

UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA



**Detección prematura de fallas en un sistema de engranajes utilizando la
transformada de Hilbert-Huang**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE
INGENIERO MECÁNICO ELÉCTRICO**

AUTOR

Mario Paul Tafur Diaz

ASESOR

Alejandro Segundo Vera Lazaro

<https://orcid.org/0000-0003-0198-338X>

Chiclayo, 2025

**Detección prematura de fallas en un sistema de engranajes
utilizando la transformada de Hilbert-Huang**

PRESENTADA POR
Mario Paul Tafur Diaz

A la Facultad de Ingeniería de la
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo
para optar el título de

INGENIERO MECÁNICO ELÉCTRICO

APROBADA POR

Rodolfo Arturo Garcia Uchofen

PRESIDENTE

Lucio Antonio Llontop Mendoza

SECRETARIO

Alejandro Segundo Vera Lazaro

VOCAL

Dedicatoria

A Mario Valentín. Te extraño, papá.

Agradecimientos

A mis padres, Mario y Cecilia, por ser un pilar fundamental en mi formación como persona; y a mi hermana, Asiri, por todas las sonrisas que me permitieron —y me siguen permitiendo— seguir adelante. A toda mi familia, por haberme cuidado, aconsejado y guiado.

A mis compañeros de aventuras, quienes hicieron amena la larga travesía que ha significado el estudiar esta carrera.

Al Dr. Ing. Alejandro Vera Lazaro, por su apoyo y orientación durante la concepción y realización del presente trabajo.

Al Ing. Jorge Alberto Villanueva Zapata y al personal del Laboratorio de Automatización y Control por el apoyo brindado.

Wir müssen wissen, wir werden wissen.

David Hilbert

INFORME DE ORIGINALIDAD

18%

INDICE DE SIMILITUD

17%

FUENTES DE INTERNET

7%

PUBLICACIONES

8%

TRABAJOS DEL
ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

Submitted to Universidad Autónoma de
Nuevo León

Trabajo del estudiante

1%

2

ri-ng.uaq.mx

Fuente de Internet

1%

3

hdl.handle.net

Fuente de Internet

1%

4

dspace.unitru.edu.pe

Fuente de Internet

1%

5

tesis.usat.edu.pe

Fuente de Internet

1%

6

dspace.ups.edu.ec

Fuente de Internet

1%

7

Submitted to TecnoCampus

Trabajo del estudiante

<1%

8

www.hindawi.com

Fuente de Internet

<1%

9

Submitted to King's College

Trabajo del estudiante

Índice

Resumen.....	9
Abstract	10
1 Introducción.....	11
1.1 Realidad o problemática	11
1.2 Justificación	15
1.3 Objetivos.....	16
2 Marco teórico	17
2.1 Antecedentes	17
2.2 Bases teóricas	21
3 Materiales y métodos	39
3.1 Metodología.....	39
3.2 Materiales.....	43
4 Resultados	48
4.1 Descripción general	48
4.2 Validación de los resultados.....	48
5 Análisis de resultados.....	49
6 Conclusiones	54
7 Recomendaciones	55
Anexos	60

Lista de figuras

1.1	Tipos de engranajes	11
1.2	Seguimiento de la amplitud máxima de vibración a lo largo del tiempo.....	12
2.1	Nomenclatura de los dientes de engranajes rectos	21
2.2	Desgaste moderado	22
2.3	Raspado leve	22
2.4	Hendiduras severas	23
2.5	Macropicaduras de origen de superficie puntual en piñón de accionamiento helicoidal cementado.....	23
2.6	Grieta en el borde.....	24
2.7	Fractura frágil	25
2.8	Fatiga por flexión de dos dientes helicoidales	25
2.9	Mantenimiento predictivo	26
2.10	Analizador de vibraciones de maquinaria portátil y registrador de datos	27
2.11	Señales estacionarias y no estacionarias.....	28
2.12	Muestreo y cuantificación de una señal analógica.....	29
2.13	Presentación de una señal en el dominio del tiempo y de la frecuencia.....	30
2.14	Transformada de Fourier	31
2.15	El principio de la ventana.....	32
2.16	Espectro de Hilbert de una forma de onda modulada en frecuencia en la forma dada por $x(c_1 - c_2t) \cdot \cos(\omega t + \epsilon \sin(2\omega t))$	34
2.17	Señal de vibración analizada en MATLAB® con descomposición en modo empírico	36
2.18	Las envolventes superior e inferior (verde) de los datos (azul) definidas por los máximos y mínimos locales, respectivamente, y el valor medio de las envolventes superior e inferior en rojo	37
2.19	Diagrama de flujo del EMD.....	38

2.20	Transformada de Hilbert-Huang (HHT)	38
3.1	Puntos de medición para mediciones en ejes giratorios	40
3.2	Metodología de trabajo	40
3.3	Sistema de engranajes.....	43
3.4	Puntos de medición.....	44
3.5	Desplazamiento en eje vertical (y), Prueba preliminar	47
3.6	EMD, Prueba preliminar.....	47
3.7	Espectro de Hilbert, Prueba preliminar	47
5.1	Espectros de Hilbert para el Punto 1 - 1670 rpm.....	49
5.2	Espectro y escalograma para el Punto 1 - 1670 rpm, para los filtros de 10, 600 y 2 500 Hz, respectivamente	50
5.3	Zoom al espectro de Hilbert para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1.....	51
5.4	Energía instantánea para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1	51
5.5	Energía instantánea y espectro de Hilbert para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1, en los primeros 0,883 s	52
A.1	Motor Kaili KL 1227.....	60
A.2	Vista de detalle de sistema de engranajes durante el armado	60
A.3	Analizador de vibraciones SKF Microlog® Analyzer GX.	61
A.4	Medición para la prueba preliminar en el Laboratorio de Automatización y Con- trol, USAT	61
A.5	El autor realizando mediciones en el Laboratorio de Automatización y Control, USAT	62
A.6	Motor conectado al variador Altivar 31 en el Laboratorio de Automatización y Control, USAT	62
B.1	Señales originales en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM	63
B.2	EMD del Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM.....	64
B.3	Espectro de Hilbert en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM.....	67
B.4	Escalograma en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM.....	70

Lista de tablas

1.1	Algunas fallas y defectos típicos que se pueden detectar con el análisis de vibraciones	12
1.2	Nomenclatura de modos de falla en engranajes	13
1.3	Comparación entre análisis de Fourier, Wavelet y HHT	14
2.1	Tipos de señales.....	28
3.1	Variables	41
3.2	Matriz de consistencia	42
4.1	Condiciones a las que se realizaron el registro de datos.....	48
5.1	Resumen promedio de resultados para punto 1 y 2, respectivamente	53

Resumen

Los engranajes son esenciales en muchos sistemas mecánicos de transmisión de potencia debido a su eficiencia y características. Un cambio en las vibraciones asociadas a estas máquinas puede indicar defectos. El análisis de vibraciones ha ganado relevancia, ya que permite la detección temprana de fallas con técnicas poco intrusivas, mejorando el mantenimiento y reduciendo pérdidas económicas. Existen varias técnicas de análisis, pero la más común, la Transformada Rápida de Fourier (FFT), es lineal y estacionaria. La presente investigación tiene como objetivo realizar un análisis para la detección preliminar de fallas en un módulo experimental de sistema de engranajes (constando de un motor de 1 hp, y engranajes helicoidales, cónicos, rectos y planetarios), utilizando la Transformada de Hilbert-Huang (HHT), la cual sí permite hacer análisis no lineal y no estacionario, posibilitando tener resultados con mayor información, a partir de los cuales se identificaron frecuencias críticas instantáneas con altos valores de energía que sugerían la posibilidad de desarrollo de fallas. Se establecieron puntos de medición de acuerdo a la normativa ISO y se empleó el analizador de vibraciones SKF Microlog[®] Analyzer GX en el Laboratorio de Automatización y Control de la USAT. Las señales de vibración a distintas rpm fueron posteriormente trabajadas en MATLAB[®], mediante un script para la HHT y los resultados se validaron con la aplicación *Signal Analyzer* del mismo software. Para el sistema estudiado se encontró que valores cercanos a la frecuencia crítica instantánea promedio de 180 Hz cada 0,41 s a 1670 rpm indican la posibilidad de desarrollo de falla.

Palabras clave: falla, engranajes, análisis de vibraciones, HHT

Abstract

Gears are essential in many mechanical power transmission systems due to their efficiency and characteristics. A change in the vibrations associated with these machines can indicate defects. Vibration analysis has gained relevance, as it allows for early fault detection with minimally intrusive techniques, improving maintenance and reducing economic losses. There are several analysis techniques, but the most common, the Fast Fourier Transform (FFT), is linear and stationary. This research aims to perform an analysis for the preliminary detection of faults in an experimental gear system module (it had a 1 hp motor, and helical, conical, spur and planetary gears), using the Hilbert-Huang Transform (HHT), which does allow for non-linear and non-stationary analysis, enabling results with more information, from which instantaneous critical frequencies with high energy values were identified that suggested the possibility of fault development. Measurement points were established according to ISO standards and the SKF Microlog[®] Analyzer GX vibration analyzer was used in the USAT Automation and Control Laboratory. The vibration signals at different rpm were subsequently worked on in MATLAB[®], using a script for the HHT and the results were validated with the Signal Analyzer application of the same software. For the system studied, it was found that values close to the average instantaneous critical frequency of 180 Hz every 0,41 s at 1670 rpm indicate the possibility of fault development.

Keywords: fault, gears, vibration analysis, HHT

1. Introducción

1.1. Realidad o problemática

1.1.1. Realidad del problema

Un engranaje es una rueda dentada cilíndrica utilizada para transmitir movimiento y potencia entre ejes giratorios [1]. Estos componentes son esenciales en muchos sistemas mecánicos de transmisión de potencia [2], ya que las cajas de engranajes pueden alcanzar una eficiencia de hasta el 99 % en los mejores diseños de alta potencia [3]. Los engranajes se pueden clasificar en varias categorías, incluyendo rectos (transmiten movimiento de un eje a otro paralelo), helicoidales (con dientes inclinados en relación al eje de rotación), cónicos (con dientes formados en superficies cónicas) y sinfín (también conocidos como «gusanos de rueda») [4].

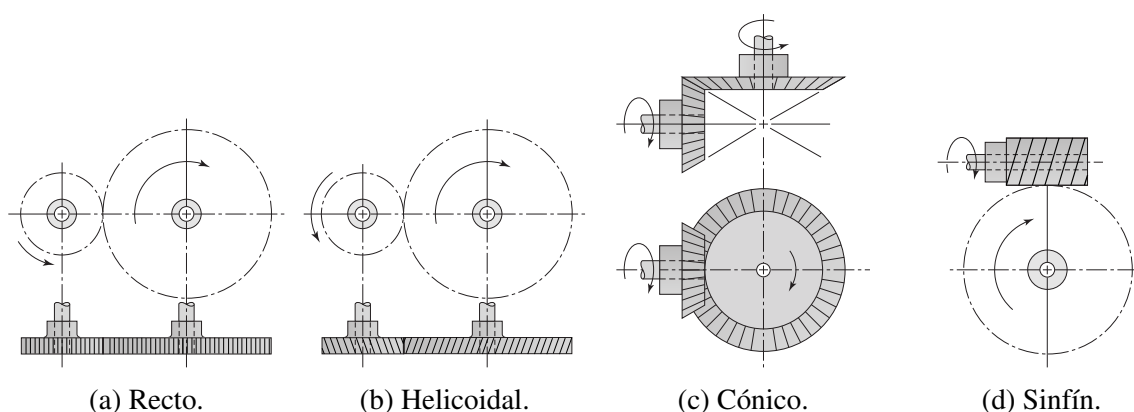


Figura 1.1: Tipos de engranajes

Fuente: Budynas y Nisbett [4]

Las máquinas rotativas vibran debido a su dinámica (alineamiento y equilibrio de las partes rotativas, como los engranajes). Medir la amplitud de la vibración a frecuencias específicas y el seguimiento de los niveles de vibración durante un período prolongado puede proporcionar información sobre el estado de la máquina y sus componentes. El análisis de estas vibraciones se utiliza para evaluar las condiciones de operación y mecánicas de los equipos. Además, puede dar una advertencia temprana de niveles de vibración excesivos y/u otros problemas que puedan estar desarrollándose antes de que se vuelvan demasiado graves y causen interrupciones no programadas o accidentes que pongan en peligro la integridad física de las personas [5], [6]. La Figura 1.2 presenta el uso fundamental del monitoreo de vibraciones en una máquina rotativa

[6], mientras que la Tabla 1.1 señala las fallas y defectos típicos que se pueden detectar mediante el análisis de vibraciones, tanto en engranajes como en otras piezas de la máquina.

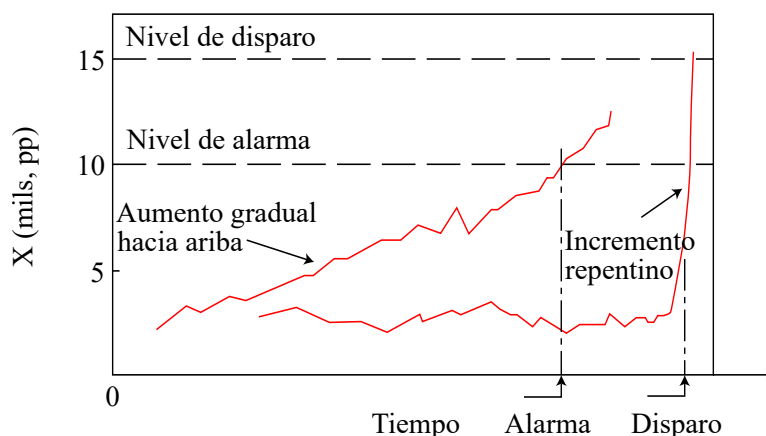


Figura 1.2: Seguimiento de la amplitud máxima de vibración a lo largo del tiempo

Fuente: Adaptado y traducido de Adams [6]

Tabla 1.1: Algunas fallas y defectos típicos que se pueden detectar con el análisis de vibraciones

Ítem	Falla
Engranajes	Dientes defectuosos, desalineación, dientes agrietados engranaje excéntrico
Rotores y ejes	Desequilibrio, eje doblado, desalineación, muñones excéntricos, componentes sueltos, roces, velocidad crítica, pérdida de hoja, eje agrietado resonancia de hoja
Cojinetes de elementos rodantes	Picaduras en la pista y la bola/rodillo, astillado, otros defectos de los elementos rodantes
Acoplamiento flexible	Desalineación, desequilibrio
Máquinas eléctricas	Atracción magnética desequilibrada, barras de rotor rotas/dañadas, variaciones de geometría del entrehierro, fallas estructurales y de cimentación, resonancia estructural, resonancia de tuberías, desprendimiento de vórtices

Fuente: Adaptado y traducido de Aherwar [2]

La Tabla 1.2 muestra la nomenclatura de los modos de falla que existen en los engranajes, según lo detallado por la norma ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020). De acuerdo a la compañía manufacturera de engranajes Premium Transmission Private Limited [7], un 34,4 % de las fallas en estos componentes se da por lubricación inadecuada, 19,6 % debido a contaminación, 17,7 % por errores de transmisión, 6,9 % por sobrecarga y 2,8 % por errores de manufactura.

Tabla 1.2: Nomenclatura de modos de falla en engranajes

Clase	Modo general
Desgaste	Adhesión, abrasión, pulido, corrosión, rozamiento, escalado, descamación de la capa blanca, cavitación, erosión, descarga eléctrica
Raspado	Raspado
Deformación plástica	Deformación plástica
Fatiga hertziana	Macropicaduras, Micropicaduras, fallas iniciadas bajo la superficie, fatiga de la subcaja
Agrietamiento	Grietas de endurecimiento, daños por esmerilado, grietas en el borde y la red, separación de la caja/núcleo, grietas por fatiga
Fractura	Fractura frágil, fractura dúctil, fractura de modo mixto, cizallamiento del diente, fractura después de plástico, deformación
Fatiga por flexión	Fatiga de ciclo bajo, fatiga de ciclo alto

Fuente: Adaptado y traducido de la norma ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

La vibración de una máquina es un movimiento físico, siendo los transductores de vibración los encargados de convertir dicho movimiento en una señal eléctrica, que luego es transmitida a los recolectores o analizadores de datos [6]. Es aquí donde intervienen las distintas técnicas para el procesamiento de señales, las cuales nos permitirán analizar la información. Según Aherwar [2], en el análisis de vibraciones en engranajes se tienen tres enfoques principales, dependiendo del dominio del análisis: dominio del tiempo, de la frecuencia y del tiempo-frecuencia. Los métodos clásicos en el dominio del tiempo incluyen —continuando con lo mencionado por Aherwar [2]— el promedio sincrónico en el tiempo y el análisis estadístico; los métodos en el dominio de la frecuencia incluyen los basados en el análisis espectral, como la densidad espectral de potencia y el análisis Cepstrum, y estadísticas y espectros de orden superior; los métodos de dominio de tiempo-frecuencia se componen de la *Short Time Fourier Transformation* (STFT), Wigner-Ville, distribución de Cohen y análisis de *wavelets* (WA).

Strackeljan y Lahdelma [9] señalan que la técnica clásica para representar señales de tiempo en el dominio de la frecuencia es mediante el cálculo de la *Fast Fourier Transform* (FFT), pero que presenta una desventaja principal: no distingue los efectos variables en el tiempo. Las fallas transitorias o el análisis de efectos no estacionarios requieren otras transformaciones además de la FFT ordinaria. La STFT acorta la ventana de tiempo para cada FFT, mejorando la resolución de tiempo, aunque implicando una menor precisión en el dominio de la frecuencia. En definitiva, «mientras que la FFT no tiene resolución temporal, en STFT la resolución es fija para todo el plano de tiempo-frecuencia» [9]. Otro método clásico es el también antes mencionado WA,

el cual puede proporcionar una alta resolución de frecuencia en bajas frecuencias y mantener una buena localización de tiempo en el extremo de alta frecuencia. Sin embargo, este tipo de análisis sufre de la convolución de funciones de base a priori con la señal original, siendo también difícil elegir el tipo de *wavelet* madre según cada caso [10]. También surge el problema de su naturaleza no adaptativa: una vez que la *wavelet* básica es seleccionada, será utilizada para analizar toda la data. Además, dado a que WA tiene sus bases en Fourier, sufre también de sus defectos en el análisis espectral: solo puede dar una interpretación físicamente significativa a los fenómenos lineales [11]. En general, los métodos de dominio de tiempo y frecuencia son adecuados para señales estacionarias y las técnicas de dominio de tiempo-frecuencia son preferibles para señales no estacionarias [10].

Por otro lado, la *Hilbert-Huang Transform* (HHT) —la cual se encuentra junto a los métodos del dominio de tiempo-frecuencia— supera estos problemas: permite analizar fenómenos no lineales y no estacionarios, adaptándose a la señal cambiante de la vibración. Lo referido se ve resumido en la Tabla 1.3.¹ Sin embargo, ha de mencionarse la desventaja principal de este método, la cual es el error de interpretación de resultados debido a funciones de modo intrínseco (IMF) generadas en la región de baja frecuencia [10].

Tabla 1.3: Comparación entre análisis de Fourier, Wavelet y HHT

	Fourier	Wavelet	HHT
Base	A priori	A priori	A posteriori adaptativa
Frecuencia	Convolución sobre dominio global, incertidumbre	Convolución sobre dominio global, incertidumbre	Diferenciación sobre dominio local, certeza
Presentación	Energía en el espacio de frecuencia	Energía en espacio tiempo-frecuencia	Energía en espacio tiempo-frecuencia
No linealidad	No	No	Sí
No estacionalidad	No	No	Sí
Extracción de características	No	Discreta, no; continua, sí	Sí
Base teórica	Teoría matemática completa	Teoría matemática completa	Empírico

Fuente: Adaptado y traducido de Huang y Wu [12]

¹Las características, ventajas y desventajas de los demás métodos fueron analizados por Mohd y Rahiman [10]. Huang *et al.*, en el artículo original de 1998 [11], realizaron también un análisis de los otros métodos.

1.1.2. Pregunta de investigación

La detección prematura de fallas mediante el análisis de vibraciones puede ser crucial para prevenir paradas inesperadas de maquinaria, pérdidas económicas y posibles accidentes. Por ello, esta investigación se propone utilizar la HHT para lograr esta detección de manera efectiva. Es decir, **¿Será factible detectar prematuramente fallas en sistemas de engranajes utilizando la transformada de Hilbert Huang?**

1.2. Justificación

1.2.1. Tecnológica

La implementación de la HHT como una metodología avanzada de monitorización y detección de fallas en sistemas de engranajes puede mejorar la capacidad de identificar problemas potenciales antes de que se conviertan en fallas mayores, lo cual contribuye a la confiabilidad y operación eficiente de la maquinaria industrial. Además, al utilizar la HHT se pueden mejorar los planes de mantenimiento predictivo, permitiendo realizar intervenciones tempranas y reducir costos de reparación y reemplazo de componentes, aumentando así la disponibilidad y vida útil de los equipos.

1.2.2. Económica

La detección prematura de fallas puede tener un impacto económico positivo al reducir los costos asociados con la reparación o reemplazo de componentes dañados, minimizar el tiempo de inactividad y aumentar la eficiencia y productividad del proceso de producción. Además, la implementación de una metodología rentable de detección de fallas puede ser una alternativa más económica en comparación con otras técnicas más invasivas o costosas.

1.2.3. Ambiental

La prevención de fallas catastróficas en la maquinaria puede contribuir a la reducción de la generación de desechos y la disminución de la contaminación asociada con la producción y operación de la misma, lo cual puede tener un impacto positivo en el medio ambiente.

1.2.4. Social

La implementación de un sistema de detección prematura de fallas puede contribuir a la seguridad y confiabilidad de la maquinaria industrial, lo cual ayuda a prevenir accidentes laborales, protegiendo la salud y seguridad de los trabajadores. Además, una mayor eficiencia y confiabilidad en la operación de la maquinaria puede tener un impacto positivo en la competitividad y sostenibilidad de las empresas, generando empleos y contribuyendo al desarrollo económico y social de la comunidad.

1.3. Objetivos

1.3.1. General

Detectar prematuramente fallas en un sistema de engranajes utilizando la transformada de Hilbert-Huang.

1.3.2. Específicos

- Fabricar el módulo experimental de sistema de engranajes para evaluar las vibraciones generadas.
- Medir las vibraciones del sistema de engranajes, utilizando el analizador de vibraciones SKF Microlog[®] Analyzer GX.
- Analizar las señales de las vibraciones no lineales y transitorias a partir de los datos obtenidos, utilizando la transformada de Hilbert-Huang.
- Identificar frecuencias críticas en los espectros, para identificar la posibilidad de fallas en el sistema de engranajes.

2. Marco teórico

2.1. Antecedentes

1. **Tesis:** Diseño e Implementación de un Sistema de Diagnóstico de Fallas para la Inspección y Detección de Fallas en Componentes de Procesos Industriales utilizando un Robot Móvil y Algoritmos de Inteligencia Artificial

Autor: Alberto Hiroshi Inafuku Yoshida - Pontificia Universidad Católica Del Perú

Año: 2020

País: Perú

Resumen: El objetivo del trabajo era desarrollar un algoritmo de control para un robot móvil que buscara fallas en equipos críticos en una planta industrial. El autor propuso el uso de un robot móvil y técnicas de inteligencia artificial para medir las vibraciones de las máquinas y diagnosticar las fallas. *La transformada de Hilbert-Huang se usó para analizar las vibraciones*, descomponiendo las señales en funciones de modo intrínseco, que son luego procesadas por una Red Neuronal Convolutiva para diagnosticar fallas.

Resultados: El sistema implementado logra una efectividad del 100 % durante el entrenamiento y del 90 % durante la validación. Esto demuestra la capacidad del sistema para clasificar condiciones normales y fallas en rodamientos y desalineamientos.

Conclusiones: El uso de la Transformada de Hilbert-Huang y las Redes Neuronales Convolutivas permite un diagnóstico eficiente y robusto de fallas en componentes industriales, reduciendo la carga computacional y mejorando la precisión del diagnóstico. El sistema propuesto es una solución innovadora para el mantenimiento predictivo en entornos industriales, especialmente en áreas de difícil acceso o peligrosas para el personal.

2. **Tesis:** Análisis de espectros de frecuencia de vibraciones de engranajes en el reductor planetario Flender de la transmisión del molino 3 del área de Extracción de la Agroindustrial Cartavio S.A.A.

Autor: César Antonio Villarreal Núñez - Universidad Nacional de Trujillo

Año: 2020

País: Perú

Resumen: El estudio se enfocó en *definir límites para el monitoreo de vibraciones y en la detección de fallos* en los engranajes de los reductores planetarios Flender PSZF-500E, que se utilizan en los molinos para la extracción de jugo en la agroindustria Cartavio S.A.A. Se utilizaron instrumentos como el analizador de vibraciones SKF Microlog CM-XA 75, el acelerómetro SKF CMSS 2200 y el software SKF @ptitude Analyst. Durante un período de 12 semanas, se recopilaron datos y se emplearon espectros de frecuencia para identificar patrones que correspondieran a defectos en los engranajes, proporcionando así una evaluación cualitativa de su estado. Además, se determinaron el promedio y la desviación estándar de los valores globales para cada filtro.

Resultados: Se detectó desalineamiento y pulsaciones en la primera estación helicoidal, la frecuencia de la fase de montaje de los engranajes en ambas estaciones planetarias, y el juego radial interno de los rodamientos en la segunda estación planetaria.

Conclusiones: Estos defectos eran aún tempranos, por lo que el autor concluyó que el reductor estaba en condición normal.

3. Trabajo de grado: Análisis de vibraciones en rodamientos empleando la Descomposición de Modo Empírico (EMD)

Autores: Farid Velaides Lagares, Diego Torrado Alfonso y Luis Eduardo Laporte Montoya - Unidades Tecnológicas de Santander

Año: 2020

País: Colombia

Resumen: En esta investigación se propuso un método mejorado de *EMD para el análisis de vibraciones* de rodamientos. El método propuesto utiliza una media promedio en lugar de la media local para calcular los componentes IMF.

Resultados: Los resultados del estudio muestran que el método propuesto es capaz de separar con éxito la vibración de cumplimiento y la vibración debida a las irregularidades de la superficie. Además, el método propuesto es más eficiente que los métodos tradicionales, como el análisis discreto de wavelets.

Conclusiones: El método propuesto es una herramienta eficaz para el análisis de vibraciones de rodamientos. El método es capaz de eliminar el ruido de las señales de vibración y extraer la información relevante sobre el estado de la máquina.

4. **Trabajo de grado:** Análisis de fractura en dientes de engranes de transmisiones automotrices mediante vibraciones

Autor: Mariana Zuñiga Uribe - Universidad Autónoma de Querétaro

Año: 2023

País: México

Resumen: La investigación buscaba *analizar las vibraciones de sistemas de transmisión de engranajes automotrices para detectar fallas por fractura y excentricidad*. Empleó la transformada rápida de Fourier para el análisis por ser útil y de las más comúnmente usadas. Tomó mediciones de las vibraciones en varias velocidades y en diferentes ejes para distintas condiciones, empleando una bancada experimental, constituida por una transmisión automotriz manual impulsada por un motor de inducción.

Resultados: A partir del procesamiento de los datos y del análisis de los espectros de frecuencia pudo identificar las frecuencias características de las fallas para fractura y excentricidad. El incremento en el valor RMS de las señales de vibración es un indicador asociado con la aparición de fallas en la transmisión. El incremento en la amplitud en la frecuencia de engranaje sobre espectros de Fourier también está asociado con la aparición de fallas en la transmisión.

Conclusiones: El incremento de los niveles de vibración en la transición este asociado con la severidad del fallo que pudiera estar presente. La fractura parcial de un diente de engrane incrementa la cantidad de vibraciones y afecta la operación de misma transmisión. Las vibraciones generadas por un engrane con excentricidad podrían considerarse críticas e incluso podrían generar daños estructurales en toda la transmisión.

5. **Artículo:** Vibration Condition Monitoring of Spur Gear Using Feature Extraction of EMD and Hilbert–Huang Transform

Autor: A. Krishnakumari, M. Saravanan, M. Ramakrishnan, Sai Manikanta Ponnuri y Reddy Srinadh

Año: 2020

País: India

Resumen: El trabajo utilizó la *transformada de Hilbert-Huang (HHT) para identificar el efecto de la nueva distribución tiempo-frecuencia, que aumenta el rendimiento del diag-*

nóstico de fallas en engranajes. Además, el método que utiliza HHT se comparó con la transformada rápida de Fourier (FFT). Como enfoque novedoso, se calculó la característica estadística llamada energía para todas las funciones de modo intrínseco (IMF) obtenidas de la descomposición de modo empírico (EMD) de la señal que es adecuada para la selección de IMF para aplicar HHT.

Resultados: En este estudio, los autores utilizaron un enfoque novedoso para analizar una señal de vibración no estacionaria de un engranaje mediante el uso de la HHT con cálculos de energía. Los resultados mostraron que la HHT es más eficaz que la FFT para identificar fallas en los engranajes.

Conclusiones: Los autores concluyen que su método es un enfoque eficaz para el diagnóstico de fallas de engranajes. Este método también puede ser utilizado para el diagnóstico de fallas de otros dispositivos giratorios y rodamientos.

6. **Artículo:** Characterization of gear faults in variable rotating speed using Hilbert-Huang Transform and instantaneous dimensionless frequency normalization

Autor: T.Y. Wu, J.C. Chen, C.C. Wang

Año: 2012

País: Taiwán

Resumen: El objetivo de este estudio fue evaluar la viabilidad de utilizar la normalización de frecuencia instantánea adimensional (DLF) y la *transformada de Hilbert-Huang (HHT)* para caracterizar las fallas de engranajes en caso de velocidad de rotación variable.

Resultados: Los resultados del estudio demuestran que la normalización DLF puede eliminar el efecto de la velocidad de rotación del eje, lo que permite caracterizar las fallas de engranajes en un sistema de transmisión de engranajes con velocidad de rotación variable.

Los resultados también muestran que la distribución de energía DLF de las señales de vibración de los engranajes defectuosos presenta características distintivas en las frecuencias de engrane y rotación del eje.

Conclusiones: El enfoque propuesto es viable y eficaz para caracterizar las fallas de engranajes en caso de velocidad de rotación variable.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Engranajes

Como ya se había mencionado, son ruedas dentadas cilíndricas que son utilizadas para transmitir movimiento y potencia desde un eje giratorio hasta otro [4]. En la introducción (capítulo 1) se mencionó la clasificación de los engranajes: rectos, helicoidales, cónicos y sinfín (véase Figura 1.1). La nomenclatura general para los engranajes es:

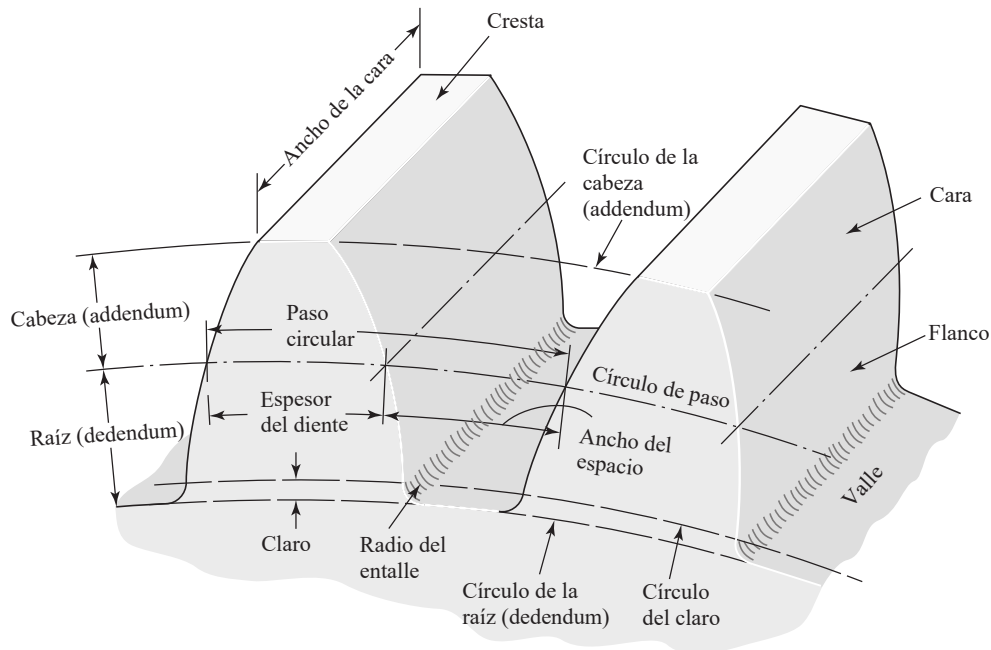


Figura 2.1: Nomenclatura de los dientes de engranajes rectos

Fuente: Budynas y Nisbett [4]

2.2.2. Fallas en engranajes

En la Tabla 1.2 se presentó la nomenclatura de modos de falla en engranajes, según lo expuesto en la norma ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]. A continuación, se detallan estos modos, siguiendo con lo establecido en esta norma.

Desgaste

Alteración en la superficie de un diente del engranaje causada por una acción mecánica, química o eléctrica que provoca la eliminación o traslado de material. Según su grado, se clasifica en leve, moderado o severo, siendo en ciertas aplicaciones inaceptable cualquier tipo de desgaste, mientras que en otras el desgaste leve se considera normal [8].

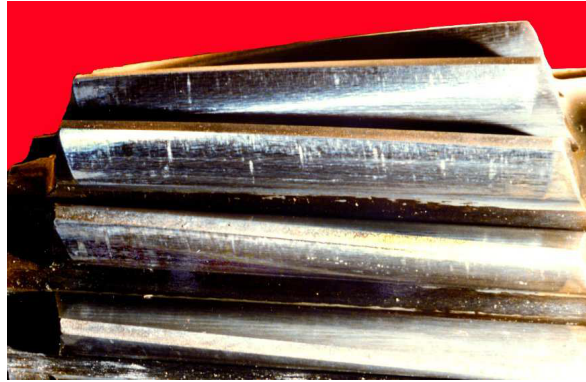


Figura 2.2: Desgaste moderado

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Las clases para este modo son —como se detalló en la Tabla 1.2—: adhesión, abrasión, pulido, corrosión, rozamiento, escalado, descamación de la capa blanca, cavitación, erosión, descarga eléctrica.

Raspado

Este término se refiere a la transferencia severa de metal entre superficies dentadas debido a la soldadura y desgarro, causando daño en el *addendum*, *dedendum* o ambos (véase Figura 2.1). Las áreas rayadas tienen una textura áspera y pueden ser localizadas o en bandas estrechas o anchas. El daño se puede clasificar como leve, moderado o severo según su gravedad [8].

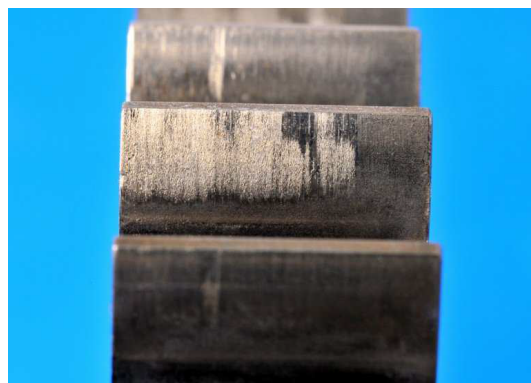


Figura 2.3: Raspado leve

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Deformación plástica

Deformación permanente que se da cuando la tensión excede el límite elástico del material. Puede presentarse en la superficie o subsuperficie de los flancos activos de los dientes del en-

granaje debido a la alta tensión hertziana (véase Sección siguiente), o en los filetes de raíz de los dientes del engranaje debido a la alta tensión de flexión [8].

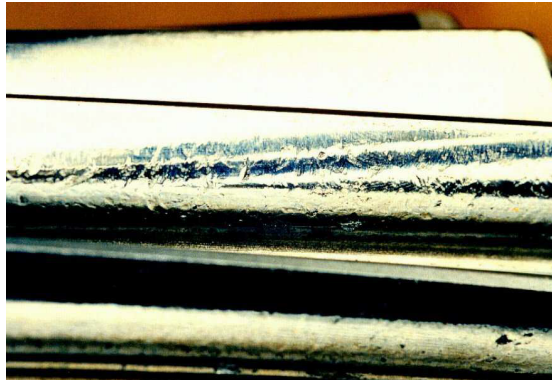


Figura 2.4: Hendiduras severas

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Fatiga hertziana

Las tensiones hertzianas —tensiones localizadas que se desarrollan cuando dos superficies curvas entran en contacto y se deforman ligeramente bajo las cargas impuestas [13].— repetidas pueden causar grietas por fatiga en la superficie del diente o debajo de esta y el desprendimiento de fragmentos de material de la misma [8].



Figura 2.5: Macropicaduras de origen de superficie puntual en piñón de accionamiento helicoidal cementado

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Clases: Macropicadura, micropicadura, fallas iniciadas bajo la superficie, fatiga de la subcaja.

Agrietamiento

Aparte de las grietas en los filetes de la raíz del diente del engranaje causadas por la fatiga por flexión, pueden ocurrir grietas en otras partes del engranaje debido a la tensión mecánica, la tensión térmica, los defectos del material o un procesamiento inadecuado [8].

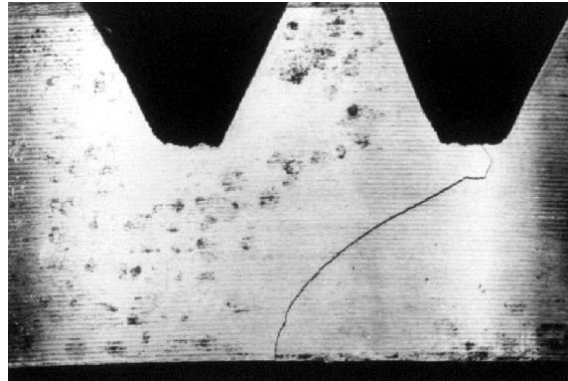


Figura 2.6: Grieta en el borde

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Clases: Grietas de endurecimiento, daños por esmerilado, grietas en el borde y la red, separación de la caja/núcleo, grietas por fatiga.

Fractura

Si un diente de engranaje está sobrecargado, bien por mal diseño o por carga local demasiado alta, puede fallar por deformación plástica o fractura. Si se produce la fractura, la falla puede ser: fractura dúctil, antecedida por una deformación plástica apreciable; frágil, con escasa deformación plástica previa; de modo mixto [8].

Si un diente de engranaje se somete a una carga excesiva, ya sea debido a un diseño inadecuado o a una carga local demasiado alta, puede fallar debido a una deformación plástica o una fractura. En caso de fractura, el fallo puede ser de tres tipos: dúctil, que es precedida por una deformación plástica significativa; frágil, que ocurre con poca deformación plástica previa; o mixto, que es una combinación de los dos anteriores [8].

Las fracturas de dientes de engranajes sin agrietamiento previo por fatiga son infrecuentes, pero pueden resultar de cargas de choque. Las cargas de choque pueden ser generadas por un equipo impulsor o accionado. También pueden ocurrir cuando objetos extraños ingresan en el engrane, o cuando los dientes del engrane se desalinean repentinamente y se atascan o funcionan en engrane apretado después de la falla de un cojinete o un eje [8].

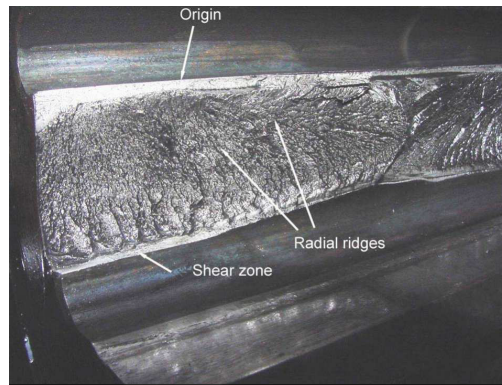


Figura 2.7: Fractura frágil

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

Clases: Fractura frágil, dúctil, de modo mixto; cizallamiento del diente; fractura después de plástico; y deformación.

Fatiga por flexión

La fatiga se refiere a la falla por un esfuerzo que se repitió un gran número de veces [4]. Es una falla progresiva que consta de tres etapas distintas [8]:

- Etapa 1, Iniciación de grietas (la deformación plástica ocurre a concentraciones de tensión que conducen a grietas microscópicas);
- Etapa 2, Propagación de grietas (las grietas crecen perpendiculares al esfuerzo máximo de tracción);
- Etapa 3, Fractura (cuando una grieta crece lo suficiente, provoca una fractura repentina).



Figura 2.8: Fatiga por flexión de dos dientes helicoidales

Fuente: ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020) [8]

La mayor parte de la vida de fatiga se da en las etapas 1 y 2 hasta que las grietas crecen hasta un tamaño crítico donde se produce una fractura repentina en la etapa 3. La fractura puede ser dúctil, frágil o de modo mixto según la tenacidad del material y la magnitud de la carga aplicada [8].

Clases: Fatiga de ciclo bajo y alto.

2.2.3. Detección prematura de fallas

Al hablar de la detección prematura de fallas básicamente se hace referencia a la aplicación del mantenimiento predictivo (*predictive maintenance*, en inglés), el cual se basa en la supervisión y el diagnóstico en tiempo real de los componentes de un sistema, los procesos y las cadenas de producción. La estrategia principal es tomar medidas cuando los artículos o piezas muestran ciertos comportamientos que generalmente resultan en fallas de la máquina, rendimiento degradado o una tendencia a la baja en la calidad del producto [14].

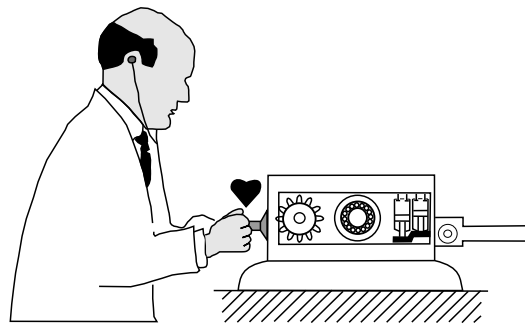


Figura 2.9: Mantenimiento predictivo

Fuente: Girdhar [5]

Entre algunas de las técnicas usadas en el mantenimiento predictivo tenemos: inspección visual, inspección radiográfica, ultrasonidos, análisis de lubricantes, termografías, impulsos de choque, etc. Cada técnica tiene una aplicación distinta en las diferentes máquinas y varían en los tipos de falla que pueden ser detectados.

2.2.4. Vibraciones mecánicas

Las vibraciones en sistemas mecánicos implican un intercambio periódico de energía potencial y cinética. Todos los sistemas vibrantes tienen masa y rigidez, donde la masa relaciona fuerza y aceleración, y la rigidez relaciona fuerza y desplazamiento. Todos los sistemas también poseen amortiguamiento que disipa la energía cinética y potencial a través de la fricción entre

elementos móviles, el flujo de fluido, entre otros, convirtiendo la energía en calor. Durante las vibraciones, la energía se transforma periódicamente hasta que se pierde por completo [15].

2.2.5. Uso de las vibraciones mecánicas en el mantenimiento predictivo

Como se había mencionado en la introducción, las máquinas poseen vibraciones asociadas a su comportamiento dinámico [6]. Como también se mencionó, el análisis de estas vibraciones es utilizado como técnica para la aplicación del mantenimiento predictivo, pudiéndose aplicar en dos sentidos: detección —determinar la operación y condición mecánica del equipo— y diagnóstico —determinar si existe un problema— [5]. Un sistema de análisis de vibraciones generalmente consta de cuatro partes básicas [5]:

1. Capturador(es) de señal, también llamado transductor.
2. Un analizador de señales.
3. Software de análisis.
4. Una computadora para análisis y almacenamiento de datos.

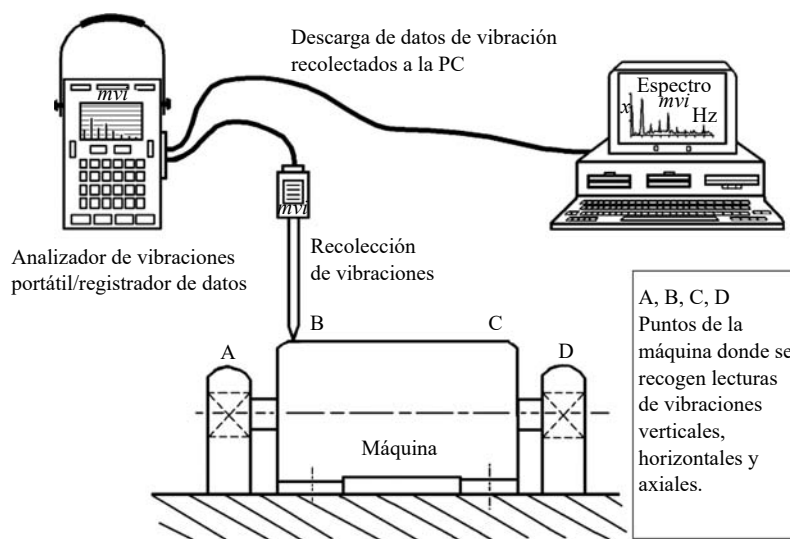


Figura 2.10: Analizador de vibraciones de maquinaria portátil y registrator de datos

Fuente: Adaptado y traducido de Adams [6]

Se puede configurar estas partes fundamentales para construir diferentes sistemas, tales como un sistema continuo en línea, un sistema de análisis periódico utilizando equipos transportables o un sistema multiplexado que toma muestras de una serie de transductores en momentos predefinidos [5]. Entonces, los datos recogidos de las vibraciones son convertidos a señales que son posteriormente analizadas. Esto se expone en la sección siguiente.

2.2.6. Teoría de la digitalización de señales analógicas

La señal $x(t)$ es una función real o compleja de tiempo continuo t . La otra definición apunta al hecho de que la señal contiene información que se transmite desde la fuente al receptor. Uno de los tipos de señales, llamado ruido blanco, no contiene formalmente ninguna información. Esta es una señal totalmente aleatoria y las muestras presentes no dependen de ninguna manera de las muestras anteriores. Las señales describen el ruido y la vibración como procesos temporales y tienen características comunes [16].

Los tipos básicos de señales son deterministas y aleatorias (estocásticas). Véase la Tabla 2.1 para la subdivisión. Las señales en la práctica son una mezcla de componentes deterministas y aleatorios. Las primeras se definen como una función del tiempo, mientras que las segundas se pueden definir en términos de propiedades estadísticas. Las señales deterministas se pueden predecir, mientras que las aleatorias, que tienen valores instantáneos, no son predecibles [16].

Tabla 2.1: Tipos de señales.

	Determinista		Aleatoria (estocástica)			
	Periódica	No periódica	Estacionaria		No estacionaria	
Sinusoidal	Periódica compleja	Casi periódica	Transitoria	Ergódica	No ergódica	Clasificación especial

Fuente: Traducido de Tũma [16]

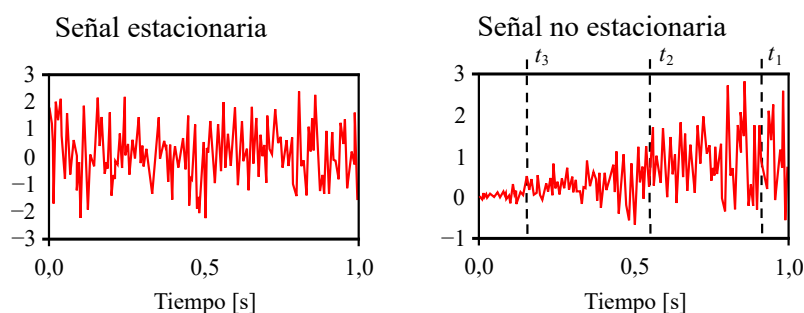


Figura 2.11: Señales estacionarias y no estacionarias

Fuente: Traducido de Tũma [16]

El proceso de conversión de una señal analógica (las vibraciones) en una señal digital se denomina digitalización. La señal digital es una función de tiempo discreto o una secuencia de muestra [16]. Hay dos problemas en la digitalización:

- **Muestreo (sampleo):** El muestreo de una señal de tiempo continua analógica $x(t)$ produce

una secuencia de muestras en tiempo discreto $t_n = nT_S$, donde T_S es un intervalo de muestreo y n es un número entero. El muestreo en instantes de tiempo equiespaciados sigue siendo la técnica más utilizada. La secuencia de muestras se puede indicar como una variable indexada x_n o como una función $x(nT_S)$ o simplemente $x(n)$ de este índice n [16].

- **Cuantificación:** Es una parte de la conversión de analógico a digital (AD) que da como resultado el valor de salida redondeado del valor de entrada real de la señal en tiempo discreto. La consecuencia del redondeo es la presencia de ruido de cuantización adicional en las señales [16].

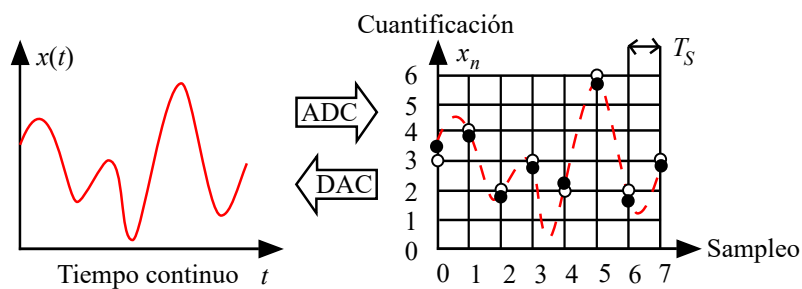


Figura 2.12: Muestreo y cuantificación de una señal analógica.

Fuente: Adaptado y traducido de Tuma [16]

2.2.7. Análisis de señales basado en la transformada de Fourier (FT)

Los registros en el tiempo son el resultado principal de medir cantidades físicas que oscilan aleatoriamente en el tiempo, como el sonido y las vibraciones. Al inspeccionar estos registros (Figura 1.2), se puede determinar si los sensores miden con precisión, si el registro es estacionario y si hay niveles altos de ruido de fondo. En general, el análisis del historial temporal de las señales de vibración que varían lentamente no proporciona información significativa, excepto para la vibración sinusoidal. Si el historial temporal parece aleatorio o caótico, entonces el análisis debe centrarse en el dominio de la frecuencia, utilizando la transformada de Fourier (FT) [16].

Las ventajas de calcular el espectro de frecuencias en comparación con la historia temporal de una señal se muestran en la Figura 2.13. La historia temporal de la señal en el panel izquierdo parece ser, en parte, aleatoria, con cierta regularidad en la repetición de las partes de la forma de onda. El espectro de frecuencia (*Autospectrum*) en el panel derecho de la figura brinda información sobre la frecuencia y amplitud de cuatro componentes sinusoidales de la señal de

tiempo en el panel izquierdo. La frecuencia permite revelar el origen de los componentes de la señal [16].

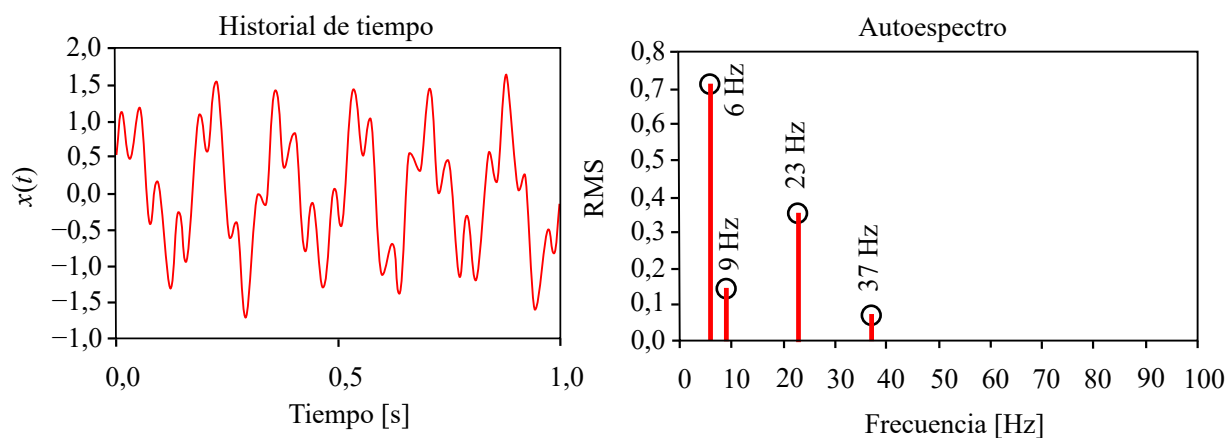


Figura 2.13: Presentación de una señal en el dominio del tiempo y de la frecuencia

Fuente: Adaptado y traducido de Tuma [16]

La herramienta clásica que convierte las señales del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia es la FT, la cual descompone a la señal en senos y cosenos, mostrando sus amplitudes.

Sea $x(t)$ una función compleja del tiempo en un intervalo infinito $t \in (-\infty, +\infty)$, entonces la FT y la FT inversa son, respectivamente:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad (2.1)$$

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega)e^{-j\omega t} d\omega \quad (2.2)$$

Para el caso de una función discreta —en este contexto viene a representar la función que se obtiene directamente de los datos registrados, pues la toma de estos se da en intervalos finitos, resultando en una función no continua— se utiliza la FT discreta y la DFT inversa, respectivamente:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi nk/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.3)$$

$$x_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X_n e^{-j2\pi nk/N}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.4)$$

La DFT de N entradas reales o complejas de muestras producen N valores de salida que son complejos.

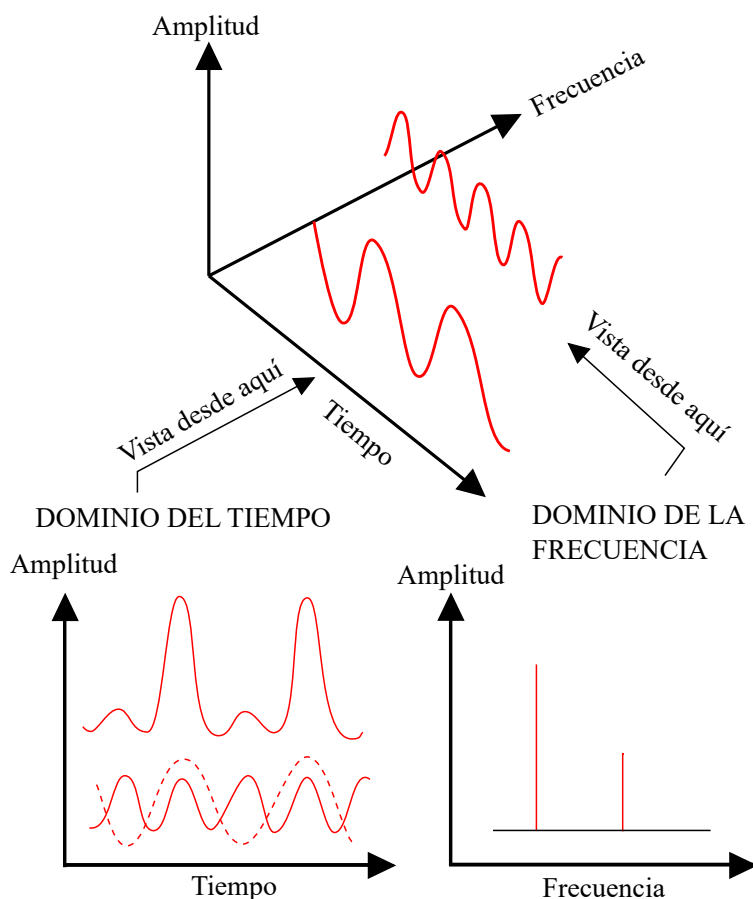


Figura 2.14: Transformada de Fourier

Fuente: Adaptado y traducido de Girdhar [5]

2.2.8. Transformada rápida de Fourier (FFT)

El uso de la DFT requiere de gran poder computacional, pues para un determinado N se requieren de N^2 multiplicaciones y sumas. Es en este contexto que aparece la FFT, la cual es un algoritmo que sirve para calcular FT reduciendo el coste computacional [16].

La FFT asume que el número de muestras en una secuencia se puede transformar a una potencia de dos $N = 2^m$. Cada etapa de la FFT se divide en dos algoritmos aplicados a la mitad del número de puntos. El efecto de la división de los cálculos en dos partes para cada mitad del número de muestras es la mitad del número de los cálculos matemáticos mencionados en total. Así, la FFT requiere solo $Nm = N \log_2 N$ multiplicaciones y sumas complejas. Se dice que el algoritmo se realiza en un tiempo $N \log_2 N$. Por ejemplo, si $N = 1024 (= 2^{10})$, entonces la DFT necesita más de un millón de operaciones matemáticas, mientras que la FFT sólo requiere de 10 240 [16].

2.2.9. La ventana

Luego de que la señal se digitalizó, el siguiente paso en el proceso —antes de aplicársele la FFT— es utilizar la ventana (*windowing*, en inglés). Una «ventana» se debe aplicar a los datos para minimizar los efectos de la «fuga» de la señal. El *windowing* es el equivalente a multiplicar la señal por una función ventana de un mismo tamaño [5].

Cuando se captura una señal analógica, se muestrea con intervalos de tiempo fijos. El muestreo de intervalos de tiempo fijos puede hacer que la forma de onda real se trunque al principio y al final. Los resultados obtenidos pueden variar con la ubicación de la muestra con respecto al período de la forma de onda. Esto da como resultado discontinuidades en la forma de onda continua. La creación de ventanas llena las discontinuidades en los datos obligando a los datos muestreados a cero al principio y al final del período de muestreo [5].

La Figura 2.15 muestra los efectos de las ventanas. Las ventanas se pueden considerar como una forma de completar las discontinuidades en los datos forzando a los datos muestreados a cero al principio y al final del período de muestreo (o ventana de tiempo), lo que hace que el período muestreado parezca continuo. Cuando la señal no tiene ventana y es discontinua, se produce un «error de fuga» cuando se aplica el algoritmo FFT [5].

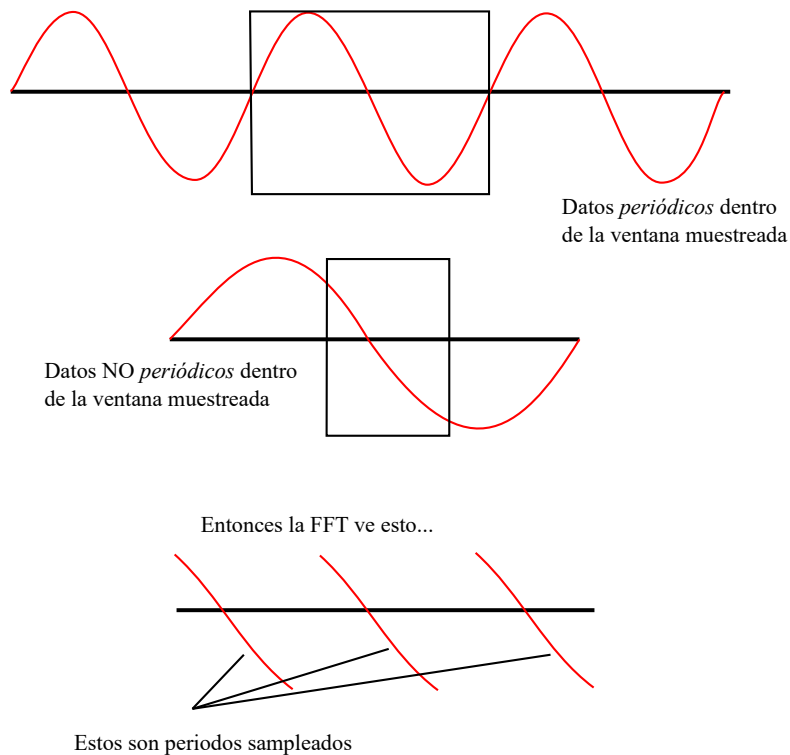


Figura 2.15: El principio de la ventana

Fuente: Adaptado y traducido de Girdhar [5]

2.2.10. Transformada de Hilbert-Huang (HHT)

El desarrollo de la HHT fue motivado por la necesidad de describir en detalle ondas distorsionadas no lineales, junto con las variaciones de estas señales que ocurren naturalmente en procesos no estacionarios. Como es bien sabido, los procesos físicos naturales son en su mayoría no lineales y no estacionarios, pero los métodos de análisis de datos —discutidos brevemente en la introducción— brindan opciones muy limitadas para examinar los datos de dichos procesos [17]. La HHT consta de la descomposición de modo empírico y el análisis espectral de Hilbert.

Análisis espectral de Hilbert (HSA)

Una forma de expresar la no estacionariedad es encontrar la frecuencia instantánea¹ y la amplitud instantánea. Por esta razón se emplea este análisis espectral en la HHT. La notación utilizada a continuación sigue lo establecido en Huang y Wu [12] y Huang y Shen [17]:

Para cualquier función $x(t)$ de clase L^p , su transformada de Hilbert $\mathcal{H}[x(t)]$ es,

$$\mathcal{H}[x(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.5)$$

donde P es el valor principal de Cauchy de la integral singular —se trata de un método para asignar valores a ciertas integrales impropias que de otra manera quedarían indefinidas [19]—. Con la transformada de Hilbert $\mathcal{H}[x(t)]$ de la función $x(t)$, se obtiene la función analítica,

$$z(t) = x(t) + i\mathcal{H}[x(t)] = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (2.6)$$

donde i es la unidad imaginaria. Además,

$$a(t) = (x^2(t) + \mathcal{H}[x(t)]^2)^{1/2} \quad (2.7)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{\mathcal{H}[x(t)]}{x(t)} \right) \quad (2.8)$$

Aquí a es la amplitud instantánea, y θ es la función de fase instantánea. La función de frecuencia

¹En el contexto del análisis de señales en tiempo-frecuencia es interpretada como la evolución temporal de frecuencia en la señal. También como una medida de la tendencia central de la frecuencia en el espectro de frecuencias [18].

es simplemente

$$\omega(t) = \frac{d\theta}{dt} \quad (2.9)$$

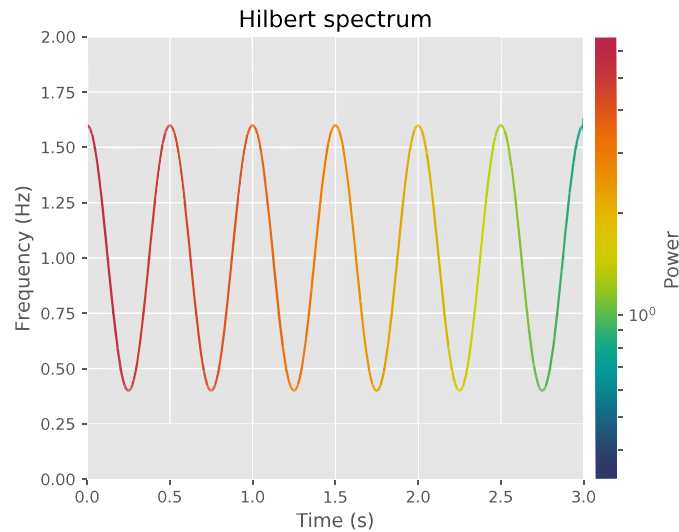


Figura 2.16: Espectro de Hilbert de una forma de onda modulada en frecuencia en la forma dada por $x(c_1 - c_2t) \cdot \cos(\omega t + \epsilon \sin(2\omega t))$

Fuente: Kulia91, Wikimedia

Esencialmente, $\mathcal{H}[x(t)]$ define la transformada de Hilbert como la convolución —recordando que una convolución es una integral que expresa la cantidad de superposición de una función g cuando se desplaza sobre otra función f , es decir, cómo la forma de una es modificada por la otra [20]— de $x(t)$ con $1/t$; por lo tanto, enfatiza las propiedades locales de $x(t)$. En $z(t)$, la expresión de coordenadas polares aclara aún más la naturaleza local de esta representación: es el mejor ajuste local de una función trigonométrica variable en amplitud y fase a $x(t)$ [17]. Tiene la propiedad de preservar la naturaleza compleja de la información procesada que se pierde al aplicar la FT y luego la FT inversa [21].

Para el caso de la transformada de Hilbert discreta se siguen los pasos [22]:

1. Se aplica la FT a la señal con valores reales.
2. Los coeficientes de Fourier de las frecuencias negativas se hacen cero, de manera que no se cancele la parte imaginaria relacionada a las frecuencias positivas durante la FT inversa.
3. Se duplica la amplitud relacionada con las frecuencias positivas para la conservar de la energía.
4. Se aplica la FT inversa para obtener la señal analítica compleja

Descomposición de modo empírico (EMD)

Es una técnica de resolución múltiple adaptable a datos para descomponer una señal en componentes físicamente significativos. La EMD se puede utilizar para analizar señales no lineales y no estacionarias separándolas en componentes a diferentes resoluciones [23].

La descomposición —«separar la señal en sus componentes para obtener nueva información de sus características inherentes» [21]— tiene implícitamente la suposición simple de que, en un momento dado, los datos pueden tener muchos modos oscilatorios simples coexistentes de frecuencias significativamente diferentes, uno superpuesto al otro. Cada componente se define como una función de modo intrínseco (IMF) que satisface las condiciones: (1) En todo el conjunto de datos, el número de extremos y el número de cruces por cero deben ser iguales o diferir en uno como máximo. (2) En cualquier punto de datos, el valor medio de la envolvente definida utilizando los máximos locales y la envolvente definida utilizando los mínimos locales es cero [12].

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (2.10)$$

La Figura 2.17 muestra la descomposición de una señal dada utilizando este método. El primer modo (IMF) muestra las frecuencias más altas —fluctúa muy rápido en un periodo corto de tiempo—. Las siguientes IMFs muestran las subsiguientes frecuencias. Si se usara datos espaciales, se tendría información de escalas más chicas a más grandes. La suma de todas las IMFs, como sucede con la FT, resulta en la función original [24].

De manera resumida, el método consiste en los siguientes pasos (Figura 2.19) [25]:

1. Encontrar los extremos locales de la señal (máximos y mínimos).
2. Se hace encajar una envolvente en los puntos máximos y mínimos, denominándosele las envolventes superior e inferior respectivamente. Por lo general esto se realiza utilizando funciones *spline* cúbicas (Figura 2.18).
3. Luego se determina el promedio de ambas envolventes.
4. Finalmente se obtiene el residuo, restando la envolvente promedio de la señal original.
5. El residuo resultante puede ser la primera IMF. Para comprobarlo se utiliza un criterio de parada. En su versión original, el criterio de parada es esencialmente una desviación estándar que considera la diferencia al cuadrado entre la señal original $x(t)$ y el residuo recién obtenido normalizado por la señal al cuadrado $x(t)$. Los valores se suman en todos

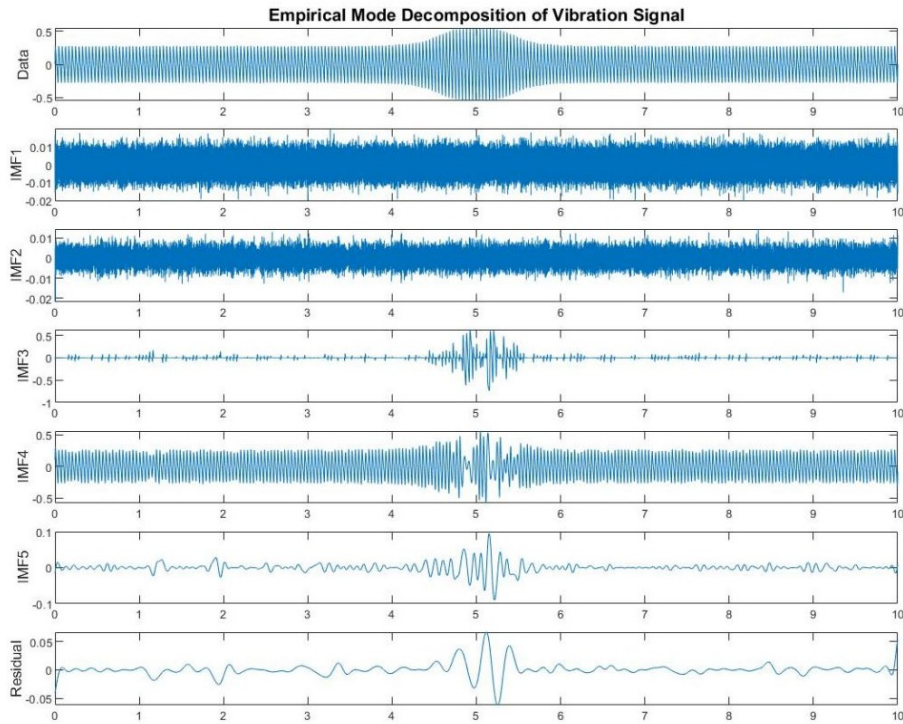


Figura 2.17: Señal de vibración analizada en MATLAB® con descomposición en modo empírico

Fuente: MathWorks [23]

los pasos de tiempo t y el resultado único resultante se compara con un valor umbral.

Si el criterio no se satisface, se realiza nuevamente la serie de pasos utilizando como entrada el residuo. Si el criterio se satisface, este residuo será la primera IMF y se repite el mismo proceso para encontrar el resto de las IMFs.

Luego de aplicar la HT a cada IMF, los datos originales pueden ser expresados como la parte real \Re en la forma [17]:

$$x(t) = \Re \left\{ \sum_{j=1}^n a_j(t) \exp \left[i \int \omega_j(t) dt \right] \right\} \quad (2.11)$$

En síntesis (Figura 2.20), la HHT realiza, en primer lugar, un EMD, de manera que la HT es posteriormente aplicada individualmente a las IMFs resultantes. El espectro de Hilbert se obtiene sumando todos los espectros individuales [25].

Algoritmo de MATLAB®

Según la documentación [26], el algoritmo que sigue MATLAB® es (véase la Sección 3.2.3):

1. emd descompone el conjunto de datos x en un número finito j de IMFs.

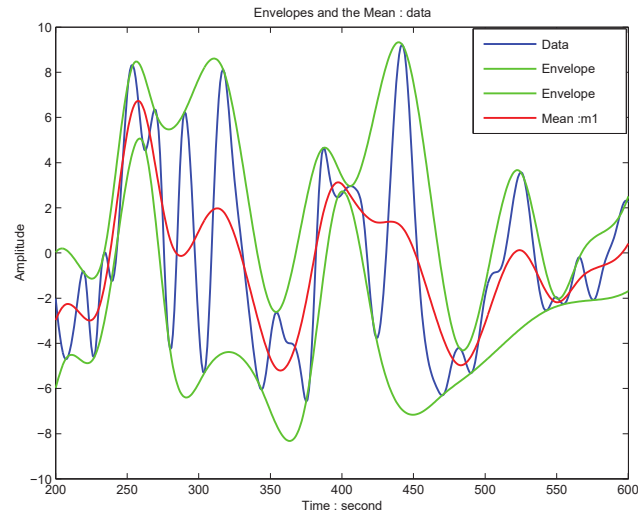


Figura 2.18: Las envolventes superior e inferior (verde) de los datos (azul) definidas por los máximos y mínimos locales, respectivamente, y el valor medio de las envolventes superior e inferior en rojo

Fuente: Huang y Shen [17]

2. Para cada IMF, c_j , la función `hht`:

- a) Utiliza `hilbert` para calcular la señal analítica, $z_j(t) = c_j(t) + i\mathcal{H}[c_j]$, donde $\mathcal{H}[c_j]$ es la transformada de Hilbert de c_j .
- b) Expresa z_j como $z_j(t) = a_j(t)e^{i\theta_j(t)}$, donde a_j es la amplitud instantánea y $\theta_j(t)$ es la fase instantánea.
- c) Computa la energía instantánea, $[a_j(t)]^2$, y la frecuencia instantánea, $\omega_j(t) \equiv d\theta_j(t)/dt$. Si se le da una frecuencia de muestreo, `hht` convierte $\omega_j(t)$ a una frecuencia en Hz.
- d) Genera la energía instantánea en `imfinse` y la frecuencia instantánea en `imfinsf`.
- e) Cuando se llama sin argumentos de salida, `hht` plotea la energía de la señal en función del tiempo y la frecuencia, con un color proporcional a la amplitud.

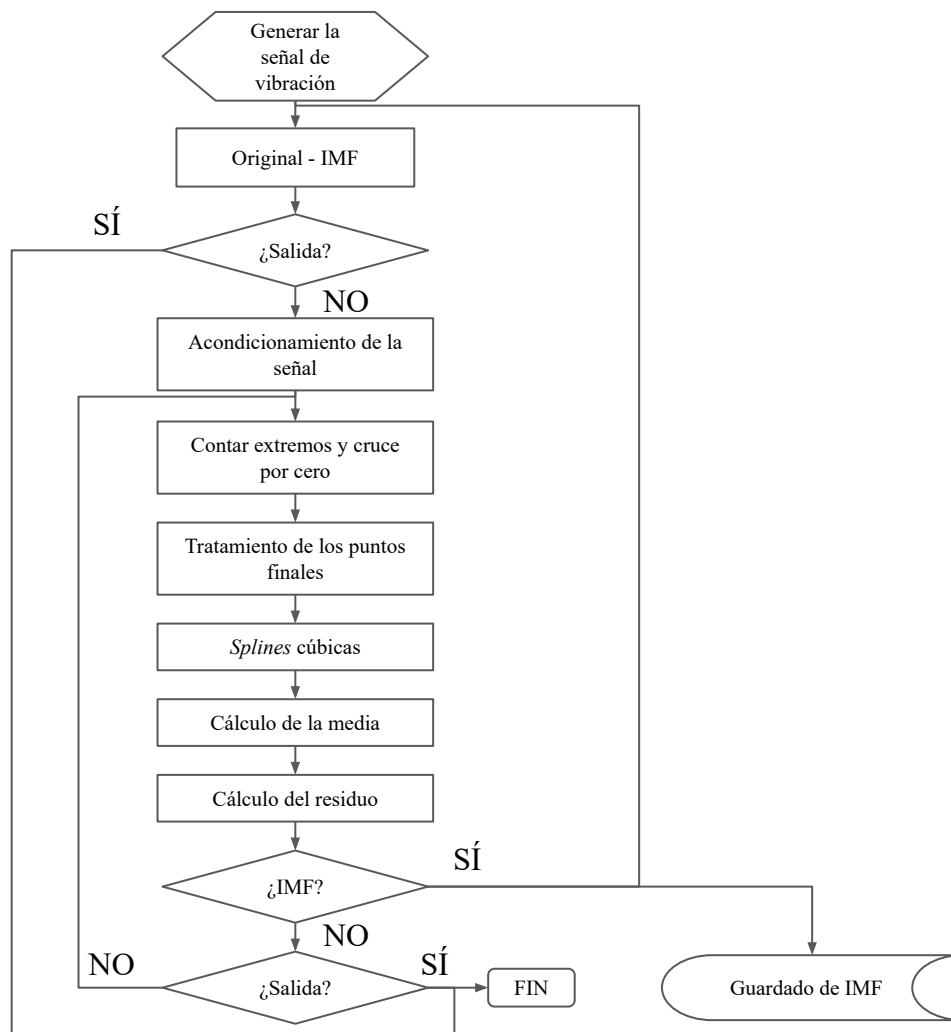


Figura 2.19: Diagrama de flujo del EMD

Fuente: Adaptado y traducido de Kyong *et al.* [25]

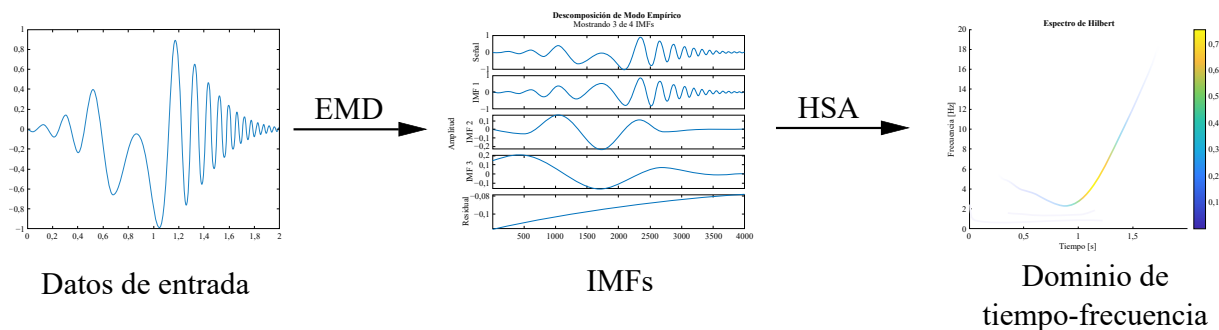


Figura 2.20: Transformada de Hilbert-Huang (HHT)

Fuente: Adaptado y traducido de Waskito *et al.* [24] y MathWorks [26]

3. Materiales y métodos

3.1. Metodología

3.1.1. Diseño de la investigación

Experimental, con utilización del software MATLAB®.

3.1.2. Técnica

Recolección de datos. Medición directa en el módulo utilizando el analizador de vibraciones SKF Microlog® Analyzer GX (véase Sección 3.2). Según la norma ISO 20816-1:2016(E) [27] se pueden utilizar las siguientes cantidades de medición como parámetros:

- desplazamiento de vibración, medido en micrómetros [μm];
- velocidad de vibración, medida en milímetros por segundo [mm/s];
- aceleración de la vibración, medida en metros por segundo cuadrado [m/s^2].

Para la presente se escogió la aceleración como parámetro de trabajo, siguiendo los lineamientos de autores como: Wu, Chen y Wang [28]; Li, Zheng, y Tang [29]; y Yu, Yang y Cheng [30]. De acuerdo con la misma norma [27] se recomienda el posicionamiento de los transductores en la posición que muestra la Figura 3.1.

La Figura 3.2 resume el flujo de trabajo seguido en el presente trabajo. Las señales de vibración medidas pasan por un filtro para su adecuación —en el mismo analizador—, para posteriormente aplicársele el EMD y obtener las IMFs, las cuales posteriormente servirán para producir el espectro de Hilbert (véase como referencia la Figura 2.20). A partir del análisis de este espectro y la identificación de las frecuencias críticas instantáneas (como en Yu, Yang y Cheng [30]) se podrá detectar las fallas prematuras.

Los espectros de Hilbert obtenidos son validados mediante el uso de la aplicación *Signal Analyzer* de MATLAB®, la cual muestra tanto el espectro como el escalograma (véase Anexo B.4) de las señales, los cuales deben mostrar resultados congruentes entre sí (aproximadamente las mismas frecuencias).

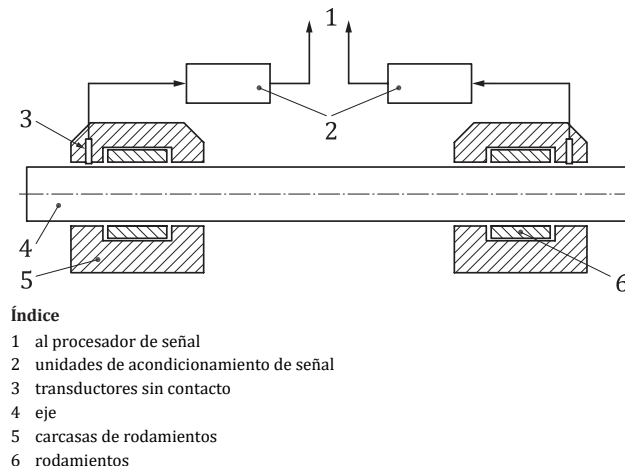


Figura 3.1: Puntos de medición para mediciones en ejes giratorios

Fuente: Adaptado y traducido de la norma ISO 20816-1:2016(E) [27]

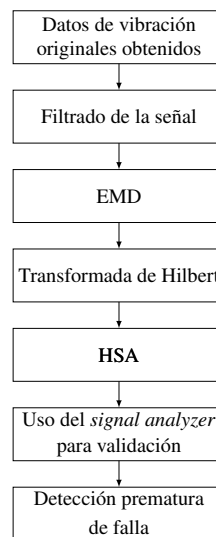


Figura 3.2: Metodología de trabajo

Fuente: Adaptado y traducido de Cheng *et al.* [31]

3.1.3. Población y muestra

Vibraciones generadas del Módulo de sistema de engranajes (véanse Sección 3.2, y en Anexos, Figura A.2).

3.1.4. Operacionalización de variables

En las Tablas 3.1 se muestran las variables independiente y dependiente respectivamente. En la Tabla 3.2 se presenta la matriz de consistencia.

Tabla 3.1: Variables

VARIABLE INDEPENDIENTE	DEFINICIÓN	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEMS
Detección prematura de fallas	Es la supervisión y el diagnóstico en tiempo real de los componentes de un sistema. La estrategia principal es tomar medidas cuando las piezas muestran ciertos comportamientos generalmente resultan en fallas de la máquina, rendimiento degradado o una tendencia a la baja calidad del producto [14].	Mediante la captura de las vibraciones y la posterior aplicación del EMD para la obtención de las IMFs, se podrá obtener el espectro de Hilbert que permitirá, mediante su interpretación, la detección prematura de fallas.	Detección prematura de fallas	Captura de señal digital EMD IMFs Espectro de Hilbert	Analizador de vibraciones SKF Microlog [®] Analyzer GX Algoritmo $x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n$ Frecuencia [Hz] Tiempo [s] Energía instantánea [(m/s ²) ²]
VARIABLE DEPENDIENTE	DEFINICIÓN	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEMS
Fallas en sistemas de engranajes	Aparición de defectos en el engranaje que dificultan o impiden el cumplimiento de la función requerida [32].	Determinando las frecuencias críticas instantáneas se podrán identificar prematuramente las fallas que aparecen en los engranajes.	Interpretación del espectro de Hilbert	Frecuencia instantánea	Hz

Tabla 3.2: Matriz de consistencia

«Detección prematura de fallas en un sistema de engranajes utilizando la Transformada de Hilbert-Huang»				
Problema	Objetivos	Hipótesis	VARIABLES	Metodología
	General	General	Independiente	Diseño de investigación
¿Será factible detectar prematuramente fallas en sistemas de engranajes utilizando la transformada de Hilbert-Huang?	Detectar prematuramente fallas en el sistema de engranajes utilizando la transformada de Hilbert- Huang.	Si se detectan prematuramente las fallas en un sistema de engranajes utilizando la transformada de Hilbert-Huang, entonces se reducirá la probabilidad de paradas inesperadas y aumentará la vida útil de la máquina.	Detección prematura de fallas	Experimental, con utilización del software MATLAB®.
	Específicos	Específicas	Indicadores	Técnica: Recolección de datos
	Fabricar el módulo experimental de sistema de engranajes para evaluar las vibraciones generadas.	Si se fabrica el módulo experimental de sistema de engranajes, entonces se podrán realizar las mediciones necesarias y detectar las posibles fallas.	Captura de señal digital EMD IFMs Espectro de Hilbert	Medición directa utilizando el analizador de vibraciones SKF Microlog® Analyzer GX.
			Dependiente	
	Medir las vibraciones del sistema de engranajes utilizando el analizador de vibraciones SKF Microlog® Analyzer GX.	Si se miden las vibraciones del sistema, entonces se obtendrán señales digitales, las cuales permitirán detectar las frecuencias instantáneas, teniendo así información sobre la condición del sistema de engranajes.	Fallas en engranajes helicoidales	
	Analizar las señales de las vibraciones no lineales y transitorias, utilizando la Transformada de Hilbert-Huang.	Si se miden las vibraciones del sistema, entonces se obtendrán señales digitales, las cuales permitirán detectar las frecuencias instantáneas, teniendo así información sobre la condición del sistema de engranajes.		
Identificar frecuencias críticas en los espectros, para identificar potenciales fallas en el sistema de engranajes.	Si se identifican las frecuencias críticas en los espectros, entonces se podrán detectar fallas potenciales prematuramente.	Indicadores	Población y muestra	
		Frecuencia instantánea	Vibraciones generadas por el módulo de sistema de engranajes.	

3.2. Materiales

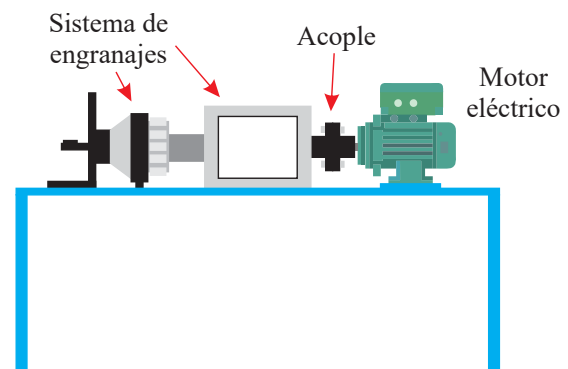
3.2.1. Módulo experimental de engranajes

El módulo experimental cuenta con las siguientes partes (véase en Anexos, Figura 3.3):

- Motor Trifásico 1 Hp (1670 rpm) - Kaili KL1227 (véase en Anexos, Figura A.1).
- Acople.
- Sistema de engranajes, el cual presenta (véase en Anexos, Figura A.2): helicoidales, planetarios, cónicos, rectos. Se encuentra lubricado con aceite SAE 90 para transmisión.



(a) Fotografía del módulo



(b) Esquema del módulo

Figura 3.3: Sistema de engranajes

Fuente: Elaboración propia

El sistema cuenta con los engranajes más comunes empleados en la industria, siendo colocados de acuerdo al tamaño del eje del motor. Es, además, experimental, no de aplicaciones industriales. Esto significa que no está diseñado para ser utilizado en entornos de producción.

Continuando con lo mencionado en la Sección 3.1.2, los puntos de medición —donde se colocaron los transductores— son los que se muestran en la Figura 3.4.

Además, el motor se conectó con un variador de frecuencia Altivar 31 (Schneider), perteneciente al Laboratorio de Automatización y Control, el cual permitió obtener registros de vibraciones a distintas velocidades (véase Sección 4; y en Anexos, Figura A.6 y Anexo B).

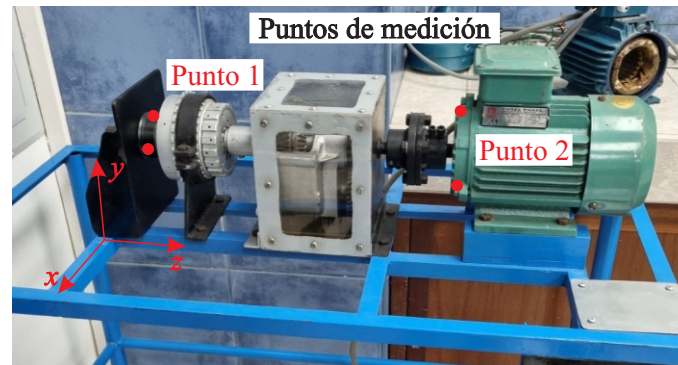


Figura 3.4: Puntos de medición

Fuente: Elaboración propia

3.2.2. Analizador de vibraciones

Los analizadores SKF Microlog[®] Analyzer GX (véase en Anexos, Figura A.3) son unos colectores de datos/analizadores FFT portátiles. La siguiente información procede de las especificaciones [33] y del manual del usuario del analizador [34]. Admite entradas de sensores de aceleración, velocidad y desplazamiento. Se puede usar con sensores de vibración portátiles o instalados, o sistemas de monitoreo.

El analizador tiene una serie de parámetros de medición específicos:

- Un rango de CC a 40 kHz para mediciones en y fuera de ruta.
- 1 a 255 veces de media, 1 a 4 096 espectrales de media, siendo RMS o exponencial.
- Cursores fijos y bloqueados, simples, armónicos y de pico.
- Resolución programable de 100, 200, 400, 800, 1600, 3200, 6400 y 12800 líneas.
- Ventanas de medición Hanning, planas y rectangulares.

3.2.3. MATLAB[®]

Código de trabajo

De acuerdo con la documentación de MATLAB[®] [26], la sintaxis utilizada para la `hht` se compone de:

- `hs = hht(imf, fs)`: devuelve el espectro de Hilbert `hs` de una señal muestreada a una velocidad `fs`.

- `[hs, f, t, imfinsf, imfinse] = hht(____)`: devuelve el vector de frecuencia `f` y el vector de tiempo `t` además de `hs`, además de las frecuencias instantáneas `imfinsf` y las energías instantáneas `imfinse` de las funciones de modo intrínseco para el diagnóstico de señales.
- `hht(____)`: sin argumentos de salida traza el espectro de Hilbert en la ventana de la Figura actual.

```

1 hs = hht(imf)
2 hs = hht(imf, fs)
3 [hs, f, t] = hht(____)
4 [hs, f, t, imfinsf, imfinse] = hht(____)
5 [____] = hht(____, Name=Value)
6 hht(____)
7 hht(____, freqlocation)

```

Código 3.1: Sintaxis de la `hht` en MATLAB®, según documentación

A partir de datos obtenidos de mediciones de prueba con el analizador (el archivo que aparece en `readtable()`) se logró preparar el código de MATLAB® con el que se trabajó (véase en Anexos, Figura A.4).

```

1 % Importando los datos
2 T = readtable('05-Oct-2023-PUNTO1-y.xls');
3
4 % Asignacion de variables
5 t = T.Var1;           % Intervalo = [0-12.799609] / Cambia segun la
   medicion
6 y = T.Var2;
7 y_row = transpose(y);
8
9 % De muestras a tiempo
10 Fs = 1/0.000391;
11 time_vector = (0:length(y_row)-1)/Fs;
12
13 % Creacion de ventana de figura

```

```

14 figure;
15 plot(time_vector,y_row);
16 xlim([0 12.8])
17 title('Prueba 1 – Eje y');
18 xlabel('Tiempo [s]');
19 ylabel('Desplazamiento [um]');
20
21 [imf,residual,info] = emd(y_row,'Interpolation','pchip');           %
    Guardar datos de IMFs, informacion residual y adicional para fines de
    diagnostico
22 emd(y_row,'Interpolation','pchip','Display',0)                   %
    Para fines de visualizacion
23
24 %hht(imf,Fs)

```

Código 3.2: Código base de trabajo para la HHT, MATLAB® (Referencial)

Signal Analyzer

La aplicación *Signal Analyzer* permite visualizar, medir, analizar y comparar señales en los dominios de tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia. Se usó la para validar los resultados que fueron obtenidos con la `hht`, mediante el espectro y escalograma. El primero, en la mayoría de los casos, calcula el espectro de una señal utilizando un periodograma de Welch;¹ mientras que segundo muestra el valor absoluto de la transformada wavelet continua (CWT) de una señal, representado en función del tiempo y la frecuencia [36], [37].

3.2.4. Resultados de prueba preliminar

Se muestran los resultados de la prueba preliminar `05-Oct-2023-PUNTO1-y.xls` y del código 3.2 (véase en Anexos, Figuras A.4 y A.5).

¹El método de Welch (también llamado método del periodograma) para estimar los espectros de potencia se lleva a cabo dividiendo la señal temporal en bloques sucesivos, formando el periodograma para cada bloque y promediando [35].

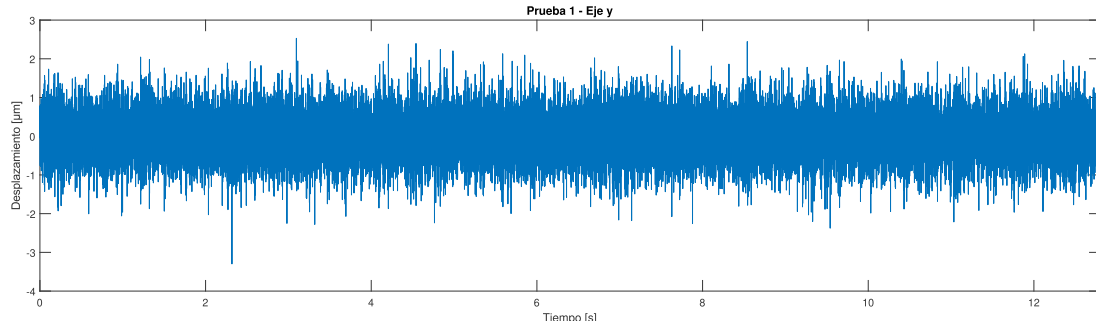


Figura 3.5: Desplazamiento en eje vertical (y), Prueba preliminar

Fuente: Elaboración propia

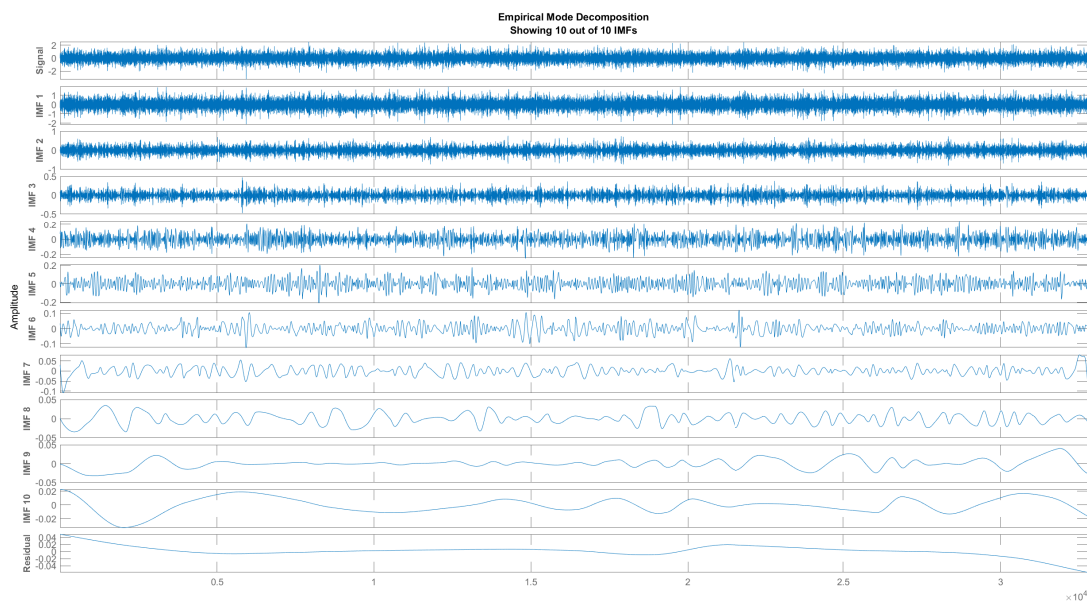


Figura 3.6: EMD, Prueba preliminar

Fuente: Elaboración propia

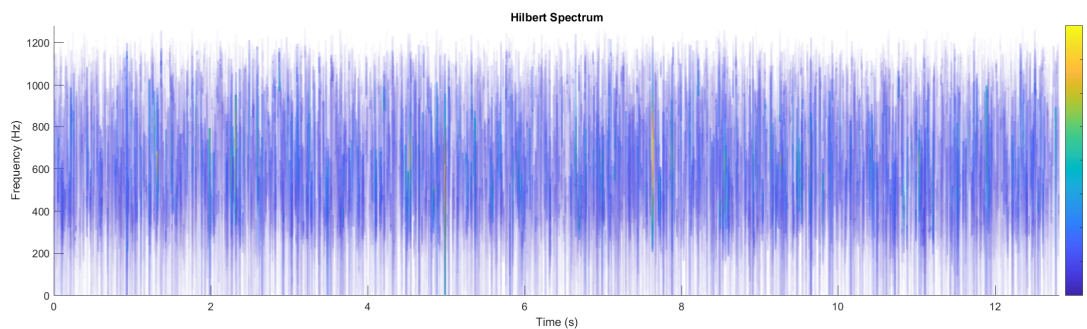


Figura 3.7: Espectro de Hilbert, Prueba preliminar

Fuente: Elaboración propia

4. Resultados

4.1. Descripción general

Tras el montaje del sistema de engranajes (véase Figura A.2), mediante el variador de frecuencia se establecieron distintas velocidades de rotación, para obtener señales con diferentes condiciones de trabajo, junto con distintos filtros disponibles en el mismo. Las mediciones se realizaron siguiendo lo ya mencionado en la Sección 3.1.2.

Tabla 4.1: Condiciones a las que se realizaron el registro de datos

Condición	Valores				
Velocidad de rotación [rpm]	200	600	1000	1400	1670
Filtros [Hz]	10	600	2500		

Fuente: Elaboración propia

En el Anexo B se muestran algunos resultados de las mediciones, para los casos de 1670 rpm, con los filtros de 10, 600 y 2500 Hz a manera de comparación, tanto para los puntos 1 y 2 (véase Figura 3.4).

- El Anexo B.2 evidencia la descomposición de modo empírico para cada una de las señales. Se observa claramente la naturaleza tanto no lineal como no estacionaria de todas las señales.
- El Anexo B.3 presenta los espectros de Hilbert para dos casos: la escala de 0 – 4000 Hz para la frecuencia y de 0 a 4 en la energía; y unas escalas modificadas de 0 – 500 Hz, 0 – 1000 Hz y de distintos valores para la energía según el filtro y la velocidad correspondiente. Esto se realizó con la intención de resaltar la presencia de ciertas frecuencias y hacer más fácil la identificación de las frecuencias críticas.

4.2. Validación de los resultados

El Anexo B.4 exhibe los espectros de frecuencias y escalogramas de las distintas mediciones, para los puntos 1 y 2. Se observa una congruencia con los resultados obtenidos en el espectro de Hilbert.

5. Análisis de resultados

Se expone, a modo de resumen, el procedimiento de análisis en el Punto 1, en eje *y* para la velocidad de 1670 rpm y el filtro de 10 Hz.

Inspección en el espectro de Hilbert

Se observa claramente una tendencia de mayores picos de energía instantánea en la zona para frecuencias algo menores a 200 Hz. De la Figura 5.3 se observa más claramente que, en efecto, estas rondan los 180 Hz.

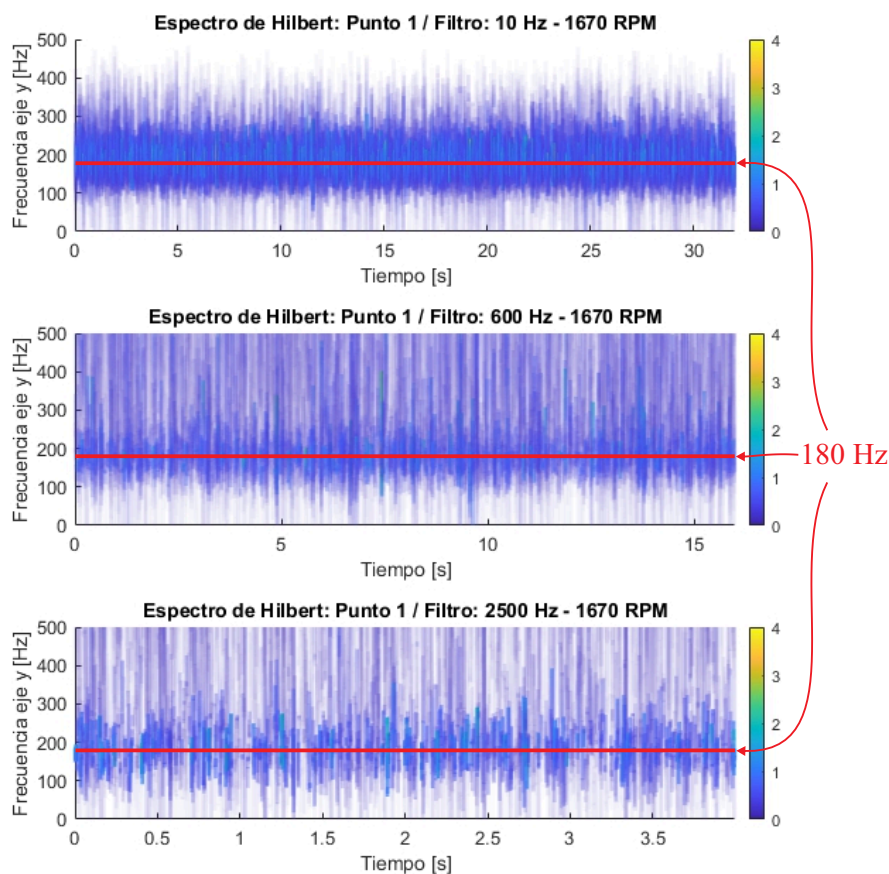


Figura 5.1: Espectros de Hilbert para el Punto 1 - 1670 rpm

Fuente: Elaboración propia

Comprobación con espectro y escalograma

Del espectro (que muestra potencia vs. frecuencia, a escala) y el escalograma (frecuencia vs. tiempo, a escala) se comprueba que, efectivamente, los picos de energía se encuentran alrededor

de los 180 Hz.

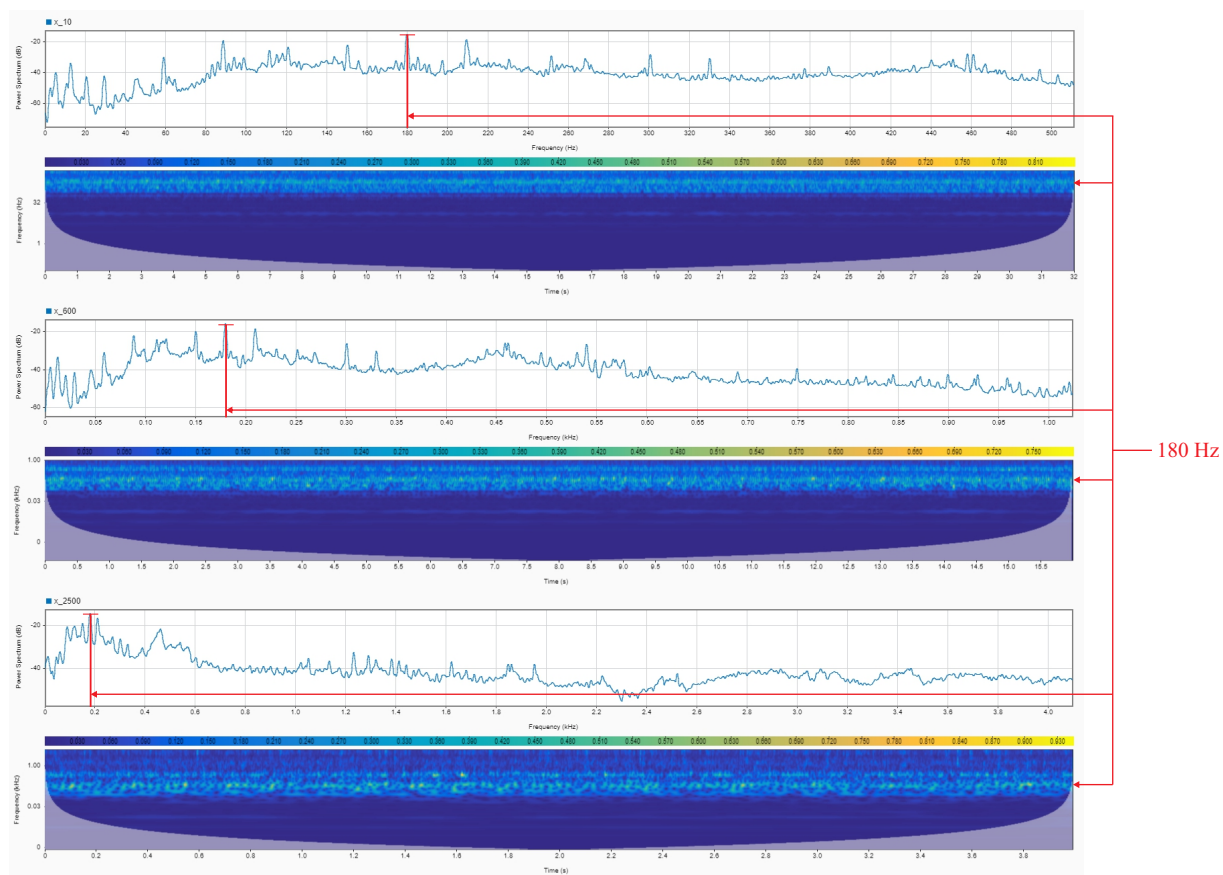


Figura 5.2: Espectro y escalograma para el Punto 1 - 1670 rpm, para los filtros de 10, 600 y 2 500 Hz, respectivamente

Fuente: Elaboración propia

Cabe resaltar —y lo mismo ocurre con los espectros y escalogramas del Anexo B.4— que el primer espectro muestra las escalas de 0 – 500 Hz, el segundo 0 – 1000 Hz (normalizado: 1,0 → 1000 Hz) y el tercero 0 – 4000 Hz (normalizado: 4,0 → 4000 Hz). La misma situación se presenta en el escalograma, pero en este caso en forma logarítmica.

Identificación de frecuencias críticas

Se explora el filtro de 10 Hz. Se realiza un *zoom* a los primeros 0,883 s de la señal (Figura 5.3), para realizar una comparación con la energía instantánea, es decir energía vs. tiempo (Figuras 5.4 y 5.5).

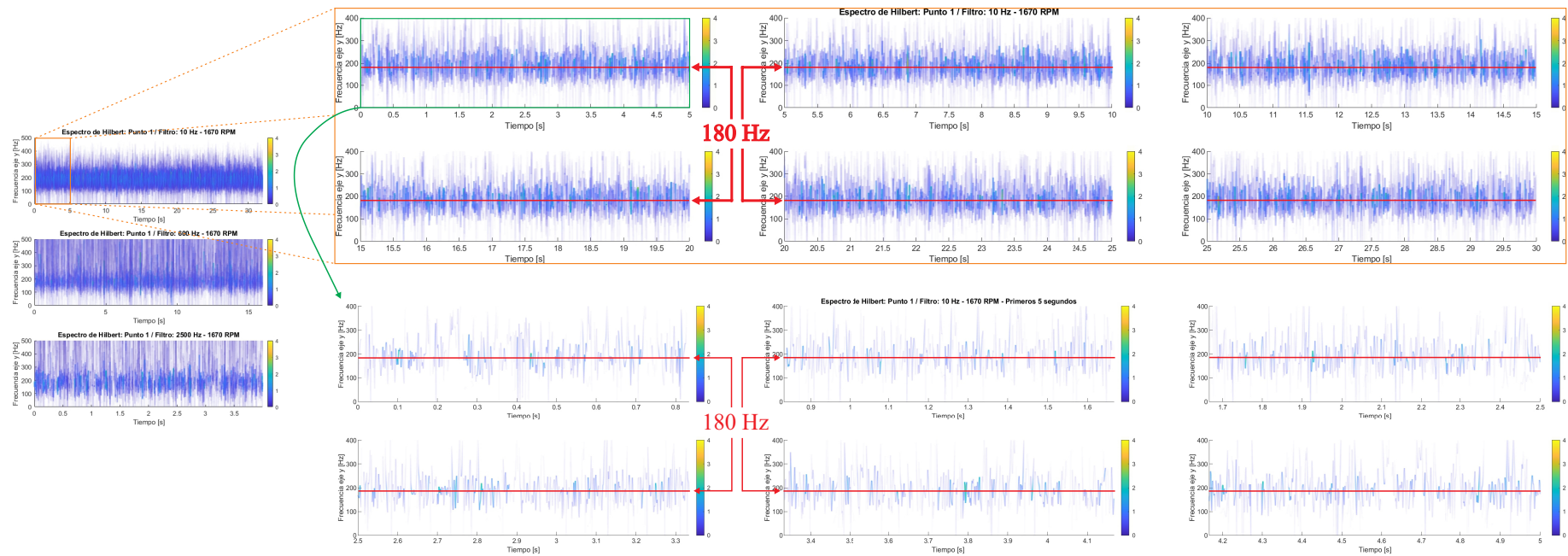


Figura 5.3: Zoom al espectro de Hilbert para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1

Fuente: Elaboración propia

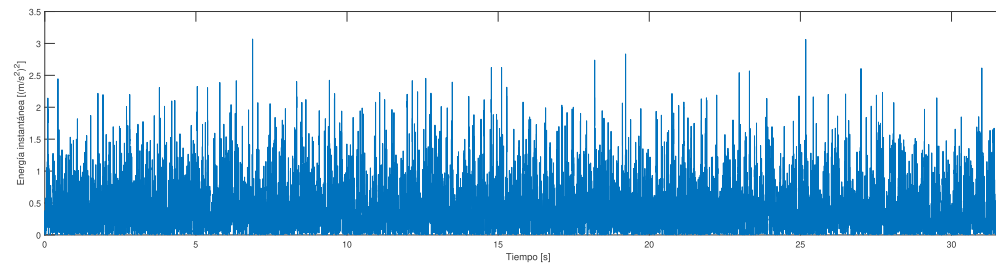


Figura 5.4: Energía instantánea para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1

Fuente: Elaboración propia

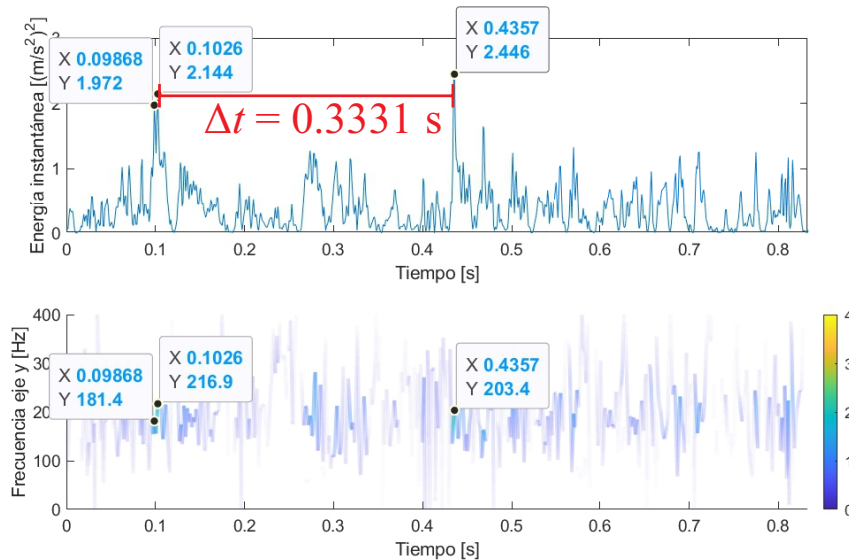


Figura 5.5: Energía instantánea y espectro de Hilbert para 10 Hz a 1670 rpm en el Punto 1, en los primeros 0,883 s

Fuente: Elaboración propia

Se observa un tiempo entre frecuencias críticas para los primeros 0,883 s de 0,3331 s. El mismo proceso se sigue para las demás mediciones. La Tabla 5.1 muestra un resumen promediado¹ de los resultados. De esta y de las gráficas del Anexo B.3 se observa lo siguiente:

- El filtro de 2500 Hz permite observar frecuencias más altas, sin embargo las energías son mucho menores en comparación a los otros filtros.
- A bajas velocidades no se observa diferencia significativa entre las energías para los filtros de 600 y 2500 Hz, aunque sí existen diferencias entre las frecuencias.
- El Punto 1 a comparación del Punto 2 (véase Figura 3.4) posee, en general, mayores energías asociadas. Esto se ve más claramente para la velocidad de 1670 rpm.
- Las diferencias entre los intervalos para las frecuencias críticas están más relacionados con la frecuencia para el registro de datos F_s (véase código 3.2), siendo $1/0,000977$, $1/0,000488$ y $1/0,000122$ para cada filtro respectivamente.

Las frecuencias críticas instantáneas con los valores más altos de energía asociados que se produzcan en periodos cortos son a las que se debe presentar especial atención y las que serían indicativo de posibles desarrollos de falla en el sistema. Para este caso, cercanas a 180 Hz (ambos ejes y puntos) a 1670 rpm, cada 0,41 s.

¹Se promediaron los resultados solo con la intención de tener una imagen general cualitativa de las mediciones registradas, pues se debe tener siempre en cuenta que se están trabajando con valores instantáneos, pues es un fenómeno no lineal y no estacionario.

Tabla 5.1: Resumen promedio de resultados para punto 1 y 2, respectivamente

	Velocidad [rpm]																	
	200						1000						1670					
	Filtro [Hz]																	
	10 Eje		600 Eje		2500 Eje		10 Eje		600 Eje		2500 Eje		10 Eje		600 Eje		2500 Eje	
	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
Frecuencias críticas instantáneas promedio [Hz]	137,639	145,161	143,955	147,134	1224,409	1685,254	184,593	201,236	265,419	447,761	2832,747	1925,498	197,686	188,743	252,849	302,706	2625,267	1611,860
Energía instantánea promedio $[(m/s^2)^2]$	0,057	0,056	0,055	0,055	0,004	0,004	0,618	0,360	0,359	0,372	0,251	0,257	1,212	1,176	1,132	1,249	0,398	0,378
Intervalo promedio entre frecuencias críticas [s]	0,234	0,331	0,098	0,147	0,092	0,204	0,192	0,305	0,211	0,317	0,080	0,052	0,342	0,494	0,397	0,459	0,085	0,022


	Velocidad [rpm]																	
	200						1000						1670					
	Filtro [Hz]																	
	10 Eje		600 Eje		2500 Eje		10 Eje		600 Eje		2500 Eje		10 Eje		600 Eje		2500 Eje	
	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
Frecuencias críticas instantáneas promedio [Hz]	227,151	190,154	175,710	176,341	1224,409	1622,836	347,933	256,587	388,568	511,273	2720,022	1622,541	295,977	226,490	294,634	361,838	2441,332	1606,459
Energía instantánea promedio $[(m/s^2)^2]$	0,012	0,012	0,012	0,012	0,004	0,004	0,377	0,243	0,125	0,130	0,135	0,129	0,672	0,680	0,771	0,837	0,139	0,416
Intervalo promedio entre frecuencias críticas [s]	0,204	0,202	0,025	0,020	0,092	0,204	0,115	0,155	0,019	0,014	0,032	0,012	0,130	0,110	0,030	0,040	0,009	0,019

Fuente: Elaboración propia

6. Conclusiones

- El módulo experimental de sistema de engranajes fabricado para este estudio ha permitido evaluar las vibraciones generadas en condiciones controladas.
- La medición de estas vibraciones se realizó utilizando el analizador de vibraciones SKF Microlog[®] Analyzer GX, siguiendo la normativa ISO.
- El análisis de las señales de vibración a distintas rpm se realizó en MATLAB[®], mediante un código para la HHT, metodología que permite realizar un análisis no lineal y no estacionario. Los resultados obtenidos se validaron con la aplicación *Signal Analyzer* del mismo software, mediante el espectro y escalograma, en los que se obtuvieron resultados coherentes con la HHT. En el análisis de los resultados, se observó que el filtro de 2500 Hz permite observar frecuencias más altas, aunque las energías son mucho menores en comparación a los otros filtros. A bajas velocidades no se observa diferencia significativa entre las energías para los filtros de 600 y 2500 Hz, aunque sí existen diferencias entre las frecuencias. En general, el Punto 1 presentó mayores energías asociadas en comparación con el Punto 2. Esto fue especialmente notable para la velocidad de 1670 rpm. Las frecuencias críticas instantáneas con los valores más altos de energía asociados que se producen en periodos cortos son a las que se debe prestar especial atención y las que serían indicativas de posibles desarrollos de falla en el sistema.
- Se encontró que valores cercanos a la frecuencia crítica instantánea promedio de 180 Hz cada 0,41 s a 1670 rpm indican la posibilidad de desarrollo de falla.

7. Recomendaciones

1. Se podrían realizar mayores estudios al sistema de engranajes, a modo comparativo, en el que se prueben distintos modos de fallas provocadas controladas para caracterizar frecuencias críticas de fallas que ya se estén desarrollando.
2. Se debería evaluar la viabilidad del uso de herramientas de código abierto, como Python  y el paquete EMD, propuesto por Quinn *et al.* [38].
3. Se podría evaluar la viabilidad del uso de sensores comerciales e incluso acelerómetros de teléfonos para el registro de señales de vibración, de manera que no se dependa de equipos de alto costo.

Referencias

- [1] R. L. Mott, *Diseño de elementos de máquinas*, 4th ed. México: Pearson Educación, 2006.
- [2] A. Aherwar, “An investigation on gearbox fault detection using vibration analysis techniques: A review,” *Australian Journal of Mechanical Engineering*, vol. 10, no. 2, pp. 169–183, 2012.
- [3] C. N. Eastwick and G. Johnson, “Gear Windage: A Review,” *Journal of Mechanical Design*, vol. 130, no. 3, 2008.
- [4] R. G. Budynas and J. K. Nisbett, *Diseño en ingeniería mecánica de Shigley*, 4th ed. México: McGraw-Hill, 2018.
- [5] P. Girdhar, *Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance*, C. Scheffer, Ed. The Netherlands: Newnes, 2004.
- [6] M. L. Adams, *Rotating machinery vibration: from analysis to troubleshooting*. USA: CRC Press, 2010.
- [7] Premium Transmission, “Common causes of gear failure,” THORS eLearning Solutions, 9 December 2019, [Accessed: 20 September 2022]. [Online]. Available: <https://bit.ly/3SfmHif>
- [8] *Appearance of Gear Teeth - Terminology of Wear and Failure*, 2020, ANSI/AGMA 1010-F14 (R2020).
- [9] J. Strackeljan and S. Lahdelma, “Smart adaptive monitoring and diagnostic systems,” in *Proceedings of the 2nd International Seminar on Maintenance, Condition Monitoring and Diagnostics*. Oulu, Finland: POHTO Publications, 2005, pp. 47–61.
- [10] M. H. Mohd Ghazali and W. Rahiman, “Vibration analysis for machine monitoring and diagnosis: a systematic review,” *Shock and Vibration*, vol. 2021, 2021.
- [11] N. E. Huang *et al.*, “The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998.

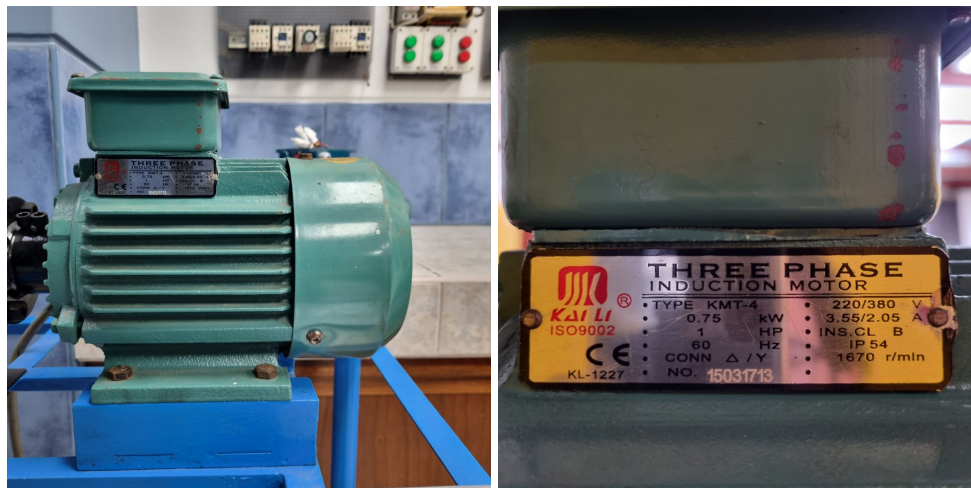
- [12] N. E. Huang and Z. Wu, “A review on hilbert-huang transform: Method and its applications to geophysical studies,” *Reviews of Geophysics*, vol. 46, no. 2, 2008.
- [13] D. B. Shah, K. M. Patel, and R. D. Trivedi, “Analyzing hertzian contact stress developed in a double row spherical roller bearing and its effect on fatigue life,” *Industrial Lubrication and Tribology*, vol. 68, no. 3, pp. 361–368, 2016.
- [14] E. Lughofer and M. Sayed-Mouchaweh, Eds., *Predictive Maintenance in Dynamic Systems. Advanced Methods, Decision Support Tools and Real-World Applications*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2019.
- [15] T. L. Schmitz and K. S. Smith, *Mechanical Vibrations. Modeling and Measurement*, 2nd ed. Cham: Springer Nature Switzerland, 2021.
- [16] J. Tůma, *Vehicle gearbox noise and vibration: measurement, signal analysis, signal processing and noise reduction measures*. Wiley Online Library, 2014.
- [17] N. E. Huang and S. S. P. Shen, Eds., *The Hilbert-Huang Transform and Its Applications*, 2nd ed. Singapore: World Scientific, 2014, vol. 16.
- [18] J. M. Benjumea Cadavid, “Vibraciones causadas por la actividad humana: caracterización, efectos y manejo en la ingeniería civil,” Trabajo de grado, Universidad del Valle, Santiago de Cali, 2003.
- [19] Wikipedia, “Cauchy principal value,” Wikipedia, 28 Marzo 2022, [Accessed: 6 November 2022]. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Cauchy_principal_value
- [20] R. Allen, “Convolution,” MathWorld—A Wolfram Web Resource, 4 Noviembre 2022, [Accessed: 6 November 2022]. [Online]. Available: <https://mathworld.wolfram.com/Convolution.html>
- [21] EstherExplains, “Empirical mode decomposition (1d, univariate approach),” YouTube, 20 Agosto 2022, [Accessed: 6 November 2022]. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=cJXRFZhHcrI>
- [22] —, “The hilbert-huang transform | combining empirical mode decomposition and hilbert spectrum,” YouTube, 13 Enero 2022, [Accessed: 6 November 2022]. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=8Ch5T5tghUI>

- [23] MathWorks, “Empirical mode decomposition,” The MathWorks, Inc., [Accessed: 6 November 2022]. [Online]. Available: <https://bit.ly/3U2lc8p>
- [24] P. Waskito *et al.*, “Evaluation of gpu-based empirical mode decomposition for off-line analysis,” *IEICE Transactions on Information and Systems*, vol. E94.D, no. 12, pp. 2328–2337, 2011.
- [25] Y. Kyong *et al.*, “Mode shape reconstruction of an impulse excited structure using continuous scanning laser doppler vibrometer and empirical mode decomposition,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 79, no. 7, p. 075103, 2008.
- [26] MathWorks, “Hilbert-huang transform,” The MathWorks, Inc., [Accessed: 10 April 2023]. [Online]. Available: <https://bit.ly/3zK8xhJ>
- [27] ISO, *Mechanical vibration — Measurement and evaluation of machine vibration — Part 1: General guidelines*, ISO, Geneva, Switzerland, 2016. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/63180.html>
- [28] T. Wu, J. Chen, and C. Wang, “Characterization of gear faults in variable rotating speed using hilbert-huang transform and instantaneous dimensionless frequency normalization,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 30, pp. 103–122, 2012. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327012000234>
- [29] H. Li, H. Zheng, and L. Tang, “Hilbert-huang transform and its application in gear faults diagnosis,” *Key Engineering Materials*, vol. 291, pp. 655–660, 2005.
- [30] D. Yu, Y. Yang, and J. Cheng, “Application of time–frequency entropy method based on hilbert–huang transform to gear fault diagnosis,” *Measurement*, vol. 40, no. 9-10, pp. 823–830, 2007.
- [31] G. Cheng, Y. long Cheng, L. hua Shen, J. bo Qiu, and S. Zhang, “Gear fault identification based on hilbert–huang transform and som neural network,” *Measurement*, vol. 46, no. 3, pp. 1137–1146, 2013.
- [32] J. Díaz Navarro, *Técnicas de mantenimiento industrial*. España: Calpe Institute of Technology, 2004.

- [33] SKF, *Analizador SKF Microlog serie GX*, Grupo SKF, San Diego, California (USA), diciembre 2010.
- [34] —, *Manual del usuario SKF Microlog® GX Series*, SKF USA Inc., Viewridge Court, California (USA), 2016.
- [35] J. O. Smith, *Spectral Audio Signal Processing*. W3K Publishing, 2011, [Accessed: 16 November 2023]. [Online]. Available: https://ccrma.stanford.edu/~jos/sasp/Welch_s_Method.html
- [36] MathWorks, “Spectrum computation in signal analyzer,” The MathWorks, Inc., [Accessed: 16 November 2023]. [Online]. Available: <https://shorturl.at/wNQXY>
- [37] —, “Scalogram computation in signal analyzer,” The MathWorks, Inc., [Accessed: 16 November 2023]. [Online]. Available: <https://shorturl.at/kuz09>
- [38] A. J. Quinn *et al.*, “Emd: Empirical mode decomposition and hilbert-huang spectral analyses in python,” *Journal of Open Source Software*, vol. 6, no. 59, p. 2977, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.21105/joss.02977>

Anexos

A. Anexo fotográfico

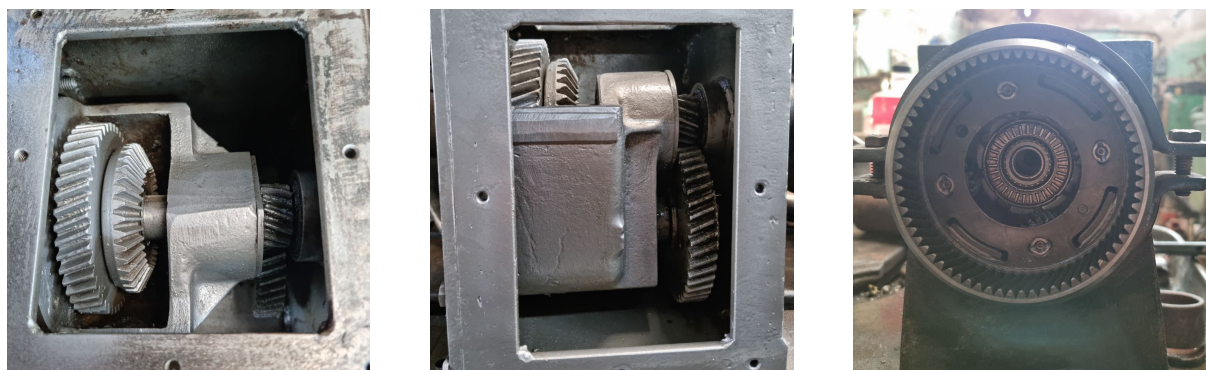


(a) Vista general del motor

(b) Placa de características del motor

Figura A.1: Motor Kaili KL 1227

Fuente: Elaboración propia



(a) Vista superior

(b) Vista frontal

(c) Vista lateral (planetario)

Figura A.2: Vista de detalle de sistema de engranajes durante el armado

Fuente: Elaboración propia



Figura A.3: Analizador de vibraciones SKF Microlog® Analyzer GX.

Fuente: Elaboración propia



Figura A.4: Medición para la prueba preliminar en el Laboratorio de Automatización y Control, USAT

Fuente: Elaboración propia



Figura A.5: El autor realizando mediciones en el Laboratorio de Automatización y Control, USAT

Fuente: Elaboración propia



Figura A.6: Motor conectado al variador Altivar 31 en el Laboratorio de Automatización y Control, USAT

Fuente: Elaboración propia

B. Muestras y espectros de algunas mediciones

B.1. Señales originales

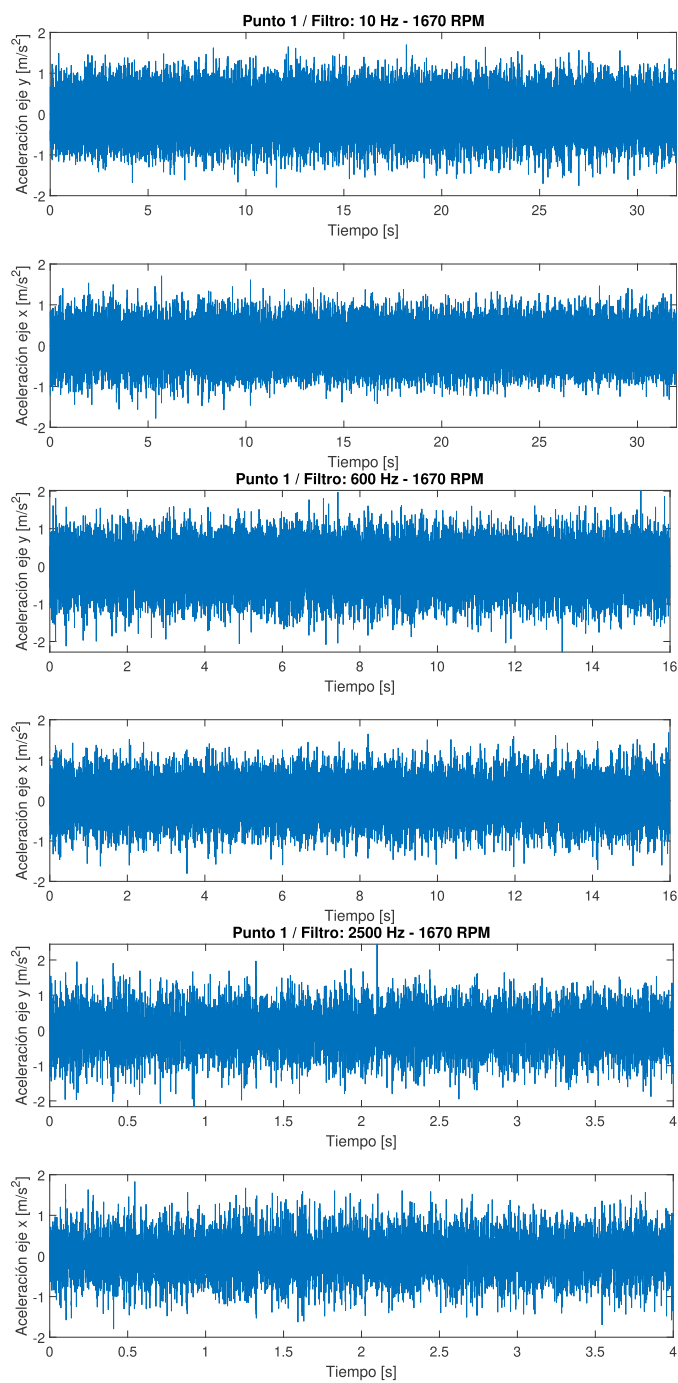


Figura B.1: Señales originales en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM

Fuente: Elaboración propia

B.2. EMD

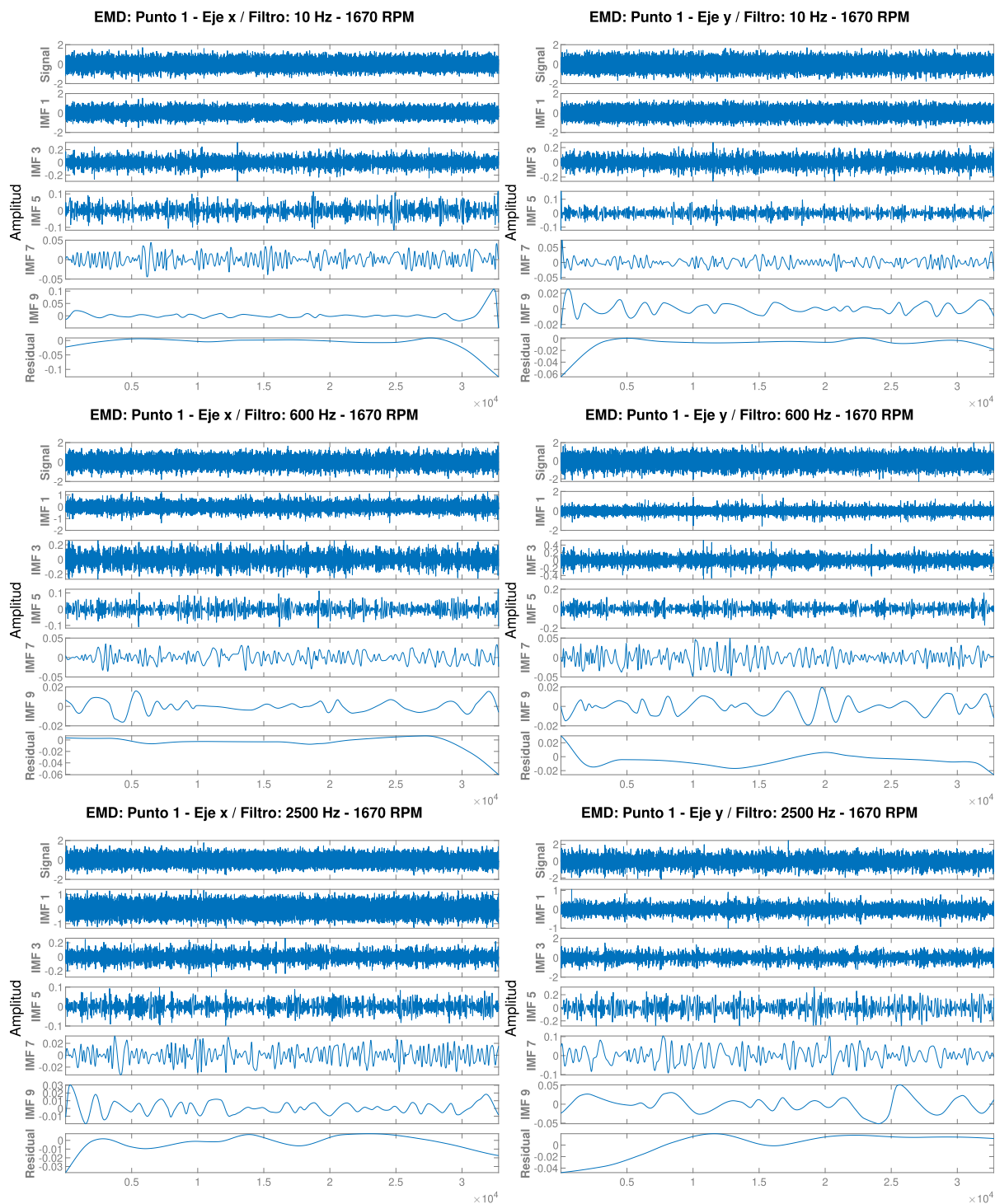
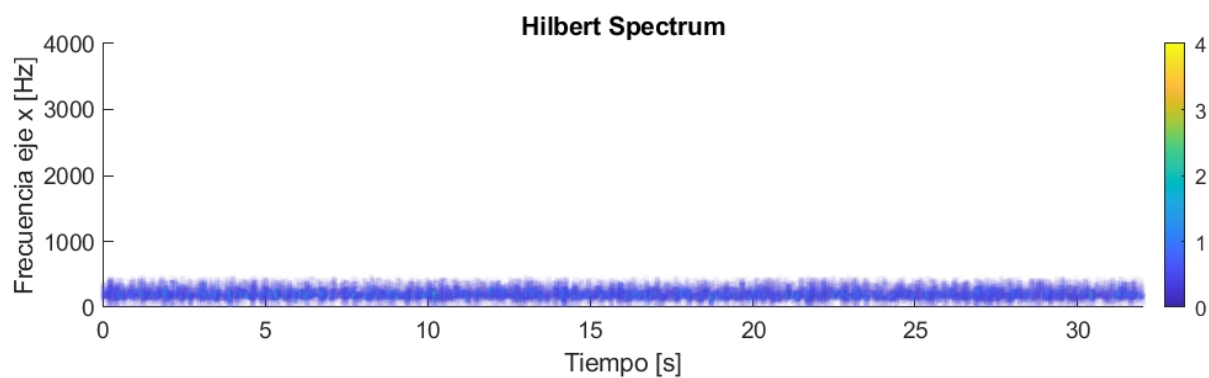
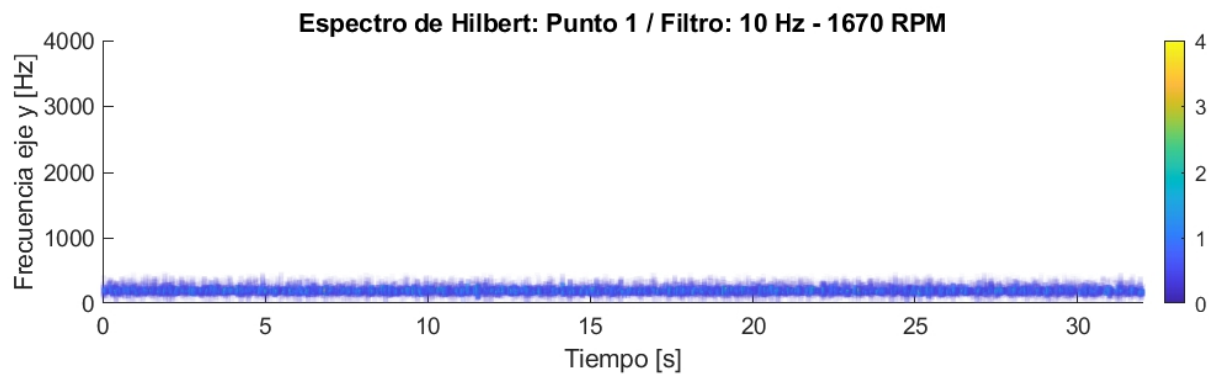


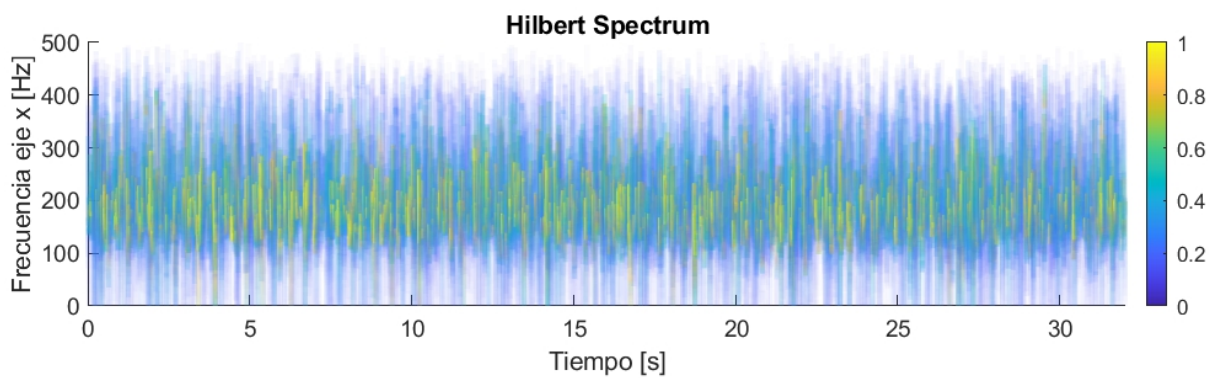
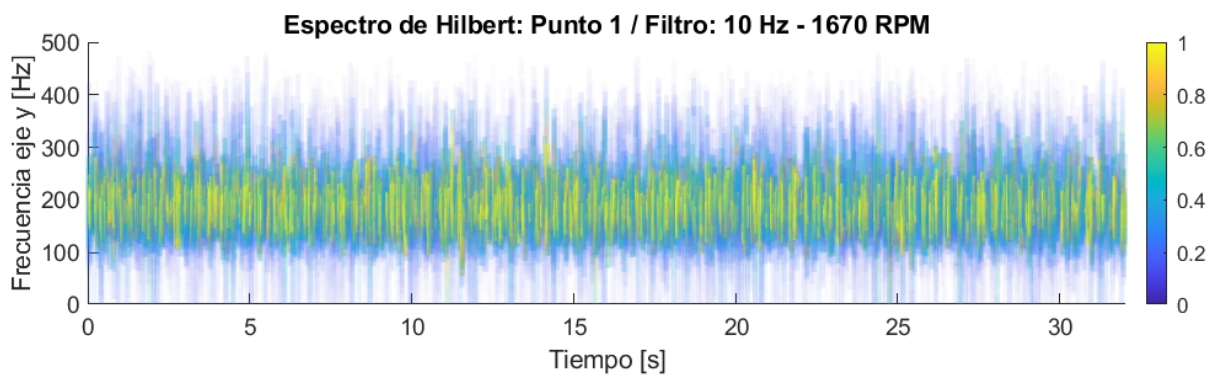
Figura B.2: EMD del Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM

Fuente: Elaboración propia

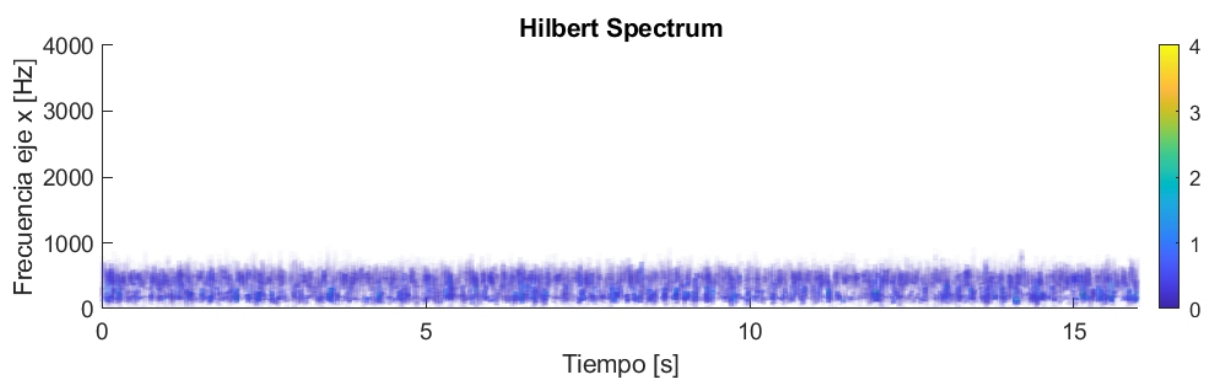
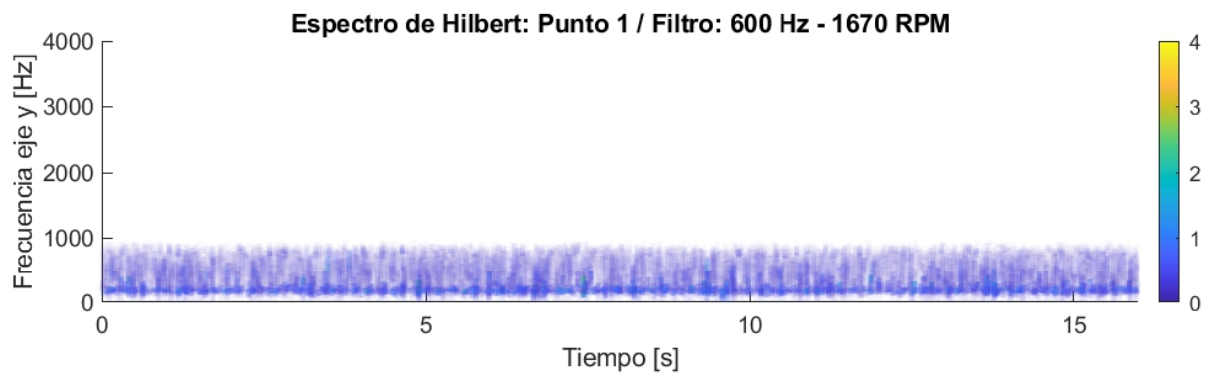
B.3. Espectro de Hilbert



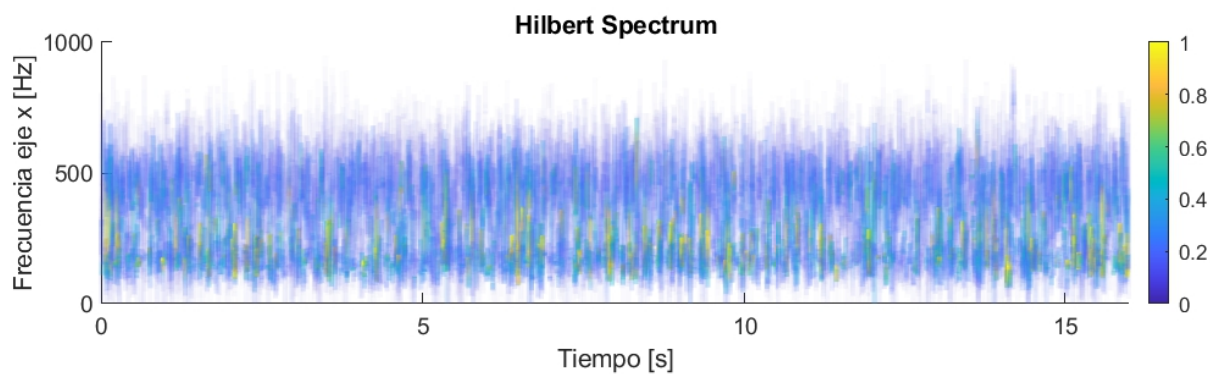
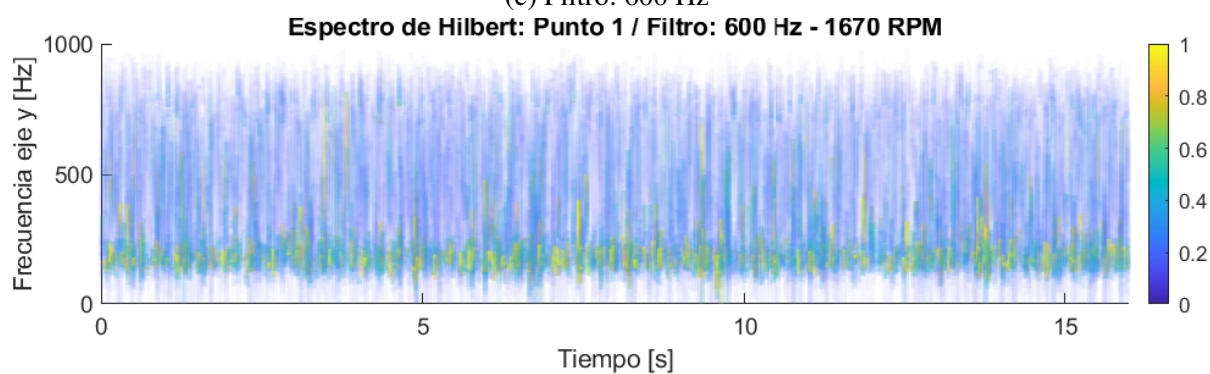
(a) Filtro: 10 Hz



(b) Filtro: 10 Hz - Escalas modificadas



(c) Filtro: 600 Hz



(d) Filtro: 600 Hz - Escalas modificadas

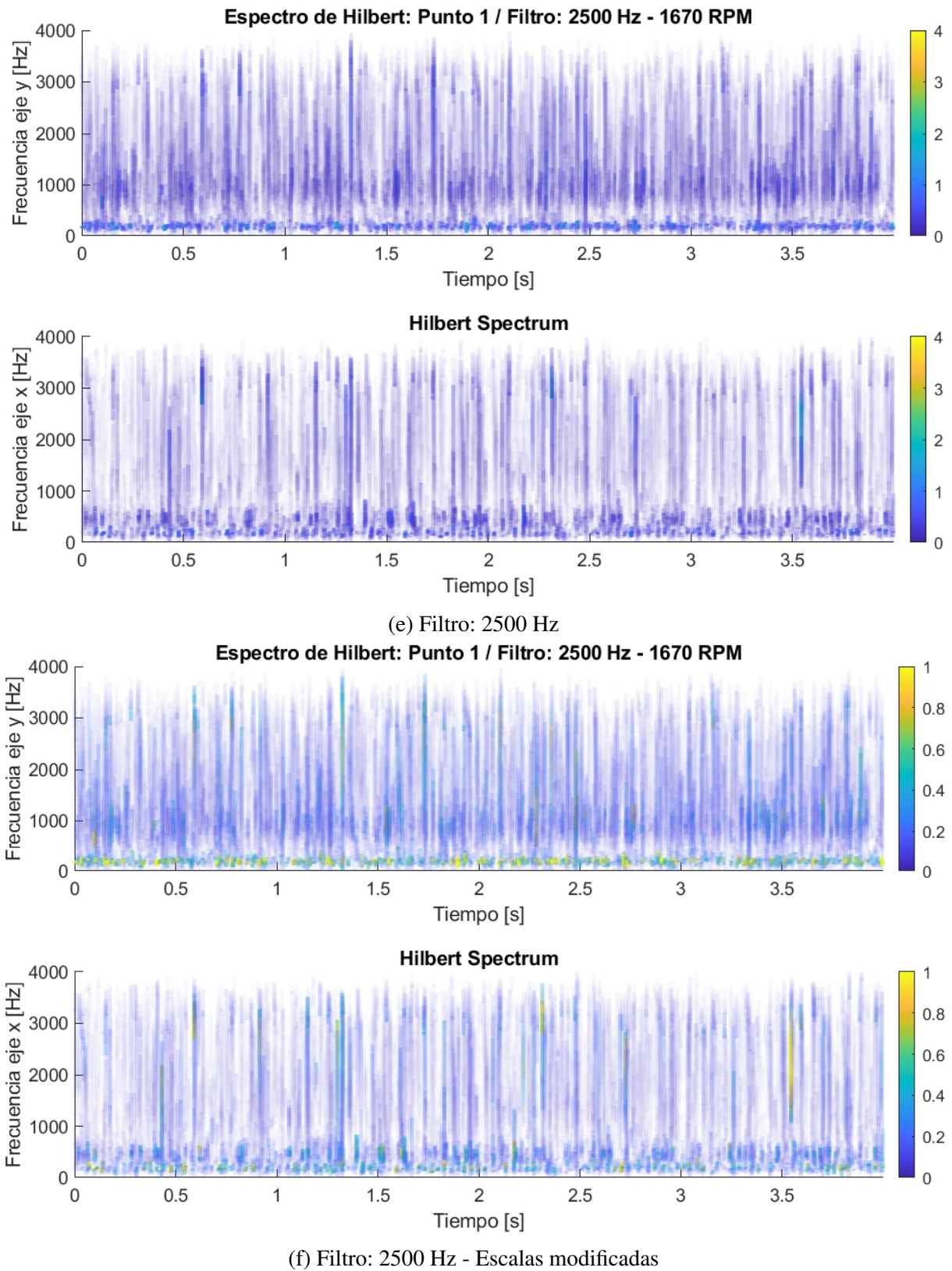
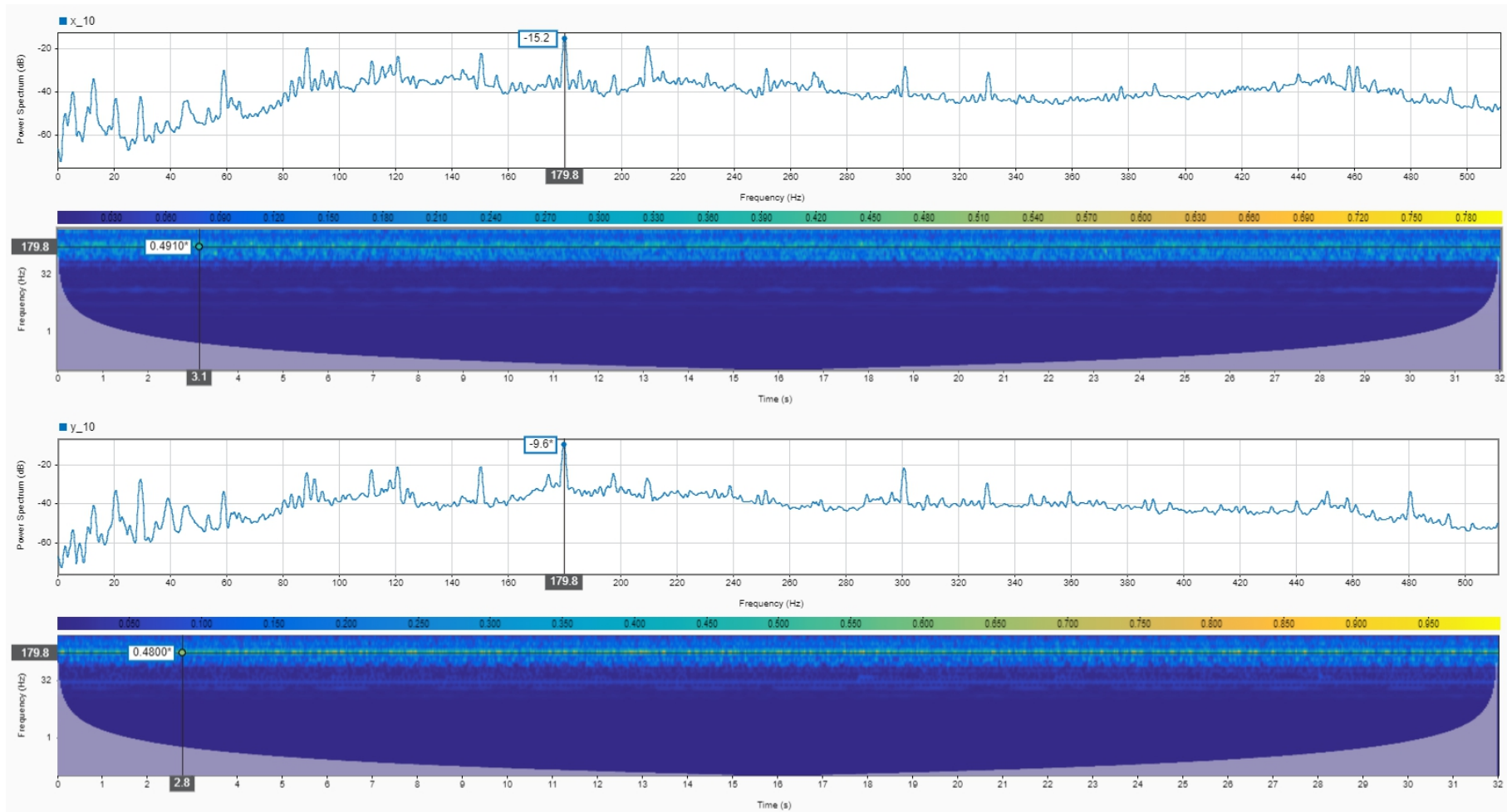


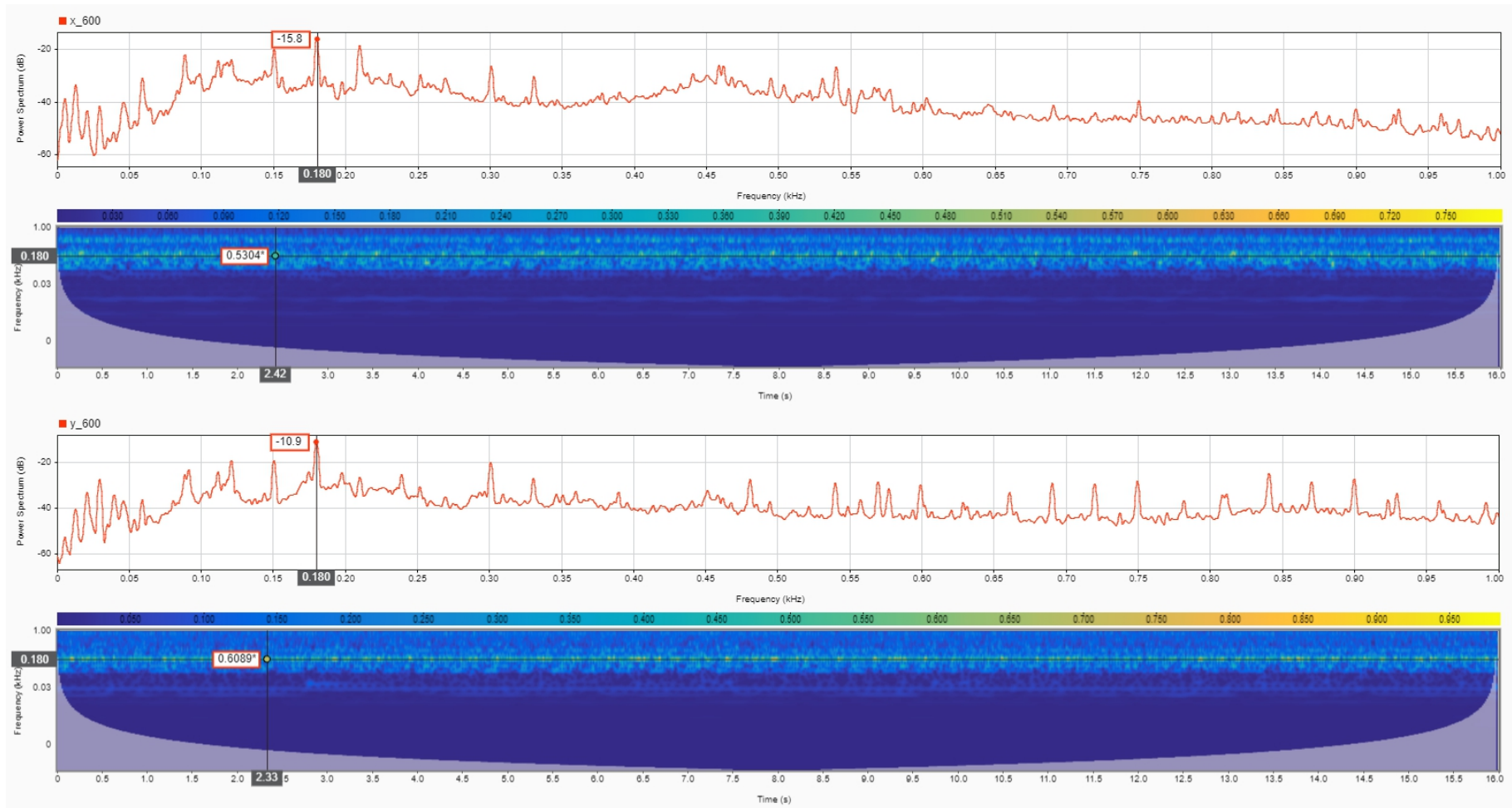
Figura B.3: Espectro de Hilbert en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM

Fuente: Elaboración propia

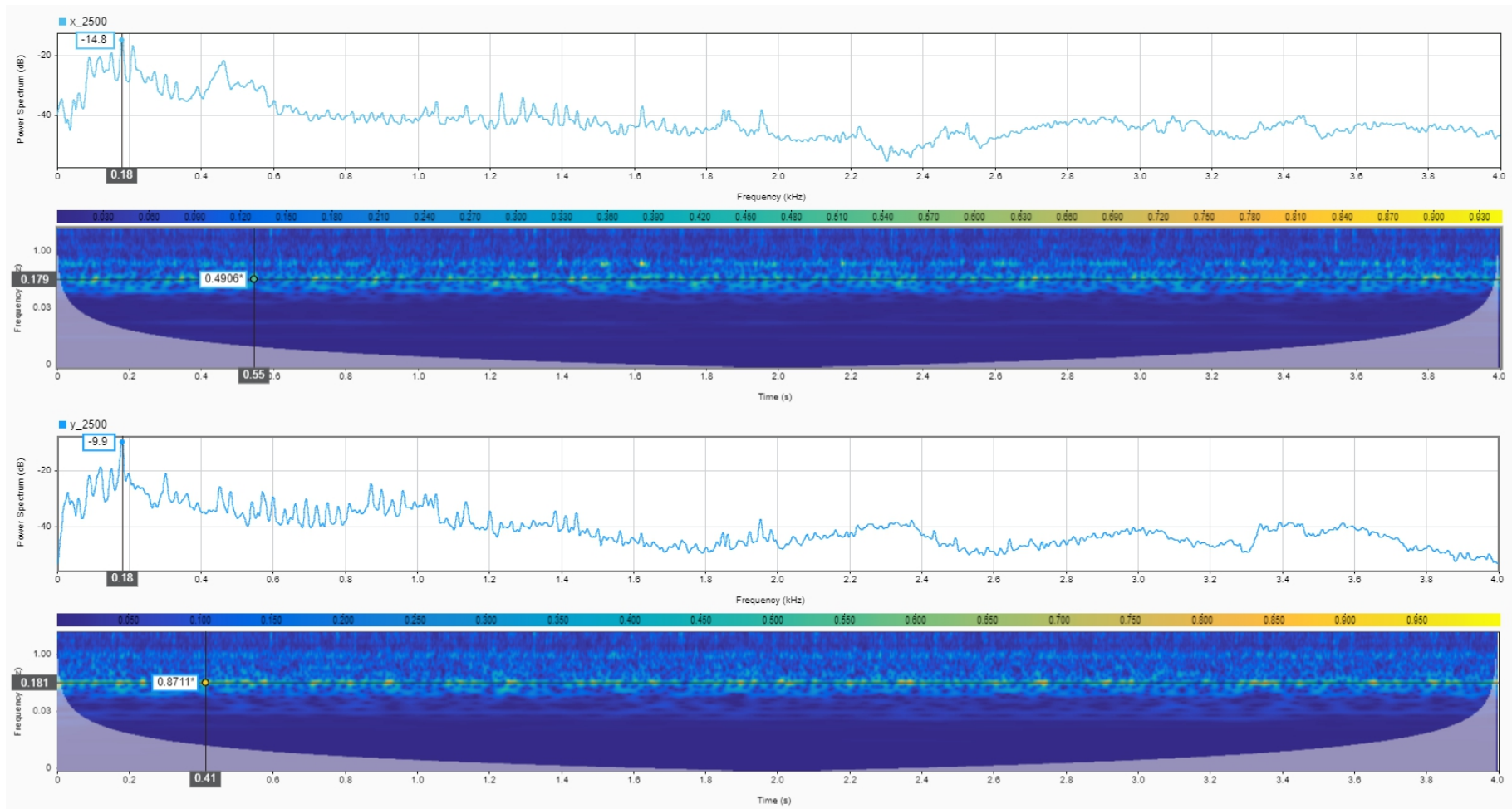
B.4. Espectros y escalogramas para validación de resultados



(a) Filtro: 10 Hz



(b) Filtro: 600 Hz



(c) Filtro: 2500 Hz

Figura B.4: Escalograma en el Punto 1 para ejes x e y - 1670 RPM

Fuente: Elaboración propia