(k)} \quad (18)$$

Con σ la desviación estándar (parámetro estadístico) del ruido detectado. Para estimar este valor se usa el método empírico de Bayes [Johnstone et al. 2004].

Ante la duda de cuál tipo de umbral ocupar (*soft thresholding* o *hard thresholding*), en [Luo et al. 2012] se hace una comparación de tratamiento de ruido en señales bajo estos dos umbrales. En esta referencia se menciona que el *hard thresholding* elimina el ruido en el área donde la señal es regular, pero los coeficientes que son cercanos a las singularidades no se ven afectados. Por otro lado, en el *soft thresholding* se atenúa el ruido en toda la señal.

En las señales filtradas por el *hard thresholding* se presenta un mayor valor de SNR (*Signal to Noise Ratio*), comparado con el caso del *soft thresholding*. Lo anterior mencionado no significa que el *soft thresholding* sea una mala opción, sino que va a depender del caso a estudiar el umbral que se va a utilizar.

Basándose en los resultados y comparación obtenida en [Muñoz 2023], se ocupará el *hard thresholding*.

1.2.3 Análisis de severidad del daño en rodamientos

Hay distintas formas de analizar la severidad del daño en rodamientos, por ejemplo a partir del análisis de sus señales vibratorias, *Acoustic Emission* (AE), redes neuronales artificiales (ANN), entre otros [Cerrada et al. 2018]. En esta investigación se opta por trabajar los primeros métodos mencionados.

- Estimación del tamaño del daño en el rodamiento

La forma en que se estimará la severidad del daño presente en el rodamiento es mediante la estimación de su tamaño. En [Cerrada et al. 2018] se hace una revisión bibliográfica que muestra cómo distintos autores han planteado la estimación del tamaño del daño, y se plantean las siguientes bases para esta estimación:

- I. Los daños que ocurren en la pista interior (*inner raceway*) o en la pista exterior (*outer raceway*).
- II. Se analiza el daño mediante la detección de una estructura de doble impulso en la señal de vibración.

Con respecto a este último punto, antiguamente el doble impulso era un término para referirse a la señal que se manifiesta cuando el elemento rodante entra y sale del daño. Con el tiempo este término se fue actualizando, y se muestra que no es exactamente la entrada y salida del daño. En la siguiente sección se muestra más detalladamente el significado de cada componente del doble impulso.

- Consideraciones del tamaño del daño teórico

La primera idea que se tuvo acerca de los impulsos dobles es que provenían de la entrada y salida del daño (como se mencionó en el apartado anterior), de modo que su separación podría usarse como una medida del tamaño del desconchado. Sin embargo, en [Dowling 1993] y [Epps et al. 1994] se planteó que estos impulsos no eran exactamente la entrada y salida del elemento rodante del daño.

Estos dos *peaks* de los impulsos notados fueron explicados y nombrados en [Epps et al. 1994] como punto de entrada y punto de impacto. El primer *peak* (punto de entrada) ocurre debido a la descompresión del elemento rodante al rodar sobre el inicio del daño (lo cual no es instantáneo), mientras que el segundo *peak* (punto de impacto) se produce cuando golpea el borde de salida del daño (es decir, cuando el centro del elemento rodante está dentro del daño aún).

El punto de entrada se puede clasificar como una señal de aceleración escalonada que tiene una baja frecuencia, mientras que el punto de impacto tiene una respuesta de impulso de alta frecuencia. Un ejemplo del punto de entrada y del punto de impacto se puede ver en la Figura 9 y Figura 10 respectivamente. En la Figura 11 se relacionan estas señales con lo que está ocurriendo físicamente, y el resultado final de señal esperado se presenta en la Figura 12.

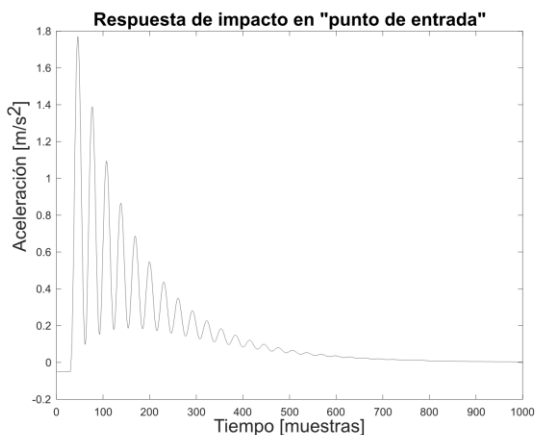


Figura 9. Ejemplo de respuesta del impacto en punto de entrada. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011]

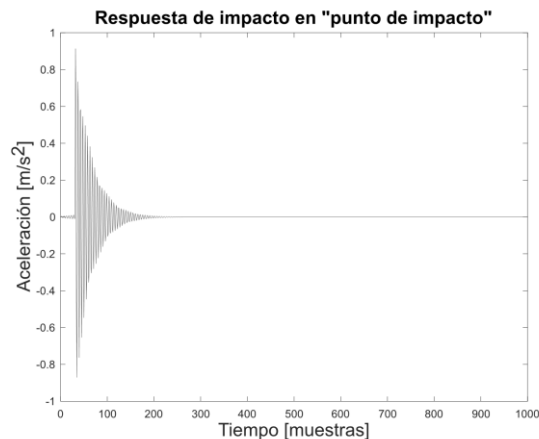


Figura 10. Ejemplo de respuesta del impacto en punto de impacto. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011]

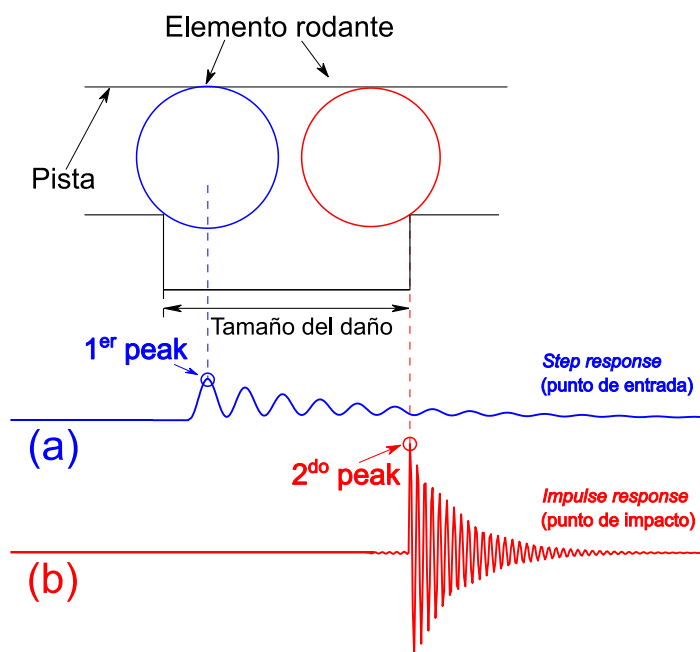


Figura 11. Eventos y sus respectivas señales (a) Entrada al daño y des-tensión del elemento rodante (b) Salida del daño y tensión del elemento rodante.

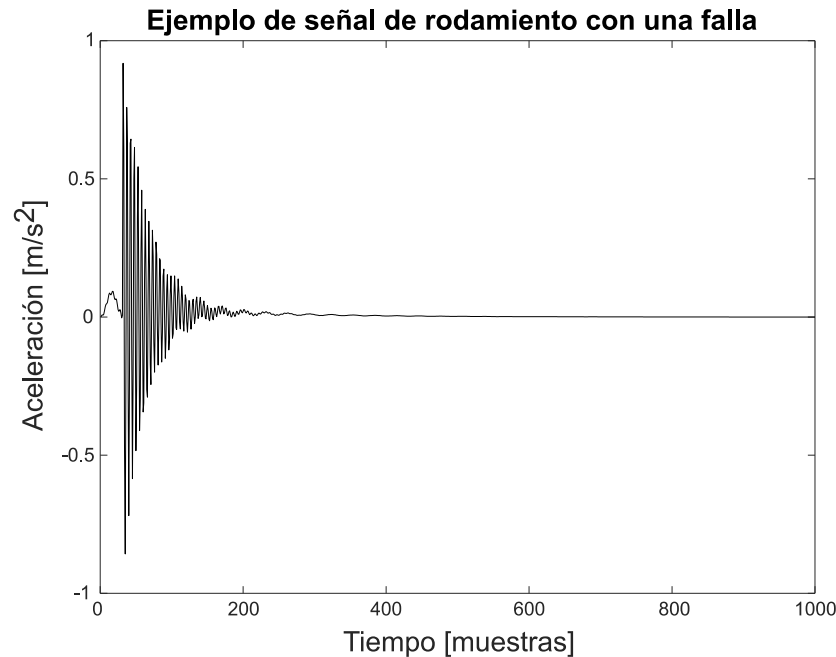


Figura 12. Ejemplo de señal de rodamiento fallado. Fuente: Adaptado de [Sawalhi et al. 2011]

La distancia entre *peaks* que se puede apreciar en la señal no equivale a la entrada y salida del elemento rodante del daño (como se explicó anteriormente y se presenta en la Figura 11), por lo cual es necesario aplicar alguna fórmula que relacione la cantidad de muestras entre *peaks* con el tamaño del daño. Para conseguir esto, en [Sawalhi et al. 2011] se plantea la ecuación (19) para conocer el tamaño del daño presente.

$$L_f = \frac{T_i \cdot \pi \cdot \omega \cdot (P_d^2 - B_d^2)}{P_d \cdot f_s} \quad (19)$$

Donde L_f es el tamaño del daño en [mm], T_i es la cantidad de muestras entre el punto de entrada y el punto de impacto (sin unidad de medida), ω es la velocidad de rotación del eje en [Hz], P_d es el *pitch diameter* (el diámetro del círculo que recorre el punto central de una bola durante la rotación) en [mm], B_d es el diámetro del elemento rodante en [mm], f_s es la frecuencia de muestreo en [Hz].

1.3 Solución propuesta

En este proyecto se indagará en un nuevo conjunto de técnicas para conocer el tamaño de un daño en un rodamiento (las cuales se basan en la *Wavelet Denoising*, el análisis de envolvente y WPD). Estas técnicas empleadas buscan disminuir componentes de ruido en la señal y evidenciar el tamaño del daño presente.

Luego de comprobar la efectividad de estas técnicas mediante señales simuladas en MATLAB (en [Muñoz 2023]), se deberá corroborar estas técnicas de forma experimental, lo cual se efectuará gracias al uso de los datos obtenidos en [Ismail et al. 2023] y [Soto-Ocampo et al. 2020], donde se hicieron mediciones para distintos tamaños de daño en un rodamiento. Ya con los resultados, se pueden hacer las respectivas conclusiones acerca de este algoritmo.

1.4 Hipótesis y objetivos

1.4.1 Hipótesis

Las fuerzas dinámicas, provocadas por fallas, actúan sobre los rodamientos haciendo que estos emitan vibraciones. El análisis de estas vibraciones emitidas permite conocer características del daño, más específicamente el tamaño que posee un daño provocado por fatiga.

1.4.2 Objetivo general

Evaluar experimentalmente la factibilidad de obtener información acerca del daño en un rodamiento a partir de sus vibraciones.

1.4.3 Objetivos específicos

- O.E.1: Revisión bibliográfica exhaustiva.
- O.E.2: Determinación analítica del tamaño del daño.
- O.E.3: Validación experimental de los métodos presentados.
- O.E.4: Análisis y comparación de los resultados presentados, además de respectivas correcciones en caso de ser necesario.

1.4.4 Actividades

Estas se presentan a continuación, asociadas a los objetivos específicos:

- 1) Investigación acerca de los rodamientos y sus fallas. (O.E.1)
- 2) Investigación acerca de la determinación del tamaño de un daño en la literatura. (O.E.1)
- 3) Selección e implementación de algoritmo que permita conocer el tamaño del daño. (O.E.2)
- 4) Evaluar métodos con señales simuladas. (O.E.2)
- 5) Efectuar correcciones necesarias al algoritmo planteado. (O.E.2)
- 6) Validación de los métodos de determinación del tamaño de un daño en señales reales de un rodamiento. (O.E.3)
- 7) Realizar respectivas correcciones a los métodos en caso de ser necesario. (O.E.3)
- 8) Comparación entre los tamaños de falla obtenidos en el proyecto y lo visto en la literatura. (O.E.4)
- 9) Presentación de conclusiones y perspectivas. (O.E.4)

1.5 Metodología

La estructura de la tesis se articula de la siguiente manera:

I. Revisión de la literatura (O.E.1)

Se realiza un estudio de los hallazgos publicados por distintos autores con respecto al análisis de tamaño del daño en rodamientos, donde se considera: validación del método ocupado por los autores, nivel de complejidad técnica, bibliografía de la publicación y sitio de publicación. Las publicaciones estudiadas se evalúan en función de la efectividad del método, propósito y limitaciones. Ya con esto se puede notar la oportunidad de investigación que se presenta (en cuanto a caracterización del daño en los rodamientos respecta).

II. Determinación del tamaño del daño (O.E.2)

Se seleccionan métodos para la determinación del tamaño del daño, además de las respectivas técnicas para preprocesar la señal en caso de ser necesario. Con los métodos ya seleccionados, se programan los respectivos algoritmos, teniendo en cuenta las ventajas y desventajas que describieron los autores en sus publicaciones.

III. Validación experimental de las técnicas (O.E.3, O.E.4)

Una vez completado el algoritmo, se corrobora su efectividad mediante señales simuladas, donde se pueden ver sus aciertos y problemas. Asimismo, se hacen respectivas correcciones a este algoritmo en caso de ser necesario.

Ante la necesidad de tener señales reales controladas para verificar la efectividad del método, se utilizan señales obtenidas de las bibliografías seleccionadas, las cuales tienen la característica de trabajar con diversos tamaños de falla, en distintas condiciones. Con el conocimiento de las señales reales emitidas por un rodamiento dañado, se aplica el algoritmo y se efectúan las respectivas correcciones en caso de ser necesario.

CAPÍTULO 2 : METODOLOGÍA

2.1 Simulación de señal de un rodamiento con daño localizado

En [Sawalhi and Randall 2011] se estudian las formas de las vibraciones emitidas en el punto de entrada y en el punto de impacto (las cuales se llaman *Step Response* e *Impulse Response* respectivamente en el documento referenciado). Las señales que se emiten en el punto de entrada y en el punto de impacto, se muestran en la ecuación (20) y en la ecuación (21) respectivamente.

$$y_{s,r}(n) = \left[e^{-\frac{t}{3\tau}} \cdot -\cos\left(2\pi t \left(\frac{\omega_n}{6}\right)\right) \right] + e^{-\frac{t}{5\tau}} \left[m/s^2 \right] \quad (20)$$

$$y_{i,r}(n) = \begin{cases} 0 & \text{para } (n < 16) \\ e^{-\frac{t}{\tau}} \cdot \sin(2\pi\omega_n t) \left[m/s^2 \right] & \text{para } (n \geq 16) \end{cases} \quad (21)$$

Donde $y_{s,r}$ es *Step Response*, $y_{i,r}$ es *Impulse Response*, ω_n es la frecuencia natural en [Hz], τ es *damping time constant* y n el número de muestra. Otros valores utilizados son; $\omega_n = 6500$ [Hz], $\tau = 0.001$ y $t \in [0, 0.03]$, además de considerarse una cantidad de muestras $n \in [0, 1000]$. Así se obtienen las señales presentadas en la Figura 9 y Figura 10.

Notar que se menciona que $y_{i,r}$ es para $n \geq 16$, ya que se estableció $n = 16$ como la cantidad de muestras entre los *peaks* de entrada e impacto. Al fin y al cabo, este valor es el que se busca encontrar por medio del algoritmo planteado.

Según [Sawalhi and Randall 2011], $y_{i,r}$ se genera analíticamente como una respuesta de impulso de un sistema de un grado de libertad (se ve como una sinusoidal decreciente). Por otro lado, se debe notar que $y_{s,r}$ se compone de dos partes principales, en la primera se presenta un coseno negativo decreciente y en la segunda una función exponencial que otorga una pequeña aceleración, construyendo así una señal escalonada.

Estas señales fueron construidas así, ya que se presentan como una acertada aproximación de una señal emitida por un rodamiento con un daño específico, siendo la señal simulada como se presenta en la ecuación (22). Por otro lado, el daño en el rodamiento se presenta en la Figura 13, y emite la señal vibratoria vista en Figura 14.

$$y_{sim}(n) = \begin{cases} y_{s,r}(n) & \text{para } (n < 16) \\ y_{s,r}(n) + y_{i,r}(n) & \text{para } (n \geq 16) \end{cases} \quad (22)$$

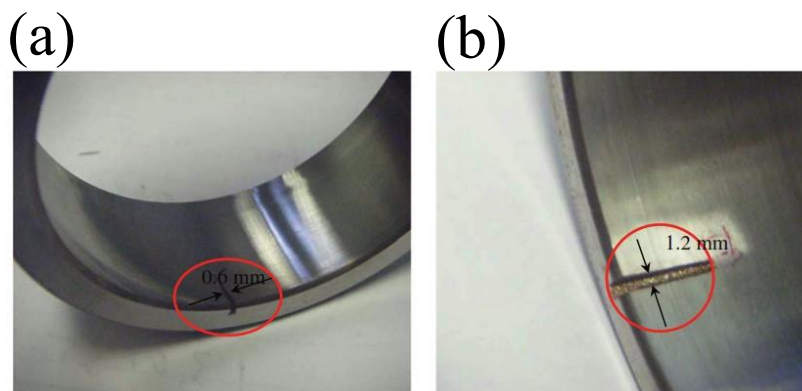


Figura 13. Daños sembrado en rodamiento (a) 0.6 [mm] (b) 1.2 [mm]. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011].

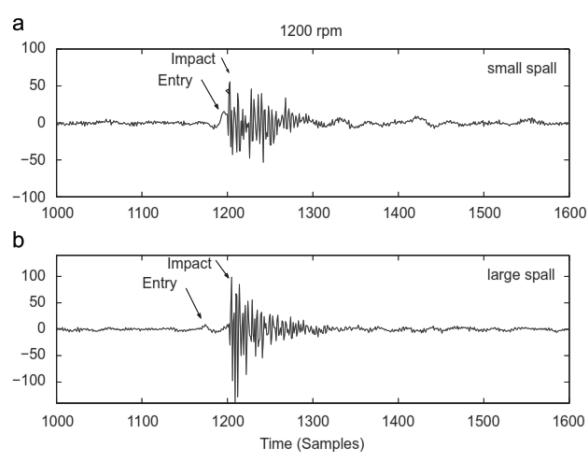


Figura 14. Señal daño sembrado en rodamiento (a) 0.6 [mm] (b) 1.2 [mm]. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011].

En la Figura 15 se hace la comparación entre la señal simulada (formulada a partir de la ecuación (22)) y la señal emitida por un daño de 1.2 [mm], ambas a 1200 [rpm].

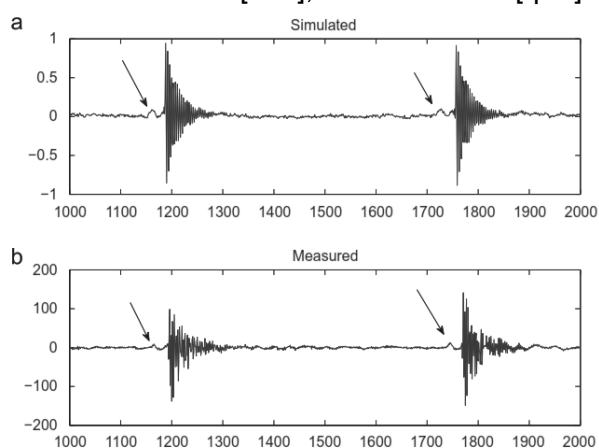


Figura 15. Comparación señales (a) Señal simulada (b) Señal de daño sembrado. Fuente: [Sawalhi and Randall 2011]

En esta investigación la señal simulada se produce considerando tres niveles diferentes de ruido blanco: 20 [dB], 15 [dB] y 10 [dB] SNR. Estos componentes de ruido se añaden a toda la señal,

que es espectralmente plana. La Figura 16 muestra porciones de las señales simuladas, y para efectos ilustrativos, en cada una de ellas se considera una duración total de 20 periodos de impacto.

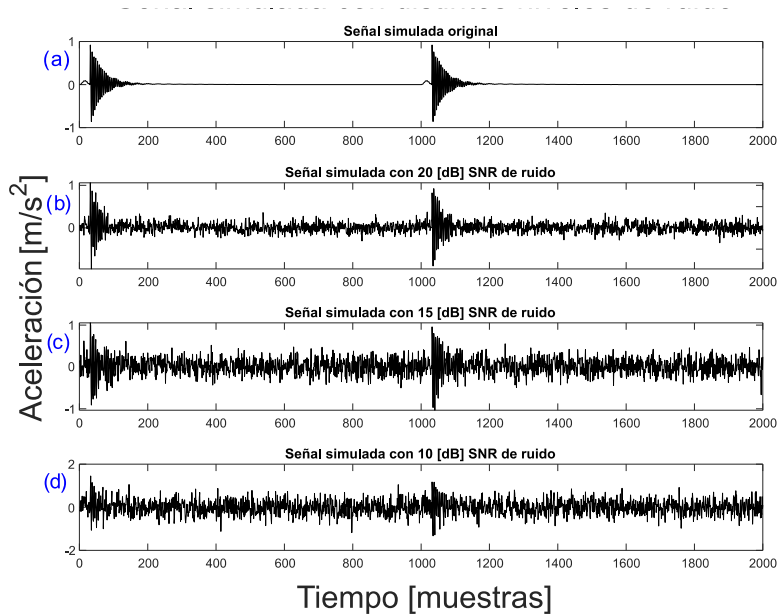


Figura 16. Señal simulada con distintos niveles de ruido (a) Señal simulada original (b) 20 [dB] (c) 15 [dB] (d) 10 [dB]

2.2 Descripción de señales reales a usar

Para la evaluación del algoritmo, se emplearán las mediciones obtenidas de las dos referencias presentadas a continuación.

2.2.1 Banco de ensayos de [Ismail et al. 2023]

Se presentan datos para un tipo de rodamiento con distintos tamaños de falla, con distintas velocidades (60 [rpm] y 500 [rpm]) y cargas axiales (5 y 8.8 [kN]). Los distintos tamaños de falla considerados (simbolizados como w en la Figura 17) fueron 1.0, 2.1 y 3.8 (en la pista interna) y 1.4, 2.4 y 4.0 (en la pista externa), todos estos en milímetros. En cuanto a los daños, se indujeron tanto en la pista externa como en la pista interna, tal como se muestra en la Figura 17. La variable desconocida w representa el tamaño de la falla, que varía y es de relevancia para esta investigación.

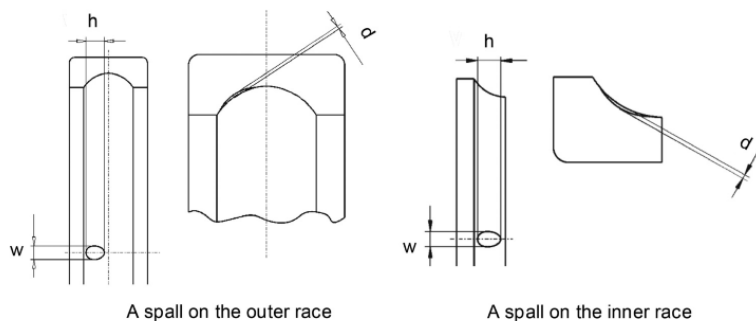


Figura 17. Perfiles geométricos de desprendimientos de pistas exteriores e interiores.

Este experimento fue llevado a cabo gracias a un rodamiento axial montado en el banco de ensayos presentado en la Figura 18, y las mediciones fueron obtenidas gracias a un acelerómetro triaxial, consiguiendo las señales en el eje X según la figura antes mencionada (En el documento solo se presentan las señales en este eje).

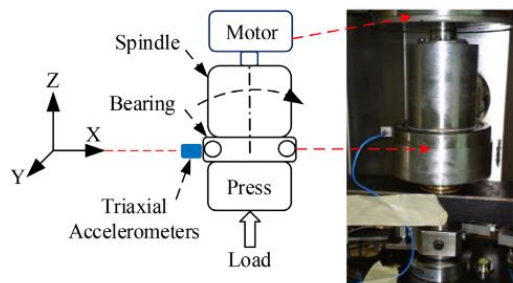


Figura 18. Banco de ensayos utilizado.

Un ejemplo de una de las señales presentadas en el documento referenciado se presenta en la Figura 19, acotado para una revolución del rodamiento.

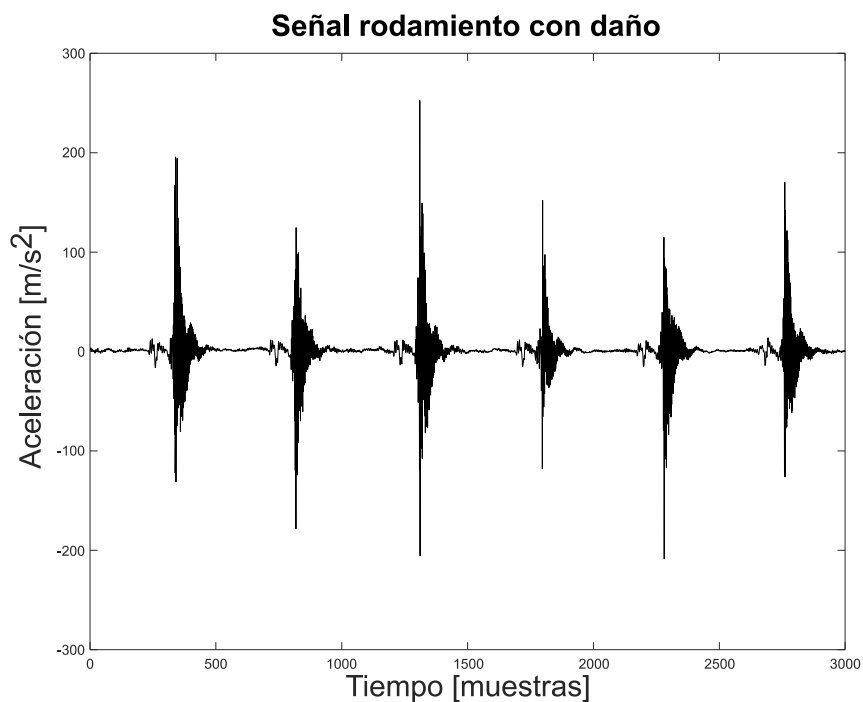


Figura 19. Ejemplo de señal de rodamiento dañado (8.8 [kN] – 500 [rpm] - 4.0 [mm]).

En base a los datos proporcionados en el documento mencionado anteriormente, se utilizarán los set de datos presentados en la Tabla 1, para cuatro condiciones distintas (combinación entre distintas velocidades y cargas).

Tabla 1. Set de datos considerados de [Ismail et al. 2023].

Carga / Velocidad en el eje	60 [rpm]	500 [rpm]
5 [kN]	Set 1	Set 2
8.8 [kN]	Set 3	Set 4

2.2.2 Banco de ensayos de [Soto-Ocampo et al. 2020]

En este banco de ensayos se utilizan dos rodamientos de rodillo a rótula FAG 22205E1KC3 y un rodamiento de bolas SKF 6304-2R, a una carga constante de forma radial de 1.4 [kN]. En este documento se consideran 5 distintos niveles de fallas (simbolizados como F0, F1, F2, F3 y F4) a 3 velocidades de rotación distintas (200, 350 y 500 [rpm]), además de que se presentan repeticiones de estas mediciones (R1, R2 y R3). Cabe mencionar que en el documento se presenta solamente el área de la falla y no su forma, por lo que en la presente investigación se asume que esta es una forma circular de falla (con el fin de asociar el tamaño de daño a buscar con el diámetro de esta falla). Los 5 niveles de falla se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Factores considerados. Fuente: [Soto-Ocampo et al. 2020]

	F0	F1	F2	F3	F4
Área [mm^2]	0	11.05	11.57	11.7	13
Profundidad [mm]	0	0.006	0.014	0.019	0.027

En estas mediciones, el rodamiento que presentó una señal con un daño más notorio fue el "Rod_1". El banco de ensayos se presenta en la Figura 20.

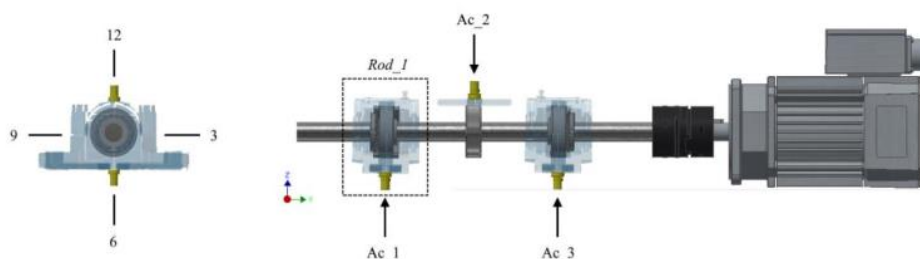


Figura 20. Banco de ensayos utilizado, con la posición de acelerómetros.

Un ejemplo de una de las señales presentadas en el documento referenciado se presenta en la Figura 21 (acotado para dos revoluciones del rodamiento).

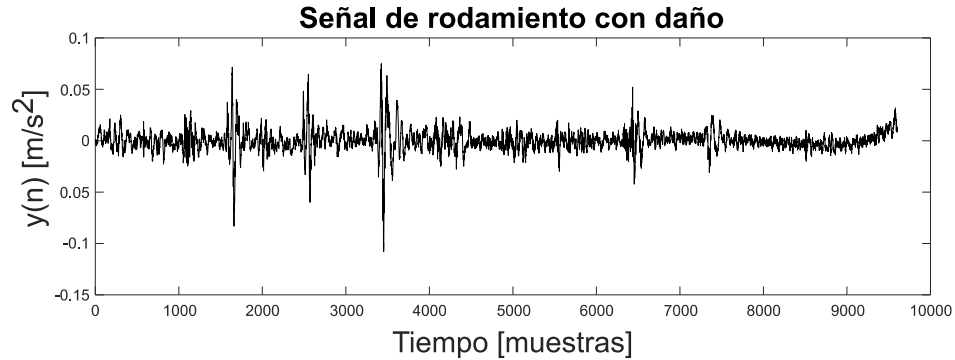


Figura 21. Ejemplo de señal de rodamiento dañado (500 [rpm] – F4 - R1).

Basado en los datos proporcionados en el documento, se utilizarán los set de datos presentados en la Tabla 3, para nueve condiciones distintas (combinación entre distintas velocidades y repeticiones), para cada nivel de falla.

Tabla 3. Set de datos considerados de [Soto-Ocampo et al. 2020]

Velocidad/Repetición	R1	R2	R3
200 [rpm]	Set 1	Set 2	Set 3
350 [rpm]	Set 4	Set 5	Set 6
500 [rpm]	Set 7	Set 8	Set 9

2.3 Planteamiento del algoritmo

Para la selección del conjunto de técnicas apropiado para filtrar la señal, se comprueba la efectividad de estas técnicas en la señal simulada presentada anteriormente. Estas técnicas deberán encontrar la cantidad de muestras que hay entre *peaks*, las cuales debieran ser cercanas a 16.

2.3.1 Wavelet Denoising (soft/hard thresholding)

Al momento de aplicar esta técnica, es necesario definir un umbral (*hard* o *soft thresholding*). Para esto, se compara la aplicación de la *Wavelet Denoising* con estos umbrales a señales con componentes de 20, 15 y 10 [dB] SNR de ruido, como se muestra a modo de ejemplo en la Figura 22 para el caso de 20 [dB]. Esto se hace para poder seleccionar el mejor umbral para el desarrollo de esta investigación, mediante la visualización de cantidad de muestras que separan los puntos de entrada e impacto después de filtrada la señal (hay que recordar que se definieron 16 muestras entre estos dos puntos).

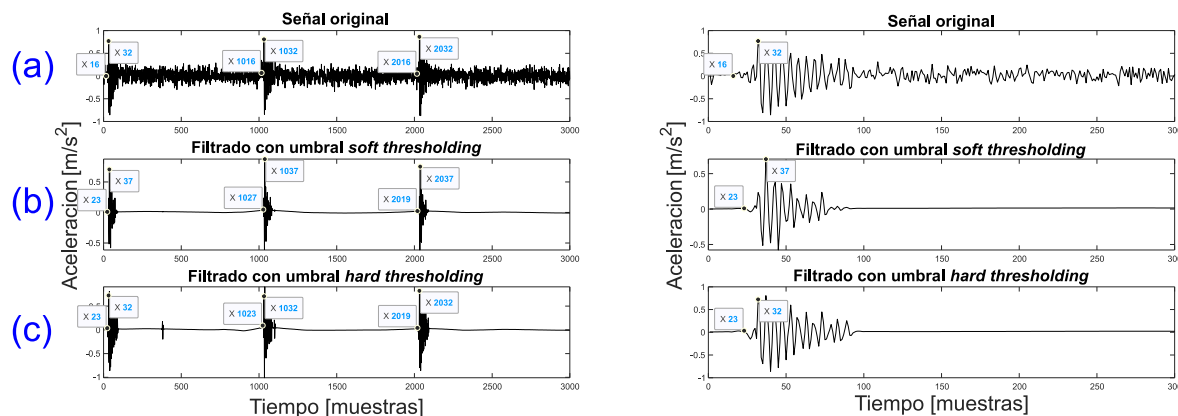


Figura 22. Señal con ruido de 20 [dB] SNR filtrada por *Wavelet Denoising* (a) Señal original (b) Filtrado usando umbral *soft thresholding* (c) Filtrado usando umbral *hard thresholding*.

En la Figura 22(b) se puede ver como se aplica la *Wavelet Denoising* con el umbral *soft thresholding* y en la Figura 22(c) con el umbral *hard thresholding*, sin embargo, a simple vista no se puede apreciar una clara diferencia entre estos dos umbrales al momento de filtrar la señal original, por lo que se ve necesario trabajar con más periodos de impacto para tener un resultado más representativo. Por esto, se presentan de forma tabulada 20 set de datos (diferencia de muestras entre punto de impacto y entrada) en la Tabla 4, con tal de ver que umbral es más apropiado para esta investigación.

Tabla 4. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto en señal filtrada por *Wavelet Denoising* a distintos niveles de ruido.

Ruido	<i>threshold</i>	Numero de transiente	Promedio
20 [dB]	<i>soft</i>	10, 7, 9, 10, 12, 16, 9, 10, 12, 15, 16, 13, 12, 14, 8, 14, 7, 14, 16, 8	11,6
	<i>hard</i>	18, 20, 19, 17, 16, 20, 19, 17, 19, 18, 23, 18, 15, 17, 16, 19, 19, 18, 16, 20	18,2
15 [dB]	<i>soft</i>	10, 7, 16, 13, 5, 10, 5, 10, 8, 9, 10, 12, 11, 6, 11, 10, 16, 21, 19, 14	11,2
	<i>hard</i>	21, 22, 21, 16, 22, 16, 19, 18, 12, 24, 19, 16, 25, 21, 20, 16, 19, 25, 21, 20	19,7
10 [dB]	<i>soft</i>	10, 12, 9, 13, 15, 12, 9, 13, 9, 10, 9, 6, 13, 9, 6, 4, 7, 5, 9, 8	9,4
	<i>hard</i>	22, 22, 19, 19, 24, 22, 21, 19, 24, 21, 19, 18, 22, 25, 22, 22, 19, 19, 19, 22	21

De la Tabla 4 se puede notar que, en los 3 niveles de ruido, el *hard thresholding* presenta mejores aproximaciones en lo que respecta al promedio, por lo que en esta investigación se dispondrá de *Wavelet Denoising* con el uso del *hard thresholding* como umbral.

2.3.1 Envolvente aplicada a la señal original y *Wavelet Denoising*

Se aplica la envolvente (según la técnica de Rectificación – Filtrado) a la señal original y la señal previamente filtrada por *Wavelet Denoising* con umbral *hard thresholding*. Cabe mencionar que

en este proyecto se hará una modificación a la técnica de Rectificación – Filtrado (presentada en la Figura 23), la cual consta de eliminar el primer paso que es la aplicación de un filtro pasa banda en la señal. Esto debido a que previamente se aplica la *Wavelet Denoising*, y en la envolvente la función del filtro pasa banda es la de eliminar componentes de ruido. Por esto, la utilización del filtro pasa banda podría causar malos resultados debido a la previa aplicación de una técnica para la eliminación de ruido. Así, la envolvente modificada a usar en este proyecto se presenta en la Figura 23, siendo $y(t)$ la señal a filtrar e $y_{env}(t)$ la envolvente de dicha señal.

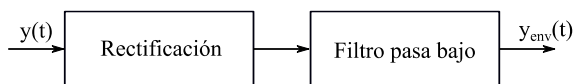


Figura 23. Estructura modificada del análisis de envolvente mediante la técnica de Rectificación - Filtrado.

En la Figura 24 se presenta un ejemplo de la señal obtenida para un nivel de ruido de 20 [dB] (similar al apartado anterior).

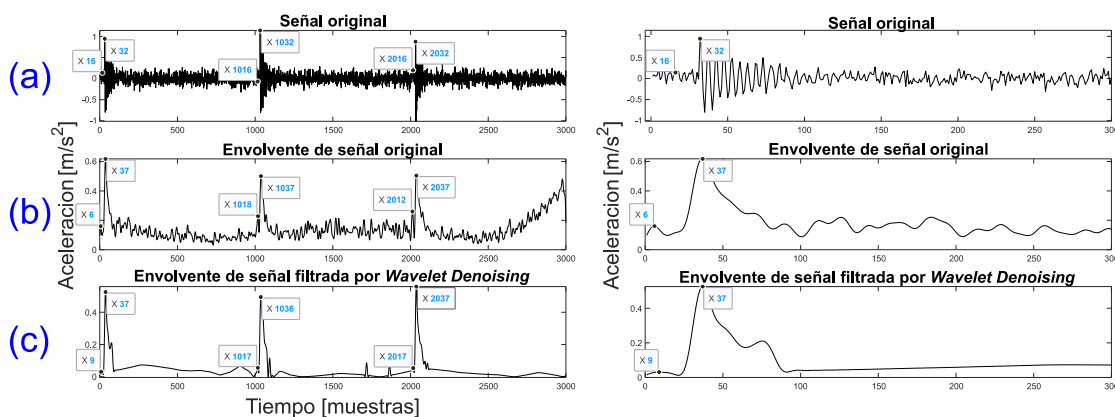


Figura 24. Análisis de envolvente en señal con ruido de 20 [dB] SNR (a) Señal original (b) Envolvente de la señal original (c) Envolvente de la señal previamente filtrada por *Wavelet Denoising*.

En Figura 24(b), se puede ver la aplicación de la envolvente sin modificaciones directamente a la señal original (no se aplicó la envolvente modificada, ya que no tendría sentido usarla sin algún paso para eliminar previamente el ruido). Por otro lado, en la Figura 24(c), se aplicó la envolvente modificada a la señal previamente filtrada por *Wavelet Denoising* con umbral *hard thresholding*.

En la Figura 24, se puede apreciar como disminuyen las componentes de ruido cuando se aplica la envolvente a la señal con una previa aplicación de la *Wavelet Denoising*, sin embargo, 3 periodos de impacto no son representativos para dar un análisis, por lo que al igual que en el apartado anterior, se tabulan 20 set de datos presentados en la Tabla 5, para notar la diferencia entre la envolvente de la señal original y de la señal previamente filtrada por la *Wavelet Denoising*.

Tabla 5. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto en la envolvente de la señal original y la señal filtrada por *Wavelet Denoising* a distintos niveles de ruido.

Ruido	Señal	Numero de transiente	Promedio
20 [dB]	Original	17, 30, 19, 25, 21, 30, 21, 12, 20, 19, 17, 30, 19, 15, 16, 13, 12, 20, 19, 19	19,7
	<i>Wavelet Denoising</i>	25, 19, 19, 17, 19, 14, 19, 16, 19, 19, 16, 15, 19, 19, 19, 21, 19, 20, 11, 14	17,9
15 [dB]	Original	26, 29, 34, 30, 21, 32, 20, 26, 24, 35, 26, 16, 34, 20, 47, 31, 20, 26, 26, 18	27
	<i>Wavelet Denoising</i>	19, 20, 21, 19, 20, 23, 16, 12, 21, 19, 19, 20, 21, 19, 18, 23, 20, 20, 21, 16	19,35
10 [dB]	Original	18, 46, 26, 18, 46, 32, 15, 29, 55, 15, 18, 46, 26, 18, 46, 32, 15, 29, 55, 15	30
	<i>Wavelet Denoising</i>	18, 20, 25, 19, 22, 23, 18, 22, 18, 22, 20, 18, 19, 22, 18, 24, 22, 19, 20, 16	20,3

En la Tabla 5 se ve que al aplicar la *Wavelet Denoising* y la envolvente se obtienen mejores resultados (más cercanos a 16 muestras) que aplicando solamente la envolvente a la señal. Además, comparando estos resultados con la Tabla 4, también se ven resultados más próximos al esperado, lo cual indica que la aplicación de la envolvente muestra mejoras que solo aplicando al *Wavelet Denoising*. Asimismo Figura 24(c), se ve claramente la presencia de un gran *peak* antecedido por un único *peak* más pequeño, que representarían al punto de impacto y de entrada respectivamente.

2.3.1 WPD de la señal original, y de la señal con *Wavelet Denoising* y envolvente

Se aplica la WPD de nivel 3 de descomposición, usando como Wavelet madre las *symlets*, específicamente las *sym5* (elegida esta debido a la similitud con la forma de señal que se busca, por otro lado, la diferencia entre las distintas *symlets* se ve en la Figura 5) y se selecciona el primer nodo del nivel 3 (o nodo 7) del nuevo árbol de coeficientes para reconstruir la señal.

En la Figura 25 se presenta una comparación entre distintos niveles de descomposición con su primer nodo, y se aprecian las siguientes diferencias que muestran la efectividad de elegir el nivel 3 de descomposición:

- I. Filtra la señal de manera significativa a diferencia del primer nodo del nivel 2 de descomposición, como se puede ver en la Figura 25(a), donde se presentan dos posibles *peaks* representando al punto de entrada (muestra 12 y 21)
- II. No pierde valores importantes de *peaks*, a comparación del primer nodo del nivel 4 de descomposición, como se presenta en la Figura 25(c).

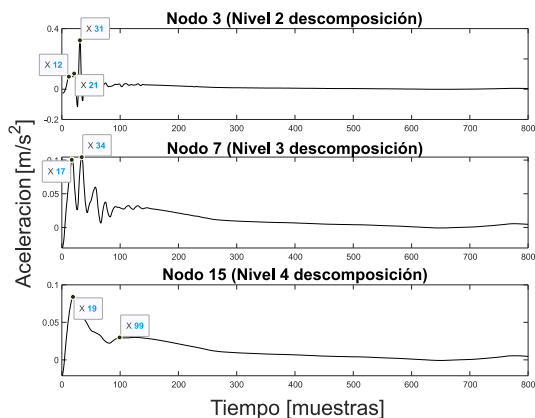


Figura 25. Comparación del primer nodo de distintos niveles de descomposición (a) Nivel 2 (b) Nivel 3 (c) Nivel 4

Se debe tener en cuenta al reconstruir la señal se provoca un cambio en la amplitud con respecto a la señal original, sin embargo, esto no afecta en el propósito de esta investigación que es encontrar el punto de impacto y el punto de entrada.

Después de ver el aporte de cada técnica aplicada directamente a la señal y trabajando en conjunto, se ve una clara superioridad por el conjunto de técnicas que filtran la señal (*Wavelet Denoising – Envolvente – WPD*), entregando resultados constantes y cercanos al valor inicial de muestras que separan el punto de entrada y de impacto. En la Figura 26 se puede observar un resumen de las técnicas empleadas en orden y sus características más importantes.

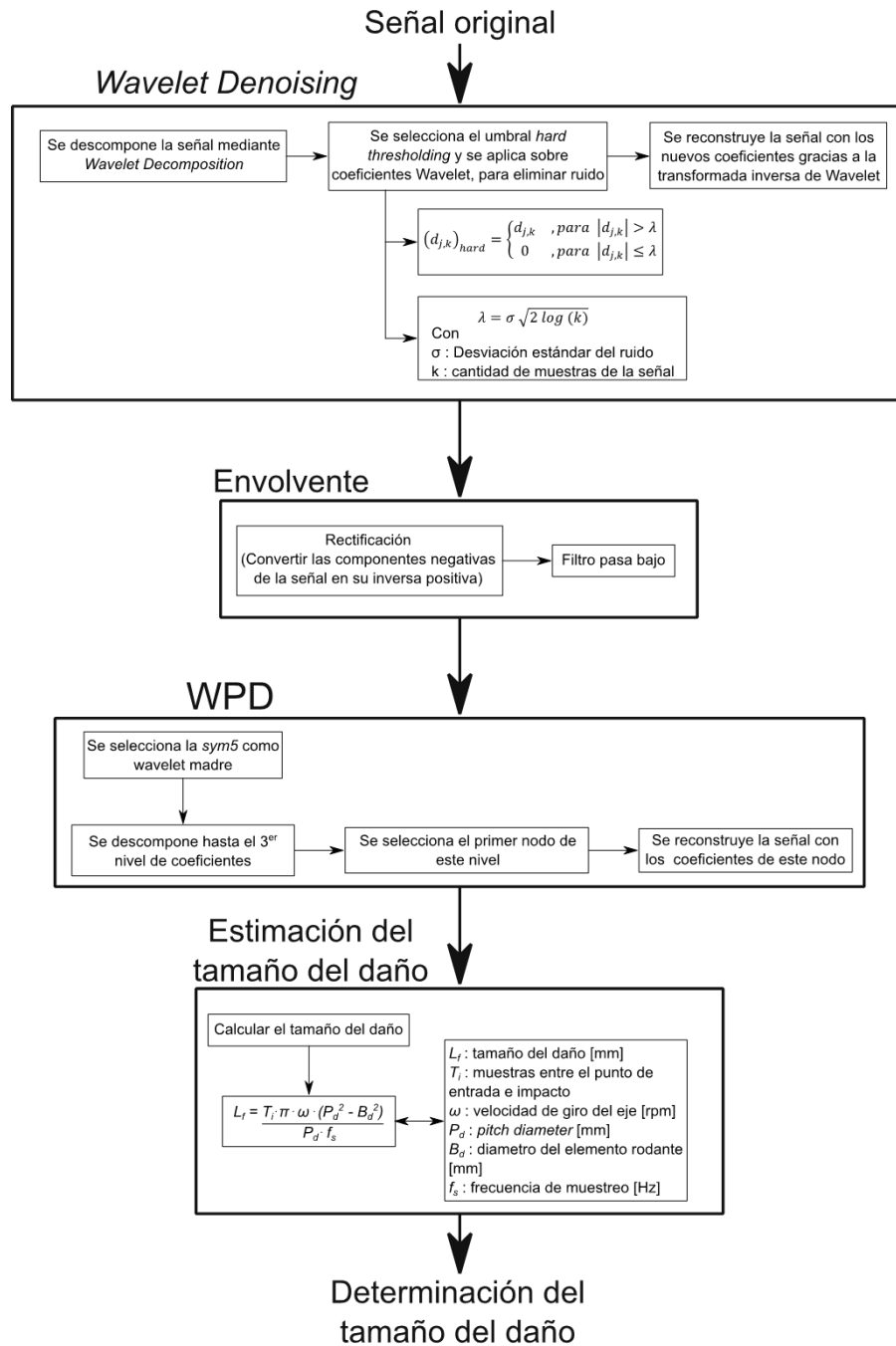


Figura 26. Resumen final de las técnicas empleadas para procesar la señal.

Por lo mencionado anteriormente, el conjunto de técnicas conseguido es una buena opción para determinar el tamaño de un daño en un rodamiento. No obstante, hay que tener en consideración que conociendo solamente las muestras entre *peaks* no se puede llegar a nada concreto, ya que para aplicar y corroborar la ecuación (19) (ecuación que define el tamaño del daño) se necesita conocer características específicas del rodamiento en cuestión (cabe mencionar que en la literatura los autores también solo corroboraban las muestras entre *peaks*). Ante esto, en el próximo capítulo se emplea este conjunto de técnicas en señales reales, específicamente, en señales extraídas de los bancos de ensayo de [Ismail et al. 2023] y [Soto-Ocampo et al. 2020].

CAPÍTULO 3 : APLICACIÓN DEL ALGORITMO

3.1 Evaluación señal simulada

El método DEW se aplica a la señal simulada con los distintos niveles de ruido, como se muestra en la Figura 27, Figura 28 y Figura 29. Este método debe encontrar el número de muestras entre picos, que debe ser cercano a 16.

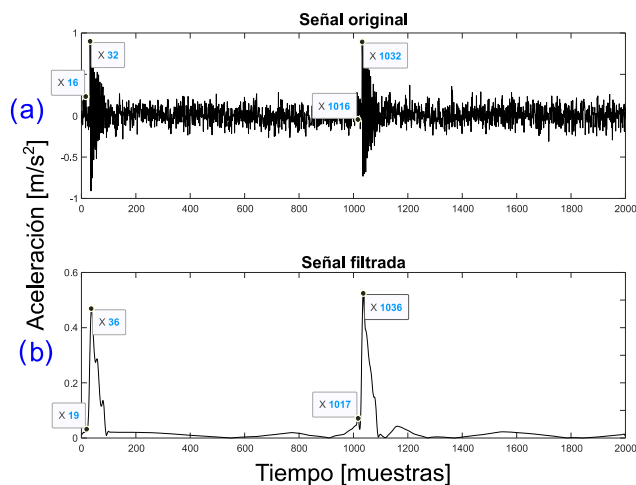


Figura 27. Método DEW aplicado a señal simulada con 20 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada

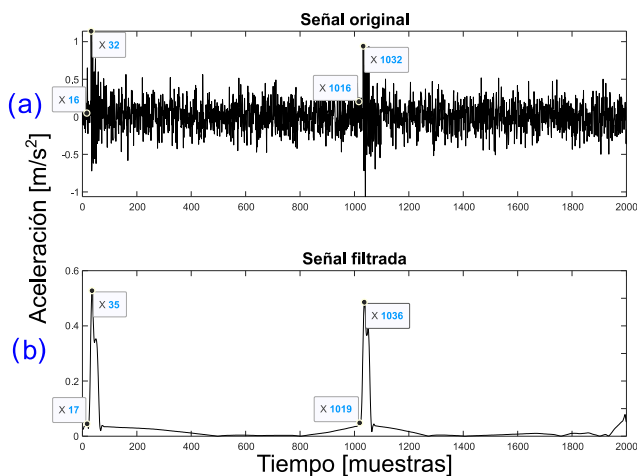


Figura 28. Método DEW aplicado a señal simulada con 15 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada

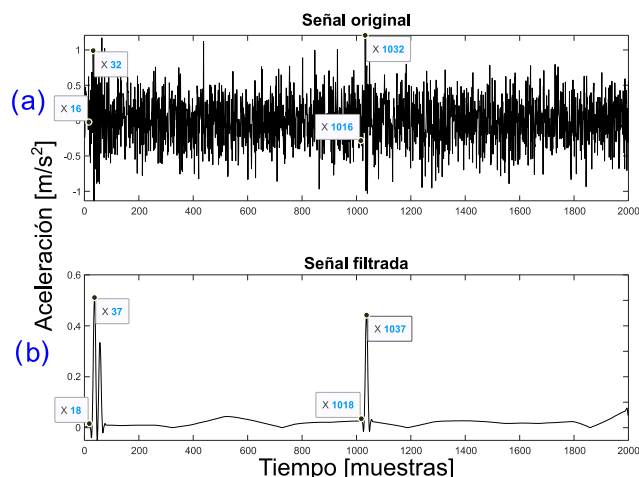


Figura 29. Método DEW aplicado a señal simulada con 10 [dB] SNR de ruido (a) Señal original (b) Señal filtrada

La Tabla 6 muestra la cantidad de muestras entre el punto de impacto y el punto de entrada para cada periodo de impacto.

Tabla 6. Diferencia de muestras entre punto de entrada e impacto de la WPD aplicada a la señal filtrada a distintos niveles de ruido.

Ruido	Diferencia de muestras	Promedio
20 [dB]	19, 16, 14, 20, 24, 17, 18, 18, 21, 19, 15, 18, 17, 19, 16, 20, 16, 18, 14, 22	18,05
15 [dB]	14, 21, 17, 21, 16, 23, 21, 18, 21, 20, 11, 22, 21, 21, 21, 16, 21, 12, 15, 21	18,65
10 [dB]	16, 21, 16, 18, 21, 19, 22, 19, 24, 19, 13, 19, 20, 16, 21, 19, 21, 20, 16, 22	19,1

Como era de esperar, a medida que aumenta el ruido, los resultados tienden a desviarse de los valores esperados. No obstante, en los tres casos, el error medio se mantiene por debajo del 20%, lo que indica que este nuevo método arroja resultados prometedores en la señal simulada. Sin embargo, es necesario aplicar el algoritmo a pruebas con señales experimentales. En consecuencia, en la siguiente sección se presentan los datos y análisis realizados en banco de pruebas extraído de la literatura, que nos proporciona un conjunto de datos para verificar el método DEW.

3.2 Evaluación señal real

Se aplica el algoritmo presentado en la Figura 26 en las señales presentadas en [Ismail et al. 2023] y [Soto-Ocampo et al. 2020]. Gráficamente se puede apreciar en la Figura 30 y Figura 31 como el algoritmo revela la presencia de estos dos *peaks* en cada transiente (un *peak* grande y antes de este otro *peak* más pequeño).

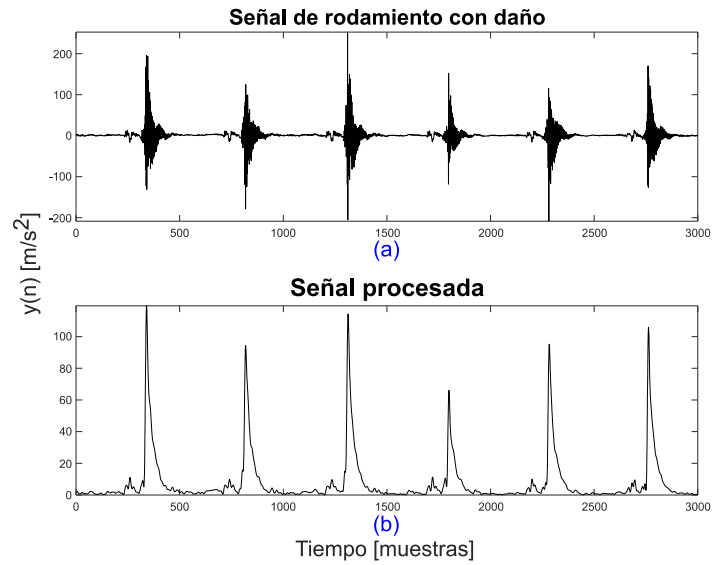


Figura 30. Aplicación del algoritmo (8.8 [kN] – 500 [rpm] – 4.0[mm]). Fuente: [Ismail et al. 2023].

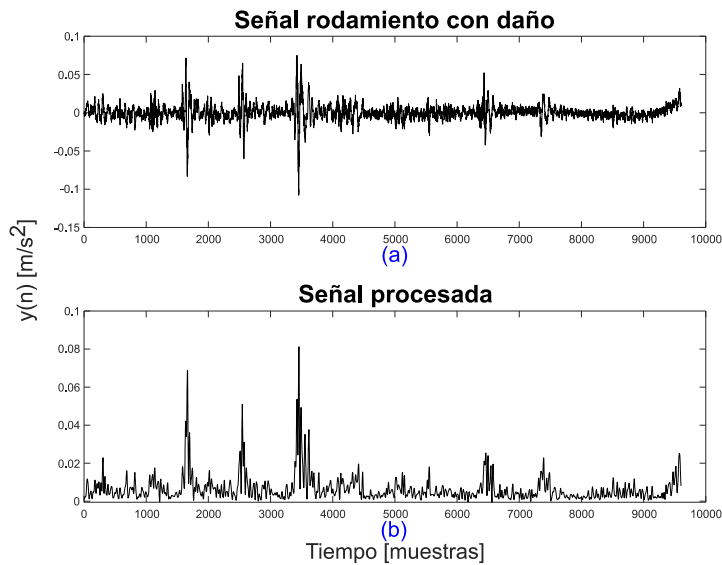


Figura 31. Aplicación del algoritmo (500 [rpm] – F4 - R1). Fuente: [Soto-Ocampo et al. 2020].

Notando la gran cantidad de *peaks* de todos los tamaños de falla para cada set, se tomarán valores representativos de distancia entre *peaks* de todas las señales, tales como; el promedio, desviación estándar, cuartiles, etc. Además, para la presentación de resultados, se muestran gráficos de “caja-bigote” para cada tamaño de falla, comparando entre los sets presentados en la Tabla 1. De la Figura 32 a la Figura 37 se presentan los resultados para los datos de [Ismail et al. 2023], y de la Figura 38 a Figura 41 para los datos de [Soto-Ocampo et al. 2020], donde la línea punteada indica cual es el valor real que tiene el daño y la línea roja simboliza la mediana del conjunto de datos.

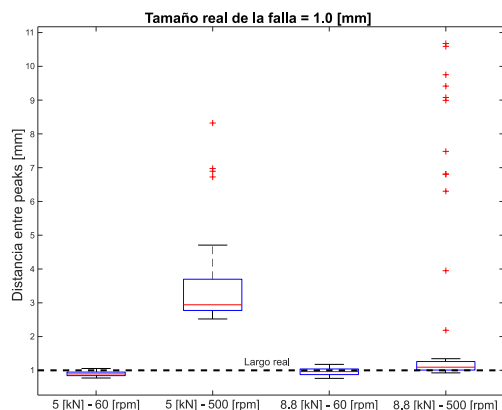


Figura 32. Comparación en tamaño de falla de 1.0 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

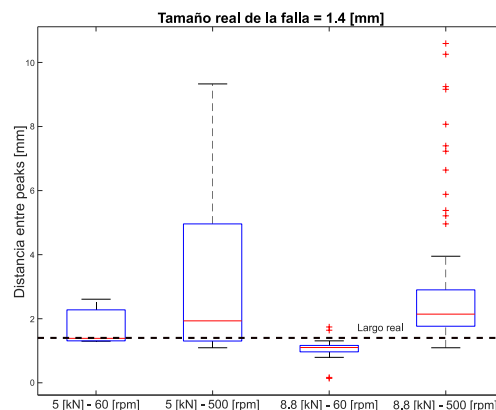


Figura 33. Comparación en tamaño de falla de 1.4 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

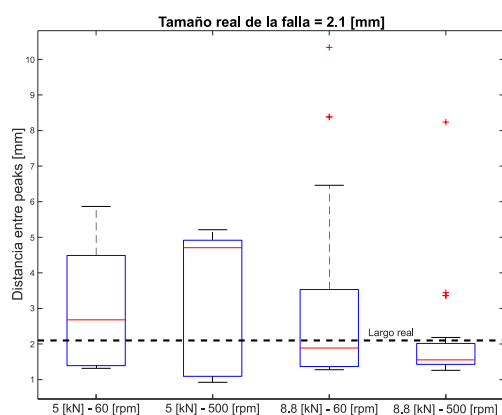


Figura 34. Comparación en tamaño de falla de 2.1 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

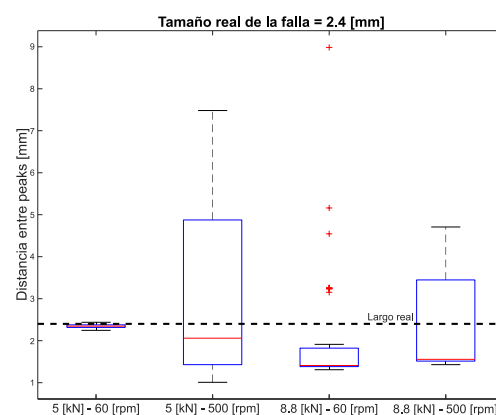


Figura 35. Comparación en tamaño de falla de 2.4 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

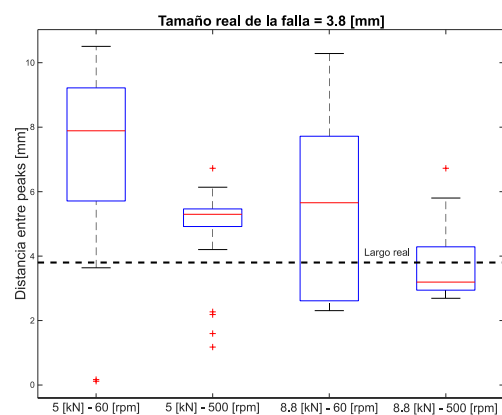


Figura 36. Comparación en tamaño de falla de 3.8 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

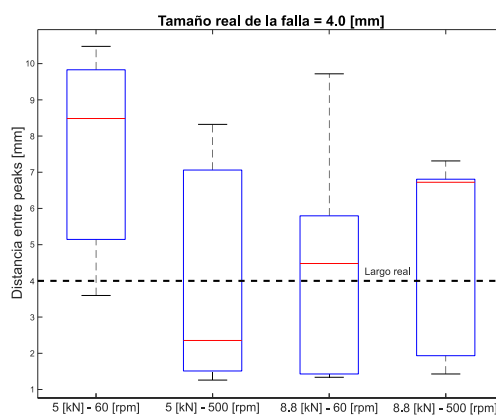


Figura 37. Comparación en tamaño de falla de 4.0 [mm] ([Ismail et al. 2023]).

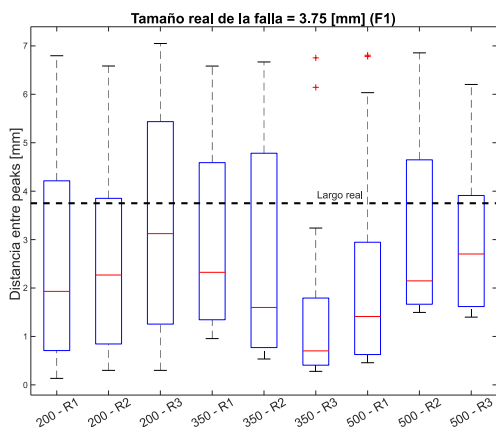


Figura 38. Comparación en nivel de falla F1 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).

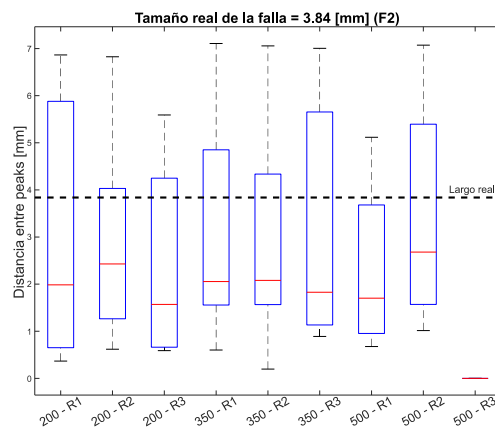


Figura 39. Comparación en nivel de falla F2 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).

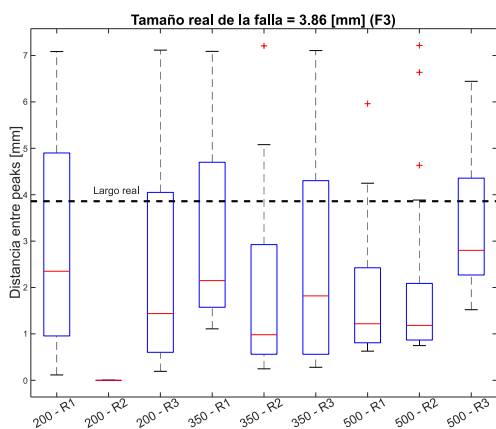


Figura 40. Comparación en nivel de falla F3 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).

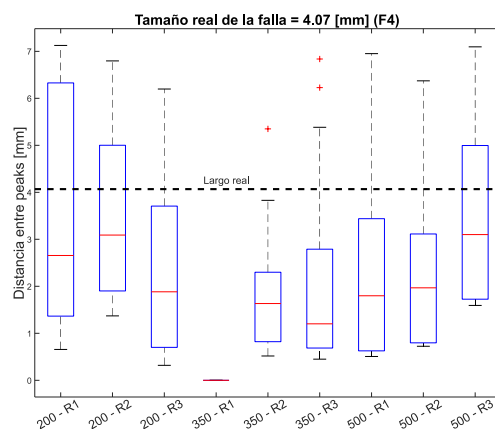


Figura 41. Comparación en nivel de falla F4 ([Soto-Ocampo et al. 2020]).

Para observar de mejor manera los resultados, se analiza el intervalo de confianza de cada set de datos. El intervalo de confianza es un término estadístico para referirse a un rango de valores, con una distribución normal, donde se tiene una alta probabilidad de tener el valor real (en este caso se establece como el 95% de confianza) [Candia et al. 2005]. Este intervalo se define en la ecuación (23).

$$\left[\bar{x} - T \frac{s}{\sqrt{N}}, \bar{x} + T \frac{s}{\sqrt{N}} \right] \quad (23)$$

Donde \bar{x} es el promedio de cada set de datos, s es la desviación estándar de cada set de datos, N es la cantidad de datos y T es el valor crítico que depende del nivel de confianza (se utiliza un valor común de $T = 1.96$, que equivale a un 95% de confianza).

Se calcula el intervalo de confianza para los set de datos obtenidos de cada referencia ([Ismail et al. 2023] y [Soto-Ocampo et al. 2020]), obteniendo los resultados en la Tabla 7 y Tabla 8. Asimismo, hay que notar que los valores que están en verde son aquellos donde el intervalo de confianza contiene el valor real del tamaño del daño (esto con objetivo de tener una mejor apreciación visual).

Tabla 7. Intervalo de confianza en set de datos del banco de ensayos de [Ismail et al. 2023].

	1,0 [mm] (interna)	1,4 [mm] (externa)	2,1 [mm] (interna)	2,4 [mm] (externa)	3,8 [mm] (interna)	4,0 [mm] (externa)
SET 1	0,93 - 0,96	1,46 - 1,91	2,65 - 3,44	2,35 - 2,49	2,94 - 4,60	1,79 - 2,47
SET 2	3,13 - 3,71	2,55 - 3,89	3,06 - 3,98	2,42 - 3,35	4,35 - 5,08	3,16 - 4,51
SET 3	0,95 - 1,04	1,01 - 1,13	1,64 - 2,36	1,59 - 2,22	2,68 - 4,08	3,61 - 5,11
SET 4	1,66 - 3,13	2,54 - 3,76	1,67 - 2,16	2,10 - 2,61	3,48 - 3,96	4,21 - 5,47

Tabla 8. Intervalo de confianza en set de datos de [Soto-Ocampo et al. 2020].

	F1 - 3.75 [mm]	F2 - 3.84 [mm]	F3 - 3.86 [mm]	F4 - 4.07 [mm]
SET 1	1,58 - 3,41	1,80 - 3,99	2,00 - 3,93	2,61 - 4,78
SET 2	1,66 - 3,46	2,00 - 3,55	0,00 - 0,00	2,73 - 4,17
SET 3	2,35 - 4,30	1,46 - 3,01	1,40 - 3,38	1,49 - 3,26
SET 4	2,10 - 3,61	2,10 - 3,88	2,18 - 4,00	0,00 - 0,00
SET 5	1,84 - 3,83	1,98 - 3,81	1,10 - 2,79	1,31 - 2,37
SET 6	0,75 - 2,36	2,10 - 4,08	1,56 - 3,42	1,25 - 2,96
SET 7	1,28 - 3,11	1,55 - 2,80	1,18 - 2,39	1,46 - 3,22
SET 8	2,27 - 3,85	2,49 - 4,37	1,20 - 2,92	1,49 - 2,91
SET 9	2,30 - 3,56	0,00 - 0,00	1,50 - 3,04	2,77 - 4,46

Los resultados obtenidos en los dos bancos de ensayo se presentan de forma gráfica desde la Figura 32 a la Figura 41. A partir de estos gráficos “caja-bigote”, se puede notar que en el caso de las señales de [Ismail et al. 2023], se muestran resultados menos dispersos y de mediana cercana al valor real en comparación al otro banco de ensayos. Asimismo, al examinar los resultados de forma tabular (Tabla 7 y Tabla 8), se puede apreciar que el algoritmo en [Soto-Ocampo et al. 2020] presenta más sets de datos fuera del intervalo de confianza. Además, en la Tabla 8 aparecen valores “0,00 – 0,00”, los cuales se deben a que el algoritmo no pudo aplicarse en estos set de datos. Por estas razones, se procederá a realizar las observaciones pertinentes con respecto al banco de ensayos de [Ismail et al. 2023], las cuales se presentan a continuación.

- Pista: Entre la pista interna y externa, no se observa un patrón singular; no obstante, se ven resultados levemente mejores en la pista interna. Sin embargo, esta no es una diferencia como para asegurar que los resultados en esta pista siempre serán mejores.
- Cargas: La carga de 8.8 [kN] (sets 3 y 4) presenta mejores resultados que el caso de la carga 5 [kN] (mayor cercanía al valor real y menor dispersión). Esto es esperable, dado que una carga mayor sobre el rodamiento provoca que el paso por la entrada del daño sea más abrupto, provocando un *peak* de entrada más claro. Además, esta carga mayor genera una mayor tensión sobre el elemento rodante al tener que reincorporarse a la pista, traduciéndose en un *peak* de impacto más pronunciado en la señal.
- Velocidad de rotación: Se tiende a ver mejores resultados en el caso de los sets asociados a una velocidad de 60 [rpm] (SET 1 y SET 3). Por un lado, al observar desde

la Figura 32 a la Figura 37, se aprecia una menor dispersión de datos a esta velocidad. Por otro lado, la Tabla 9 muestra intervalos de confianza más precisos en el caso de esta velocidad.

Al observar los resultados del otro banco de ensayos en la Tabla 10, se ve una tendencia a tener mejores resultados en los set 1,2 y 3 (que actúan a la menor velocidad entre los 9 sets, como se describe en la Tabla 3). Esto podría indicar que el algoritmo propende a tener mejores resultados en bajas velocidades, aunque habría que comprobar con un banco de ensayo donde se dispongan de más velocidades (y no solo de 2 velocidades como es el caso del banco de ensayos de [Ismail et al. 2023]) y se tenga en conocimiento el tamaño del daño.

- Tamaño daño: Mientras va aumentando el tamaño real de la falla a analizar, se van mostrando mejores resultados. Esto indica que el algoritmo funciona mejor inicialmente para tamaños de falla más grandes, y esto se puede explicar debido a la forma en que este está planteado.
- Sets: La elección del mejor set puede ser subjetiva para el lector, sin embargo, en esta investigación se premia la consistencia del algoritmo. Con esto en consideración, se considera que el SET 3 da buenos resultados. La efectividad del método en este set se puede evidenciar al observar la Tabla 11, ya que en 4 tamaños de daño distintos se tiene un intervalo de confianza que contiene al valor real.

Es importante señalar que, aunque la menor velocidad o el mayor daño tienden a dar mejores resultados, esto podría deberse a la presencia de más muestras entre el punto de entrada y el punto de impacto. Esto implica que el porcentaje de error es menor debido al mayor número de muestras entre estos puntos, y la diferencia en el número de muestras es menos significativa.

Considerando únicamente los casos en los que el intervalo contiene el valor real del fallo (resaltados en la Tabla 3), se observa que la amplitud media del intervalo de confianza es de 0,8 [mm], donde el caso con una dispersión menor tiene una amplitud de 0,03 [mm] y el caso con mayor dispersión una amplitud de 1,66 [mm]. Del mismo modo, la distancia entre la media obtenida con el método y el valor real del fallo es de 0,7 [mm] de media, presentando el mejor caso una amplitud de 0,03 [mm] y el máximo de 2,42 [mm].

Finalmente, la selección del nodo (el primer nodo del segundo nivel de descomposición) se realizó en base a los resultados, ya que tanto en el caso de la señal simulada como en el de la señal experimental, este nodo mostró los resultados más cercanos al valor real. Por tanto, una mejora del método en el futuro se centraría en establecer un parámetro que facilite la identificación del nodo óptimo.

CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS

4.1 Conclusiones

Este proyecto presenta un nuevo método para conocer el tamaño de un daño dentro de un rodamiento, el cual consta de una combinación de técnicas de procesamiento de señales (*Wavelet Denoising* - Envolvente - WPD) que busca identificar un doble impacto mediante un evento de entrada y un evento de impacto (dos *peaks*).

El algoritmo propuesto mostró buenos resultados en las señales simuladas, presentando errores inferiores al 20% en todos los casos. Sin embargo, en las señales experimentales, aunque se obtuvieron resultados correctos, hay varios valores fuera del intervalo de confianza. Esto es atribuible al hecho de que, mientras que la presencia de los dos picos es evidente en algunos casos, hay casos en los que el punto de entrada está enmascarado por componentes de ruido.

En base al análisis de resultado, se observa que mientras mayor sea la carga, mayor sea el tamaño del daño o menor sea la velocidad, el algoritmo tiende a emitir resultados más precisos. Esto ocurre porque una mayor carga en el rodamiento implica que un *peak* de entrada sea más claro (como se explica en la sección anterior). El hecho de que se obtengan mejores resultados a menor velocidad y con mayor tamaño del daño, se debe a la forma en que está planteado el algoritmo. Su funcionamiento se basa en identificar el *peak* más alto (*peak* de impacto) y luego buscar un *peak* anterior que no forme parte de este *peak* de impacto. Por este motivo, cuanto mayor sea el tamaño del daño (o cuanto menor sea la velocidad de giro), mayor será la distancia entre estos *peaks*, lo que significa que es menos probable que el *peak* de entrada forme parte del *peak* de impacto y se considere un componente de ruido.

En resumen, el método DEW propuesto demuestra ser robusto para determinar el tamaño de un daño en señales simuladas. Sin embargo, su aplicabilidad a señales experimentales revela ciertas limitaciones debidas a la naturaleza intrínseca de dichas señales. A pesar de estas limitaciones, los sólidos fundamentos del método sientan una base sólida para su posible aplicación futura en señales experimentales. No obstante, es crucial automatizar la selección de nodos para la aplicación del WPD y garantizar la resolución de las inconsistencias actuales para lograr un rendimiento óptimo en señales experimentales.

4.2 Perspectivas

1. Trabajar con más velocidades y cargas aplicadas para corroborar las observaciones planteadas acerca de los resultados.
2. Aplicar alguna técnica extra al algoritmo o cambiar el paso de la *Wavelet Denoising* que permita eliminar de mejor manera las componentes de ruido, sin arriesgar la pérdida del *peak* de entrada.
3. Corroborar este conjunto de técnicas en presencia de agentes que enmascaren la señal del rodamiento (un engranaje, por ejemplo), para ver el comportamiento que tenga el algoritmo en estos casos.

Bibliografía

- Brigham, E. O. and R. Morrow (1967). "The fast Fourier transform." IEEE spectrum **4**(12): 63-70.
- Caesarendra, W. and T. Tjahjowidodo (2017). "A review of feature extraction methods in vibration-based condition monitoring and its application for degradation trend estimation of low-speed slew bearing." Machines **5**(4): 21.
- Candia, R. and G. Caiozzi (2005). "Intervalos de confianza." Revista médica de Chile **133**(9): 1111-1115.
- Cerrada, M., R.-V. Sánchez, C. Li, F. Pacheco, D. Cabrera, J. V. de Oliveira and R. E. Vásquez (2018). "A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings." Mechanical Systems and Signal Processing **99**: 169-196.
- Crowley, P. M. (2005). "An intuitive guide to wavelets for economists." Bank of Finland Research Discussion Paper(1).
- Cui, L., N. Wu, C. Ma and H. Wang (2016). "Quantitative fault analysis of roller bearings based on a novel matching pursuit method with a new step-impulse dictionary." Mechanical Systems and Signal Processing **68**: 34-43.
- Darlow, M. S., R. H. Badgley and G. Hogg (1974). Application of high-frequency resonance techniques for bearing diagnostics in helicopter gearboxes, Mechanical Technology Inc Latham NY.
- Donoho, D. L. and I. M. Johnstone (1994). "Ideal denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases." Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série I, Mathématique **319**(12): 1317-1322.
- Dowling, M. J. (1993). Application of non-stationary analysis to machinery monitoring. 1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE.
- Epps, I. and H. McCallion (1994). An investigation into the characteristics of vibration excited by discrete faults in rolling element bearings. Annual Conference of the Vibration Association of New Zealand, Christchurch.
- Gaeid, K. S. and H. W. Ping (2011). "Wavelet fault diagnosis and tolerant of induction motor: A review." International journal of physical sciences **6**(3): 358-376.
- Heidary, H., A. Refahi Oskouei, M. Hajikhani, B. Moosaloo and M. Ahmadi Najafabadi (2010). Acoustic emission signal analysis by wavelet method to investigate damage mechanisms during drilling of composite materials. Engineering Systems Design and Analysis.
- Hernández-Montero, F. E. and M. Gutiérrez-García (2010). "Enfoques del análisis de envolvente al procesamiento de vibraciones para el diagnóstico de maquinarias." Ingeniería Mecánica **13**(1): 31-40.
- Ismail, M. A., J. Windelberg, A. Bierig, I. Bravo and A. Arnaiz (2023). "Ball bearing vibration data for detecting and quantifying spall faults." Data in Brief **47**: 109019.

- Johnstone, I. M. and B. W. Silverman (2004). "Needles and straw in haystacks: Empirical Bayes estimates of possibly sparse sequences." The Annals of Statistics **32**(4): 1594-1649.
- Kateris, D., D. Moshou, X.-E. Pantazi, I. Gravalos, N. Sawalhi and S. Loutridis (2014). "A machine learning approach for the condition monitoring of rotating machinery." Journal of Mechanical Science and Technology **28**: 61-71.
- Khanam, S., N. Tandon and J. Dutt (2014). "Fault size estimation in the outer race of ball bearing using discrete wavelet transform of the vibration signal." Procedia Technology **14**: 12-19.
- Kuhnell, B. T. (2004). "Wear in rolling element bearings and gears- How age and contamination affect them." Machinery Lubrication: 62-64.
- Li, B., M.-Y. Chow, Y. Tipsuwan and J. C. Hung (2000). "Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis." IEEE transactions on industrial electronics **47**(5): 1060-1069.
- Luo, G., D. Zhang and D. Baleanu (2012). "Wavelet denoising." Advances in wavelet theory and their applications in engineering, physics and technology **634**: 6-13.
- Malla, C. and I. Panigrahi (2019). "Review of condition monitoring of rolling element bearing using vibration analysis and other techniques." Journal of Vibration Engineering & Technologies **7**: 407-414.
- Mallat, S. (1999). A wavelet tour of signal processing, Elsevier.
- McInerny, S. A. and Y. Dai (2003). "Basic vibration signal processing for bearing fault detection." IEEE Transactions on education **46**(1): 149-156.
- Muñoz, M. (2023). "Evaluación de la factibilidad de determinar características del daño en rodamientos a partir de sus vibraciones."
- Ngui, W. K., M. S. Leong, L. M. Hee and A. M. Abdelrhman (2013). "Wavelet analysis: mother wavelet selection methods." Applied mechanics and materials **393**: 953-958.
- Randall, R. B. and J. Antoni (2011). "Rolling element bearing diagnostics—A tutorial." Mechanical systems and signal processing **25**(2): 485-520.
- Romo Romero, H. A. (2008). "Aplicación de wavelets en el análisis y la extracción de características para la clasificación de señales EMGS."
- Saavedra, P. "Apuntes Mantenimiento Predictivo".
- Sawalhi, N. and R. Randall (2011). "Vibration response of spalled rolling element bearings: Observations, simulations and signal processing techniques to track the spall size." Mechanical systems and signal processing **25**(3): 846-870.
- Seker, S. and E. Ayaz (2003). "Feature extraction related to bearing damage in electric motors by wavelet analysis." Journal of the Franklin Institute **340**(2): 125-134.

Smith, W. A. and R. B. Randall (2015). "Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study." Mechanical systems and signal processing **64**: 100-131.

Soto-Ocampo, C. R., J. M. Mera, J. D. Cano-Moreno and J. L. Garcia-Bernardo (2020). "Low-cost, high-frequency, data acquisition system for condition monitoring of rotating machinery through vibration analysis-case study." Sensors **20**(12): 3493.

Ting, W., Y. Guo-Zheng, Y. Bang-Hua and S. Hong (2008). "EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface." Measurement **41**(6): 618-625.

Torrence, C. and G. P. Compo (1998). "A practical guide to wavelet analysis." Bulletin of the American Meteorological society **79**(1): 61-78.

Weisstein, E. W. (2003). "Convolution." <https://mathworld.wolfram.com/>.

Zhao, S., L. Liang, G. Xu, J. Wang and W. Zhang (2013). "Quantitative diagnosis of a spall-like fault of a rolling element bearing by empirical mode decomposition and the approximate entropy method." Mechanical Systems and Signal Processing **40**(1): 154-177.