



Departamento de
Ingeniería Mecánica
Universidad de Concepción

Desarrollo de sensores virtuales para la estimación de parámetros vibratorios en palas de turbinas eólicas

Enrique David Medina Escalante

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción
para optar al título profesional de Ingeniero Civil Aeroespacial

Profesor guía:
Dr.-Ing. Félix Leaman W.

Julio 2026
Concepción, Chile

©2026 Enrique David Medina Escalante

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

Agradecimientos

En primer lugar, y de manera especial, quiero agradecer a mis padres: Emilio Medina y Zuleima Escalante, quienes han sido mi apoyo incondicional a lo largo de toda mi vida y, por tanto, son partícipes e importantes en cada meta alcanzada. A ellos, a su amor y sacrificio, les dedico mi trabajo.

De igual forma quiero agradecer a mis profesores: Dr. Félix Leaman, Dr. Bernardo Hernández, Dr. Frank Tinapp y José Abascal, quienes me han guiado e inspirado de distintas formas y en distintas etapas a lo largo de estos 5 años y medio en la institución.

Por último, agradezco de forma particular a mi pareja, quien ha estado presente día a día y con extrema paciencia en el proceso que ha sido esta Memoria de Título. En conjunto, extendiendo también mi agradecimiento a todos mis amigos y compañeros de carrera, que han sido una parte significativa de mi vida y desarrollo en estos años.

A todos ustedes, ahora que cierro esta etapa de mi vida, gracias por apoyarme, gracias por enseñarme y gracias por acompañarme a disfrutar del camino.

Resumen

El daño estructural en las palas de turbinas eólicas representa una fracción significativa de los costos de mantenimiento del sector eólico, mientras que su monitoreo directo mediante instrumentación permanente resulta técnica y económicamente poco viable a gran escala. Como alternativa, la presente memoria de título desarrolla y valida un *sensor virtual* capaz de estimar la parámetros vibratorios de una pala de turbina eólica de escala reducida a partir de mediciones indirectas obtenidas en la góndola, evitando así la necesidad de instrumentar la pala en un escenario de operación real.

Para ello, se diseñó e implementó un banco de ensayos a escala reducida compuesto por un aerogenerador de tres palas impresas en PLA, operado en un túnel de viento en configuración *Open-Jet*. El sistema de adquisición de datos, basado en microcontroladores ESP32-S3 con arquitectura de firmware multiprocesamiento (FreeRTOS) y sensores inerciales BMI160 bajo protocolo SPI, permitió registrar vibraciones sincronizadas en la góndola y en la pala a una frecuencia de muestreo de 1000 Hz, con una alineación temporal residual aproximada de 1 ms tras la corrección de la deriva del reloj mediante la detección de impactos mecánicos. A partir de una campaña de 17 ensayos que cubrió un rango de 47.0 a 232.4 RPM, se construyó un dataset tabular de estadísticos temporales (RMS, factor de cresta, curtosis) y componentes principales de la densidad espectral de potencia, empleado para entrenar una arquitectura de redes neuronales tipo Perceptrón Multicapa (MLP). Tras comparar un enfoque de modelo único multisalida frente a una configuración de submodelos independientes por dominio (frecuencia y tiempo), se adoptó esta última al demostrar una mejora sistemática en las 10 variables objetivo, elevando el coeficiente de determinación (R^2) de test promedio de 0.428 a 0.711.

Los resultados muestran que el sensor virtual reconstruye con alta fidelidad la dinámica global de la pala, alcanzando un R^2 de test de 0.9929 para la componente principal del espectro y una correlación morfológica superior al 90% en la reconstrucción de la densidad espectral de potencia. Se identificó, además, un comportamiento diferenciado según el eje de medición: mientras los ejes transversales (*edgewise* y *flapwise*) se estiman con alta precisión, el eje longitudinal exhibe un desempeño sistemáticamente inferior. Se determinó que esta diferencia responde a la naturaleza distinta de la carga mecánica que domina cada eje: los ejes transversales flexionan ante la carga aerodinámica del flujo incidente, cuya amplitud responde con sensibilidad a la condición operativa, mientras que el eje longitudinal está gobernado por esfuerzos axiales de origen geométrico-gravitatorio, de amplitud casi constante y con escasa información predictiva disponible. Estos resultados validan la hipótesis planteada y confirman la viabilidad técnica de estimar el campo vibratorio de una pala mediante mediciones indirectas y aprendizaje automático, sentando una base metodológica para su futura extensión hacia sistemas de monitoreo de condición e integridad estructural.

Palabras clave: sensor virtual, monitoreo de integridad estructural, palas de turbinas eólicas, redes neuronales, aprendizaje automático, análisis de vibraciones.

Abstract

Structural damage in wind turbine blades accounts for a significant share of maintenance costs in the wind energy sector, while direct monitoring through permanent instrumentation remains technically and economically impractical at scale. As an alternative, this thesis develops and validates a *virtual sensor* capable of estimating the vibratory parameters of a reduced-scale wind turbine blade from indirect measurements taken at the nacelle, thereby avoiding the need to instrument the blade under real operating conditions.

To this end, a reduced-scale test bench was designed and built, consisting of a three-blade wind turbine with PLA-printed blades operated in an Open-Jet wind tunnel configuration. The data acquisition system, based on ESP32-S3 microcontrollers with a multiprocessing firmware architecture (FreeRTOS) and BMI160 inertial sensors under the SPI protocol, enabled synchronized vibration recording at the nacelle and blade at a sampling rate of 1000 Hz, achieving a residual temporal alignment of approximately 1 ms after correcting clock drift through mechanical impact detection. From a test campaign of 17 trials spanning a range of 47.0 to 232.4 RPM, a tabular dataset of time-domain statistics (RMS, crest factor, kurtosis) and principal components of the power spectral density was built and used to train a Multilayer Perceptron (MLP) neural network architecture. After comparing a single multi-output model against a configuration of independent submodels per domain (frequency and time), the latter was adopted, showing a systematic improvement across all 10 target variables and raising the average test coefficient of determination (R^2) from 0.428 to 0.711.

The results show that the virtual sensor reconstructs the blade’s global dynamics with high fidelity, achieving a test R^2 of 0.9929 for the principal spectral component and a morphological correlation above 90% in the reconstruction of the power spectral density. A differentiated performance was also identified depending on the measurement axis: while the transverse axes (edgewise and flapwise) are estimated with high accuracy, the longitudinal axis exhibits systematically lower performance. This difference was found to stem from the distinct nature of the mechanical loading dominating each axis: the transverse axes bend under the cyclic aerodynamic load of the incoming flow, whose amplitude responds sensitively to the operating condition, whereas the longitudinal axis is governed by axial stresses of geometric-gravitational origin, of nearly constant amplitude and with scarce predictive information available. These results validate the proposed hypothesis and confirm the technical feasibility of estimating a blade’s vibratory field through indirect measurements and machine learning, laying a methodological foundation for its future extension toward condition monitoring and structural health monitoring systems.

Keywords: virtual sensor, structural health monitoring, wind turbine blades, neural networks, machine learning, vibration analysis.

Contenidos

Lista de Figuras	vii
Lista de Tablas	viii
Glosario	ix
1 Introducción	1
1.1 Contexto	1
1.2 Problemática	2
1.3 Estado del Arte	3
1.4 Hipótesis	4
1.5 Objetivos	4
1.5.1 Objetivo general	4
1.5.2 Objetivos específicos	4
1.6 Metodología	4
1.6.1 Implementación del Banco de Ensayos y desarrollo del Sistema de Adquisición (OE1 y OE2)	4
1.6.2 Generación de Base de Datos (OE3)	5
1.6.3 Desarrollo de la Arquitectura de Red Neuronal (OE4)	5
2 Desarrollo del Sistema de Adquisición de Datos Vibratorios	6
2.1 Requerimientos Técnicos y Restricciones del Sistema DAQ	6
2.2 Evaluación de Arquitecturas Preliminares y Diagnóstico de Cuellos de Botella	7
2.3 Selección de Hardware y Justificación Tecnológica del Sistema Definitivo . .	8
2.3.1 Configuración del Bus SPI y Topología de Esclavos Múltiples	8
2.3.2 Configuración en el Nodo de la Pala	9
2.3.3 Configuración en el Nodo de la Góndola	10
2.3.4 Parámetros de Sincronización del Bus en Firmware	11
2.4 Arquitectura de Firmware Multiprocesamiento (FreeRTOS) y Sincronización	11
2.4.1 Funcionamiento de la Multicomputación (FreeRTOS)	11
2.4.2 Estructuración de Memoria y Sensibilidades Asimétricas	12
2.4.3 Protocolo de Sincronización Inalámbrica por ESP-NOW y Alineación Temporal	13
2.5 Post-procesamiento y Alineación Temporal de Datos	14
2.5.1 Decodificación de Archivos Crudos y Conversión a Unidades Físicas .	14
2.5.2 Alineación de Fase por Detección de Impactos y Corrección de Deriva	14
3 Diseño del Banco de Ensayos	17
3.1 Restricciones Espaciales y Configuración del Túnel de Viento	18
3.2 Diseño Geométrico y Parámetros de Impresión de la Pala	19
3.3 Mecanismo del Centro y Conexión de las Palas	21

3.4	Tren de Potencia y Sistema de Frenado Magnético	21
4	Caracterización Dinámica del Banco de Ensayos y Generación de la Base de Datos	22
4.1	Configuración de la Campaña de Ensayos	22
4.1.1	Protocolo de Adquisición en Laboratorio	24
4.2	Análisis Preliminar de la Data Recolectada	25
4.2.1	Comportamiento de las Series Temporales	25
4.2.2	Caracterización en el Dominio de la Frecuencia	26
4.2.3	Comparación del Comportamiento Dinámico con la Literatura	28
4.3	Construcción del Dataset para entrenamiento de Red Neuronal	29
4.3.1	Cadena de Procesamiento de Señales	30
4.3.2	Extracción de Características Temporales y Espectrales	31
4.3.3	Reducción de Dimensionalidad por Componentes Principales (PCA)	31
4.3.4	División de Datos y Estructura del Dataset Unificado	32
5	Desarrollo del Sensor Virtual	34
5.1	Definición del Problema de Regresión	34
5.2	Arquitectura del Modelo	35
5.3	Configuración del MLP y Protocolo de Selección de Hiperparámetros	36
5.4	Desempeño del Sensor Virtual	37
5.4.1	Análisis del Comportamiento Diferencial por Eje	39
5.5	Reconstrucción del PSD	40
6	Conclusiones	45
6.1	Trabajos Futuros	46
	Anexo A Carta Gantt del Proyecto	52
	Anexo B Planos de Fabricación del Banco de Ensayos	54

Lista de Figuras

Figura 2.1	Pinout de la placa de desarrollo ESP32-S3 WROOM N16R8.	9
Figura 2.2	Esquema electrónico del (a) Nodo Esclavo y el (b) Nodo Maestro.	10
Figura 2.3	Deriva temporal acumulada de 58 ms en una prueba de 5 minutos con algoritmo de alineación por 1 impacto conocido	15
Figura 3.1	(a) Disposición general de los componentes del banco de ensayos: (1) Eje, (2) Rodamiento, (3) Centro, (4) Pala, (5) Base, (6) Freno magnético y (7) Soporte para rodamiento. (b) Imagen del banco de ensayo ensamblado con la electrónica del nodo de la góndola instalada.	17
Figura 3.2	Túnel de Viento del Laboratorio de Termofluidos.	18
Figura 3.3	Diseño interno de la pala del aerogenerador con los espacios dedicados a albergar la electrónica del nodo esclavo.	20
Figura 4.1	Muestra acotada (5 s) de las series temporales de aceleración lineal medida en la góndola y en la punta de la pala para los ensayos: (a) <i>E08</i> (0.00 A, 6.95 m/s, 232.4 RPM) y (b) <i>E14</i> (0.01 A, 7.52 m/s, 225.4 RPM).	26
Figura 4.2	Comparación de los PSD obtenidos del Master S3 vs Slave S1 en diferentes condiciones operativas: (a) <i>E16</i> : 75.5 RPM y 0.00 A, (b) <i>E08</i> : 232.4 RPM y 0.00 A, (c) <i>E10</i> : 85.6 RPM y 0.01 A, (d) <i>E14</i> : 225.4 RPM y 0.01 A	27
Figura 4.3	Comparación de los PSD obtenidos en función de las RPM: (a) Master S1 - Eje Z (vertical de la góndola) (b) Slave S1 - Eje X (longitudinal de la pala)	28
Figura 5.1	Comparación espectral para una ventana temporal individual, evidenciando el desempeño predictivo del sensor virtual frente a datos crudos.	41
Figura 5.2	Espectro de potencia promediado para la condición operativa de media-alta velocidad de rotación (167.2 RPM) sin la aplicación de carga en el freno magnético.	42
Figura 5.3	Espectro de potencia promediado para la condición operativa de alta velocidad de rotación (224.3 RPM) sin la aplicación de carga en el freno magnético.	43
Figura 5.4	Espectro de potencia promediado para la condición operativa de media-baja velocidad de rotación (100.4 RPM) con la aplicación de carga resistente.	44

Lista de Tablas

Tabla 2.1	Esquema de conexiones y distribución de pines de los nodos del DAQ. . .	10
Tabla 2.2	Estructura de memoria y tamaño de los paquetes asimétricos de adquisición descentralizada.	13
Tabla 4.1	Matriz del Diseño de Experimentos y metadatos reales del dataset dinámico.	23
Tabla 4.2	Estructura de vectores y distribución de columnas en el dataset consolidado.	33
Tabla 5.1	Comparación del coeficiente de determinación (R^2) en el conjunto de test entre la configuración de modelo único multi-salida y el enfoque de modelo separado.	36
Tabla 5.2	Grilla de hiperparámetros explorada para la optimización de los submodelos MLP.	37
Tabla 5.3	Hiperparámetros óptimos seleccionados para el submodelo PCA y el submodelo de estadísticas temporales.	37
Tabla 5.4	Métricas detalladas de desempeño predictivo del sensor virtual evaluadas en los conjuntos de entrenamiento y prueba. Los valores han sido redondeados a cuatro cifras decimales para mayor claridad.	38
Tabla 5.5	Correlación de Pearson entre el RMS de cada eje de la pala y las variables operativas.	39

Glosario

DAQ	Adquisición de Datos
FDM	Modelado por Deposición Fundida
I2C	Circuito Inter-Integrado
IMU	Unidad de Medición Inercial
MEMS	Sistemas Microelectromecánicos
MLP	Perceptrón Multicapa
OMA	Análisis Modal Operacional
PCA	Análisis de Componentes Principales
PLA	Ácido Poliláctico
PSD	Densidad Espectral de Potencia
SBC	Computadores de Placa Única
SHM	Monitoreo de Integridad Estructural
SPI	Interfaz Periférica Serial

Capítulo 1

Introducción

1.1 Contexto

El sector de la energía eólica ha emergido como un factor clave en la transición energética global, experimentando un crecimiento exponencial durante las últimas décadas. La capacidad eólica instalada a nivel mundial ha mostrado un aumento significativo, pasando de 930 GW en 2022 a 1051 GW en 2023, 1177 GW en 2024 y alcanzando la cifra de 1346 GW instalados en 2025 según la World Wind Energy Association (WWEA) [1], que estima alcanzar los 1500 GW antes del fin de 2026. Este ritmo de expansión, mayor a los 100 GW anuales, supera en un 40% las proyecciones iniciales de crecimiento del sector eólico de 69.7 GW anuales esperadas para 2027 [2]. Este hecho ha introducido desafíos importantes, especialmente en el área de la operación y el mantenimiento de los aerogeneradores. Un análisis de los informes anuales de dos líderes del sector, Siemens Gamesa y Vestas entre 2019 y 2023, revela un incremento sustancial en los presupuestos destinados al mantenimiento y la reparación, con un foco particular en las palas de las turbinas [3]. Este fenómeno se relaciona directamente con el aumento en la longitud de las palas, que han pasado de aproximadamente 80 m a 115 m. En los últimos años, los reportes financieros de estas empresas indican que las disposiciones de garantías de Siemens Gamesa se elevaron de 250 a 650 millones de euros, mientras que las de Vestas pasaron de 300 a 815 millones de euros. En términos porcentuales, estas disposiciones han crecido en relación con los ingresos: del 2% al 4.5% para Siemens Gamesa y del 2.5% al 5.6% para Vestas [3].

Entonces, el mantenimiento de los aerogeneradores es, a día de hoy, un factor de costo importante que influye en la competitividad de las energías renovables [4]. El daño a las palas de los aerogeneradores representa una proporción significativa tanto de la frecuencia como del tiempo de inactividad causados por fallos, comparado con el resto de los componentes [5]. Incluso el National Renewable Energy Laboratory (NREL) de Estados Unidos, que califica las fallas de las palas como algo infrecuente, considerando la proporción de accidentes en función de la cantidad de palas activas, indica que estas fallas suelen ser difíciles de detectar y pueden ocasionar accidentes catastróficos para la operación de un parque eólico, por lo que es una problemática que requiere especial atención [6]. Esta realidad se refleja también en Chile, donde en los últimos cinco años se han registrado incidentes significativos. Entre ellos destaca el hallazgo de una pala fracturada en el Parque San Gabriel [7], el desprendimiento de un aspa en el Parque Eólico Cuel [8] y la caída de una torre completa en el Parque Alena [9]. Aunque ninguna de estas fallas ocasionó víctimas, sí derivaron en pérdidas económicas, detenciones preventivas y tensiones con las comunidades aledañas. Todo ello refuerza la

necesidad de desarrollar técnicas efectivas de monitoreo y prevención de fallas en palas de aerogeneradores.

1.2 Problemática

Las palas de turbinas eólicas pueden verse sometidas a diversos mecanismos de falla; algunos de estos, como la erosión del borde de ataque, influyen negativamente en el rendimiento del aerogenerador, sin embargo, la mayoría de los defectos derivan en una degradación de la rigidez mecánica del componente. Las áreas más susceptibles al daño suelen ser los extremos (punta de pala), los bordes de ataque y fuga, las transiciones geométricas y las áreas de unión [10]. Los principales mecanismos que conducen a la pérdida de rigidez son la delaminación y el desprendimiento de juntas adhesivas. En estos casos, las capas o componentes de la pala dejan de funcionar como una unidad estructural cohesiva, lo que reduce drásticamente la capacidad de la pala para resistir las cargas y, por ende, su rigidez [10, 11]. La detección temprana de estos daños es fundamental para asegurar la operación segura y económica de los aerogeneradores. Sin embargo, la complejidad estructural de las palas, unida a su tamaño creciente y a las condiciones ambientales en las que operan, hace que su monitoreo represente un desafío técnico.

En la industria, los fabricantes han incorporado sistemas de monitoreo continuo en sus aerogeneradores. Por ejemplo, Vestas ofrece el sistema Condition Monitoring Solution, que incluye sensores de vibración en la transmisión, cojinetes principales, generador, sistema de guiñada y de paso [12]. Aunque estas soluciones permiten un control general del estado de la turbina, su alcance en el monitoreo de palas todavía es limitado, puesto que no instalan sensores directamente en estas. La relevancia creciente de esta área se refleja también en la innovación tecnológica: un estudio de más de 1500 patentes concedidas en Europa a fabricantes de turbinas eólicas entre 2020 y 2023 identificó que cerca del 20% de ellas estaban vinculadas a tecnologías de monitoreo de condición para aerogeneradores [13].

Por su parte, en el ámbito académico, la última década ha visto un fuerte impulso en el desarrollo de sistemas de Monitoreo de Integridad Estructural (SHM) aplicados a palas de turbinas. Estos sistemas suelen perseguir cuatro objetivos: detección, localización, clasificación y cuantificación de daño [3]. Entre las metodologías más estudiadas se encuentra el monitoreo estructural basado en vibraciones. La idea central de los métodos basados en vibraciones es que las propiedades físicas de una estructura (masa, amortiguamiento y rigidez) determinan sus parámetros modales (frecuencias, modos de vibrar, etc.) [11, 14, 15]. Por lo tanto, cualquier alteración en estas propiedades, como una reducción de la rigidez causada por grietas o delaminaciones, se manifestará como cambios detectables en los parámetros modales [11, 14–17]. Sobre este enfoque se han desarrollado técnicas avanzadas, como el uso de actuadores electromecánicos combinados con matrices de acelerómetros para detectar aperturas en el borde de fuga de un mínimo de 15 cm sin necesidad de detener la turbina [17], o el empleo de transformadas wavelet para identificar la posición de delaminaciones [18].

Actualmente, la problemática radica en que la mayoría de los sistemas de monitoreo propuestos no son viables de implementar como estándar en la industria por diversos factores, como los costos operativos asociados a estos o por la disposición y/o ubicación de los sensores y actuadores utilizados por dichos sistemas [17, 19–21]. Por tanto, surge la necesidad de desarrollar sistemas de menor complejidad, menor costo y mayor facilidad de implementación que permitan monitorear, al menos de manera aproximada, la condición de las palas de turbinas eólicas.

1.3 Estado del Arte

En consecuencia, la tendencia actual de investigación se ha desplazado hacia el desarrollo de sensores virtuales y técnicas de monitoreo indirecto. La premisa fundamental de este enfoque es que las vibraciones y cargas aerodinámicas experimentadas por las palas se transmiten a través del tren de engranajes y la estructura de la torre, pudiendo ser recuperadas mediante algoritmos de procesamiento de señales y aprendizaje profundo (Deep Learning) sin necesidad de instrumentar las palas directamente.

Recientemente, Sethi et al. [22] validaron la viabilidad física de este enfoque al demostrar que es posible diagnosticar fallas en las palas (como erosión, flexión o pernos sueltos) utilizando únicamente un acelerómetro instalado en la góndola (nacelle). Su metodología emplea la Transformada Wavelet Continua (CWT) para convertir las señales de vibración en escalogramas (imágenes tiempo-frecuencia), los cuales son procesados por Redes Neuronales Convolucionales (CNN) para clasificar el estado de la pala con una precisión superior al 97% [22]. Este estudio es crucial, pues confirma que la firma vibratoria de la pala no se pierde totalmente en el ruido inducido por la transmisión, sino que persiste y es extraíble mediante modelos no lineales. Sin embargo, su alcance se limita a la clasificación discreta de fallas conocidas (diagnóstico), sin abordar la estimación continua de la respuesta dinámica de la pala necesaria para un monitoreo de condición más versátil.

En busca de estimaciones cuantitativas, Cong et al. [19] propusieron una arquitectura de red neuronal híbrida (AE-LSTM-Attention) capaz de estimar el Momento Flector en la Raíz de la Pala (BRL) utilizando exclusivamente señales de vibración de los rodamientos del eje principal, transmisión y generador en una turbina de 1.5 MW operativa [19]. Su investigación introdujo el uso de Autoencoders (AE) para la eliminación de ruido en señales de alta frecuencia y, notablemente, propuso un criterio físico para el diseño de la red: ajustar los pasos de tiempo de la memoria a largo plazo (LSTM) basándose en la relación de transmisión de la transmisión. Aunque este trabajo demuestra que es posible construir un sensor virtual robusto (Se obtuvo un coeficiente de correlación de aproximadamente 0.96) desde la góndola, su salida se restringe a características estadísticas escalares (valores máximos y amplitudes) del momento flector de la raíz de la pala y no aborda el análisis vibratorio de la pala, que puede ser crucial para identificar una variedad de fallas típicas [10, 11, 17, 22].

Para describir adecuadamente la condición vibratoria completa de palas modernas de gran longitud, se requiere un enfoque de reconstrucción de campo completo. En este ámbito, Schena et al. [23] presentaron un marco metodológico basado en la Descomposición Ortogonal Propia (POD), demostrando que la compleja deformación tridimensional de una pala de 15 MW puede ser reconstruida con alta fidelidad utilizando una base reducida de solo cuatro modos energéticos [23]. Su trabajo emplea un Filtro de Kalman para fusionar mediciones dispersas (sparse sensing) con un modelo estocástico que incorpora la periodicidad azimutal de la turbina. Si bien esta metodología alcanza efectivamente el objetivo de reconstruir la condición vibratoria, todavía depende de la instalación de sensores de contacto en la pala, lo cual reintroduce los problemas logísticos y de costos que se buscan evitar.

En resumen, el análisis de la literatura evidencia que los métodos indirectos (desde la góndola) se limitan a clasificaciones, mientras que los métodos de reconstrucción completa (como POD) aún dependen de sensores intrusivos en la pala. Por ende, no existe una forma viable a gran escala de conocer los parámetros vibratorios de las palas de aerogeneradores en operación. Así, el presente trabajo pretende demostrar que es técnicamente posible estimar el campo vibratorio de una pala mediante una red neuronal alimentada por mediciones

indirectas, sin la necesidad de instrumentar su superficie.

1.4 Hipótesis

La fusión de datos heterogéneos provenientes de sensores de vibración en la góndola y mediciones complementarias, procesadas mediante redes neuronales, permite determinar la condición vibratoria de las palas sin requerir la instrumentación de estas.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema de medición indirecta para estimar la respuesta dinámica de una pala de turbina eólica en condiciones normales de operación, a partir de sensores físicos y aprendizaje automático.

1.5.2 Objetivos específicos

- **OE1:** Diseñar un sistema de medición de vibraciones multicanal e inalámbrico basado en acelerómetros MEMS y microcontroladores.
- **OE2:** Implementar un banco de ensayos para palas de turbinas eólicas que integre acelerómetros y sensores complementarios.
- **OE3:** Caracterizar la respuesta dinámica del banco de ensayos bajo diferentes regímenes de operación para la generación de datos de entrenamiento.
- **OE4:** Construir un modelo de aprendizaje automático capaz de reconstruir parámetros vibratorios de la pala a partir de la información de sensores físicos en la góndola.

1.6 Metodología

La presente memoria de título se define como un estudio de carácter experimental, orientado al desarrollo de un sensor virtual mediante técnicas de aprendizaje automático. El diseño busca validar, en un entorno controlado, la capacidad de reconstruir la respuesta dinámica de una pala de aerogenerador a partir de mediciones indirectas. De este modo, se establece un marco metodológico dividido en tres etapas consecutivas que aseguran la replicabilidad de la investigación.

1.6.1 Implementación del Banco de Ensayos y desarrollo del Sistema de Adquisición (OE1 y OE2)

Esta etapa comprende el diseño, fabricación y puesta en marcha de un banco de ensayos experimental a escala reducida. Se desarrollará un aerogenerador de escala reducida similar a los aerogeneradores desarrollados en [24–26], ideado para operar en el túnel de viento del Laboratorio de Termofluidos de la Universidad de Concepción, con palas fabricadas mediante manufactura aditiva en PLA. El sistema contará con un freno magnético para inducir torque resistente y simular condiciones de carga operativa.

La instrumentación se basará en una arquitectura de adquisición gestionada por un microcontrolador, integrando Sistemas Microelectromecánicos (MEMS) (acelerómetros) en la góndola para capturar la respuesta dinámica indirecta. Para la medición del valor objetivo, se instalarán sensores inalámbricos directamente en las palas. Complementariamente, se usarán sensores de velocidad del viento y de velocidad angular del rotor, permitiendo un registro simultáneo y correlacionado de todas las variables físicas de entrada y salida para su posterior procesamiento.

1.6.2 Generación de Base de Datos (OE3)

El objetivo de esta fase es generar un conjunto de datos robusto que represente el comportamiento dinámico del sistema bajo diferentes estados operativos. Se definirá una matriz de ensayos que considere variaciones controladas en la velocidad del flujo de aire incidente y en el torque aplicado por el freno magnético. De esta manera, se recolectarán datos para caracterizar la dinámica del sistema en condición sana. El proceso contempla la extracción de características en el dominio del tiempo y la frecuencia, seleccionando indicadores de relevancia como el valor RMS, la amplitud de la señal, frecuencias dominantes, entre otros. Y el resultado de la fase será una base de datos etiquetada que relacione las aceleraciones medidas en la góndola y los distintos parámetros de operación con la vibración real registrada en las palas.

1.6.3 Desarrollo de la Arquitectura de Red Neuronal (OE4)

Esta etapa consiste en el desarrollo de un modelo de aprendizaje automático de regresión utilizando Python. Se diseñará y entrenará una arquitectura de red neuronal que integre la totalidad de los datos capturados, combinando las señales de los acelerómetros de la góndola con las variables operativas de velocidad del viento y las RPM del rotor. El entrenamiento empleará técnicas de validación cruzada para asegurar la capacidad de generalización del sensor virtual y evitar el sobreajuste. El desempeño del sistema se cuantificará mediante el análisis del error residual y el coeficiente de determinación (R^2), con el fin de validar la hipótesis de que la fusión de estas variables heterogéneas permite reconstruir la condición vibratoria de las palas de forma no intrusiva.

Es importante precisar el alcance del presente trabajo: si bien la motivación general expuesta en las Secciones 1.1 y 1.3 se enmarca en la problemática de detección de fallas estructurales en palas de aerogeneradores, esta memoria de título se concentra en sentar las bases metodológicas y experimentales necesarias para dicho objetivo, validando, como prueba de concepto, la viabilidad de estimar la condición vibratoria de la pala en su estado estructural sano a partir de mediciones indirectas en la góndola. El banco de ensayos, el sistema de adquisición y la arquitectura de aprendizaje automático desarrollados constituyen así una plataforma habilitante, cuya extensión hacia la detección, localización y clasificación de fallas requiere de una etapa posterior de investigación en la que el sensor virtual sea entrenado y evaluado también bajo condiciones estructurales no sanas, tal como se plantea en el Capítulo 6 como línea de trabajo futuro.

Capítulo 2

Desarrollo del Sistema de Adquisición de Datos Vibratorios

Este capítulo presenta el diseño y la implementación del sistema de Adquisición de Datos (DAQ) utilizado para medir las vibraciones en el banco de ensayos. El objetivo principal de este desarrollo es registrar las aceleraciones en la góndola y en el rotor de forma sincronizada. Estos datos servirán para entrenar y validar los modelos de redes neuronales orientados a la estimación de la condición vibratoria. A continuación, se describen los requerimientos técnicos del sistema, la evaluación de las primeras alternativas de hardware y la configuración final del sistema embebido.

2.1 Requerimientos Técnicos y Restricciones del Sistema DAQ

Para diseñar el sistema de medición, primero se definieron las especificaciones técnicas y las restricciones mecánicas del proyecto. Estos parámetros aseguran que el registro de las señales represente el comportamiento real de la estructura sin alterar su operación.

En primer lugar, la frecuencia de muestreo (f_s) se determinó bajo el criterio del teorema de Nyquist-Shannon [27, 28]. Para reconstruir una señal digital sin pérdida de información ni generar solapamiento de frecuencias (*aliasing*), la tasa de muestreo debe ser al menos el doble de la frecuencia máxima del fenómeno que se quiere observar (f_{max}), es decir, $f_s \geq 2 \cdot f_{max}$.

En palas de aerogeneradores a escala reducida, la elección de una tasa de muestreo de 1000 Hz es común en la literatura y permite cubrir un ancho de banda útil de hasta 500 Hz [28, 29]. Si bien los modos fundamentales de vibración global ocurren a frecuencias bajas, los transitorios mecánicos y los efectos de fallas tempranas aparecen en armónicos más altos [11]. En las investigaciones con bancos de ensayos eólicos a escala reducida, se utiliza una frecuencia de muestreo de 1000 Hz para registrar estas componentes dinámicas superiores con suficiente resolución temporal, asegurando que no se pierdan detalles durante el post-procesamiento. Los archivos de datos se generan exclusivamente en formato binario crudo (.bin) dentro del sistema embebido para optimizar la velocidad del lazo [30], delegando la conversión a formato CSV como un subproducto secundario ejecutado de forma externa en el PC.

En segundo lugar, la sincronización entre los puntos de medición es necesaria para el entrenamiento de la red neuronal [31]. Debido a que el modelo busca correlacionar las lecturas

distribuidas para estimar los parámetros vibratorios, cualquier desfase temporal entre los sensores alteraría las relaciones de fase de los modos de vibración. Por este motivo, se definió que el desfase máximo entre el nodo instalado en la pala y el nodo de la góndola debe mantenerse por debajo de 1 ms [32, 33].

Finalmente, la instalación del sistema electrónico introduce restricciones físicas y de acoplamiento mecánico:

- **Preservación aerodinámica y transmisibilidad:** Los componentes electrónicos de la góndola deben ser montados de forma que no sobresalgan de la estructura para evitar alteraciones significativas en el comportamiento del flujo de aire circundante. Respecto a la instrumentación fija, los acelerómetros de la góndola se adhieren directamente sobre la estructura utilizando cianoacrilato de alta resistencia, interponiendo una película de poliimida (cinta Kapton) para actuar como aislamiento eléctrico y proteger los transductores de corrientes parásitas o ruidos provenientes de la estructura metálica. En el caso de las palas, el montaje de los componentes no debe modificar el flujo de aire externo sobre el perfil de esta [19, 34], por lo que toda la electrónica de control y adquisición ha de ser albergada internamente, aprovechando la fabricación hueca de estas piezas hechas mediante manufactura aditiva [24, 25].
- **Control del efecto de carga de masa:** Agregar peso parásito en componentes delgados cambia las frecuencias naturales y los modos de vibración de la estructura [35]. Debido a las restricciones volumétricas del túnel de viento del laboratorio de termofluidos, se estableció que todas las palas del banco de ensayo deben estar igualmente instrumentadas y que todos los ensayos deben realizarse con la electrónica instalada para que no existan variaciones de masa que puedan afectar los parámetros modales del modelo.

Finalmente, si bien las tres palas deben ser instrumentadas físicamente para preservar el equilibrio de masa del rotor, la adquisición activa de vibraciones se restringió a un único nodo esclavo montado en una sola pala. Esta simplificación metodológica responde a la necesidad de acotar la complejidad del sistema inalámbrico en la gestión de memoria y el manejo de interrupciones en tiempo real. Se asume que, bajo una condición de integridad estructural sana y exposición a un flujo aerodinámico uniforme, la respuesta dinámica de la pala instrumentada resulta representativa del comportamiento vibratorio de las palas restantes. Por tanto, se excluye del alcance de esta investigación la diferenciación de parámetros vibratorios estimados para distintas palas.

2.2 Evaluación de Arquitecturas Preliminares y Diagnóstico de Cuellos de Botella

El diseño preliminar del sistema de medición contempló una arquitectura basada en Computadores de Placa Única (SBC) Raspberry Pi, utilizando una Raspberry Pi 4 B+ como nodo maestro en la góndola y una Raspberry Pi Pico como nodo esclavo en la pala. Esta instrumentación fue elegida debido a su disponibilidad en el laboratorio frente a otras opciones. El desarrollo comenzó con la implementación experimental del nodo maestro, el cual se instrumentó con tres acelerómetros MPU-6050; modelo comúnmente usado en la literatura de sistemas de bajo costo [36, 37], mediante una conexión alámbrica para evaluar la adquisición de datos en la góndola. El diseño de este conjunto electrónico se realizó bajo las restricciones físicas del lugar de operación, buscando una solución de bajo costo, dimensiones

y peso reducidos.

Durante las pruebas experimentales de este nodo central, se identificó un límite crítico en la velocidad de adquisición, alcanzando una tasa de muestreo máxima de solo 200 Hz. Este cuello de botella se debió principalmente a la saturación del bus Circuito Inter-Integrado (I2C) al realizar las lecturas secuenciales de los registros de los sensores. Adicionalmente, las latencias inherentes al planificador de tareas del sistema operativo del nodo maestro introdujeron fluctuaciones temporales aleatorias (*jitter*), lo que sumó inestabilidades al lazo de captura de datos. Al configurar el bus I2C en su modo rápido a 400 kHz, la frecuencia de muestreo aumentó a 800 Hz estables. Sin embargo, la asincronía residual y la carga de procesamiento imposibilitaron la incorporación de canales inalámbricos de comunicación desde nodos adicionales sin una reducción drástica en la frecuencia de muestreo. Este límite empírico en la velocidad de muestreo del MPU-6050 trabajando en conjunto con SBC es algo documentado en la literatura [36, 37].

En paralelo, se evaluó el uso de la Raspberry Pi Pico para cumplir la función de nodo esclavo en la pala. No obstante, esta alternativa fue descartada debido a que la placa base del microcontrolador carece de conectividad inalámbrica integrada. Para implementar la transmisión de datos hacia la góndola, era necesario incorporar módulos periféricos externos. Esta modificación aumentaba la complejidad del circuito, el cableado y el volumen total de los componentes del nodo, lo que dificultaba el cumplimiento de las restricciones operacionales de tamaño y peso en la pala instrumentada.

Debido a este diagnóstico, se decidió abandonar el uso de buses I2C y la combinación de estas plataformas de desarrollo. La arquitectura definitiva del DAQ se reorientó hacia el uso de microcontroladores con comunicación inalámbrica nativa y transductores operados bajo el protocolo Interfaz Periférica Serial (SPI), manteniendo homogeneidad en los sensores para evitar sesgos por diferencias en las funciones de transferencia o retardos de grupo, siguiendo las recomendaciones encontradas en la literatura [31, 32, 34].

2.3 Selección de Hardware y Justificación Tecnológica del Sistema Definitivo

La transición hacia el diseño definitivo del sistema de medición se basó en el microcontrolador ESP32-S3 WROOM, específicamente en su variante N16R8, del cual se presenta el diagrama de pinout en la Figura 2.1. La elección de esta plataforma se justificó por varios factores identificados en la literatura técnica para el desarrollo de plataformas de bajo costo [31, 32, 37, 38]. Entre estos factores destacan su arquitectura de doble núcleo, la integración nativa del protocolo de comunicación inalámbrica de alta velocidad ESP-NOW y la disponibilidad de placas de desarrollo con módulos de lectura de tarjetas SD integrados, lo que permite almacenar datos de forma local en cada nodo, capacidad que resultó ser necesaria. El uso de un procesador de doble núcleo permite destinar un núcleo exclusivamente a las interrupciones por hardware para la captura de datos a alta velocidad, mientras que el segundo núcleo gestiona las tareas de la pila inalámbrica, evitando la pérdida de muestras por sobrecarga de procesamiento.

2.3.1 Configuración del Bus SPI y Topología de Esclavos Múltiples

Para asegurar la adquisición estable a 1000 Hz y evitar los problemas de saturación por hardware experimentados en las etapas de diseño preliminar, se seleccionaron los sensores

BMI160 y se configuraron bajo el protocolo SPI. El sistema implementa una topología de bus compartido con múltiples esclavos, donde las líneas de reloj (SCK), entrada de datos (MOSI) y salida de datos (MISO) se conectan en paralelo a cada Unidad de Medición Inercial (IMU) del sistema, mientras que la selectividad de cada dispositivo se gestiona mediante líneas físicas independientes de Chip Select (CS).

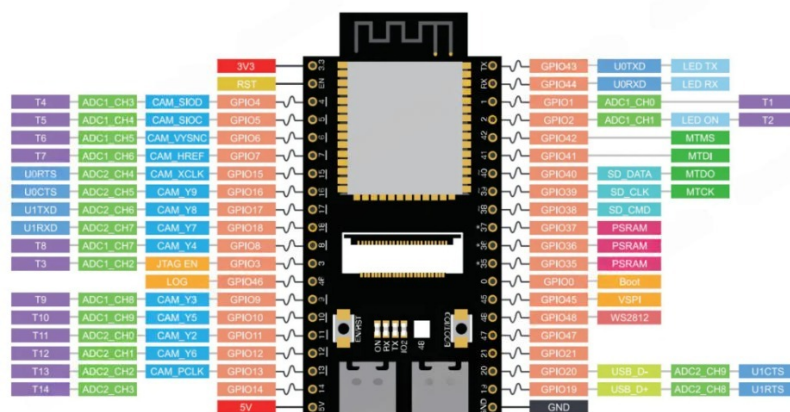
La lectura individual de cada sensor se controla mediante la línea de selección (CS). Para obtener los datos de un sensor en particular, su respectiva línea CS se activa en nivel bajo (LOW), mientras que las demás permanecen en nivel alto (HIGH). De esta manera, se evita que las señales de los distintos sensores interfieran entre sí en la línea de datos común (MISO), permitiendo leerlos de manera sucesiva dentro de un mismo ciclo de muestreo.

2.3.2 Configuración en el Nodo de la Pala

El nodo instalado en la pala se diseñó de manera compacta e independiente, albergando un único sensor inercial BMI160. Al realizar el ruteo físico de las señales en el microcontrolador ESP32-S3, se identificó que las conexiones SPI estándar de la placa coincidían con pines vinculados al acceso de las memorias internas del chip, lo que generaba interferencias en el funcionamiento del sistema. Para resolver este inconveniente, el bus SPI físico para este sensor se trasladó hacia pines que estuvieran libres de funciones de memoria interna. La distribución física de las señales quedó configurada de la siguiente manera:

- SCK (Reloj): GPIO 5
- MOSI (Salida de datos): GPIO 6
- MISO (Entrada de datos): GPIO 7

La línea de selección independiente (CS) se asignó al pin GPIO 4. Para asegurar que el sensor BMI160 opere estrictamente en modo SPI desde el encendido y no intente cambiar de protocolo debido al ruido eléctrico en el cableado, el pin de selección de dirección (*SAO*) del sensor se conectó físicamente y de forma permanente a la línea de datos MISO (GPIO 7). Asimismo, el firmware realiza una secuencia inicial de pulsos en el reloj de comunicación durante la inicialización para establecer el estado del sensor de forma segura. El almacenamiento local en este nodo se ejecuta mediante una interfaz directa SD_MMC de 4 bits asignada a los pines GPIO 39 (CLK), GPIO 38 (CMD) y GPIO 40 (D0).



2.3.3 Configuración en el Nodo de la Góndola

La implementación del bus en el nodo de la góndola debe gestionar la adquisición de tres canales de medición dinámicos para caracterizar las vibraciones en los rodamientos del eje principal y en el freno magnético. Para el almacenamiento local, se implementó la interfaz física SD_MMC de alta velocidad utilizando los mismos pines que en el nodo esclavo. Y, para evitar el conflicto de los buses SPI de los sensores con los del lector SD, el bus SPI de los tres sensores locales de la góndola se definió en los siguientes pines

- SCK (Reloj): GPIO 15
- MOSI (Salida de datos): GPIO 16
- MISO (Entrada de datos): GPIO 17

La selección de cada uno de los tres sensores de la góndola se asignó a los pines GPIO 18, GPIO 19 y GPIO 20 como líneas de habilitación independientes. Al igual que en el nodo de la pala, el pin *SAO* de cada sensor se conectó directamente a la línea común MISO (GPIO 17) para fijar el modo SPI por hardware. El esquema completo de conexiones y asignación de pines para ambos nodos se presenta en la Figura 2.2 y se resume en la Tabla 2.1.

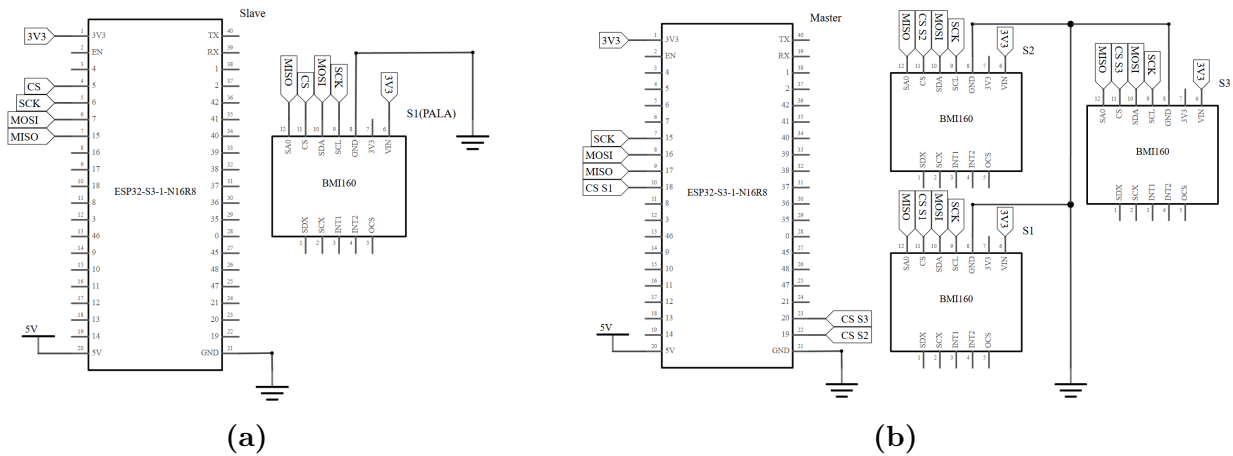


Figura 2.2 Esquema electrónico del (a) Nodo Esclavo y el (b) Nodo Maestro.

Tabla 2.1 Esquema de conexiones y distribución de pines de los nodos del DAQ.

Señal / Función	Nodo de la Góndola	Nodo de la Pala
Reloj SPI (SCK)	GPIO 15	GPIO 5
Salida de datos (MOSI)	GPIO 16	GPIO 6
Entrada de datos (MISO)	GPIO 17	GPIO 7
Selección de sensor 1 (CS S1)	GPIO 18	GPIO 4
Selección de sensor 2 (CS S2)	GPIO 19	N/A
Selección de sensor 3 (CS S3)	GPIO 20	N/A
Reloj de tarjeta SD (SD_MMC CLK)	GPIO 39	GPIO 39
Comando de tarjeta SD (SD_MMC CMD)	GPIO 38	GPIO 38
Línea de datos SD (SD_MMC D0)	GPIO 40	GPIO 40

2.3.4 Parámetros de Sincronización del Bus en Firmware

Para mantener la estabilidad de las lecturas consecutivas a una tasa de 1000 Hz, el firmware de ambos nodos inicializa el periférico SPI mediante la API de Espressif bajo los siguientes parámetros operacionales:

- **Frecuencia de reloj:** Configurada a 4 MHz. Esta velocidad permite realizar la lectura rápida de los registros de datos en menos de 25 μ s, lo que resulta lo suficientemente rápido para cumplir con la ventana de muestreo requerida y moderado para evitar la atenuación de la señal por capacitancias parásitas en el cableado físico.
- **Orden de bits:** Configurado como MSBFIRST (*Most Significant Bit First*), de acuerdo con las especificaciones de direccionamiento del fabricante Bosch Sensortec.
- **Modo SPI:** Configurado en SPI_MODE0 (reloj en nivel bajo en reposo y captura de datos en el flanco de subida), requerido por la arquitectura del BMI160 para estabilizar la transferencia de datos binarios.

2.4 Arquitectura de Firmware Multiprocesamiento (FreeRTOS) y Sincronización

Para asegurar la continuidad de la adquisición a una tasa de 1000 Hz sin pérdida de datos, la arquitectura de software de ambos nodos se estructuró de forma descentralizada y asincrónica. Esto permite desacoplar el lazo de adquisición de datos y la escritura física de los archivos locales en formato binario. En el diseño inicial, se contempló una arquitectura centralizada donde el nodo esclavo transmitía sus mediciones en tiempo real al nodo maestro, permitiendo que este último las guardara de manera coordinada junto con sus propias lecturas locales. Sin embargo, durante las pruebas preliminares de este sistema, se registró una pérdida de hasta el 30 % de los datos recopilados en un solo ensayo, debido a las constantes interrupciones en la comunicación inalámbrica entre ambas placas ESP32. Por esta razón, se decidió migrar hacia un esquema descentralizado, en el cual cada nodo almacena la información de forma independiente y local para posteriormente realizar un alineamiento temporal en el computador.

2.4.1 Funcionamiento de la Multicomputación (FreeRTOS)

El principal factor que limita la velocidad de registro en sistemas con almacenamiento local son los tiempos de espera aleatorios que ocurren al guardar la información en la tarjeta MicroSD. En tarjetas de memoria flash, el guardado físico de los datos no es instantáneo y puede detener momentáneamente el procesador por lapsos que varían entre decenas y cientos de milisegundos.

Para evitar que estas demoras provoquen la pérdida de muestras de vibración, el programa desarrollado distribuye las tareas lógicas entre los dos núcleos de procesamiento del chip ESP32-S3 mediante el sistema operativo en tiempo real FreeRTOS, utilizando una cola de datos en memoria RAM como zona de almacenamiento temporal:

- **Núcleo 1 (Adquisición de datos):** Este procesador se dedica de manera exclusiva a la lectura continua de los sensores. Controlado por un temporizador interno de alta precisión, realiza las mediciones de vibración cada 1 ms sin interrupciones. Los datos capturados se acumulan temporalmente en un arreglo en la memoria RAM. Al reunir

un grupo de 20 muestras (equivalente a 20 ms de ensayo), el procesador añade una marca de tiempo absoluta y envía el bloque completo hacia la cola de datos en la memoria RAM utilizando la función `xQueueSend()`. Al no interactuar nunca con la tarjeta MicroSD, este núcleo trabaja de forma continua y libre de retrasos.

- **Núcleo 0 (Escritura en tarjeta SD):** Este procesador ejecuta en segundo plano una tarea de escritura independiente, la cual permanece en espera hasta detectar bloques disponibles en la cola de RAM. Si la tarjeta de memoria se demora en escribir un dato, los nuevos bloques enviados por el procesador de adquisición se acumulan de manera segura en esta cola de almacenamiento temporal, que tiene capacidad para guardar hasta 50 bloques (equivalente a 1 s de ensayo). Cuando la tarjeta MicroSD reanuda su operación, el procesador vuelca los bloques acumulados en el archivo binario y asegura la escritura en la tarjeta de memoria de forma periódica mediante la función `dataFile.flush()`.

2.4.2 Estructuración de Memoria y Sensibilidades Asimétricas

Con el propósito de optimizar el rendimiento de los procesadores durante el ensayo, se evitó realizar conversiones de los datos numéricos a texto plano (como archivos CSV) dentro del microcontrolador, ya que este proceso consume recursos del procesador de forma innecesaria. En su lugar, las mediciones de aceleración y velocidad angular se guardan directamente en formato binario continuo utilizando la directiva de compilación `__attribute__((packed))`, la cual compacta los datos en memoria al eliminar espacios vacíos de alineación y genera archivos binarios más rápidos de leer y escribir.

Por otra parte, la dinámica rotacional de la pala introduce fuerzas inerciales (como la aceleración centrípeta continua) que son significativamente mayores que las pequeñas vibraciones registradas en la góndola. Para capturar el comportamiento de ambos componentes con alta resolución sin saturar el rango de medición de los sensores de 16 bits, se configuraron diferentes escalas de medición en cada nodo:

- **Nodo de la Góndola:** Los sensores de vibración locales se ajustaron a un rango de ± 2 g, lo que entrega una resolución fina de 16384,0 LSB/g (unidades de menor bit significativo por unidad de gravedad). Esta configuración de alta sensibilidad está orientada a registrar de forma precisa los modos de vibración global de la estructura, los cuales son de baja amplitud. El canal de giroscopio de la góndola se configuró a una escala de ± 125 dps (grados por segundo) con una sensibilidad de 262,4 LSB/dps. El tamaño del bloque de datos resultante es de 484 bytes por ráfaga de 20 ms.
- **Nodo de la Pala:** El sensor instalado en la pala se configuró con una escala de aceleración elevada de ± 16 g (2048,0 LSB/g). Esta selección es necesaria para evitar que la componente de aceleración centrípeta continua sature el sensor durante el giro del rotor. De igual forma, el giroscopio se ajustó a su rango máximo de ± 2000 dps (16,4 LSB/dps) para registrar la velocidad angular de rotación del rotor. El tamaño del bloque de datos en este caso es de 244 bytes por ráfaga.

La estructura y tamaño de los bloques asimétricos almacenados de forma independiente por cada nodo se detallan en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2 Estructura de memoria y tamaño de los paquetes asimétricos de adquisición descentralizada.

Estructura	Tipo de Datos	Tamaño Total	Componentes Incluidos en RAM
Bloque Maestro	Binario Empaquetado	484 bytes	uint32_t ts (4 B) + 3 sensores $\times$ 3 ejes $\times$ 20 muestras (120 B $\times$ 4 campos).
Bloque Esclavo	Binario Empaquetado	244 bytes	uint32_t ts (4 B) + 1 sensor $\times$ 3 ejes $\times$ 20 muestras (120 B $\times$ 2 campos).
Escritura Local	Bloque de Memoria Cruda	.bin	Registro secuencial e independiente por nodo en MicroSD.

2.4.3 Protocolo de Sincronización Inalámbrica por ESP-NOW y Alineación Temporal

Aunque cada nodo guarda su propia información en tarjetas de memoria de forma independiente, se utilizó el protocolo inalámbrico de alta velocidad ESP-NOW para coordinar de forma remota el inicio simultáneo de la adquisición. Este protocolo permite el envío de datos de manera directa entre los microcontroladores, evitando la sobrecarga de tiempo que introducen las redes inalámbricas tradicionales de tipo Wi-Fi.

Para asegurar que el inicio de la comunicación sea inmediato y libre de demoras causadas por el ahorro de energía de los chips, se configuró el sistema de radio de ambos nodos en su modo de máxima potencia de recepción (WIFI_PS_NONE).

La secuencia para dar inicio al registro dinámico de datos se realiza bajo el siguiente orden:

1. **Comando de inicio:** El operador envía el carácter ‘S’ desde el computador hacia el nodo de la góndola a través de una conexión de puerto serie.
2. **señal de sincronización:** Al recibir esta señal, el nodo de la góndola transmite inmediatamente un mensaje inalámbrico por ESP-NOW hacia la pala. Este mensaje contiene el comando de partida y el nombre base que tendrá el archivo de ensayo en cada tarjeta de memoria.
3. **Alineación inicial por software:** Luego de recibir la señal y crear los archivos binarios respectivos en sus tarjetas MicroSD, ambos procesadores introducen una breve pausa de estabilización controlada por FreeRTOS (vTaskDelay()). Esto asegura que los subsistemas estén listos para ingresar de manera paralela a sus bucles rígidos de muestreo de 1000 Hz.

Prescindir de la transmisión inalámbrica continua durante las mediciones resuelve la pérdida de datos, pero traslada el desafío de la sincronización temporal al post-procesamiento. Debido a que cada nodo opera con un cristal de cuarzo independiente, se introduce un desfase acumulado en el tiempo debido a la deriva de reloj (*clock drift*) [31]. Dado que la corrección de este desajuste y la decodificación de los archivos binarios de datos requieren una

alta capacidad de cómputo, este procedimiento de alineamiento y unificación se delega por completo a un script de procesamiento externo desarrollado en Python.

2.5 Post-procesamiento y Alineación Temporal de Datos

Para que las señales de aceleración y velocidad angular de la pala y de la góndola sean de utilidad en las etapas de análisis y entrenamiento de las redes neuronales, es indispensable decodificar los archivos, convertir los datos discretos a unidades físicas, sintonizar de manera precisa el desfase de los relojes y consolidar la información en un formato de datos adecuado. Con este propósito, se desarrolló un algoritmo de post-procesamiento implementado en Python, cuyo flujo de ejecución se detalla a continuación.

2.5.1 Decodificación de Archivos Crudos y Conversión a Unidades Físicas

El primer paso del algoritmo consiste en decodificar los archivos locales independientes generados por cada nodo (`*__Master.bin` y `*__Slave.bin`). Mediante la librería estándar de Python `struct`, el script lee secuencialmente los bloques de datos respetando estrictamente el formato de codificación *little-endian* definido en el programa de adquisición.

Cada bloque binario de la góndola (**Master**) tiene un tamaño fijo de 484 bytes y se decodifica bajo el formato lógico de estructura `<I240h` (una marca de tiempo de 32 bits de 4 bytes sin signo, seguida de 240 enteros contiguos de 16 bits que agrupan las 20 muestras consecutivas de aceleración y velocidad angular de las tres IMU locales). Por su parte, el bloque de la pala (**Slave**) posee un tamaño de 244 bytes y se lee mediante el formato `<I120h` (marca de tiempo de 4 bytes, seguida de 120 enteros de 16 bits correspondientes al sensor de la pala).

Una vez decodificados los valores numéricos, el script aplica los factores de escala definidos por hardware para transformarlos a valores físicos de aceleración lineal en unidades de gravedad (g) y velocidad angular en grados por segundo ($^{\circ}/s$ o dps). Este proceso matemático de conversión se rige por las siguientes expresiones de escalamiento lineal:

$$a_{gondola} = \frac{ADC_{discrete}}{16384,0 \text{ LSB}/g}, \quad \omega_{gondola} = \frac{ADC_{discrete}}{262,4 \text{ LSB}/dps} \quad (2.1)$$

$$a_{pala} = \frac{ADC_{discrete}}{2048,0 \text{ LSB}/g}, \quad \omega_{pala} = \frac{ADC_{discrete}}{16,4 \text{ LSB}/dps} \quad (2.2)$$

2.5.2 Alineación de Fase por Detección de Impactos y Corrección de Deriva

Al utilizar microcontroladores con osciladores independientes, se presenta un fenómeno inevitable de deriva temporal (*clock drift*). Aunque el período de muestreo teórico en ambos sistemas se define en 1 ms, la tasa de muestreo real fluctúa sutilmente en cada dispositivo debido a tolerancias físicas y efectos térmicos sobre el cristal de cuarzo de cada ESP32-S3 [31]. Mediciones experimentales arrojaron que, para ensayos continuos con una duración aproximada de 5 minutos (300 segundos), la diferencia acumulada en el tiempo total transcurrido

entre ambos nodos alcanza valores de hasta 68 ms para el caso más extremo. La Figura 2.3 muestra este fenómeno para un caso aleatorio donde se reporta un desfase de 58 ms en un ensayo de aproximadamente 310 segundos de duración, en el que solo se aplica un algoritmo de alineación sobre un impacto mecánico controlado realizado al inicio del ensayo y se compara la deriva en un segundo impacto conocido. En la Figura se aprecia como la perturbación se detecta primero en el nodo Esclavo; este comportamiento se repite de manera sistemática en todos los ensayos realizados, variando entre 49 ms y 68 ms en función de la duración del ensayo. Este desfase temporal supera de forma crítica la tolerancia máxima de 1 ms sugerida en la literatura científica para el entrenamiento síncrono de modelos basados en redes neuronales [32, 33], puesto que altera las relaciones de fase fundamentales del comportamiento dinámico estructural.

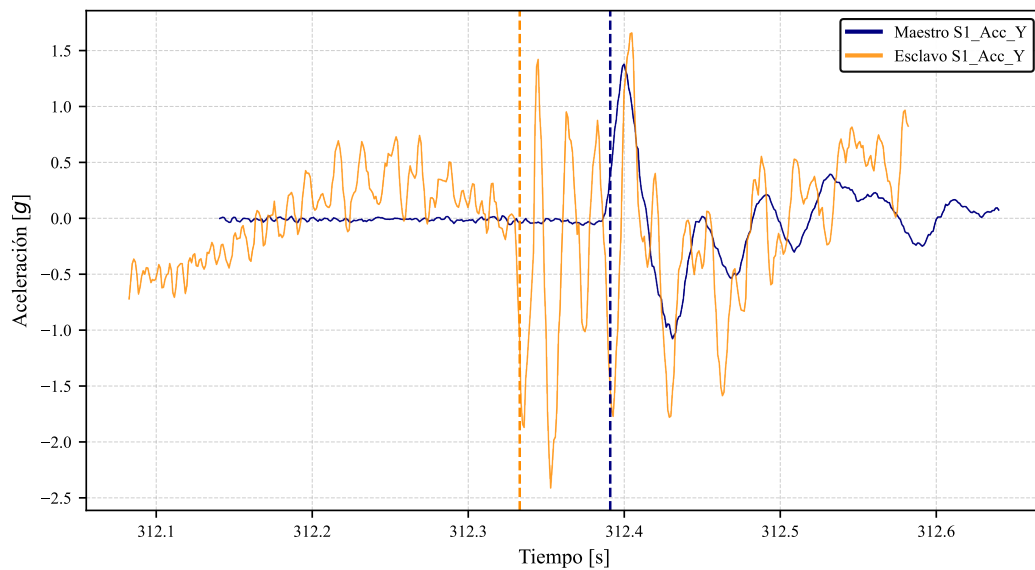


Figura 2.3 Deriva temporal acumulada de 58 ms en una prueba de 5 minutos con algoritmo de alineación por 1 impacto conocido

Por lo tanto, esta deriva se corrige en postprocesamiento con un algoritmo de alineación basado en la detección de dos impactos mecánicos controlados sobre la estructura del banco de ensayos: uno ejecutado al iniciar el ensayo (impacto de inicio) y otro al concluir la adquisición (impacto de término). Ambos golpes generan impulsos de gran amplitud, como los apreciados en la Figura 2.3, los cuales viajan a través del banco de ensayos y se asume que son registrados de forma simultánea por los acelerómetros del nodo de la góndola y de la pala.

La localización de ambos impactos en cada archivo se realiza de manera independiente para el nodo maestro y el nodo esclavo, mediante el análisis de un eje de aceleración del sensor de referencia ($S1_Acc_Y$). Dado que el instante de inicio y el instante de término del ensayo son conocidos de forma aproximada a partir de la duración nominal del registro, la búsqueda de cada impacto se restringe a una ventana temporal acotada y anclada al extremo correspondiente del archivo: los primeros segundos del registro para el impacto de inicio, y los últimos segundos para el impacto de término. Dentro de cada ventana, se identifica la muestra de mayor amplitud absoluta de aceleración como una primera aproximación al instante del impacto. Debido a que la excitación mecánica genera un tren de rebotes amortiguados y no un evento puramente instantáneo, dicha muestra de máxima amplitud no coincide necesariamente con el instante físico en que la estructura comienza a responder al golpe, por lo

que se refina su posición retrocediendo en el tiempo hasta el punto donde la señal vibratoria sobresale del nivel de vibración de fondo previo al impacto. Este procedimiento se aplica de forma idéntica al impacto de inicio y al de término, y en ambos nodos de medición.

Una vez determinados los índices de las muestras correspondientes al impacto inicial para el nodo maestro y esclavo, respectivamente, se cuantifica el error acumulado por la deriva temporal, lo mismo que se aprecia en la Figura 2.3. El script de Python establece los tiempos de ocurrencia del nodo maestro como la base de tiempo absoluta de referencia. El mapeo temporal del nodo esclavo se realiza proyectando linealmente sus índices de impacto sobre el eje cronológico del maestro.

Conociendo los nuevos instantes sintonizados y con el fin de reconstruir la señal de la pala de manera continua sin introducir ruidos de muestreo ni distorsionar el contenido espectral de las componentes de frecuencia superiores, el script realiza un proceso de remuestreo empleando splines cúbicos (**CubicSpline**). Este método de interpolación polinomial de tercer orden asegura la continuidad de la señal y de sus dos primeras derivadas, permitiendo sintonizar la base de tiempo de todas las señales capturadas bajo un vector común y unificado de tiempo absoluto, con un desfase residual inferior a 1 ms en los instantes de impacto utilizados como referencia. Finalmente, se filtra una ventana de 5 segundos inmediatamente posterior y anterior a cada impacto para eliminar la respuesta transiente de la estructura a la excitación impulsiva, y así evitar que dicha respuesta influya en el análisis posterior de los datos vibratorios.

La corrección de la deriva se basa en el mapeo lineal de los índices temporales del nodo esclavo entre las posiciones de los dos impactos detectados, bajo el supuesto de que la deriva relativa entre ambos relojes se comporta de forma aproximadamente lineal a lo largo del ensayo. Este supuesto no fue verificado de forma independiente en instantes intermedios del registro (por ejemplo, mediante un tercer impacto de referencia a mitad de la adquisición), por lo que es necesario considerarla como una limitación metodológica del presente trabajo. Esta simplificación encuentra, sin embargo, un respaldo físico razonable. La deriva de reloj en microcontroladores de bajo costo como el ESP32-S3 se compone de dos fuentes distintas: una desviación constante de fábrica en la frecuencia del oscilador de cuarzo, cuyo efecto acumulado es intrínsecamente lineal en el tiempo [31], y una deriva adicional inducida por variaciones de temperatura ambiental, la cual sí introduce un comportamiento no lineal cuando el sistema opera bajo fluctuaciones térmicas significativas [30, 32]. Dado que la totalidad de los ensayos de este trabajo se realizó en un entorno de laboratorio controlado y en sesiones de corta duración (aproximadamente 5 minutos cada una), la exposición a variaciones térmicas relevantes fue mínima, lo que favorece que el comportamiento dominante de la deriva durante cada ensayo corresponda principalmente a su componente constante y, por tanto, aproximadamente lineal.

Capítulo 3

Diseño del Banco de Ensayos

Este capítulo presenta el diseño mecánico y la disposición general del banco de ensayos utilizado para el estudio de vibraciones. A partir de las dimensiones del túnel de viento disponible y la necesidad de albergar el sistema de adquisición de datos en el interior de la estructura, se justifica la configuración del rotor, la selección del perfil aerodinámico de las palas, los mecanismos de unión y las dimensiones del tren de potencia horizontal. El diseño se enfoca en obtener una plataforma simple y robusta que permita inducir y registrar vibraciones dinámicas bajo diferentes regímenes de operación de forma segura.

El banco de ensayos se compone de un sistema de transmisión directa acoplado a un freno magnético que simula condiciones de carga operativa. En la Figura 3.1 se presenta la disposición general de los componentes mecánicos que conforman la estructura del proyecto, junto con una imagen del banco de ensayos terminado.

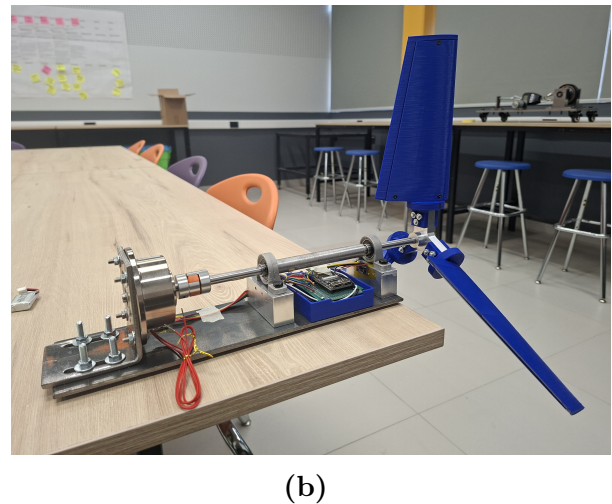
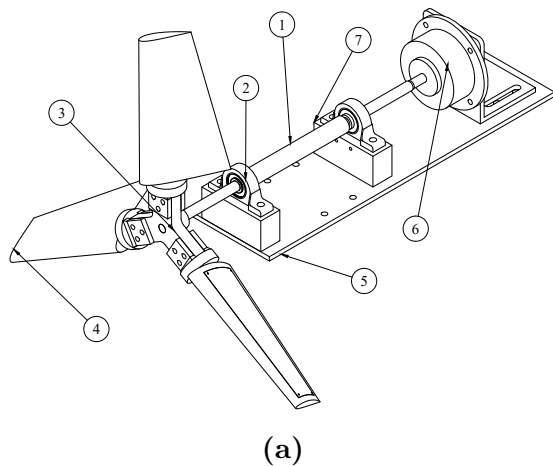


Figura 3.1 (a) Disposición general de los componentes del banco de ensayos: (1) Eje, (2) Rodamiento, (3) Centro, (4) Pala, (5) Base, (6) Freno magnético y (7) Soporte para rodamiento. (b) Imagen del banco de ensayo ensamblado con la electrónica del nodo de la góndola instalada.

3.1 Restricciones Espaciales y Configuración del Túnel de Viento

Para el diseño geométrico y estructural del banco de ensayos, se consideraron las dimensiones de la sección de pruebas del túnel de viento disponible en el Laboratorio de Termofluidos de la Universidad de Concepción presentado en la Figura 3.2. Este equipo cuenta con una sección transversal cuadrada de 450 mm $\times$ 450 mm. El diámetro total del rotor se fijó en 416 mm, dimensión que permite aprovechar la corriente de aire disponible y entrega el espacio físico necesario para montar el banco de ensayos.



Figura 3.2 Túnel de Viento del Laboratorio de Termofluidos.

Si el rotor de un aerogenerador opera confinado dentro de una cámara de pruebas cerrada, se genera un fenómeno de bloqueo aerodinámico que distorsiona las líneas de corriente del flujo de aire y altera el comportamiento real del sistema [39]. Para evitar esta perturbación sin reducir el diámetro del rotor, el banco de ensayos se diseñó para ubicarse en el exterior del túnel, posicionado directamente frente al conducto de salida del flujo de aire. Debido a que el propósito de esta investigación es medir las vibraciones mecánicas inducidas por el viento y no el rendimiento aerodinámico del rotor, enfoque validado en literatura para pruebas dinámicas orientadas al monitoreo estructural [26], esta configuración de descarga abierta (conocida como *Open-Jet*) permite que el flujo de aire se expanda libremente alrededor de la estructura del rotor sin alterar el comportamiento vibratorio registrado por los sensores [22, 40].

Para soportar mecánicamente el conjunto de la góndola y los rodamientos del tren de potencia, se diseñó una placa base utilizando una plancha de acero de 4 mm de espesor, lo que aporta rigidez y estabilidad física al sistema durante los ensayos. Con el propósito de elevar el banco de ensayos y alinear el eje del rotor con el centro de la salida de aire del túnel, se construyó un cajón de madera como soporte elevado. Esta estructura de madera se fijó firmemente a la mesa de trabajo del laboratorio utilizando prensas manuales, y el banco de ensayos se acopló al cajón empleando el mismo tipo de sujeción. Cabe destacar que, para efectos del análisis de los datos vibratorios, se desprecia el comportamiento flexible de esta torre de madera, asumiendo que la rigidez de la placa base de acero y el sobredimensionamiento de los apoyos aseguran que las vibraciones registradas en la góndola provienen

principalmente de la dinámica rotatoria del rotor y de las palas.

3.2 Diseño Geométrico y Parámetros de Impresión de la Pala

El diseño de la pala del aerogenerador a escala debió resolver simultáneamente el requerimiento aerodinámico de generar una fuerza de sustentación para mover el rotor y la restricción espacial de albergar los componentes electrónicos del nodo esclavo en su interior. Con el fin de maximizar el volumen útil interno de la estructura sin alterar de manera excesiva las dimensiones externas del perfil, se seleccionó el perfil aerodinámico de la serie NACA 4421 [41]. Este perfil se caracteriza por poseer un espesor relativo del 21 % respecto a la longitud de la cuerda. Esta geometría proporciona el espacio interno necesario en la sección transversal para alojar la batería y la placa de desarrollo ESP32-S3, manteniendo un comportamiento aerodinámico eficiente y estable bajo las velocidades de viento ensayadas.

La pala se diseñó con una longitud de 165 mm, que al montarse de forma radial sobre el centro del rotor (cuyo radio de sujeción es de 43 mm) define el diámetro total de barrido de 416 mm. La cuerda geométrica decrece de forma lineal desde 80 mm en la raíz de la pala hasta 50 mm en la punta. Para simplificar el proceso de fabricación, facilitar la repetibilidad física de las palas del rotor y garantizar el espacio para la electrónica interna, se omitió el ángulo de torsión a lo largo del eje longitudinal de la pieza.

Para albergar el hardware del sistema de adquisición y minimizar la reducción de la resistencia estructural de la pala, se diseñaron dos cavidades (apreciables en la Figura 3.3) separadas por un elemento de refuerzo transversal a la pala que solo permite el paso del cableado de alimentación entre ambas cavidades descritas a continuación:

- **Cavidad de alimentación:** Ubicada en la zona interna de la pala a una distancia de entre 10 mm y 65 mm medidos desde la raíz de la pieza, diseñada para alojar una batería de litio de 3.7 V 400 mAh de una sola celda y el módulo elevador de voltaje MT3608 que alimenta el sistema.
- **Cavidad del procesador y sensor de punta:** Ubicada en la sección externa de la pala a una distancia de entre 70 mm y 155 mm medidos desde la raíz, optimizada para contener la placa de desarrollo ESP32-S3 y el acelerómetro inercial BMI160, el cual se sitúa en el extremo de la pala para capturar los parámetros vibratorios con la mayor amplitud dinámica.

La fabricación de las palas se realizó mediante manufactura aditiva, empleando impresión 3D por Modelado por Deposición Fundida (FDM) con Ácido Poliláctico (PLA) como material termoplástico base [41]. La orientación de las piezas en la plataforma de impresión resulta determinante para la resistencia mecánica y la calidad de la superficie aerodinámica de la pala.

Si la pala se imprime en posición horizontal, las capas de filamento fundido se extienden continuamente a lo largo de toda su envergadura, lo que teóricamente ofrece la mayor resistencia estructural frente a los esfuerzos dinámicos de flexión y tracción centrífuga generados por la rotación. No obstante, esta configuración se descartó debido a que requería el uso de soportes de impresión sobre la plataforma. La remoción de estas estructuras de soporte generaba una gran porosidad y rugosidad superficial en las caras de la pala. Asimismo, apoyar directamente una sección del perfil sobre la cama caliente provocaba deformaciones

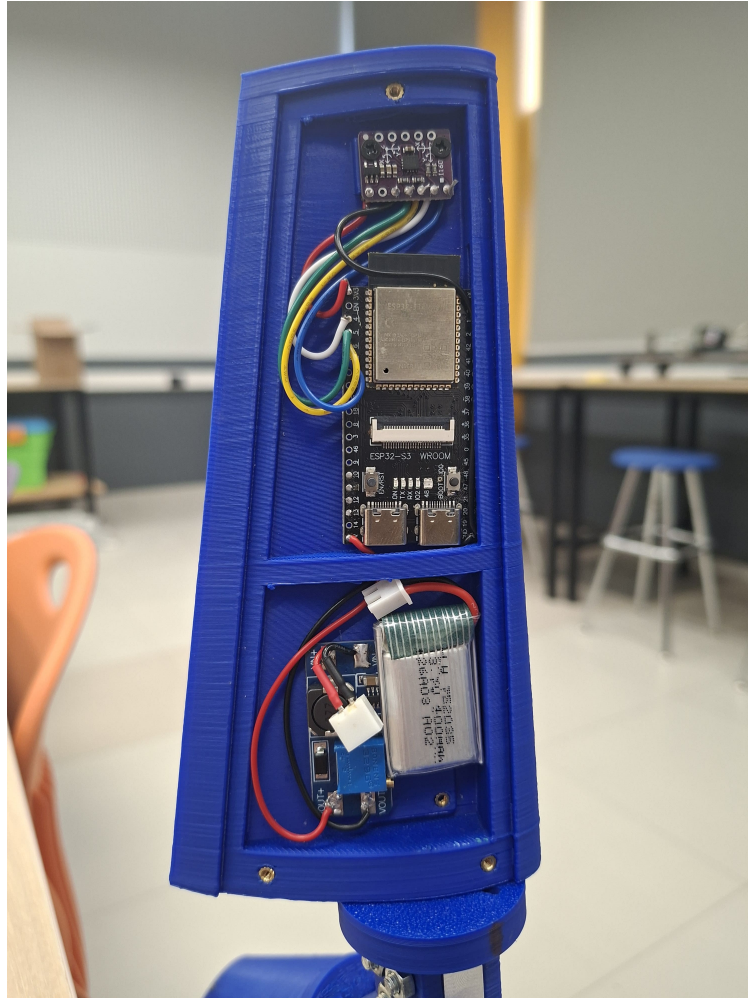


Figura 3.3 Diseño interno de la pala del aerogenerador con los espacios dedicados a albergar la electrónica del nodo esclavo.

geométricas severas e imperfecciones en zonas críticas como el borde de ataque, donde la elevada curvatura inferior obligaba a imprimir filamento en el aire (voladizo sin apoyo físico), ocasionando que el material fundido se escurriera hacia abajo antes de solidificarse.

Por esta razón, con el fin de priorizar la fidelidad geométrica y la suavidad del perfil aerodinámico, las piezas se imprimieron de forma estrictamente vertical, alineando la envergadura de la pala con el eje vertical (Z) de la impresora 3D. Aunque este método implica que las capas de plástico se apilen de forma transversal al largo de la pala —lo que reduce su resistencia a la flexión al depender de la adhesión entre capas—, el sobredimensionamiento general del perfil NACA 4421 y las bajas velocidades de viento de los ensayos aseguraron que las fuerzas operacionales fuesen lo suficientemente moderadas como para evitar fallas por delaminación. Para compensar esta menor resistencia, se configuraron 3 perímetros externos o paredes de contorno y un patrón de relleno triangular con una densidad del 80 % [24]. Este alto nivel de relleno rigidizó la estructura interna de la pala garantizando que las vibraciones dinámicas de interés se transmitieran de manera íntegra hacia el sensor de punta.

3.3 Mecanismo del Centro y Conexión de las Palas

Para unir las palas impresas en 3D con el eje de transmisión y permitir la rotación coordinada del rotor de tres palas, se diseñó un conjunto compuesto por un centro metálico y conectores de acoplamiento ajustables.

El centro del rotor consiste en una pieza única en forma de Y mecanizada en una aleación de aluminio AA-2017. La elección de este material se justifica por su excelente resistencia, bajo peso y alta capacidad de transmisión de vibraciones frente al PLA, lo que permite transferir los estímulos dinámicos desde las palas hacia el tren de potencia sin inducir una amortiguación excesiva en el acoplamiento del rotor al eje. La fijación del centro de aluminio al eje de acero de 8 mm se realiza mediante un ajuste por interferencia de localización del tipo $\phi 8$ H7/p6 de acuerdo con la norma ISO 286 [42], asegurando una unión rígida que impide el deslizamiento relativo de la estructura durante los ensayos.

Debido a que el banco de ensayos tiene un carácter experimental, se requiere contar con la flexibilidad de variar las condiciones operativas del rotor para generar diferentes patrones de vibración. Con este propósito, se diseñó un conector de acople impreso en PLA que se interpone entre la raíz de cada pala y la cara plana de sujeción del centro de aluminio. Este conector incorpora un disco plano que actúa como un sistema de ángulo de paso manual, permitiendo variar el ángulo de ataque de las palas en orientaciones predefinidas de 30° y 60° antes de cada ensayo.

La unión del conector de PLA al centro de aluminio se realiza mediante pernos y tuercas estándar M4. Por otra parte, para asegurar el acoplamiento de la pala al conector y evitar el desgaste del plástico por roscado directo ante desmontajes repetitivos, se instalaron insertos de bronce roscados mediante la aplicación local de calor directamente sobre la raíz de la pala de PLA. Esta configuración mecánica roscada permite realizar cambios rápidos de pala o modificar el ángulo de ataque.

3.4 Tren de Potencia y Sistema de Frenado Magnético

El tren de potencia utiliza un diseño de eje horizontal directo que va desde el centro del rotor hacia el freno, siguiendo el enfoque clásico utilizado en microturbinas de laboratorio [43]. Se utilizó un eje de acero estructural grado SAE 1045 que se encuentra soportado por dos rodamientos de bolas montados modelo KP08 que se acoplan en las secciones rectificadas de diámetro de 8 mm. Entre ambos rodamientos se definió una sección intermedia con un diámetro mayor de 14 mm, la cual cumple la función de fijar axialmente el eje entre los rodamientos y aumentar la rigidez del tren de potencia frente a los esfuerzos a los que se verá sometido. El extremo posterior del eje se conecta de forma directa a un freno de polvo magnético KRS modelo PMB-0.1 disponible en la institución. Este freno permite regular el torque resistente aplicado al eje mediante el ajuste de una corriente eléctrica externa ajustable mediante un controlador de tensión modelo SJ-180A, simulando la carga que produciría un generador real durante el funcionamiento de la turbina.

Capítulo 4

Caracterización Dinámica del Banco de Ensayos y Generación de la Base de Datos

Este capítulo presenta la caracterización dinámica del banco de ensayos y el proceso de construcción de la base de datos para el entrenamiento del sensor virtual. Se detalla la matriz de experimentos, la justificación física de los rangos operativos y el protocolo de laboratorio. Asimismo, se expone análisis de los datos crudos obtenidos y la consolidación del dataset. Para la interpretación correcta de los resultados, se define la nomenclatura estándar y la ubicación física de los sensores en la estructura descrita en el Capítulo 3:

- **Sensor 1 ($S1$):** Acelerómetro local adherido a la base de la góndola debajo del freno de polvo magnético KRS para registrar las vibraciones del extremo posterior. Este acelerómetro tiene el eje Z alineado con la vertical
- **Sensor 2 ($S2$):** Acelerómetro local posicionado sobre el soporte del rodamiento KP08 intermedio. Este acelerómetro tiene el eje X alineado con la vertical
- **Sensor 3 ($S3$):** Acelerómetro local instalado en el soporte del rodamiento KP08 frontal, siendo el punto de medición de la góndola más cercano al rotor. Este acelerómetro tiene el eje X alineado con la vertical
- **Sensor de pala ($S1$ Pala):** Acelerómetro local del nodo esclavo, alojado internamente en la pala, a una distancia radial de 190 mm del eje de rotación. Este acelerómetro tiene el eje X alineado con la dirección longitudinal de la pala.

4.1 Configuración de la Campaña de Ensayos

La campaña de medición se diseñó para caracterizar la respuesta dinámica del rotor en diversas condiciones operativas atendiendo a las capacidades de la instrumentación. Debido a que el túnel de viento utilizado no dispone de un sistema de control fino para la velocidad del flujo, el diseño experimental se estructuró a partir de intervalos semirregulares dentro de un rango global de velocidad de aire comprendido entre 4.15 m/s y 7.52 m/s. El diseño experimental se definió mediante las siguientes tres variables operacionales:

- **Velocidad del aire (V):** Condicionada por la respuesta manual del soplador del túnel, registrando valores discretos en condiciones estacionarias.

- **Ángulo de ataque (α):** Fijado de manera permanente en 30° . Evaluaciones preliminares determinaron que la configuración de 60° inducía velocidades angulares elevadas desde regímenes de viento bajos, saturando el rango de medición del sensor BMI160 por el efecto de la aceleración radial.
- **Condición de carga (I):** Controlada mediante el nivel de corriente eléctrica inducida al freno de polvo magnético KRS modelo PMB-0.1, operando en dos estados discretos: condición sin carga (0.00 A) y condición con carga (0.01 A).

Dadas las características mecánicas del banco, la matriz de ensayos se configuró de forma asimétrica para acoplar el par resistente del freno con la energía cinética del viento, limitando la velocidad rotacional del sistema a un umbral seguro inferior a las 250 RPM para no saturar al IMU. Bajo la condición sin carga (0.00 A), se ejecutó una serie ascendente de 8 ensayos desde 4.15 m/s hasta un límite de 6.95 m/s, escenario en que el rotor alcanzó 232.4 RPM. Posteriormente, la introducción de la condición con carga (0.01 A) incrementó el par resistente en el eje de transmisión, permitiendo registrar mayores velocidades de aire (desde 5.85 m/s hasta 7.52 m/s) al mantener la velocidad del rotor por debajo de las 225.4 RPM. Finalmente, se incorporaron 3 ensayos de validación sin carga en régimen descendente para evaluar los efectos de histéresis operacional y repetibilidad en la estructura [44].

La campaña consolidó un total de 17 ensayos útiles independientes, numero reducido debido a retrasos y limitaciones de tiempo en el desarrollo del proyecto, lo que tiene un impacto negativo en la capacidad de generalización del sensor virtual desarrollado, esto se aborda en detalle en el Capítulo 5. Cada prueba tuvo una duración aproximada de 5 minutos (300 segundos), tiempo suficiente para garantizar la estabilización del flujo aerodinámico y adquirir un volumen de 300 000 muestras continuas a una frecuencia constante de $f_s = 1000$ Hz. La matriz completa de los ensayos analizados se detalla en la Tabla 4.1, especificando las variables reales registradas y codificadas en los metadatos del dataset unificado.

Tabla 4.1 Matriz del Diseño de Experimentos y metadatos reales del dataset dinámico.

ID Ensayo	Velocidad de Aire (V)	Velocidad Rotor	Corriente Freno (I)
E01	4.15 m/s	47.0 RPM	0.00 A
E02	4.62 m/s	64.0 RPM	0.00 A
E03	5.11 m/s	130.2 RPM	0.00 A
E04	5.49 m/s	167.2 RPM	0.00 A
E05	5.89 m/s	188.7 RPM	0.00 A
E06	6.23 m/s	211.3 RPM	0.00 A
E07	6.59 m/s	224.3 RPM	0.00 A
E08	6.95 m/s	232.4 RPM	0.00 A
E09	5.85 m/s	67.6 RPM	0.01 A
E10	6.25 m/s	85.6 RPM	0.01 A
E11	6.60 m/s	100.4 RPM	0.01 A
E12	6.80 m/s	200.0 RPM	0.01 A
E13	7.00 m/s	202.4 RPM	0.01 A
E14	7.52 m/s	225.4 RPM	0.01 A
E15	6.00 m/s	183.4 RPM	0.00 A
E16	4.96 m/s	75.5 RPM	0.00 A
E17	5.63 m/s	157.8 RPM	0.00 A

4.1.1 Protocolo de Adquisición en Laboratorio

Para asegurar la repetibilidad metodológica y mitigar el error experimental, las pruebas se rigieron bajo un protocolo estricto, con una secuencia de 8 etapas consecutivas:

1. **Ajuste y fijación mecánica:** Se verifica el apriete del conector de paso manual de la pala en la orientación de 30° y se sintoniza el nivel de corriente del freno KRS (0.00 A o 0.01 A) mediante la fuente de poder del laboratorio.
2. **Inicialización del hardware:** Se energizan los microcontroladores ESP32-S3. El firmware comprueba por puerto serie el acoplamiento del bus SPI a 4 MHz, la apertura de los controladores SD MMC locales y las tarjetas MicroSD.
3. **Fase de estabilización aerodinámica:** Se enciende el túnel de viento y se sintoniza la velocidad del aire requerida. El sistema opera libremente durante un lapso de 2 minutos sin registrar datos, período destinado a monitorear que la velocidad del aire y las RPM del rotor alcancen un régimen permanente estable.
4. **Inicio inalámbrico:** Se envía el carácter de control ‘S’ vía puerto serial al nodo de la góndola, el cual transmite un paquete inalámbrico por ESP-NOW al nodo esclavo de la pala. Esto gatilla la creación simultánea de los archivos binarios crudos (**Master.bin** y **Slave.bin**) y activa los lazos de muestreo síncronos controlados por FreeRTOS a 1000 Hz.
5. **Impacto de inicio:** Con el túnel en estado estacionario, el operador aplica un golpe manual controlado directamente sobre la torre del aerogenerador (el cajón de madera). Este transitorio mecánico genera un impulso de alta amplitud que es registrado de forma simultánea por las IMU BMI160 de ambos nodos, actuando como la marca temporal de sincronización inicial.
6. **Adquisición continua:** El sistema registra las aceleraciones y velocidades angulares durante un intervalo aproximado de 5 minutos. Los metadatos de las variables operacionales (velocidad del aire medida con anemómetro digital CHY 361 y las RPM con un tacómetro digital UT373) se introducen manualmente en el nombre identificador de cada archivo binario generado para asegurar la trazabilidad del dataset.
7. **Impacto de término y fin de medición:** Cumplido el tiempo de adquisición, se realiza un segundo golpe manual sobre la torre de madera para establecer la marca temporal de cierre del ensayo. Una vez registrado el impacto, se envía el carácter ‘P’ vía puerto serial al nodo maestro para finalizar los lazos de adquisición de datos en ambos nodos. Posteriormente, se apaga el túnel de viento o se modifica la velocidad de viento para realizar un nuevo ensayo repitiendo los pasos del 3 al 7.
8. **Post-procesamiento de la data bruta:** se extraen los archivos **.bin** de las tarjetas SD de ambos nodos y se utiliza el script Python desarrollado en la sección 2.5.1 para unificar los archivos y corregir la deriva temporal.

4.2 Análisis Preliminar de la Data Recolectada

Esta sección expone el comportamiento dinámico del banco de ensayos a partir de las señales vibratorias obtenidas en la campaña de medición. El análisis se efectúa mediante la evaluación de las series temporales y de las estimaciones de la Densidad Espectral de Potencia (PSD), contrastando las respuestas de la góndola con las de la pala bajo diferentes condiciones operativas.

4.2.1 Comportamiento de las Series Temporales

El análisis en el dominio del tiempo permite evaluar los órdenes de magnitud de las aceleraciones registradas y el efecto global de la condición de carga sobre la amplitud de las vibraciones mecánicas. Las señales temporales exhiben una marcada asimetría en sus amplitudes máximas debido a la naturaleza estática o rotatoria de cada punto de medición.

En la góndola, el eje X del sensor 3, ubicado en el rodamiento más cercano al rotor, registra un offset continuo de +1.00 g (gravedad); y las vibraciones medidas presentan amplitudes bajas con un promedio dinámico de ± 0.04 g, alcanzando valores máximos de ± 0.20 g durante el ensayo en estado libre sin carga y máxima velocidad de aire (E08, 0.00 A, 232.4 RPM). Por su parte, el sensor inercial instalado en la punta de la pala opera sobre una componente continua de +11.59 g en el eje X (producto de la aceleración longitudinal) y registra amplitudes dinámicas sustancialmente mayores en el mismo escenario operativo, con una oscilación promedio de ± 1.04 g y alcanzando máximos aproximados de ± 1.39 g. Este comportamiento se presenta de forma gráfica en la Figura 4.1 (a), donde se muestran simultáneamente la serie temporal de ambos nodos del sistema de adquisición. El incremento en el orden de magnitud de la pala responde a la superposición de las fuerzas aerodinámicas cíclicas y la componente inercial de la aceleración radial a la que está expuesto el nodo esclavo durante el giro del rotor, junto con la influencia de la aceleración gravitatoria, que actúa sobre los tres ejes en distintos momentos del giro.

La introducción del par resistente mediante el freno magnético altera el comportamiento temporal de las señales. Al transitar hacia la condición con carga de 0.01 A en el ensayo de mayor velocidad de aire y mayor RPM registrada para esta condición (E14, 7.52 m/s, 225.4 RPM, presentado en la Figura 4.1 (b)), la componente continua de la pala disminuye sutilmente a +10.90 g debido al menor régimen rotacional. Sin embargo, se observa un incremento en la amplitud dinámica registrada, elevándose los valores máximos a ± 0.27 g en la góndola y a ± 1.75 g en la pala (manteniendo promedios de oscilación de ± 0.04 g y ± 1.07 g, respectivamente, ambos valores cercanos a los obtenidos para la condición sin carga).

Por lo tanto, tal como se evidencia en la Tabla 4.1, la aplicación de carga por parte del freno magnético reduce la velocidad de rotación obtenida para una misma velocidad de aire incidente, lo que implica que las vibraciones globales del sistema con carga son menores que las del sistema sin carga cuando la velocidad del aire es igual. Sin embargo, para una misma velocidad de rotación, la velocidad del flujo incidente es mayor para el sistema con carga, lo que genera mayores cargas aerodinámicas que se traducen en excitaciones puntuales de mayor intensidad sobre la pala. Por esto, como se detalló en los párrafos anteriores, al comparar escenarios de similar velocidad de rotación, se obtienen valores promedios de oscilación similares y máximos oscilatorios mayores en la condición con carga, respecto a la condición sin carga.

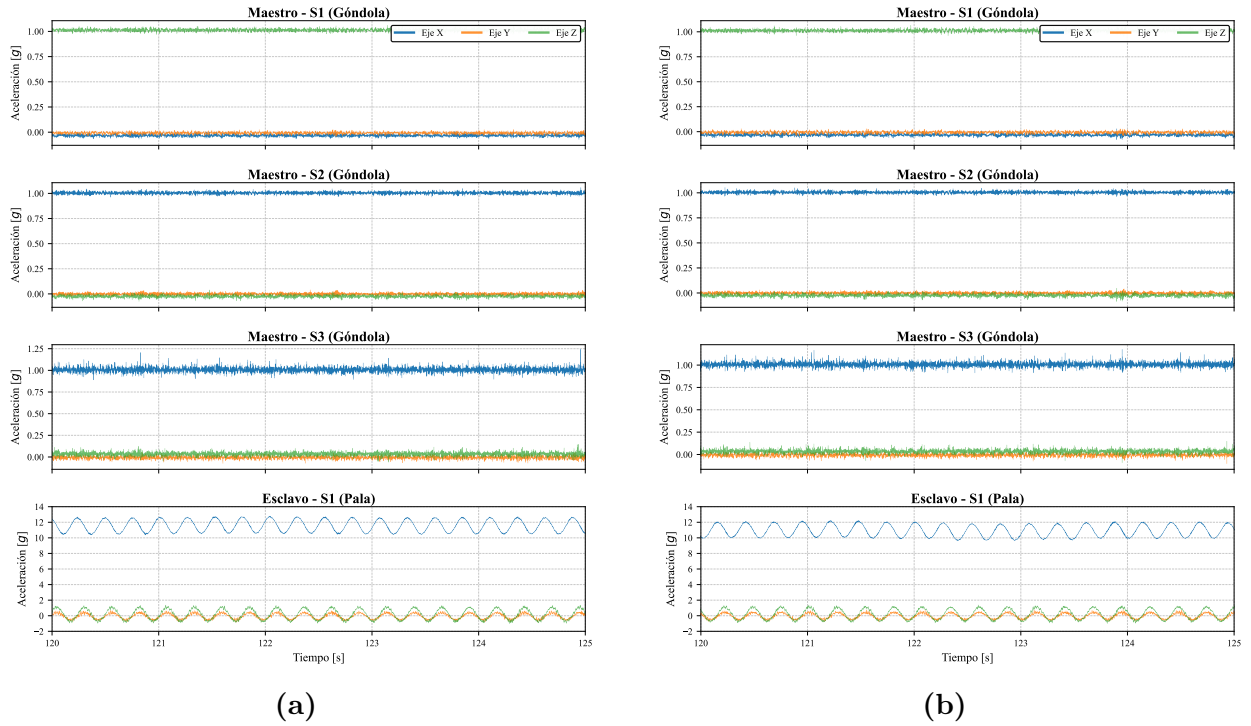


Figura 4.1 Muestra acotada (5 s) de las series temporales de aceleración lineal medida en la góndola y en la punta de la pala para los ensayos: (a) *E08* (0.00 A, 6.95 m/s, 232.4 RPM) y (b) *E14* (0.01 A, 7.52 m/s, 225.4 RPM).

4.2.2 Caracterización en el Dominio de la Frecuencia

Para identificar las frecuencias asociadas a la rotación y los modos vibratorios propios de la estructura, se calcularon las curvas PSD para cuatro ensayos característicos que muestran el comportamiento del banco de ensayos a bajas y altas velocidades de rotación en las dos condiciones de carga evaluadas. Estos resultados se presentan de forma conjunta en la Figura 4.2.

El espectro de frecuencias obtenido en la góndola se caracteriza por un alto nivel de ruido de fondo inducido por la transmisión mecánica y el flujo del túnel de viento. No obstante, se detectan picos de potencia consistentes en la mayoría de los ensayos, localizados en torno a las frecuencias de 10 Hz, 26 Hz, 37 Hz y 90 Hz. Se destaca que no todos los picos aparecen de forma consistente en todos los ejes, sino que hay algunos asociados a ciertos ejes en particular; por ejemplo, las vibraciones en torno a 37 Hz se manifiestan casi exclusivamente en el eje X (vertical para el S3), mientras que se pueden apreciar otros picos menores asociados principalmente al eje Y (transversal) en el rango de 40 a 90 Hz. Esto puede ser indicativo de modos de vibrar estructurales sensibles a dichos ejes.

En contraste, el comportamiento espectral de la pala exhibe de manera clara picos dinámicos directamente acoplados al régimen de giro. Consistentemente, se puede identificar la frecuencia fundamental de rotación del rotor (1P), acompañada de al menos dos armónicos superiores perfectamente definidos. Adicionalmente, el análisis espectral de la pala revela concentraciones de energía en rangos específicos de frecuencia: 25–32 Hz, 37–42 Hz, 45–55 Hz y 80–90 Hz. Además, sobre los 100 Hz se presentan dos zonas de menor amplitud, pero bases anchas que se encuentran en los rangos 120–180 Hz y 220–250 Hz.

A diferencia de la góndola, las respuestas de la pala en estas bandas no se manifiestan

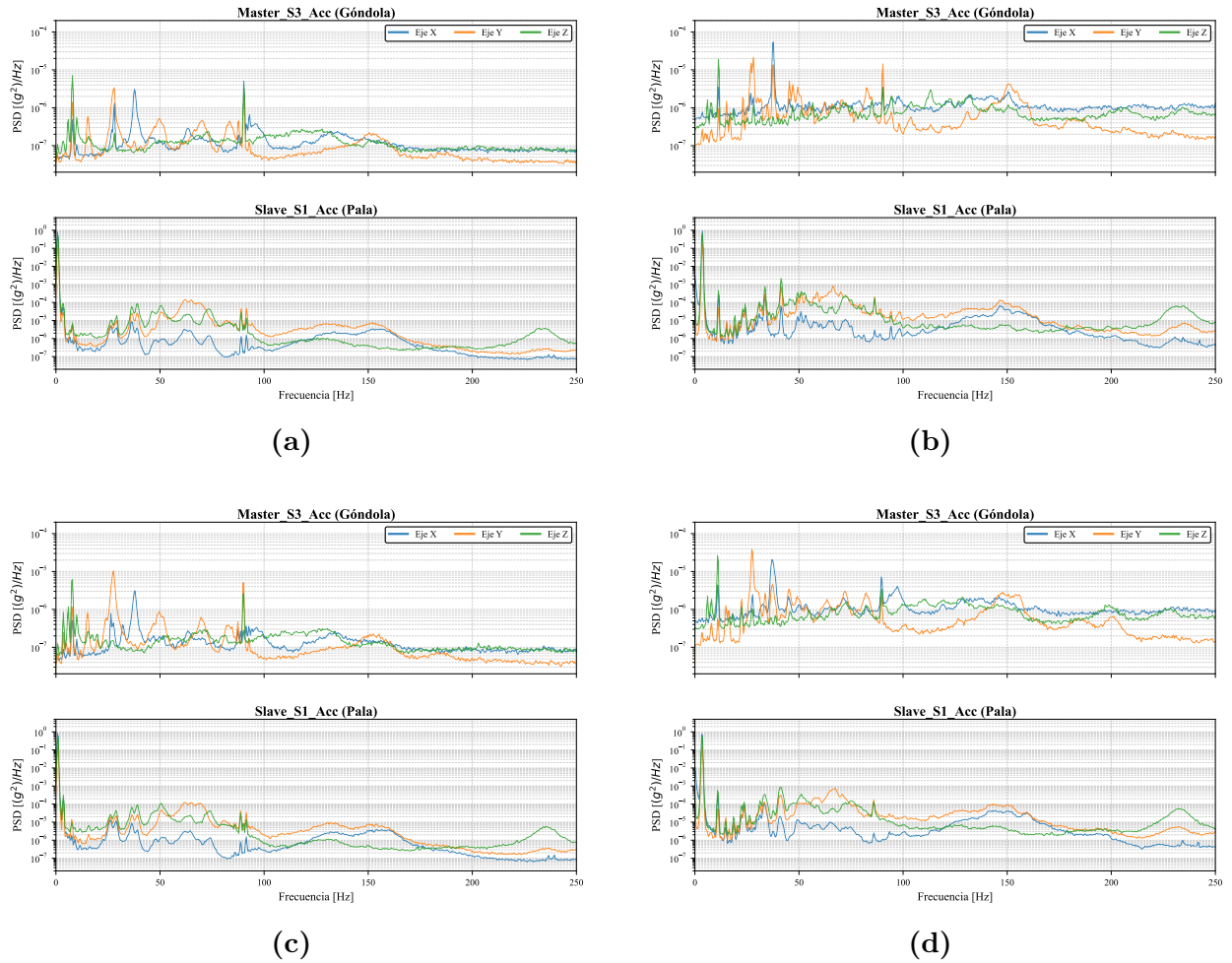


Figura 4.2 Comparación de los PSD obtenidos del Master S3 vs Slave S1 en diferentes condiciones operativas: (a) *E16*: 75.5 RPM y 0.00 A, (b) *E08*: 232.4 RPM y 0.00 A, (c) *E10*: 85.6 RPM y 0.01 A, (d) *E14*: 225.4 RPM y 0.01 A

consistentemente como picos esbeltos o agudos, sino que lo hacen como zonas de menor amplitud y base ancha, asemejándose a crestas aplanadas. Este fenómeno físico evidencia el elevado amortiguamiento estructural interno que posee el PLA utilizado en la fabricación de la pala en configuración vertical con relleno triangular al 80 %. El material termoplástico actúa como un filtro pasabajos dinámico natural, disipando la energía de los transitorios mecánicos y distribuyendo la potencia vibratoria a lo largo de bandas de frecuencia anchas, evitando la amplificación de las magnitudes en la punta de la pieza.

Finalmente, debido a que la posición de estos picos o bandas energéticas no experimentan desplazamientos ante las variaciones de la velocidad del aire o de las RPM del rotor, se atribuyen directamente a las frecuencias naturales y modos de vibración estructurales del banco de ensayos. Esto se puede apreciar mejor en la Figura 4.3, donde se comparan los PSD en dos ejes elegidos arbitrariamente; uno en la pala y otro en la góndola, para todo el rango de RPM evaluadas. Se aprecia que bajo los 50 Hz hay algunos picos que se desplazan hacia la derecha conforme aumentan las RPM; estos corresponden a los armónicos cinemáticos asociados a la velocidad de rotación. Mientras que por sobre los 50 Hz, se puede apreciar que consistentemente los picos aparecen en las mismas frecuencias y solo varían en amplitud en función de las RPM, denotando modos de vibrar estructurales.

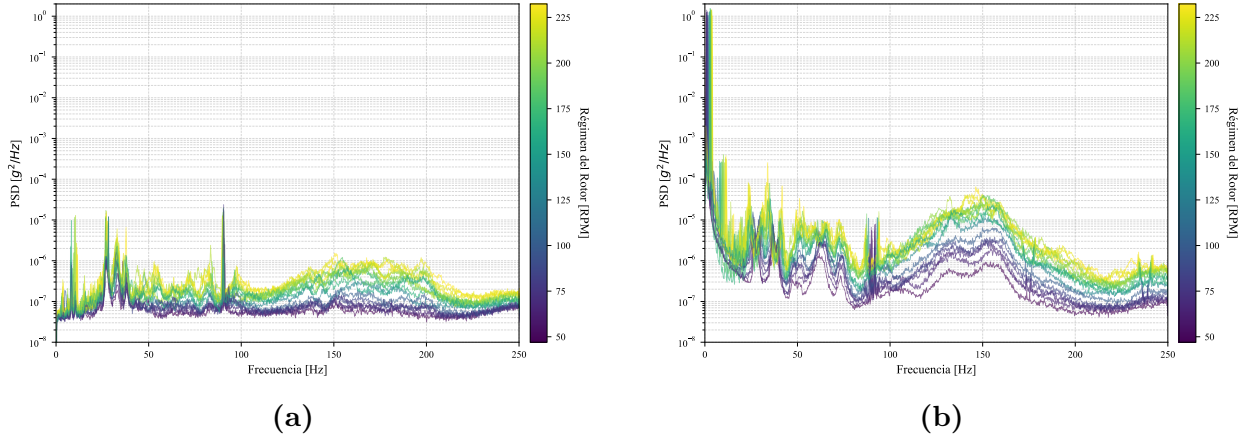


Figura 4.3 Comparación de los PSD obtenidos en función de las RPM: (a) Master S1 - Eje Z (vertical de la góndola) (b) Slave S1 - Eje X (longitudinal de la pala)

4.2.3 Comparación del Comportamiento Dinámico con la Literatura

Debido a que las investigaciones en túneles de viento con modelos a escala reducida difieren inherentemente en sus parámetros de fabricación, geometrías de pala y metodologías de ensayo, el contraste con la literatura se aborda desde una perspectiva cualitativa y fenomenológica. Este análisis busca verificar que las tendencias físicas, las magnitudes relativas de las señales y el comportamiento del material del banco de ensayos se encuentren dentro de los márgenes operacionales esperados para este tipo de plataformas experimentales.

- **Asimetría de amplitudes:** La diferencia observada entre las aceleraciones máximas de la góndola (± 0.20 g en $S3$) y la punta de la pala (± 1.39 g) está directamente respaldada por la literatura. En los ensayos en túnel de viento desarrollados por Ogaili et al. [28], se reportó que las vibraciones en la estructura de la góndola se mantienen en rangos de baja magnitud. La ligera elevación en los registros de $S3$ se atribuye a su montaje directo sobre el soporte del rodamiento frontal, capturando la dinámica rotacional sin la atenuación que introduce el chasis de una góndola convencional. Por otra parte, el incremento en la magnitud del sensor $S1$ Pala se asocia al comportamiento rotatorio descrito de forma general por Muxica et al. [34]; en el caso de la plataforma a escala fabricada, la rotación a paso fijo introduce una componente inercial centrípeta continua en el eje radial del acelerómetro que altera su offset dinámico, acoplándose con las fuerzas aerodinámicas cíclicas que inducen la flexión fuera del plano de rotación (*flapwise*) documentada por Henderson et al. [36].
- **Efecto de la carga mecánica sobre la respuesta dinámica:** Al comparar escenarios con la misma velocidad de aire incidente, la atenuación de las vibraciones globales obtenida al inyectar corriente al freno magnético KRS (mencionada en la sección 4.2.1 y que se puede apreciar en la Figura 4.2) coincide con los fenómenos de estabilización y amortiguamiento estructural bajo carga descritos en la literatura de sistemas rotatorios [19, 37]. Mientras que para lograr regímenes de rotación similares (RPM equivalentes), el sistema con carga requiere un flujo de aire incidente de mayor velocidad, lo que incrementa la magnitud de las fuerzas aerodinámicas ejercidas sobre la pala [23]. Entonces, las oscilaciones promedio se mantienen en órdenes equivalentes, pero los picos máximos se elevan producto de una excitación aerodinámica de mayor intensidad [23]. La introducción de un torque resistente en el tren de potencia restringe

el deslizamiento inercial del rotor y el cabeceo dinámico ante las micro-turbulencias del flujo de descarga abierta (*open-jet*). Al amortiguar estas fluctuaciones rápidas de velocidad angular y disipar energía en el acoplamiento elástico, se reduce la excitación de componentes transitorias en la transmisión [37], traduciéndose en señales sutilmente más limpias en ambos nodos de medición.

- **Ausencia de inestabilidades aeroelásticas:** A diferencia de investigaciones como las de Suresh et al [24,25,40], donde se reportaron fenómenos aeroelásticos destructivos de desprendimiento de flujo y flexión severa (*flutter*) al operar microturbinas de PLA en túneles de viento a velocidades de aire elevadas (superiores a 13 m/s), el banco de ensayos operó de forma estable a velocidades mucho menores sin que se reportaran dichos fenómenos destructivos. Esto asegura que la data bruta recolectada corresponde a vibraciones forzadas estables aptas para el mapeo continuo de las señales.
- **Sensibilidad direccional:** La aparición de picos espectrales nítidos asociados casi exclusivamente a un eje de medición particular en la góndola (como los 37 Hz en el eje vertical de *S3*) concuerda con las asimetrías de rigidez espacial identificadas en análisis modales de estructuras experimentales [36]. Asimismo, la coexistencia de picos móviles en baja frecuencia (armónicos cinemáticos de rotación acoplados a las RPM) y picos de frecuencia fija sobre los 50 Hz es el comportamiento clásico documentado en la caracterización de trenes de potencia eólicos [45]. Mientras los armónicos se desplazan de forma proporcional a la velocidad angular del eje, las resonancias de los componentes mecánicos permanecen en una posición espectral fija.
- **Amortiguamiento polimérico estructural en alta frecuencia:** La detección de las bandas anchas de energía espectral en la pala sobre los 100 Hz (120–180 Hz y 220–250 Hz) describe de manera consistente con la literatura la presencia de los modos de flexión elástica superiores y torsión acoplada reportados en componentes de manufactura aditiva sometidos a excitación aerodinámica [46]. La morfología de estas bandas, que se manifiestan como crestas aplanadas en lugar de picos agudos, constata el comportamiento viscoelástico y la capacidad de amortiguamiento estructural pasivo inherente al PLA impreso en 3D con alta densidad de relleno.

4.3 Construcción del Dataset para entrenamiento de Red Neuronal

Una vez convertidos los registros de vibración desde su formato binario original al formato *.parquet*, cada ensayo almacena las series temporales de 12 canales de aceleración. Estos canales corresponden a 9 ejes de la góndola (sensores triaxiales *S1*, *S2* y *S3*) y 3 ejes del sensor de la pala (*S1* Pala). El objetivo de esta etapa consiste en transformar estos datos brutos en un *dataset* tabular unificado para el entrenamiento de la red neuronal de tipo Perceptrón Multicapa (MLP).

Cada fila del *dataset* definitivo contiene los datos extraídos de una ventana temporal de operación, compuesta por un vector de entrada *X* (vibraciones de la góndola y metadatos operativos de velocidad del viento, RPM del rotor y corriente del freno) y un vector objetivo *Y* (vibraciones reales de la pala). Este ordenamiento permite que el modelo aprenda el comportamiento del banco en condición sana para actuar como un sensor virtual.

4.3.1 Cadena de Procesamiento de Señales

Previo al cálculo de las características de entrada y salida, los 12 canales de aceleración se someten a la siguiente cadena de procesamiento en Python, aplicada de forma idéntica a todos los ejes, definida en concordancia con las metodologías estandarizadas desarrolladas en la literatura:

1. **Filtro pasa-altas:** Se aplica un filtro Butterworth de 4to orden con una frecuencia de corte en 0.5 Hz en configuración de fase cero. Este paso elimina la componente continua asociada a la gravedad y a la aceleración radial continua del rotor sobre los sensores, evitando que alteren la dinámica vibratoria de interés [29, 34, 47].
2. **Filtro *anti-aliasing*:** Se aplica un filtro pasa-bajas Chebyshev tipo I de 4to orden, con una frecuencia de corte en 250 Hz y un rizado de 0.5 dB en la banda de paso, también en configuración de fase cero. Esto asegura que no existan componentes de frecuencia por encima de la nueva frecuencia de Nyquist antes de reducir la tasa de datos [29].
3. **Decimación:** La señal se submuestra tomando una de cada dos muestras, lo que disminuye la frecuencia de muestreo efectiva desde 1000 Hz hasta 500 Hz. Esto con el proposito de reducir la dimensión de los datos y el costo computacional para la extracción de características y el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático [47]. Esta decisión se vio reforzada por un análisis espectral que demostró que pala por sobre los 250 Hz la fracción de energía vibratoria es despreciable, como se explicará a continuación.
4. **Ventaneo dinámico con solapamiento:** El largo de cada ventana se define como el tiempo requerido por el rotor para completar exactamente 30 revoluciones, cálculo derivado de las RPM de cada ensayo. Esta estrategia mantiene una relación de fase consistente con el ciclo de rotación, en línea con las prácticas del Análisis Modal Operacional (OMA) [23, 48]. Asimismo, las ventanas consecutivas se generan con un solapamiento del 50 % con el objetivo aumentar el número de observaciones disponibles para el entrenamiento de la red.

Cabe señalar que el filtro anti-aliasing se diseñó con una frecuencia de corte de 250 Hz, la cual coincide exactamente con la nueva frecuencia de Nyquist tras la decimación, sin dejar un margen de guarda adicional entre ambas. Esto implica que, en teoría, una fracción de la energía por sobre los 250 Hz en la señal cruda podría no ser completamente atenuada antes de decimar, generando un aliasing residual sobre la banda de interés. Para evaluar el impacto real de esta limitación, se cuantificó la fracción de energía espectral por sobre los 250 Hz presente en la señal cruda (sin decimar) de cada canal y archivo de ensayo. Los resultados muestran una marcada asimetría entre los dos puntos de medición: en los canales de la góndola, dicha fracción alcanza en promedio entre un 17% y un 51% de la energía total según el canal, mientras que en los tres ejes del sensor de la pala se mantiene consistentemente por debajo del 0.2%. Esta diferencia es consistente con el elevado amortiguamiento estructural del PLA descrito en la Sección 4.2.2, que actúa como un filtro pasa-bajos natural y atenúa fuertemente el contenido de alta frecuencia antes de la etapa de procesamiento digital. Por lo tanto, si bien se reconoce esta limitación en el diseño del filtro, su impacto práctico se concentra principalmente en los estadísticos calculados sobre las señales de la góndola (variables de entrada del modelo), mientras que la dinámica de la pala, foco central de este estudio, se ve mínimamente afectada.

4.3.2 Extracción de Características Temporales y Espectrales

Sobre cada ventana procesada a 500 Hz se calculan descriptores estadísticos en el dominio del tiempo y una representación compacta de la PSD para cada uno de los 12 ejes. Para el análisis temporal, se extraen tres estadísticos clásicos para la caracterización de vibraciones: el valor cuadrático medio (RMS), el factor de cresta y la curtosis. Estos parámetros permiten cuantificar la energía promedio de la señal, la presencia de impulsos aislados y la concentración de amplitudes respecto a una distribución normal, respectivamente [44].

Para la caracterización de la frecuencia, se descartó la idea de identificar un número fijo de picos dominantes en el espectro. Como se analizó en la sección anterior, las palas fabricadas en PLA presentan un amortiguamiento estructural que aplanan los modos de vibración, distribuyendo la energía en bandas anchas en lugar de picos afilados. Forzar la extracción de picos fijos inducía al algoritmo a capturar ruido e ignorar las bandas energéticas o reducirlas a un punto no significativo.

En su lugar, se calcula la PSD completa mediante el método de Welch, utilizando una ventana de Hamming con un largo de segmento de 2500 muestras y un solapamiento del 90 %. Para evitar el sobreajuste del modelo ante la alta dimensionalidad, los *bins* de frecuencia se reducen promediando la energía en bandas de ancho fijo de 2 Hz a lo largo de todo el espectro (0 Hz a 250 Hz).

4.3.3 Reducción de Dimensionalidad por Componentes Principales (PCA)

Para compactar la información espectral, los vectores de frecuencia reducidos por bandas de un mismo bloque se concatenan en un vector unificado. Así, los 9 espectros de la góndola se acoplan en un único vector global, aplicando un procedimiento independiente para los 3 espectros de la pala. Esto permite que el Análisis de Componentes Principales (PCA) capture las correlaciones espaciales entre los ejes de medición y evite multiplicar el número de variables de entrada.

Antes de ajustar el modelo PCA, cada vector unificado se normaliza mediante un escalamiento estándar para asegurar media cero y varianza unitaria. Este paso evita que las bandas de baja frecuencia, que concentran mayor energía, dominen la descomposición matemática e ignoren las componentes dinámicas de alta frecuencia de la pala.

Para la estructura final de esta prueba de concepto, se retuvo 1 componente principal tanto para el bloque de la góndola como para el bloque de la pala. Cabe señalar que la decisión de retener una única componente para ambos bloques proviene de observaciones independientes en los resultados obtenidos en la evaluación del modelo de aprendizaje desarrollado en el capítulo siguiente.

En el caso de la góndola (vector de entrada X), la retención de una única componente se fundamenta en un barrido empírico de 1 a 5 componentes. Los resultados demostraron que la adición de componentes suplementarias no incrementaba el desempeño predictivo sobre la pala, y en algunos casos lo degradaba; de forma específica, un modelo entrenado con 3 componentes principales entregó un coeficiente de determinación R^2 de prueba inferior al obtenido con 1 sola componente. La causa física y matemática de este comportamiento se atribuye al tamaño reducido del *dataset* disponible (14 archivos de entrenamiento): proporcionar componentes adicionales otorga a la red MLP mayores grados de libertad, induciendo un sobreajuste (*overfitting*) sobre el ruido específico de dichos archivos en lugar de aprender

la relación cinemática real entre la góndola y la pala.

Por su parte, en la pala (vector objetivo Y), la retención de la primera componente principal (PC1) obedece a un análisis de validación cruzada anidada (*nested CV*). Este análisis verificó que exclusivamente la PC1 era predecible desde la dinámica de la góndola con un desempeño superior a un modelo de referencia trivial centrado en predecir la media. Aunque las componentes subsiguientes (PC2 a PC5) explicaban varianza real del espectro físico de la pala, no evidenciaron una relación estadística demostrable con las variables de entrada disponibles, por lo que su inclusión fue descartada.

El modelo PCA y los parámetros de estandarización se ajustan exclusivamente utilizando las ventanas del conjunto de entrenamiento, aplicándose posteriormente como una transformación directa sobre el conjunto de test para evitar la fuga de información (*data leakage*).

4.3.4 División de Datos y Estructura del Dataset Unificado

La separación del *dataset* en los conjuntos de entrenamiento y test (proporción 80 % / 20 %) se ejecuta a nivel de archivo de ensayo completo y no por ventanas individuales. Debido a que el ventaneo dinámico implementa un solapamiento del 50 %, las ventanas consecutivas de un mismo ensayo comparten la mitad de la serie temporal física y muestran una alta correlación. Realizar una división aleatoria por filas provocaría que datos casi idénticos coexistan en ambos conjuntos, sobreestimando la capacidad de generalización real del modelo final ante datos no vistos.

El proceso da como resultado, entonces, dos archivos de salida en formato `.csv` independientes (entrenamiento y test), estructurados en un total de 43 columnas. Esta dimensionalidad agrupa metadatos de trazabilidad (como los identificadores `file_id` y `window_id`), 3 parámetros operativos, 27 descriptores estadísticos correspondientes a los 9 ejes de la góndola, 1 componente del PCA global de la góndola, 9 estadísticos de los 3 ejes de la pala, y 1 componente del PCA global de la pala. La distribución exacta de los vectores se detalla en la Tabla 4.2.

Los modelos del escalamiento estándar y del PCA ajustados se almacenan de forma local en el disco. Esta preservación permite proyectar datos de campañas experimentales futuras sobre la misma descomposición sin reajustar los transformadores, y habilita la ejecución de la transformación inversa del PCA para reconstruir el PSD estimado a partir de las predicciones entregadas por el sensor virtual.

Tabla 4.2 Estructura de vectores y distribución de columnas en el dataset consolidado.

Grupo de Variables	Vector	Componentes e Indicadores Incluidos
Trazabilidad	N/A	Identificadores de trazabilidad operativa y de procesamiento (incluyendo <code>file_id</code> y <code>window_id</code>).
Metadatos Operativos	Entrada (X)	RPM del rotor, velocidad del aire y corriente del freno.
Dinámica de Góndola	Entrada (X)	Estadísticos temporales (RMS, factor de cresta, curtosis) para los 9 ejes y 1 componente principal del PCA global de góndola.
Dinámica de Pala	Objetivo (Y)	Estadísticos temporales (RMS, factor de cresta, curtosis) para los 3 ejes y 1 componente principal del PCA global de pala.

Capítulo 5

Desarrollo del Sensor Virtual

Este capítulo está asociado al desarrollo del último objetivo específico y, consecuentemente, al cumplimiento del mismo y del objetivo general de la memoria de título. Así, se documenta de forma íntegra el diseño, entrenamiento, optimización y evaluación del modelo de aprendizaje automático que actúa como sensor virtual para la pala. A partir de los parámetros vibratorios indirectos registrados en la góndola y los metadatos operativos, el sistema busca inferir el comportamiento dinámico del componente rotatorio operando bajo las condiciones de integridad estructural sana descritas previamente.

A continuación, se formaliza matemáticamente el problema de regresión multivariable y se justifica empíricamente la selección de una arquitectura de submodelos independientes por sobre un estimador unificado multi-salida. Posteriormente, se detallan el pipeline de preprocesamiento, la grilla de hiperparámetros explorada y el protocolo de validación cruzada agrupada por ensayo. Finalmente, se presentan y discuten los resultados predictivos obtenidos tanto en el dominio del tiempo como de la frecuencia, complementando las métricas estadísticas agregadas con un análisis cualitativo de la reconstrucción de los espectros de densidad de potencia.

5.1 Definición del Problema de Regresión

El desarrollo del sensor virtual se formaliza matemáticamente como un problema de regresión supervisada multivariable. El propósito fundamental del modelo es aprender la relación entre la dinámica vibratoria observable de forma indirecta en la góndola con la dinámica real de la pala, la cual resulta inaccesible en un escenario de operación estándar (no instrumentado). Este aprendizaje se restringe a la condición estructural sana con la cual se construyó el *dataset* (descrito previamente en el Capítulo 4). Dada esta finalidad, se decide implementar una red neuronal de tipo Perceptrón Multicapa (MLP) debido a que constituye una de las arquitecturas de redes neuronales más simples y ampliamente utilizadas para problemas de regresión no lineal, lo que permite su implementación y ajuste de forma rápida dentro del tiempo disponible para el desarrollo del proyecto. Esta elección responde además al carácter exploratorio del presente trabajo: antes de abordar arquitecturas de mayor complejidad, resulta necesario validar si la dinámica de la pala puede ser estimada a partir de la dinámica de la góndola con un modelo base, estableciendo así una primera evidencia de la viabilidad del sensor virtual propuesto.

Para ello, se define un vector de entrada $X \in \mathbb{R}^{31}$, compuesto por los parámetros vibratorios estadísticos asociados al dominio del tiempo de la góndola (valores RMS, factor de cresta y curtosis para los ejes de medición X, Y, Z), la primera componente principal (PCA) representativa de su dinámica en el dominio de la frecuencia, y los metadatos operativos del sistema (velocidad de rotación del rotor, velocidad del viento y corriente del freno magnético). Por su parte, el vector objetivo $Y \in \mathbb{R}^{10}$ agrupa las variables a estimar correspondientes a la pala: nueve estadísticos del dominio del tiempo y la primera componente principal de la pala. La definición pormenorizada y justificación de estas columnas ya fue expuesta en la Tabla 4.2 (Sección 4.3), base sobre la cual se estructura el presente modelo de aprendizaje automático. Es importante precisar que la salida del sensor virtual corresponde a un conjunto de descriptores estadísticos y espectrales de la vibración de la pala, y no a la reconstrucción directa de su señal temporal cruda. Esta decisión es coherente con el objetivo de estimar parámetros vibratorios representativos del estado dinámico de la pala, aunque implica que el sensor virtual no permite, en su forma actual, recuperar la forma de onda completa de la vibración, sino únicamente sus características estadísticas y su contenido espectral comprimido mediante PCA.

5.2 Arquitectura del Modelo

En una etapa previa del desarrollo, se evaluó la implementación de un MLP único multi-salida entrenado sobre las 10 variables objetivo de forma conjunta. Sin embargo, a lo largo de las distintas configuraciones probadas para este modelo único, los resultados reflejaron un comportamiento inconsistente entre las variables estimadas. Se obtuvo habitualmente un coeficiente de determinación (R^2) de test negativo en una o más variables asociadas al eje longitudinal de la pala (eje X), lo que representa un desempeño predictivo inferior al de un predictor trivial basado en la media de los datos.

Por lo tanto, se optó por implementar un enfoque de modelo separado, es decir que se entrenaron dos MLP a partir del mismo set de datos pero uno de estos se enfocó exclusivamente a aprender la relación entre el vector de entrada completo y las componentes de salida asociadas al dominio del tiempo (9 parámetros estadísticos), mientras que el segundo MLP predice solo la variable asociada al dominio de la frecuencia (Primera componente del PCA de la pala). Como referencia comparativa entre el modelo único inicial y el modelo final, la Tabla 5.1 expone los valores del R^2 de test obtenidos por el mejor modelo único frente a la arquitectura de modelo separado final, variable por variable. Esta comparación se implementó utilizando el mismo protocolo de búsqueda de hiperparámetros y la misma partición de entrenamiento y test por archivo completo que el modelo separado final, asegurando una comparación metodológicamente equivalente.

El análisis cuantitativo de estas cifras indica que el modelo separado mejora el R^2 de prueba en las 10 variables objetivo de manera sistemática, sin ninguna excepción. Al promediar el coeficiente R^2 de forma simple sobre el total de las variables, el indicador asciende desde un 0.428 en la configuración unificada hasta un 0.711 al emplear el enfoque separado. El escenario más crítico se constata en el parámetro `Y_Slave_S1_Acc_X_RMS`, donde el modelo único registra un valor de -0.7675 , mientras que el modelo separado logra un valor positivo de 0.6407 . Asimismo, la introducción de la estructura independiente suprime por completo los casos con coeficientes de determinación negativos. En base a esta evidencia empírica, se adoptó el enfoque separado como la arquitectura definitiva del sensor virtual, por lo que el resto del presente capítulo se concentra exclusivamente en detallar y evaluar dicha configuración.

Tabla 5.1 Comparación del coeficiente de determinación (R^2) en el conjunto de test entre la configuración de modelo único multi-salida y el enfoque de modelo separado.

Variable Objetivo	R^2 Test (Modelo único)	R^2 Test (Modelo separado)
Y_Slave_PCA_1	0.931039	0.992878
Y_Slave_S1_Acc_X_RMS	-0.767500	0.640690
Y_Slave_S1_Acc_X_CrestFactor	0.339580	0.378859
Y_Slave_S1_Acc_X_KurtosisFisher	0.233779	0.467345
Y_Slave_S1_Acc_Y_RMS	0.868833	0.916082
Y_Slave_S1_Acc_Y_CrestFactor	0.466339	0.514019
Y_Slave_S1_Acc_Y_KurtosisFisher	0.748772	0.845941
Y_Slave_S1_Acc_Z_RMS	0.523387	0.866037
Y_Slave_S1_Acc_Z_CrestFactor	0.589484	0.689260
Y_Slave_S1_Acc_Z_KurtosisFisher	0.347961	0.799845

5.3 Configuración del MLP y Protocolo de Selección de Hiperparámetros

Cada uno de los submodelos que integran la arquitectura separada (submodelo de componente PCA y submodelo de parámetros estadísticos temporales) se estructuró mediante un *pipeline* de procesamiento compuesto por tres etapas secuenciales:

1. Estandarización de todas las variables numéricas de entrada a través del algoritmo `StandardScaler`.
2. Incorporación del estimador `MLRegressor` implementado en la biblioteca *scikit-learn*, encapsulado dentro de un entorno `TransformedTargetRegressor` para aplicar la estandarización a las variables objetivo antes del entrenamiento y revertir dicha transformación en la fase de evaluación.
3. Optimización y ajuste independiente de los hiperparámetros de la red mediante una búsqueda en grilla empleando `GridSearchCV`.

La selección de hiperparámetros se llevó a cabo mediante un protocolo de validación cruzada de 3 particiones (*folds*), agrupadas en función del archivo de ensayo original mediante la técnica `GroupKFold` sobre la variable `file_id`. Así, las ventanas temporales extraídas de un mismo archivo se asignan en bloque a una única partición, conectando de forma directa con el criterio de división entre conjuntos de entrenamiento y test expuesto en la Sección 4.3.4 para mitigar la fuga de información provocada por el solapamiento de ventanas. La métrica de optimización utilizada como función de puntuación (*scoring*) fue el coeficiente de determinación R^2 .

El espacio de búsqueda abarcó la exploración de 840 combinaciones para cada submodelo, deducidas a partir de las opciones paramétricas detalladas en la Tabla 5.2. Este diseño implicó la ejecución de un total de 2520 ajustes de modelos por submodelo al considerar las 3 particiones de la validación cruzada.

Durante las iteraciones de la grilla, se mantuvieron fijos ciertos parámetros operacionales comunes: un límite de 5000 iteraciones máximas, un mecanismo de parada anticipada (*early*

Tabla 5.2 Grilla de hiperparámetros explorada para la optimización de los submodelos MLP.

Hiperparámetro	Valores explorados
Arquitectura (neuronas por capa oculta)	(8,), (16,), (32,), (16, 8), (32, 16), (32, 16, 8)
Regularización α (penalización L_2)	0.001, 0.01, 0.1, 1.0, 5.0, 12.0, 20.0
Tasa de aprendizaje inicial	0.001, 0.01, 0.1, 1, 5
Función de activación	ReLU, tangente hiperbólica (tanh)
Algoritmo de optimización	Adam, SGD

stopping) condicionado a una paciencia de 25 iteraciones sin mejora sobre el 15% de los datos de entrenamiento reservados internamente, y una semilla aleatoria fija para asegurar reproducibilidad. Destacar que el intervalo de exploración para el coeficiente de regularización (α) se extendió deliberadamente hasta un valor extremo de 20.0. Esta decisión se realizó tras detectar en fases previas del diseño que los coeficientes de regularización bajos producían un sobreajuste severo en el submodelo de parámetros estadísticos en el dominio del tiempo. Los hiperparámetros óptimos seleccionados por el algoritmo para cada estructura independiente se presentan en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3 Hiperparámetros óptimos seleccionados para el submodelo PCA y el submodelo de estadísticas temporales.

Hiperparámetro	Submodelo PCA	Submodelo estadísticas
Arquitectura	(16,)	(16, 8)
Función de activación	tanh	ReLU
Regularización α (L_2)	0.1	12.0
Tasa de aprendizaje inicial	0.01	0.01
Algoritmo de optimización	Adam	Adam
R^2 promedio en CV interna	0.9795	0.5240

La marcada diferencia en el valor de regularización α arrojado por el proceso de optimización (0.1 para el dominio de la frecuencia frente a 12.0 para el dominio del tiempo) corrobora la observación planteada previamente, evidenciando que el submodelo estadístico requería una penalización considerablemente mayor para mitigar el sobreajuste.

5.4 Desempeño del Sensor Virtual

La evaluación del desempeño predictivo del sensor virtual se llevó a cabo sobre el dataset de test reservado desde el inicio, permitiendo medir la capacidad de generalización de la arquitectura propuesta frente a datos no observados durante el entrenamiento. En la Tabla 5.4 se presentan las métricas de regresión para las 10 variables objetivo que componen la dinámica de la pala, mostrando los resultados tanto del submodelo espectral como del estadístico temporal.

El análisis del submodelo dedicado a la componente espectral (PCA_1) revela el resultado más sólido del modelo desarrollado. Esta variable logra un coeficiente de determinación de test de $R^2 = 0.9929$, lo que indica que el modelo es capaz de explicar el 99.29% de la varianza

Tabla 5.4 Métricas detalladas de desempeño predictivo del sensor virtual evaluadas en los conjuntos de entrenamiento y prueba. Los valores han sido redondeados a cuatro cifras decimales para mayor claridad.

Variable	Media	Desv. Est.	MAE	RMSE	R^2 train	R^2 test	Dif.
X_RMS	0.6461	0.0021	0.0010	0.0013	0.7015	0.6407	0.0608
X_CrestFactor	1.5887	0.0619	0.0284	0.0488	0.6435	0.3789	0.2647
X_Kurtosis	-1.4798	0.0079	0.0038	0.0058	0.7292	0.4673	0.2618
Y_RMS	0.2965	0.0054	0.0013	0.0016	0.9438	0.9161	0.0277
Y_CrestFactor	2.3247	0.1814	0.0904	0.1264	0.6575	0.5140	0.1435
Y_Kurtosis	-1.2255	0.0696	0.0202	0.0273	0.9433	0.8459	0.0973
Z_RMS	0.5669	0.0025	0.0008	0.0009	0.8405	0.8660	-0.0255
Z_CrestFactor	1.7811	0.0786	0.0347	0.0438	0.6967	0.6893	0.0074
Z_Kurtosis	-1.4390	0.0214	0.0077	0.0096	0.8991	0.7998	0.0992
PCA_1	-0.5040	12.3323	0.7640	1.0408	0.9970	0.9929	0.0041

asociada a la dinámica global de la pala a partir de las mediciones indirectas en la góndola. Además, la diferencia (*gap*) entre el R^2 de entrenamiento y el de prueba es de apenas 0.0041 (inferior al 0.5%), lo que descarta, al menos en parte, la presencia de sobreajuste y confirma una alta capacidad de generalización. Este nivel de precisión es altamente competitivo y se alinea con la literatura reciente sobre sensores virtuales en turbinas eólicas, donde el uso de redes neuronales profundas para mapear cargas estructurales desde puntos indirectos ha demostrado superar umbrales predictivos similares [19].

Por otro lado, los resultados del submodelo de estadísticas temporales presentan un comportamiento marcadamente diferenciado según el eje espacial analizado, obteniendo un R^2 promedio en el conjunto de prueba de 0.6798 para sus 9 variables. El modelo logra un ajuste sobresaliente en el eje Y (*edgewise*), alcanzando un R^2 de 0.9161 para el valor RMS, lo que representa una captura del 91.61% de la varianza con una diferencia muy reducida ($\sim 2\%$) respecto de los resultados de entrenamiento. De manera similar, el eje Z (*flapwise*) muestra un desempeño robusto y estable, con un R^2 de prueba de 0.8660 para el RMS y un factor de cresta que logra resultados muy similares en test a los obtenidos en entrenamiento (diferencia de $\sim 0.7\%$). Sin embargo, la estimación decae notablemente en el eje longitudinal (eje X), donde el R^2 del RMS cae a 0.6407 y el factor de cresta registra el valor más crítico de la tabla (0.3789), exhibiendo además la mayor brecha de generalización del modelo ($\sim 26.47\%$). Esta disparidad indica que las deformaciones transversales propias de los modos *edgewise* y *flapwise* son capturadas con mucha mayor fidelidad por la góndola que las oscilaciones longitudinales de la pala.

En resumen, los resultados demuestran que el sistema es muy capaz de predecir el comportamiento vibratorio general de la pala (representado por su componente PCA) y los movimientos de flexión principales (*edgewise* y *flapwise*). El modelo logra aprender las reglas físicas que conectan la góndola con la pala en estas direcciones y las aplica de forma correcta a datos nuevos. Por el contrario, al sistema le cuesta mucho más trabajo estimar los detalles exactos a lo largo del eje longitudinal de la pala; en esa dirección, la señal es menos clara y el modelo tiende a memorizar los datos de entrenamiento en lugar de encontrar un patrón general, lo que provoca un mayor margen de error. Cabe resaltar que se probó un enfoque de 3 submodelos, dedicando uno de estos a solo estimar las estadísticas del eje X, sin embargo, no se obtuvieron resultados superiores a los del modelo ya presentado, por lo

que se descartó el enfoque. A pesar de esta limitación puntual, el balance general confirma que es posible usar mediciones indirectas para estimar la dinámica de la pala, cumpliendo con el objetivo principal del sensor virtual.

5.4.1 Análisis del Comportamiento Diferencial por Eje

La brecha de desempeño observada en el eje X motivó un análisis dedicado para determinar su causa. En primer lugar, se calculó la correlación de Pearson entre el RMS de cada eje de la pala y dos variables operativas: las RPM del rotor y la componente principal de la góndola (**Master_PCA_1**), sobre el conjunto completo de 17 archivos de ensayo. Los resultados, resumidos en la Tabla 5.5, muestran que el eje X presenta una correlación sustancialmente menor con ambas variables que los ejes Y y Z.

Tabla 5.5 Correlación de Pearson entre el RMS de cada eje de la pala y las variables operativas.

Eje	Correlación con RPM	Correlación con Master_PCA_1
X (longitudinal)	0.501	0.444
Y (edgewise)	0.952	0.929
Z (flapwise)	0.787	0.763

Consistente con lo anterior, al calcular el rango relativo de variación del RMS promedio por archivo, (máximo – mínimo)/promedio, a lo largo de los 17 ensayos (que cubren de 47.0 a 232.4 RPM), el eje X exhibe el menor rango dinámico (5.0%), frente a 10.3% en Y y 6.2% en Z. En otras palabras, la señal del eje X cambia poco entre condiciones operativas distintas, lo que limita la información disponible para que el modelo aprenda una relación predictiva útil.

Una hipótesis inicial planteó que esta debilidad se debía a que el eje X estuviese dominado por la frecuencia fundamental de rotación (1P) en mayor medida que los otros dos ejes. Sin embargo, al calcular la fracción de energía espectral por debajo de 25 Hz concentrada en la banda 1P, para tres archivos representativos de bajo, medio y alto régimen de RPM, los tres ejes mostraron una concentración prácticamente idéntica y extrema (entre 98.9% y 99.9% en todos los casos). Esto descarta la dominancia del 1P como causa diferencial, ya que se trata de una característica común a los tres ejes de medición.

La explicación física de fondo radica en la naturaleza mecánica distinta de la carga que domina cada eje. El eje X corresponde a la dirección longitudinal de la pala (Capítulo 4), por lo que, tras la eliminación de la componente continua mediante el filtro pasa-altas (Sección 4.3), la señal remanente en este eje queda gobernada principalmente por esfuerzos de tracción-compresión axial: la modulación cíclica de la proyección de la gravedad sobre el eje longitudinal a medida que la pala gira con ángulo de paso fijo (30°), junto con los efectos residuales de la componente inercial centrípeta. Esta dinámica axial responde a la geometría de rotación del banco de ensayos y no a la interacción aerodinámica de la pala con el flujo de aire, por lo que su amplitud se mantiene prácticamente constante independientemente de la velocidad del viento o del rotor.

En contraste, los ejes Y y Z (edgewise y flapwise) son las direcciones en las que la pala flexiona ante la carga aerodinámica cíclica generada por el flujo incidente. A diferencia de la carga axial, la flexión es un mecanismo estructural altamente sensible a las condiciones

de operación: variaciones en la velocidad del aire o en las RPM se traducen directamente en cambios de la fuerza aerodinámica y, por tanto, en cambios apreciables de la amplitud de flexión medida. Es importante notar que Y y Z también reciben una componente gravitatoria cíclica producto del giro de la pala; sin embargo, en estos ejes dicha componente resulta comparativamente menos relevante frente a la señal aerodinámica dominante, mientras que en el eje X ocurre lo opuesto: al no existir una carga variable significativa en la dirección longitudinal, la modulación gravitatoria de amplitud casi constante pasa a ser la componente dominante de la señal. Esta diferencia en el mecanismo de carga dominante explica de forma consistente tanto el bajo rango dinámico del eje X (punto anterior) como su baja correlación con las variables operativas (RPM y `Master_PCA_1`).

En síntesis, esta limitación responde a la física del sistema y no a una debilidad del procesamiento de señales o de la arquitectura de red neuronal: al estar gobernado por esfuerzos axiales de origen geométrico-gravitatorio en lugar de por la flexión inducida por el flujo de aire, el eje longitudinal exhibe un escaso rango dinámico ante cambios operativos, lo que reduce la información disponible para cualquier modelo supervisado entrenado con los atributos definidos en esta investigación.

5.5 Reconstrucción del PSD

La componente PCA de la pala (`Y_Slave_PCA_1`) puede transformarse a su dominio original mediante la aplicación inversa del análisis de componentes principales y del escalamiento estándar implementados en la Sección 4.3.3. Este procedimiento permite recuperar un vector que representa la densidad de energía espectral de la señal, discretizada en bandas de 2 Hz para cada uno de los tres ejes espaciales de medición. Con esta reconstrucción matemática, se permite establecer una comparación, banda a banda, de tres espectros distintos: el PSD real de alta resolución (calculado directamente a partir de la señal cruda mediante el método de Welch, detallado en la Sección 4.3.2), el PSD reconstruido a partir de la componente PCA real (medida experimentalmente en la pala) y el PSD reconstruido a partir de la componente PCA estimada por el MLP desde las mediciones indirectas en la góndola. Esta última curva es el producto del modelo y, por tanto, la referencia visual definitiva para analizar la capacidad predictiva del sensor virtual. Es preciso aclarar que el proceso de inversión vía PCA representa una transformación lineal libre de restricciones de no-negatividad. Consecuentemente, el modelo puede producir de bajo ciertas circunstancias magnitudes negativas que no poseen sentido físico en la reconstrucción del PSD. Dichas anomalías se señalan de manera explícita en las gráficas mediante el marcador “×” a lo largo del eje inferior.

La Figura 5.1 tiene como objetivo ilustrar la capacidad del método de realizar estimaciones sobre una observación individual (una de las ventanas usadas para la construcción del dataset). Al examinar esta gráfica, la diferencia predominante respecto a las reconstrucciones promediadas (que se presentaran a continuación) radica en la severidad del ruido estadístico inherente a la curva del PSD real, un resultado esperable al aislar una ventana de análisis singular con solo 30 revoluciones. A pesar de estas fluctuaciones en la señal cruda, tanto el espectro derivado del PCA objetivo como aquel sintetizado por la red neuronal exhiben trazos suavizados cuyas formas resultan coherentes con la forma general del PSD real. Sustentado en este comportamiento, el análisis subsiguiente se concentrará de forma exclusiva en las curvas de densidad promediadas sobre cada ensayo completo, las cuales otorgan una caracterización de mayor representatividad sobre la eficacia predictiva del modelo en regímenes de operación estacionarios.

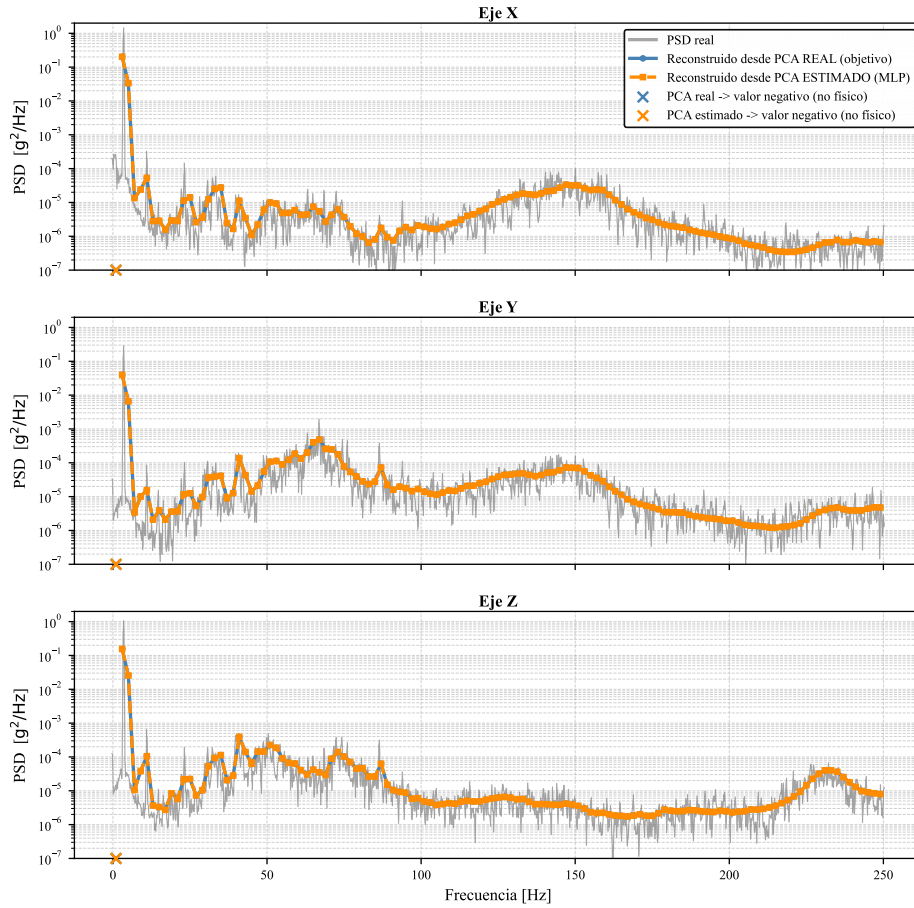


Figura 5.1 Comparación espectral para una ventana temporal individual, evidenciando el desempeño predictivo del sensor virtual frente a datos crudos.

La correlación morfológica reportada a continuación en esta sección corresponde al coeficiente de correlación de Pearson, calculado en escala lineal de densidad espectral, entre el PSD real de alta resolución (obtenido mediante el método de Welch y promediado sobre la totalidad de las ventanas de cada ensayo, agrupado posteriormente en las mismas bandas de 2 Hz utilizadas por el PCA) y el PSD reconstruido a partir de la componente PCA estimada por el MLP, sobre la totalidad del rango de frecuencias analizado (0 a 250 Hz). Esta métrica se calcula directamente sobre los valores reconstruidos, sin excluir ni truncar las bandas en que la inversión del PCA produce magnitudes negativas no físicas (señaladas con el marcador “x” en las figuras siguientes), por lo que la cifra reportada refleja el desempeño de la reconstrucción en su totalidad y no solo en sus bandas más favorables.

Las Figuras 5.2 y 5.3 abordan la predicción del modelo para los casos test sin carga (corriente del freno magnético fijada en 0.00 A, como se indica en la Sección 4.1). Debido a que los resultados de la predicción para ambos casos son muy similares, se analizan en conjunto. En primera instancia, se muestra que la correlación morfológica entre el espectro reconstruido a partir del MLP y la curva del PSD real es notablemente alta (mayor al 90% para todos los casos), reproduciendo de manera correcta la geometría del PSD en la mayor parte del rango estudiado (de 0 a 250 Hz). Las discrepancias de la predicción se congregan particularmente en el segmento del espectro inferior a 25 Hz, zona dominada principalmente por los armónicos de excitación provenientes de la frecuencia cinemática rotacional (1P) y sus respectivos múltiplos. Vale la pena señalar que esta deficiencia en la predicción no compromete la misión del sensor virtual, ya que las vibraciones alojadas en esta franja responden

principalmente a la cinemática rotativa del banco de ensayos (fluctuante entre ensayos) y no a los modos de vibración fundamentales que se asocian al estado de salud de los componentes estructurales de la pala. Para el régimen de frecuencias superiores a 25 Hz, el sensor virtual predice adecuadamente el espectro de potencia, con la salvedad de la aparición de dos picos resonantes de banda estrecha situados en el intervalo de 80 – 90 Hz. En esta zona, el sensor virtual predice con precisión la existencia y localización de la primera resonancia, pero subestima su amplitud. Este achatamiento o filtrado de picos se justifica a partir de la compresión drástica que impone el empleo de una única dimensión latente en el PCA (4.3.3), sumado al decremento de resolución que implica la agrupación espectral en intervalos de 2 Hz; metodologías que favorecen el rastreo de la energía estructural distribuida en banda ancha sobre la delineación de perfiles estrechos.

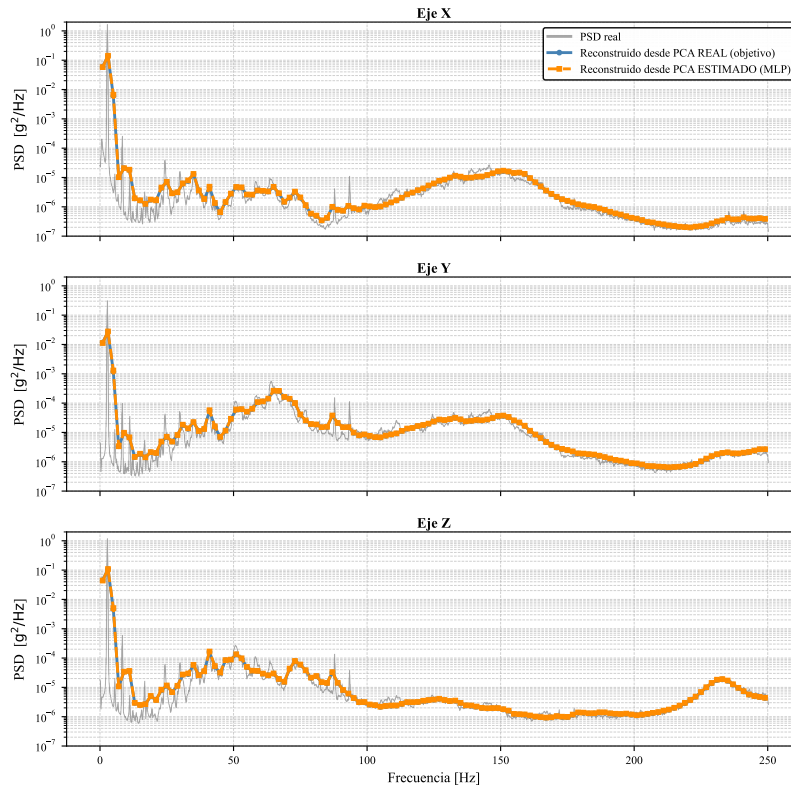


Figura 5.2 Espectro de potencia promediado para la condición operativa de media-alta velocidad de rotación (167.2 RPM) sin la aplicación de carga en el freno magnético.

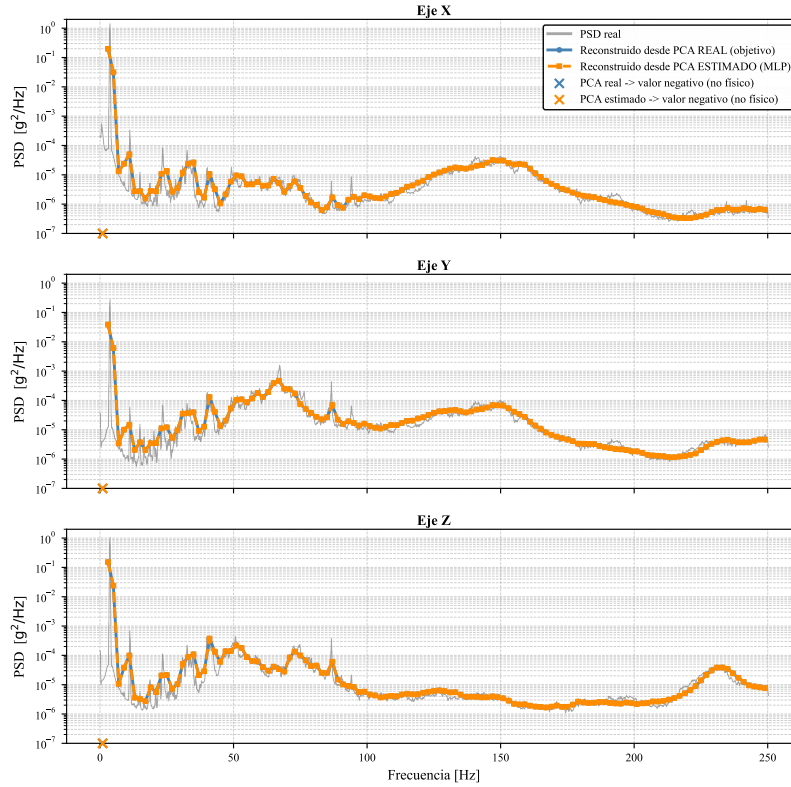


Figura 5.3 Espectro de potencia promediado para la condición operativa de alta velocidad de rotación (224.3 RPM) sin la aplicación de carga en el freno magnético.

En contraposición a los resultados anteriores, la Figura 5.4 expone la curva generada para un ensayo con condiciones de carga resistente (corriente aplicada de 0.01 A). Bajo esta alteración operativa, la reconstrucción denota una degradación en la fidelidad respecto a la señal física real (en este caso la correlación morfológica se reduce a, aproximadamente, 78% en promedio para los tres ejes), la cual se muestra principalmente en tres alteraciones fundamentales. Primero, la pérdida de definición anticipada en el segmento de 80 – 90 Hz se ve agravada. El MLP regresor, en lugar de generar versiones atenuadas de los dos picos individuales, los unifica erróneamente en un único volumen continuo de energía, omitiendo la diferenciación que persiste en la medición real. Segundo, en torno a los 140 Hz el PSD real muestra una leve caída de amplitud relativa que el sensor virtual sobrestima. Este fenómeno resulta notoriamente perjudicial en el espectro del eje longitudinal (eje X). Tercero, bajo los 50 Hz hay una gran pérdida de información causada por fallas en la reconstrucción del PCA que provocan valores negativos.

La razón de que el sensor virtual falle más en el escenario con carga se debe a un desbalance en los datos de entrenamiento. Si se observa la configuración del split de entrenamiento (14 archivos derivados de la Tabla 4.1), existe una marcada asimetría en la proporción de los ensayos: 9 archivos corresponden a la condición sin carga (0.00 A), mientras que solo 5 corresponden a la condición con carga nominal (0.01 A). Esta diferencia, cercana a dos a uno, es relevante porque el ajuste del PCA (Sección 4.3.3) no distingue entre condiciones operativas: la componente principal retenida corresponde a la dirección de máxima varianza del conjunto completo de entrenamiento, la cual queda naturalmente dominada por la variabilidad presente en los archivos sin carga, al ser estos la mayoría. En consecuencia, dicha componente resulta representativa del comportamiento espectral bajo la condición sin carga, pero deja de serlo para la condición con carga, que se encuentra subrepresentada en

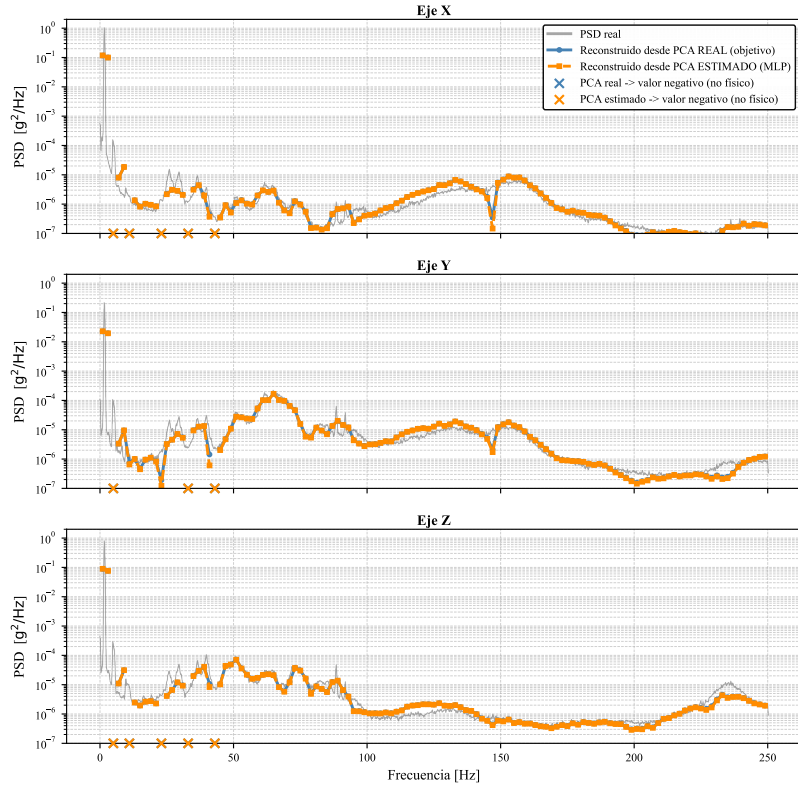


Figura 5.4 Espectro de potencia promediado para la condición operativa de media-baja velocidad de rotación (100.4 RPM) con la aplicación de carga resistente.

el ajuste. Un detalle metodológico importante surge al analizar el tipo de curvas comparadas: el análisis evaluó el PSD medido contra el PSD obtenido de la componente espectral estimada por el MLP. Si esta comparación se hiciera usando el PSD calculado a partir de la componente PCA objetivo (real) frente al PSD reconstruido a partir del PCA estimado, se podría notar que los resultados son muy similares sin importar la carga aplicada (recuerde el coeficiente R^2 superior a 0.98 obtenido para la estimación de esta variable). Esto permite demostrar que el problema no está en el modelo predictivo, sino en la etapa de reducción de dimensionalidad (el PCA): al usar una única componente ajustada sobre un conjunto de entrenamiento desbalanceado, dicha componente no logra representar con la misma fidelidad la variabilidad espectral de ambas condiciones de carga. Este resultado no significa que el enfoque propuesto sea incorrecto, sino que refleja una limitación práctica esperable debido al tamaño reducido del dataset en esta investigación y la preferencia por reducir la dimensionalidad del vector de entrada del modelo desarrollado. Como posibles vías de mitigación, cabe señalar que un ajuste de la reducción de dimensionalidad segmentado por condición de carga, o una descomposición independiente por eje de medición en lugar de un vector concatenado, podrían capturar de forma más específica la varianza propia de cada escenario operativo, a costa de un aumento moderado en la dimensionalidad del problema, mismo que podría permitirse aumentando significativamente la cantidad de ensayos realizados.

Capítulo 6

Conclusiones

El presente trabajo abordó el desarrollo de un sensor virtual capaz de estimar la condición vibratoria de una pala de turbina eólica a partir de mediciones indirectas obtenidas en la góndola, mediante el diseño de un banco de ensayos instrumentado a escala reducida y la implementación de una arquitectura de redes neuronales tipo MLP. A continuación, se presentan las conclusiones principales del proyecto, contrastadas con la hipótesis y los objetivos planteados en el Capítulo 1.

- **Se valida la hipótesis de investigación.** Los resultados obtenidos confirman que la fusión de datos vibratorios de la góndola con variables operativas, procesados mediante una red neuronal, permite determinar la condición vibratoria de la pala sin necesidad de instrumentarla directamente (una vez entrenado el modelo de aprendizaje automático). La componente principal de la dinámica de la pala (PCA.1) fue estimada con un coeficiente de determinación de test de $R^2 = 0.9929$, evidenciando que la firma vibratoria de la pala se transmite de forma suficientemente íntegra a través del tren de potencia como para ser recuperada mediante un modelo de aprendizaje automático.
- **Se cumple el objetivo general de la memoria.** Se desarrolló un sistema de medición indirecta completo y funcional, que integra un banco de ensayos instrumentado (OE1 y OE2), una base de datos experimental caracterizada bajo distintos regímenes de operación (OE3), y una arquitectura de red neuronal capaz de reconstruir parámetros vibratorios de la pala a partir de sensores físicos en la góndola (OE4), demostrando la viabilidad técnica de un sensor virtual de bajo costo para este propósito.
- **El sistema de adquisición de datos cumplió los requerimientos técnicos exigentes del proyecto.** La arquitectura definitiva basada en microcontroladores ESP32-S3, bus SPI y firmware multiprocesamiento con FreeRTOS permitió lograr un muestreo estable a 1000 Hz en ambos nodos, con una sincronización temporal residual inferior a 1 ms tras la corrección de deriva por detección de impactos, cumpliendo el criterio de sincronización definido a partir de la literatura.
- **La arquitectura de submodelos separados superó de forma sistemática al enfoque de modelo único multisalida.** Al independizar la estimación del dominio de la frecuencia (PCA) del dominio del tiempo (estadísticos), el coeficiente R^2 de test promedio se elevó de 0.428 a 0.711 sobre las 10 variables objetivo, eliminando por completo los casos con desempeño peor que un predictor trivial, los cuales sí se presentaban en la configuración unificada.

- **El desempeño del sensor virtual es heterogéneo según el eje de medición, y esta heterogeneidad responde a una causa física identificada, no a una limitación del modelo.** El eje longitudinal de la pala (X) mostró un desempeño sistemáticamente inferior (R^2 de test de 0.6407 para el RMS) frente a los ejes transversales Y y Z (edgewise y flapwise, con R^2 de hasta 0.9161). Se determinó que esta brecha se origina en la naturaleza distinta de la carga mecánica que domina cada eje: los ejes transversales flexionan ante la carga aerodinámica cíclica del flujo incidente, de amplitud sensible a la condición operativa, mientras que el eje longitudinal está gobernado por esfuerzos axiales de origen geométrico-gravitatorio, de amplitud casi constante (5.0% de variación relativa entre condiciones operativas) y, por tanto, de escasa información predictiva disponible para cualquier modelo supervisado.
- **El sensor virtual reconstruye adecuadamente la morfología del espectro de potencia (PSD) de la pala, particularmente en la banda de mayor relevancia estructural.** Para los ensayos sin carga resistente, la correlación morfológica entre el PSD reconstruido y el PSD real superó el 90%, con las mayores discrepancias concentradas en frecuencias inferiores a 25 Hz, banda dominada por la cinemática rotacional (1P) y no por los modos estructurales de interés para el monitoreo de condición.
- **El tamaño y balance del dataset experimental constituye la principal limitación del trabajo.** La degradación de la reconstrucción espectral observada en los ensayos con carga resistente se explica por el desbalance de la campaña de ensayos (11 archivos sin carga frente a 6 con carga), y no por una deficiencia del modelo predictivo, tal como lo confirma el hecho de que la estimación de la componente PCA en sí ($R^2 > 0.98$) se mantiene igualmente sólida independientemente de la condición de carga.

6.1 Trabajos Futuros

A partir de las limitaciones identificadas y del potencial demostrado por el sensor virtual desarrollado, se proponen las siguientes líneas de continuación para esta investigación:

- **Ampliación de la base de datos experimental.** Dado que el tamaño reducido y el desbalance del dataset (particularmente entre condiciones con y sin carga resistente) fueron identificados como la principal limitación del proyecto, resulta prioritario ejecutar una nueva campaña de ensayos que incremente el número total de archivos y equilibre la representación de las distintas condiciones operativas. Esto permitiría aumentar las observaciones distintas para el entrenamiento, reducir el sesgo de selección de hiperparámetros y, en general, mejorar la capacidad de generalización de la red en todo el espectro de condiciones de operación.
- **Incorporación de condiciones estructurales no sanas.** El presente trabajo restringió su alcance a la condición de integridad estructural sana de la pala. Una progresión natural consiste en ejecutar ensayos bajo distintos escenarios de daño controlado (por ejemplo, pérdida de rigidez localizada, erosión de la superficie de la pala, delaminación o masas añadidas que simulen defectos), y adaptar el modelo para incorporar estas condiciones durante el entrenamiento. Esto permitiría transitar desde un sensor virtual orientado exclusivamente a la reconstrucción de la dinámica sana hacia un sistema capaz de generalizar y distinguir patrones asociados a la presencia de daño.

- **Evolución hacia arquitecturas de mayor complejidad orientadas al monitoreo de condición.** El uso de un MLP en este trabajo respondió a una decisión deliberada de simplicidad, adecuada para validar la viabilidad física del enfoque dentro del tiempo disponible. Superada esta etapa exploratoria, se plantea como línea de trabajo futuro el desarrollo de arquitecturas con mayor capacidad de representación, capaces de estimar directamente la serie temporal de vibración de la pala en lugar de restringirse a estadísticos escalares y una única componente espectral. En este sentido, resultan particularmente prometedoras las redes con memoria temporal, como las arquitecturas LSTM, que han demostrado en la literatura reciente la capacidad de capturar dependencias dinámicas de largo plazo en señales de vibración de turbinas eólicas, incluso en esquemas híbridos que combinan autoencoders para eliminación de ruido con mecanismos de atención para la estimación indirecta de cargas estructurales [19, 47]. De manera similar, los modelos híbridos que combinan redes convolucionales con capas recurrentes (CNN-LSTM o CNN-GRU) han mostrado ventajas para aislar las características asociadas al daño estructural en presencia de un fuerte ruido operativo y aerodinámico [19, 35, 47]. La adopción de este tipo de arquitecturas permitiría evolucionar el sensor virtual desarrollado hacia un sistema de monitoreo de condición o de integridad estructural (SHM) de mayor alcance, capaz de estimar la totalidad de la señal vibratoria de la pala e inferir estados de falla a partir de la misma.

Referencias

- [1] World Wind Energy Association (WWEA), *Annual Report of the WWEA: Global Wind Statistics*, World Wind Energy Association, 2025, accessed: 2026-04-06. [Online]. Available: <https://wwindea.org/GlobalStatistics>
- [2] “Global wind power market report 2021–2027,” Research and Markets, Report, 2021.
- [3] S. Sheiati and X. Chen, “Advances in computer vision-based structural health monitoring techniques for wind turbine blades,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 224, p. 116078, 2025.
- [4] L. Mishnaevsky Jr and K. Thomsen, “Costs of repair of wind turbine blades: Influence of technology aspects,” *Wind energy*, vol. 23, no. 12, p. 2247–2255, 2020.
- [5] S. Sun, T. Wang, and F. Chu, “In-situ condition monitoring of wind turbine blades: A critical and systematic review of techniques, challenges, and futures,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 160, p. 112326, 2022.
- [6] *Wind Power Reliability Research*, 2025. [Online]. Available: <https://www.nrel.gov/wind/reliability>
- [7] J. Contreras Jara, *El colmo de un parque eólico: Aspa de aerogenerador de empresa Acciona habría caído con el viento en Mulchén*, 2021. [Online]. Available: <https://resumen.cl/articulos/el-colmo-de-un-parque-eolico-aspas-de-aerogenerador-de-empresa-acciona-cayo-en-mulchen>
- [8] *Seremi de Energía se refiere al incidente en parque eólico Cuel*, 2022. [Online]. Available: <https://energia.gob.cl/noticias/biobio/seremi-de-energia-se-refiere-al-incidente-en-parque-eolico-cuel#:~:text=El%20martes%20%20de%20febrero,Los%20%20C3%81ngeles%20%20Provincia%20del%20Biob%20%20C3%ADo>
- [9] *Caída de aspa de torre eólica en Los Ángeles: Autoridades exigen investigación para explicar causa de la falla*, 2024. [Online]. Available: <https://www.terram.cl/caida-de-aspas-de-torre-eolica-en-los-angeles-autoridades-exigen-investigacion-para-explicar-causa-de-la-falla/#:~:text=La%20empresa%20due%C3%B1a%20del%20parque%20C,sus%20mantenciones%20t%C3%A9cnicas%20al%20d%C3%ADa%20%20E2%80%9C>
- [10] L. Mishnaevsky Jr, “Root causes and mechanisms of failure of wind turbine blades: Overview,” *Materials*, vol. 15, no. 9, p. 2959, 2022.
- [11] W. Wang, Y. Xue, C. He, and Y. Zhao, “Review of the typical damage and damage-detection methods of large wind turbine blades,” *Energies*, vol. 15, no. 15, p. 5672, 2022.
- [12] *Vestas Condition Monitoring Solution*, 2022.

- [13] “Estudio de propiedad intelectual y patentes eólicas 2020-2023 de reoltec,” REOLTEC, Report, 2024.
- [14] C. C. Ciang, J.-R. Lee, and H.-J. Bang, “Structural health monitoring for a wind turbine system: a review of damage detection methods,” *Measurement science and technology*, vol. 19, no. 12, p. 122001, 2008.
- [15] V. B. Sharma, K. Singh, R. Gupta, A. Joshi, R. Dubey, V. Gupta, S. Bharadwaj, M. I. Zafar, S. Bajpai, and M. A. Khan, “Review of structural health monitoring techniques in pipeline and wind turbine industries,” *Applied System Innovation*, vol. 4, no. 3, p. 59, 2021.
- [16] M. Ashkarkalaei, R. Ghiasi, V. Pakrashi, and A. Malekjafarian, “Feature selection for unsupervised defect detection of a wind turbine blade considering operational and environmental conditions,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 230, p. 112568, 2025.
- [17] D. Tcherniak and L. L. Mølgaard, “Active vibration-based structural health monitoring system for wind turbine blade: Demonstration on an operating vestas v27 wind turbine,” *Structural Health Monitoring*, vol. 16, no. 5, p. 536–550, 2017.
- [18] Doliński, M. Krawczuk, and A. Żak, “Detection of delamination in laminate wind turbine blades using one-dimensional wavelet analysis of modal responses,” *Shock and vibration*, vol. 2018, no. 1, p. 4507879, 2018.
- [19] F. Cong, C. Liang, W. Hu, T. Zhang, F. Tang, and Q. Zhou, “A novel approach of wind turbine blade root load monitoring based on bearings vibrational data and a new ae-lstm-attention neural network,” *Wind Energy*, vol. 28, no. 5, p. e70006, 2025.
- [20] M. Rautela, J. Senthilnath, E. Monaco, and S. Gopalakrishnan, “Delamination prediction in composite panels using unsupervised-feature learning methods with wavelet-enhanced guided wave representations,” *Composite Structures*, vol. 291, p. 115579, 2022.
- [21] S. Sawant, A. Sethi, S. Banerjee, and S. Tallur, “Unsupervised learning framework for temperature compensated damage identification and localization in ultrasonic guided wave shm with transfer learning,” *Ultrasonics*, vol. 130, p. 106931, 2023.
- [22] M. R. Sethi, A. B. Subba, M. Faisal, S. Sahoo, and D. K. Raju, “Fault diagnosis of wind turbine blades with continuous wavelet transform based deep learning model using vibration signal,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 138, p. 109372, 2024.
- [23] L. Schena, W. Munters, J. Helsen, and M. A. Mendez, “Pod-based sparse stochastic estimation of wind turbine blade vibrations,” *arXiv preprint arXiv:2504.08505*, 2025.
- [24] S. Arivalagan, R. Sappani, R. Čep, and M. S. Kumar, “Optimization and experimental investigation of 3d printed micro wind turbine blade made of pla material,” *Materials*, vol. 16, no. 6, p. 2508, 2023.
- [25] A. Suresh, B. Aljafari, S. B. Thanikanti *et al.*, “Investigations of the performance of 3d printed micro wind turbine composed of pla material,” *Heliyon*, vol. 10, no. 3, 2024.
- [26] E. Muñoz-Palomeque, S. Esteban, and M. Santos, “Mechanical design and experimental study of a small-scale wind turbine model,” *Machines*, vol. 13, no. 10, p. 929, 2025.

- [27] H. Zhu, Z. S. Khodaei, and F. M. Aliabadi, “Baseline-free damage detection and localization on complex composite structures using unsupervised shapelets and shift-invariant dictionary learning,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 224, p. 112035, 2025.
- [28] A. A. F. Ogaili, A. A. Jaber, and M. N. Hamzah, “A methodological approach for detecting multiple faults in wind turbine blades based on vibration signals and machine learning,” *Curved and Layered Structures*, vol. 10, no. 1, p. 20220214, 2023.
- [29] J. S. Korolis, D. M. Bourdalos, and J. S. Sakellariou, “Machine learning-based damage diagnosis in floating wind turbines using vibration signals: A lab-scale study under different wind speeds and directions,” *Sensors*, vol. 25, no. 4, p. 1170, 2025.
- [30] A. Villarroel, G. Zurita, and R. Velarde, “Development of a low-cost vibration measurement system for industrial applications,” *Machines*, vol. 7, no. 1, p. 12, 2019.
- [31] H. Hasani, F. Freddi, R. Piazza, and F. Ceruffi, “A wireless data acquisition system based on mems accelerometers for operational modal analysis of bridges,” *Sensors*, vol. 24, no. 7, p. 2121, 2024.
- [32] A. L. Kulasekera, “A systems-engineered esp32 daq architecture and fair data workflow for small-scale wind turbine performance measurement in tropical environments,” *arXiv preprint arXiv:2601.03867*, 2026.
- [33] J. Pacheco-Cherrez, D. Cardenas, A. Delgado-Gutierrez, and O. Probst, “Operational modal analysis for damage detection in a rotating wind turbine blade in the presence of measurement noise,” *Composite Structures*, vol. 321, p. 117298, 2023.
- [34] D. Muxica, S. Rivera, M. E. Orchard, C. Ahumada, F. Jaramillo, F. Bravo, J. M. Gutiérrez, and R. Astroza, “Autonomous sensor system for low-capacity wind turbine blade vibration measurement,” *Sensors*, vol. 24, no. 6, p. 1733, 2024.
- [35] S. Zhao, Y. Zhu, L. Lou, A. Zhou, Y. Ma, and J. Sun, “Comparison and analysis of major research methods for non-destructive testing of wind turbine blades,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 96, no. 5, 2025.
- [36] R. Henderson, F. Azhari, and A. Sinclair, “Natural frequency transmissibility for detection of cracks in horizontal axis wind turbine blades,” *Sensors*, vol. 24, no. 14, p. 4456, 2024.
- [37] P. Kolok, M. Hodoň, P. Ševčík, L. Hotz, and N. Remy, “Low-cost iot-based predictive maintenance using vibration,” *Sensors*, vol. 25, no. 21, p. 6610, 2025.
- [38] S. Ivanov, “Low-cost device for collecting data from acceleration sensors,” *Engineering Proceedings*, vol. 104, no. 1, p. 10, 2025.
- [39] M. I. Maulana, A. Syuhada, and A. Hasan, “Experimental investigation of the horizontal axis wind turbine with naca4418 blade length,” *Journal of Ecological Engineering*, vol. 25, no. 9, pp. 272–281, 2024.
- [40] A. Suresh and S. Rajakumar, “Design of small horizontal axis wind turbine for low wind speed rural applications,” *Materials Today: Proceedings*, vol. 23, pp. 16–22, 2020.
- [41] B. Aljafari, D. Samithas, P. K. Balachandran, S. Anandan, and T. S. Babu, “Performance analysis of pla material based micro-turbines for low wind speed applications,” *Polymers*, vol. 14, no. 19, p. 4180, 2022.

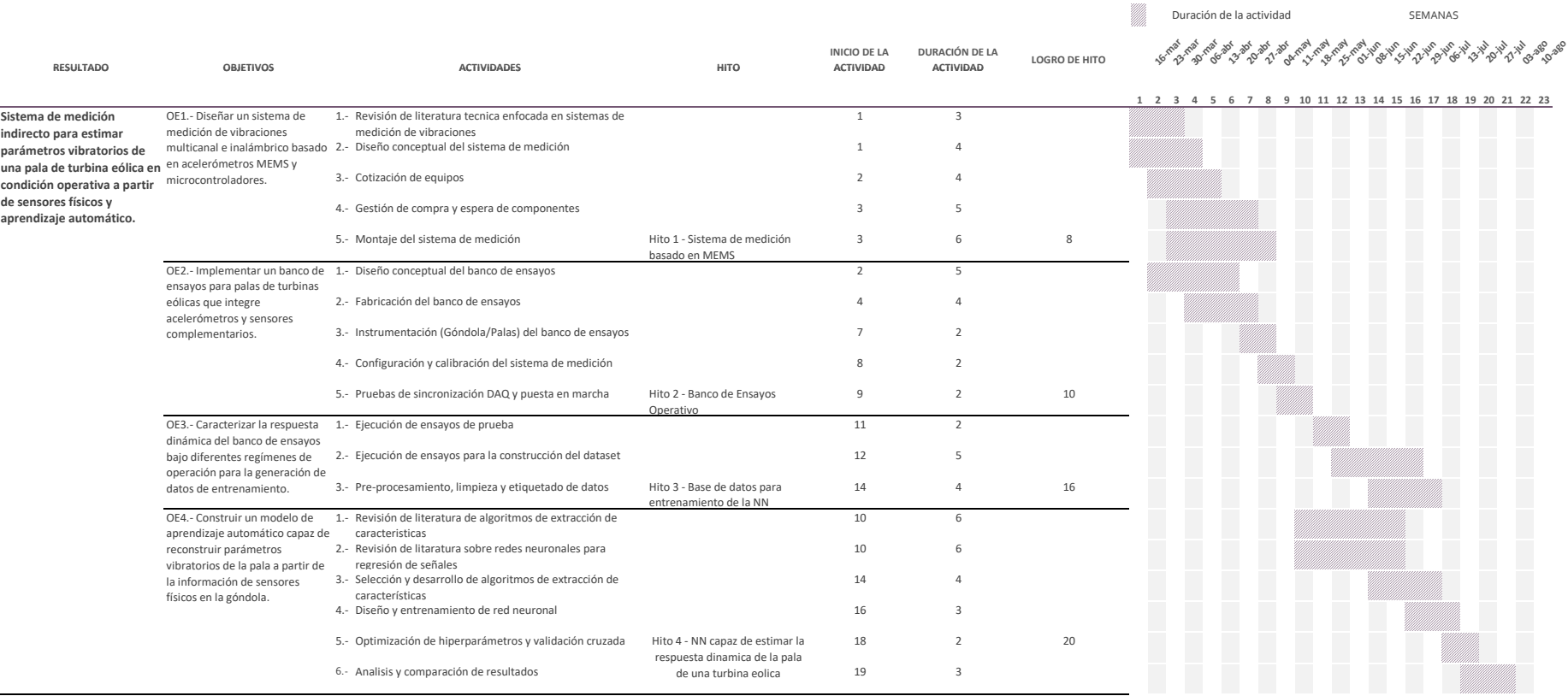
- [42] “Geometrical product specifications (gps) – iso code system for tolerances on linear sizes,” International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland, Standard, 2010. [Online]. Available: <https://iso.org>
- [43] A. F. A. Gawad and A. Farouk, “Design, construction and testing of low-cost small-scale horizontal wind turbine,” in *The First Conference of Recent Trends in Energy Systems*, 2015.
- [44] R. S. Figliola and D. E. Beasley, “Theory and design for mechanical measurements,” *Measurement Science and Technology*, vol. 12, no. 10, pp. 1743–1743, 2001.
- [45] F. Castellani, D. Astolfi, M. Peppoloni, F. Natili, D. Buttà, and A. Hirschl, “Experimental vibration analysis of a small scale vertical wind energy system for residential use,” *Machines*, vol. 7, no. 2, p. 35, 2019.
- [46] A. H. Abdulaziz, A. M. Elsabbagh, and W. N. Akl, “Dynamic and static characterization of horizontal axis wind turbine blades using dimensionless analysis of scaled-down models,” *International Journal of Renewable Energy Research*, vol. 5, no. 2, pp. 404–418, 2015.
- [47] C. D. Constantino-Robles, F. A. Castillo Leonardo, J. H. Galván, Y. C. Alvarez, L. A. I. Carrera, and J. Rodríguez-Reséndiz, “Vibration-based predictive maintenance for wind turbines: A prisma-guided systematic review on methods, applications, and remaining useful life prediction,” *Applied Mechanics*, vol. 7, no. 1, p. 11, 2026.
- [48] S. Milani, J. Leoni, S. Cacciola, A. Croce, and M. Tanelli, “Automatic detection and intensity classification of pitch misalignment of wind turbine blades: a learning-based approach,” in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2767. IOP Publishing, 2024, Conference Proceedings, p. 032010.

Anexo A

Carta Gantt del Proyecto

En este Anexo se presenta la Carta Gantt del proyecto

CARTA GANTT - Desarrollo de sensores virtuales para la estimación de parámetros vibratorios en palas de turbinas eólicas



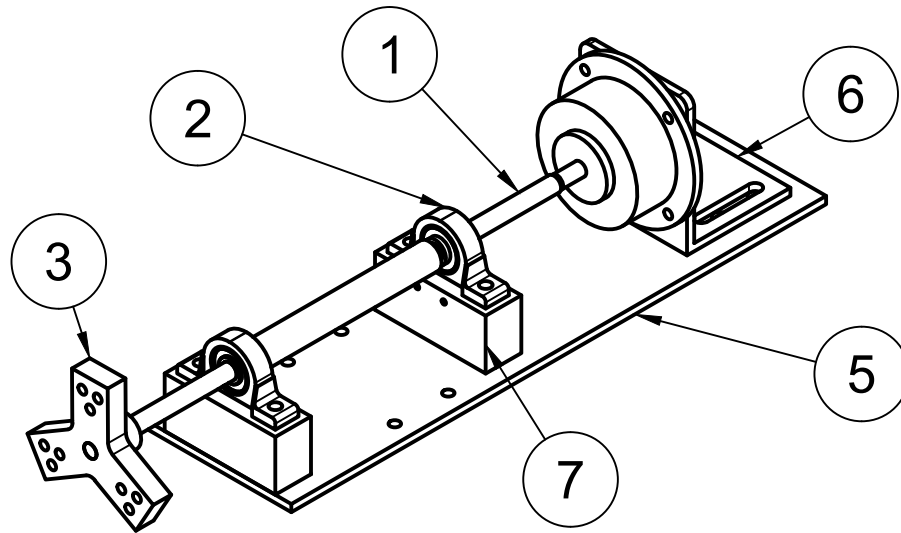
Anexo B

Planos de Fabricación del Banco de Ensayos

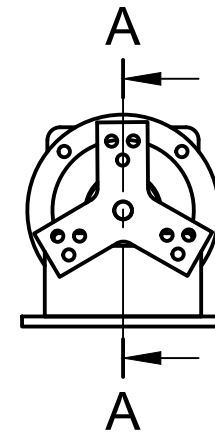
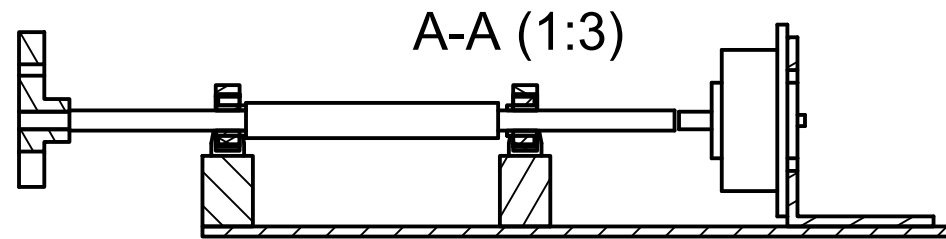
En este anexo se presentan los planos de Fabricación y de ensamblaje de los componentes del banco de ensayos desarrollado, incluyendo:

1. Plano de conjunto de la Góndola.
2. Plano de soportes de rodamientos KP08.
3. Plano de detalle del Hub (Centro del rotor en AA-2017).
4. Eje principal de transmisión en acero SAE 1045.
5. Placa base de acero.
6. Soporte del Freno de Polvo Magnético PMB-0.1.
7. Plano de Conjunto Pala - Conector.
8. Plano de la Pala.
9. Plano del Conector.

Cabe resaltar que los planos de la pala son solo orientativos por si se quieren replicar, dada su geometría compleja y que su fabricación se realiza mediante impresión 3D, no se contempló hacer planos de detalle de estas piezas.



Parts List			
Elemento	Cantidad	Nombre de pieza	Material
1	1	eje	Acero AISI 1045 225 RECO
2	2	KP08 Pillow Block Bearing	----
3	1	hub_v4	Aluminio
5	1	Base_v1	Acero
6	1	Base PowderBrake	Acero
7	2	separador	Aluminio



Fecha:
18-05-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

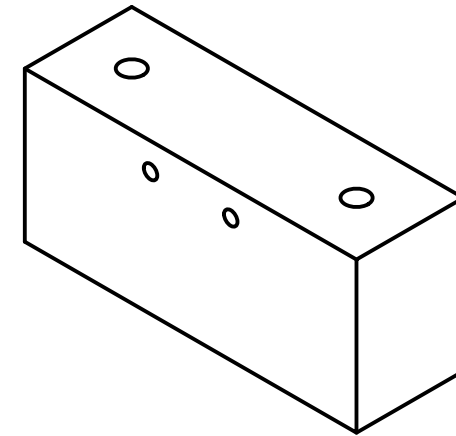
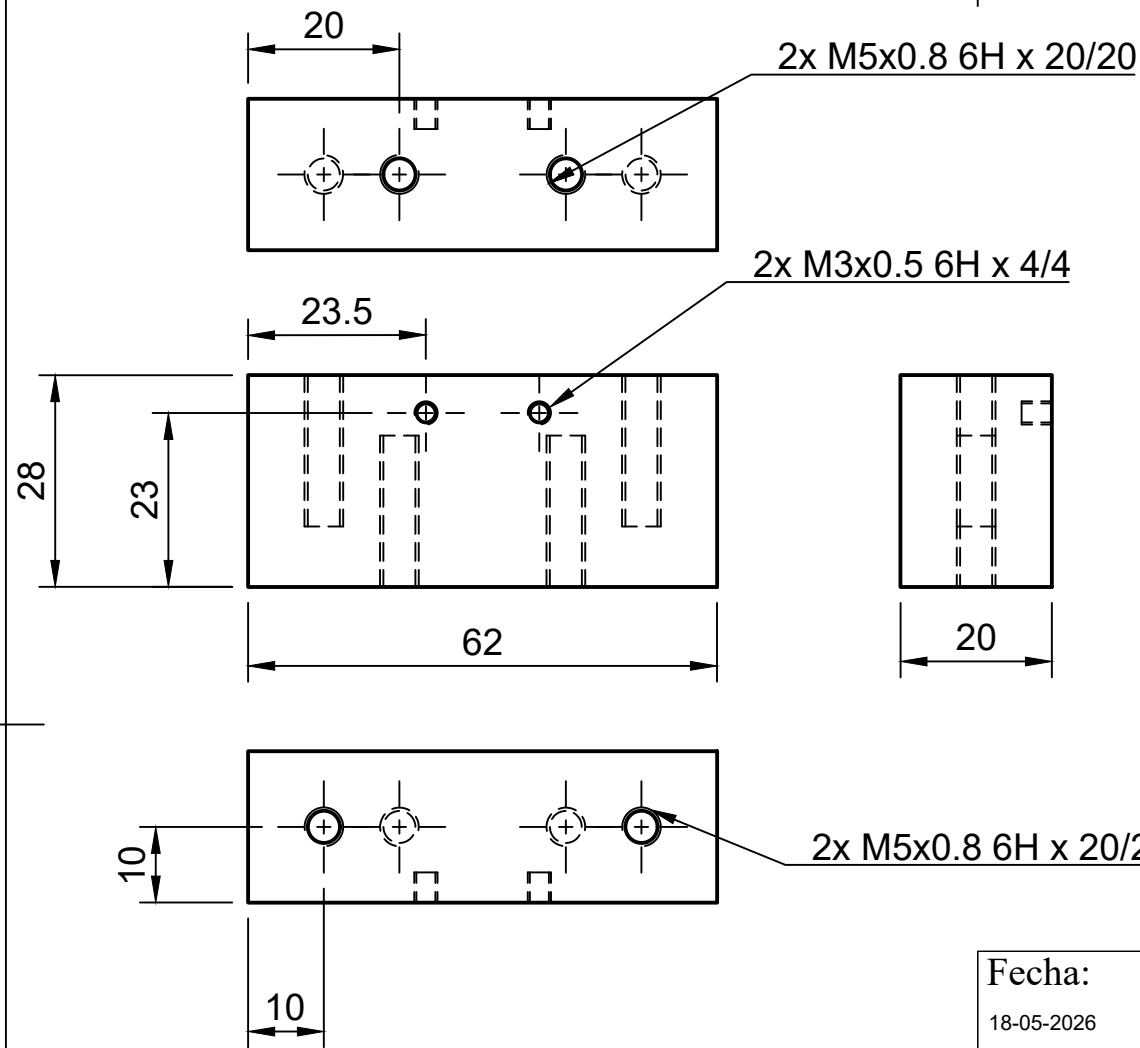
Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina
Parte:

Escala:
1:3

Página:
1/6



Isometrica

Fecha:

18-05-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

La medida de 23.5 para la ubicación de los agujeros en la cara frontal puede redondearse a 23 o 24 sin que afecte la funcionalidad de la pieza

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina

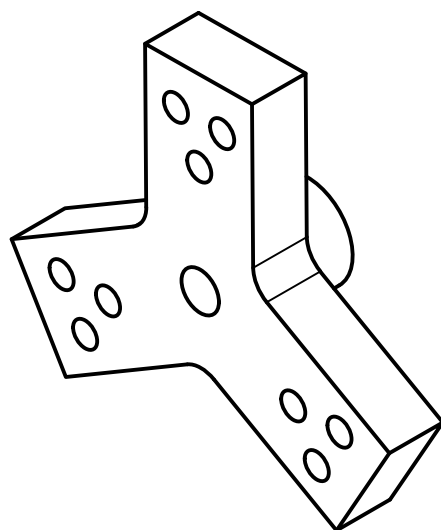
Parte: Separador

Escala:

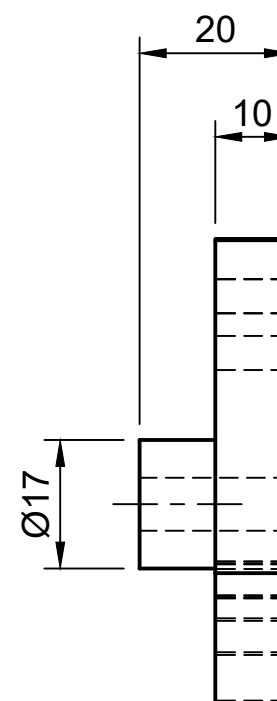
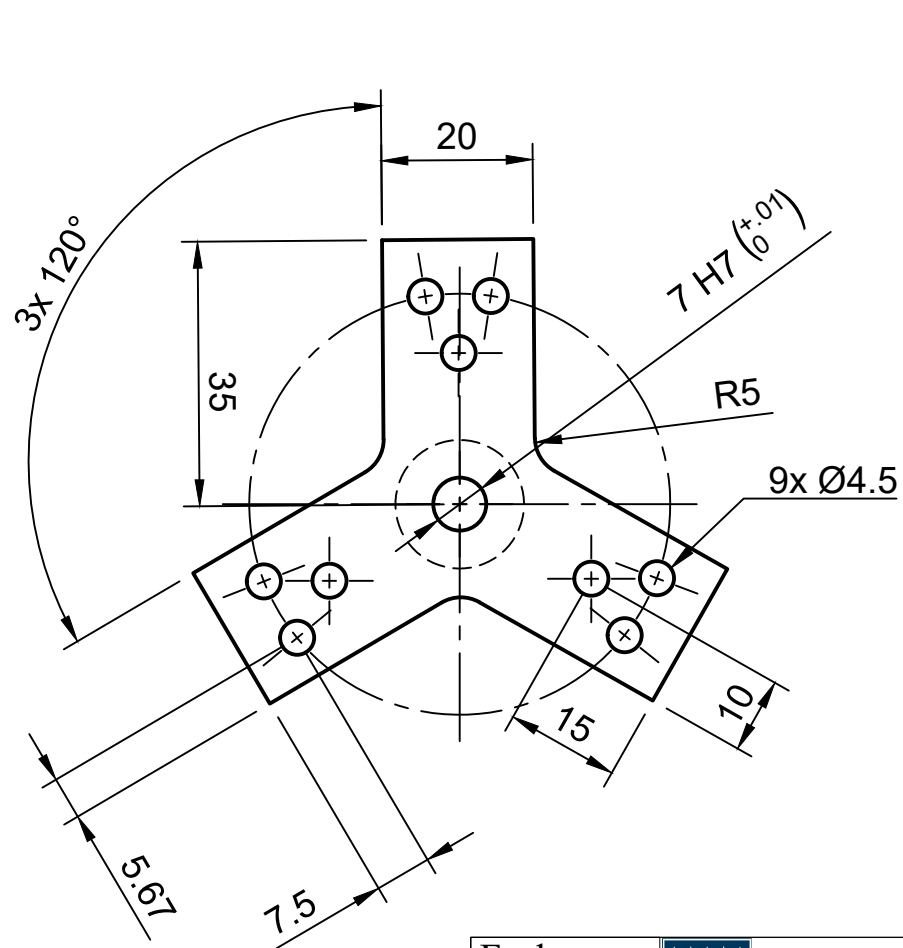
1:1

Página:

2/6



Isometrica



Fecha:

18-05-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

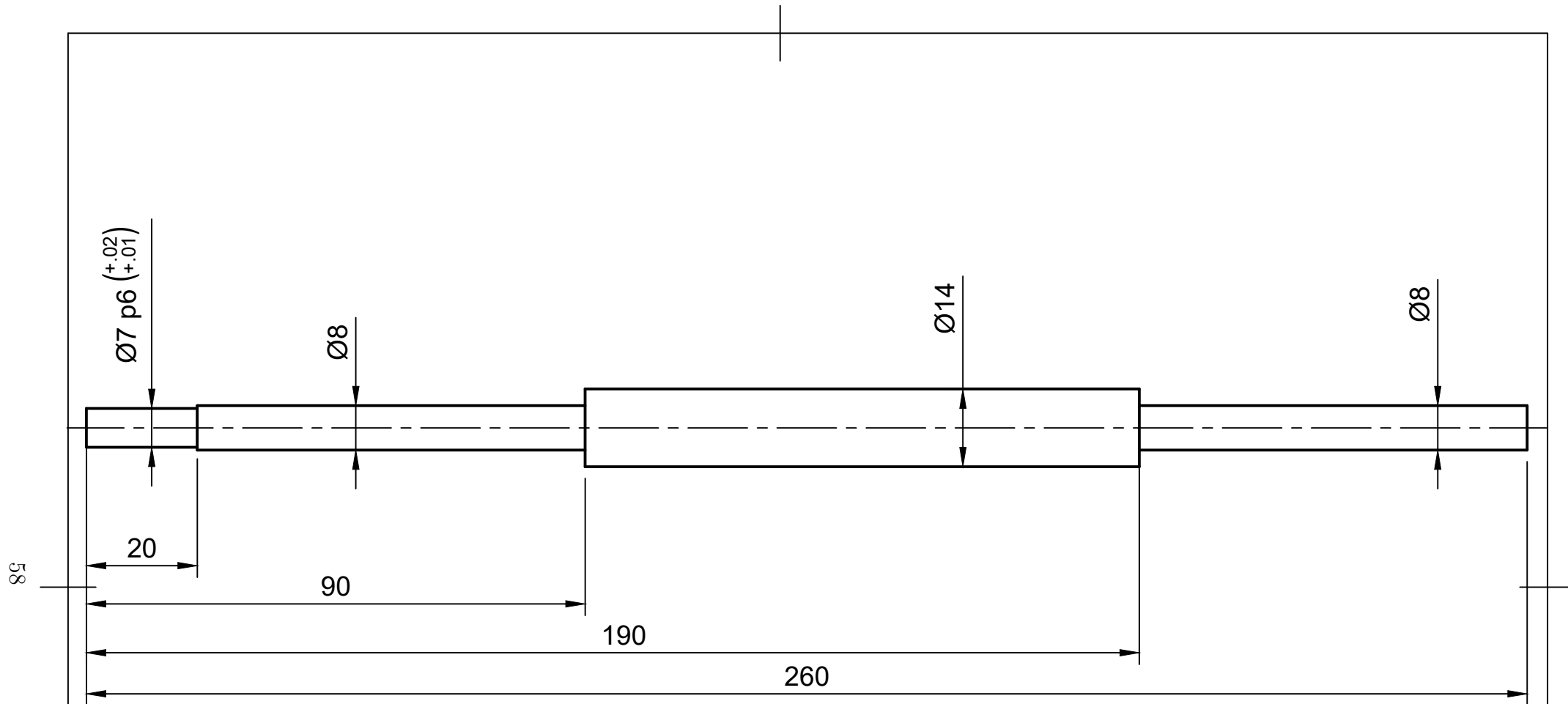
Revisado por:

Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina

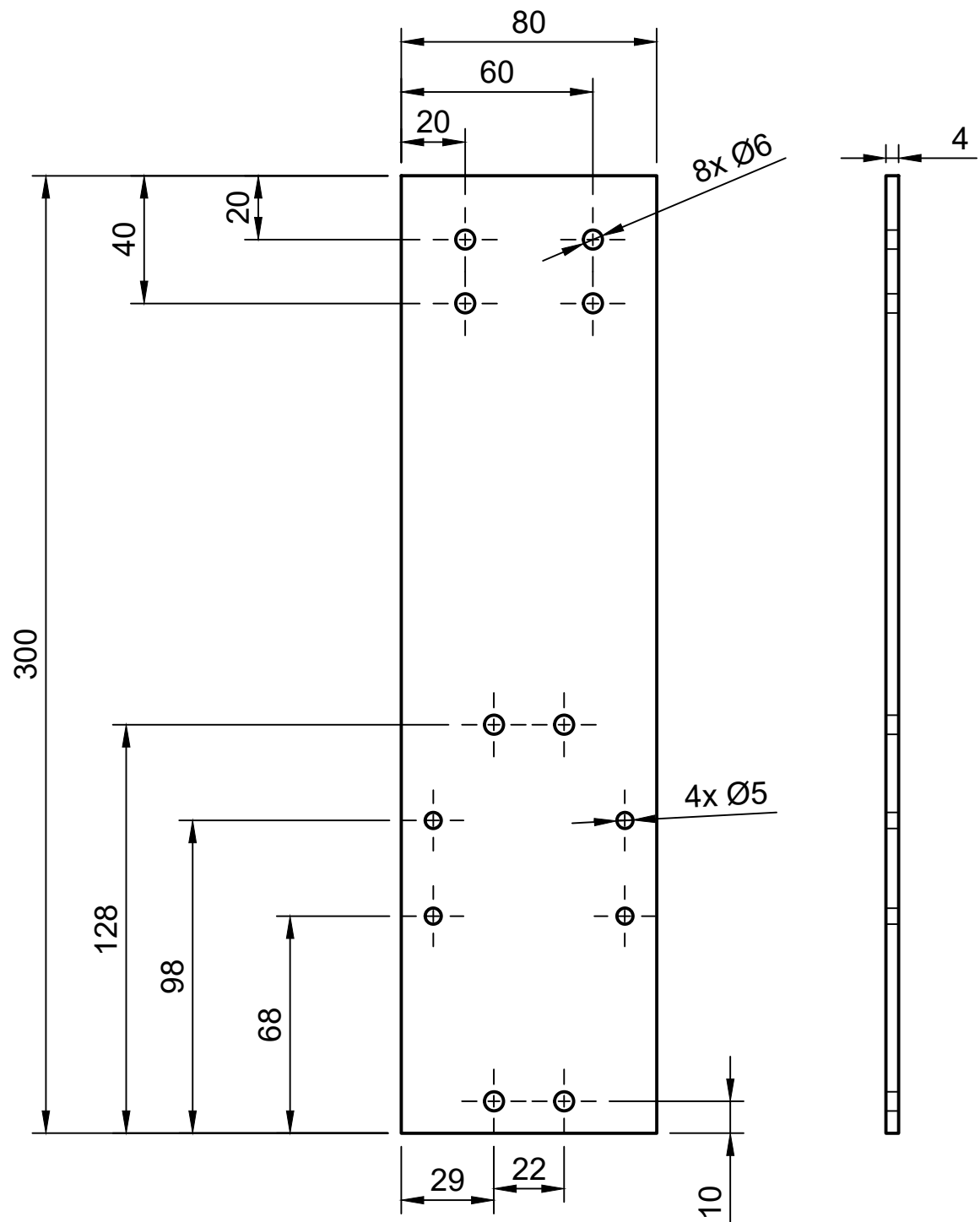
Parte: Hub / Cubo

Escala:
1:1

Página:
3/6



Fecha: 18-05-2026		Universidad de Concepción Departamento de Ingeniería Mecánica		
Notas:		Autor: Enrique Medina		
		Revisado por:		
Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina Parte: Eje		Escala: 1:1	Página: 4/6	



Fecha:

18-05-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina

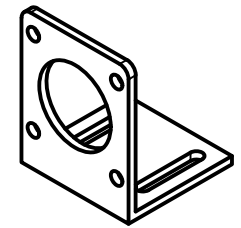
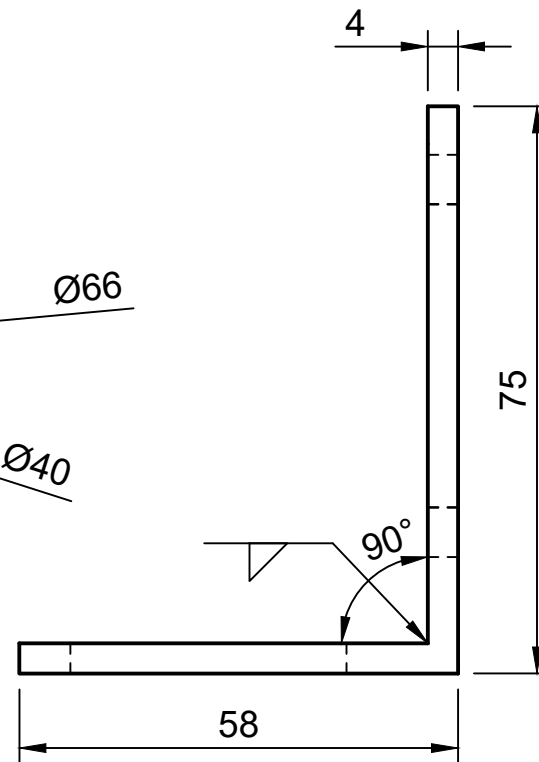
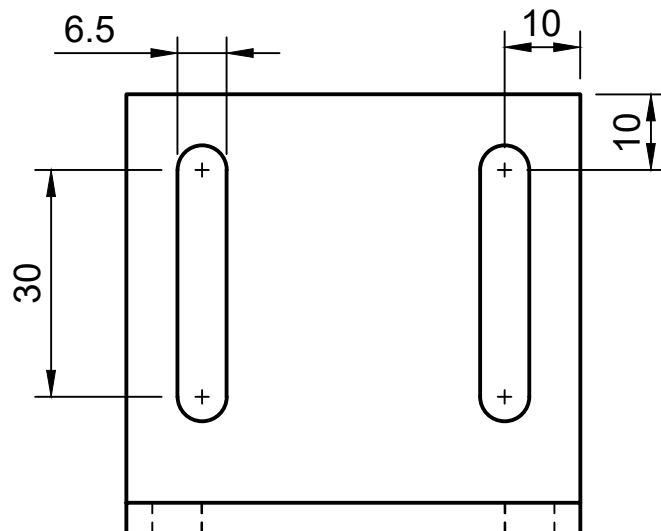
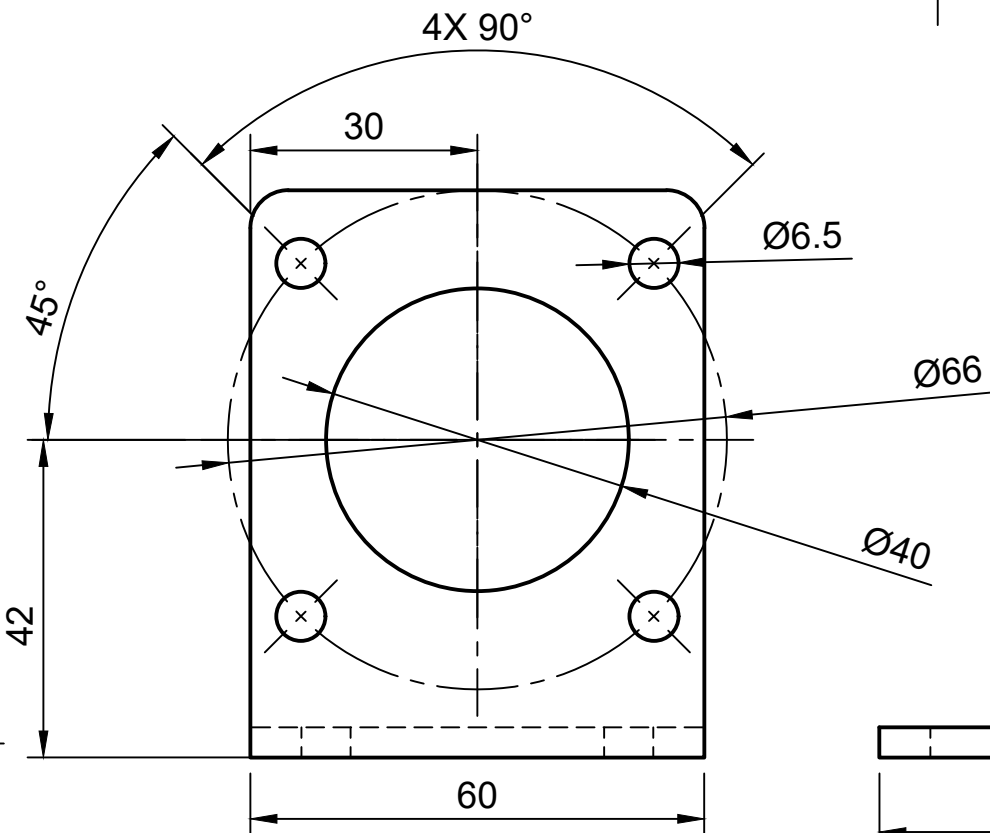
Parte: Base

Escala:

1:2

Página:

5/6



Isometrica

Fecha:

18-05-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Banco de Ensayos - MT E. Medina

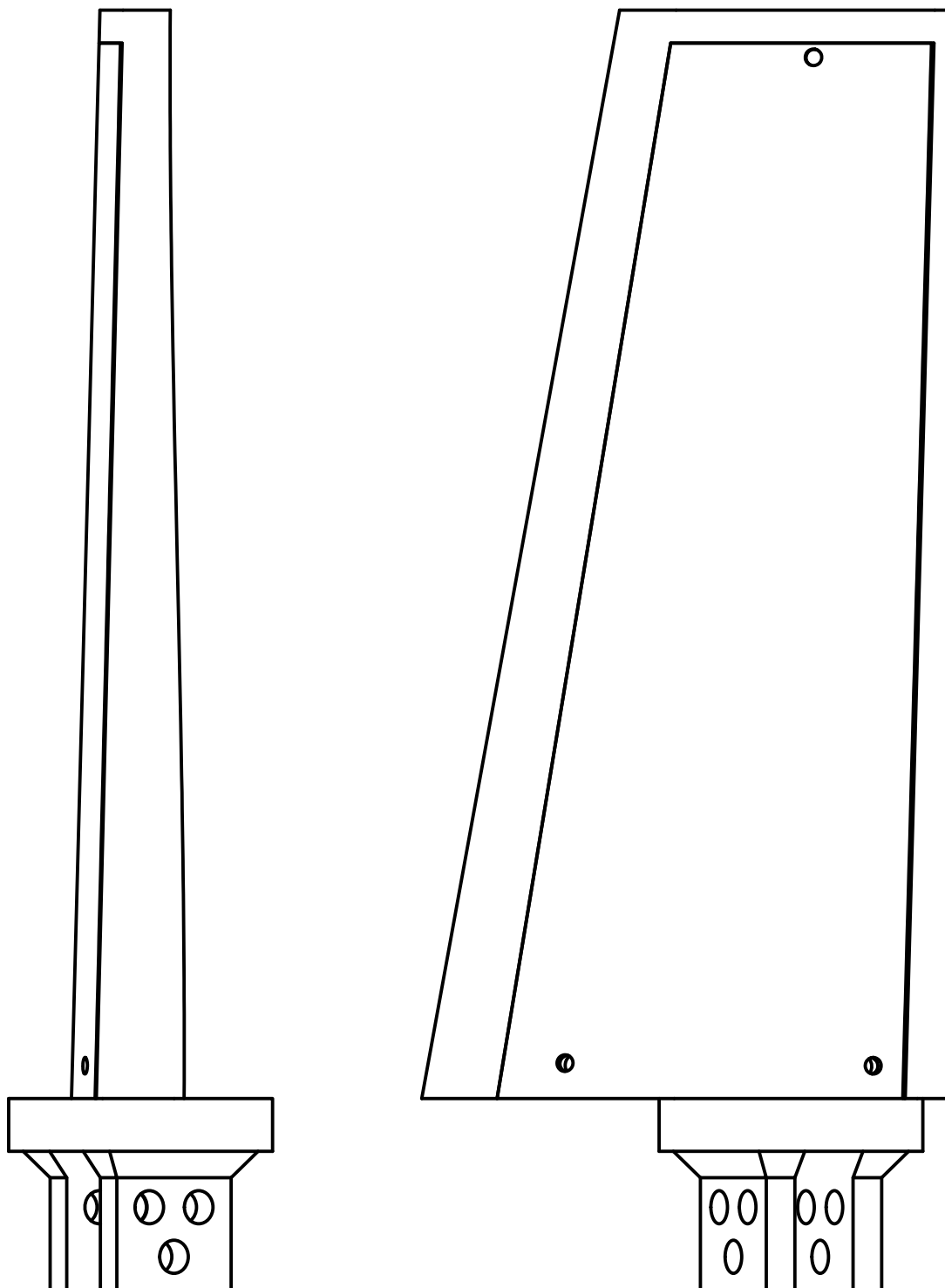
Parte: Soporte de Powder Magnetic Brake

Escala:

1:1

Página:

6/6



Fecha:

02-08-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Pala Banco de Ensayos - MT E. Medina

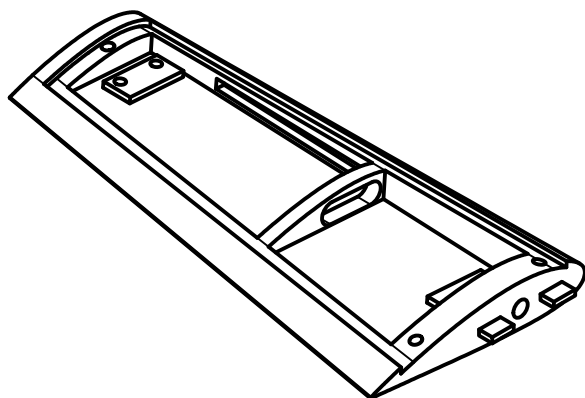
Parte: Conjunto Pala - Conector

Escala:

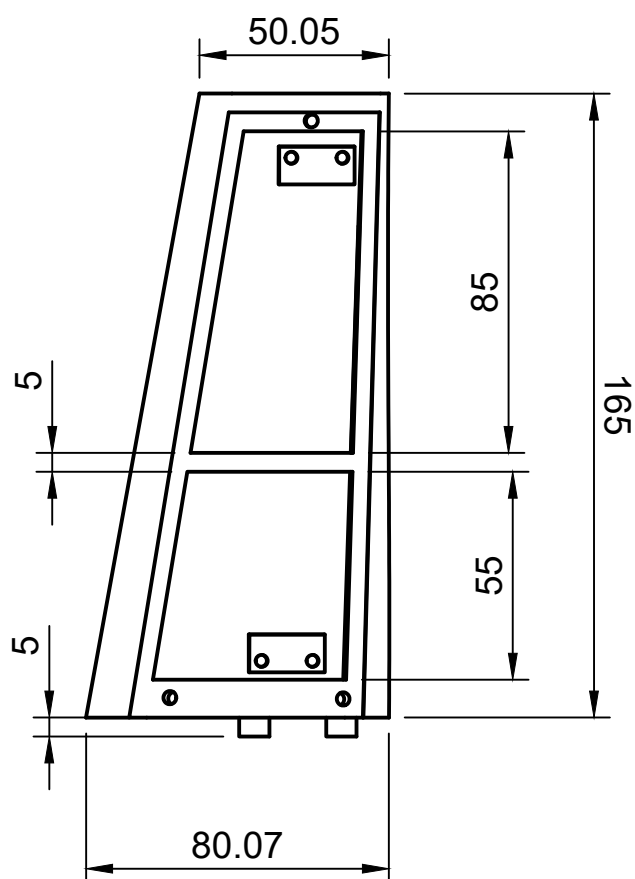
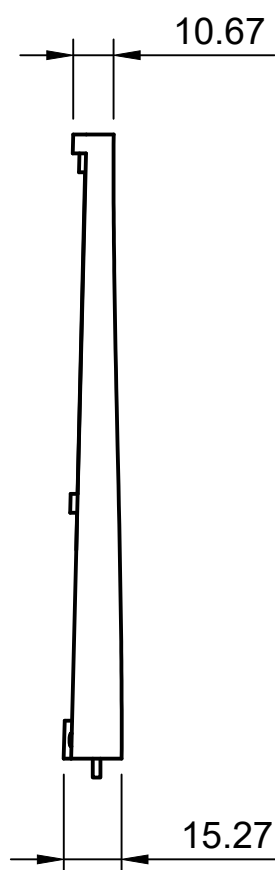
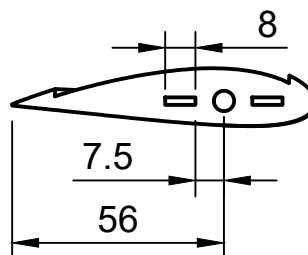
1:1

Página:

1/3



Isométrica



Fecha:

02-08-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Pala Banco de Ensayos - MT E. Medina

Parte: Pala

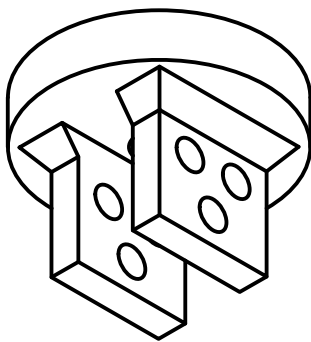
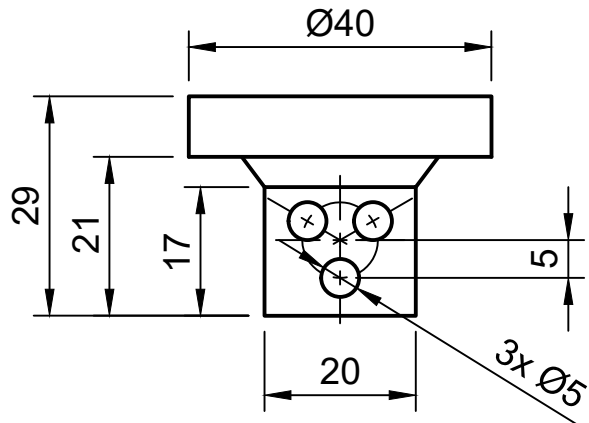
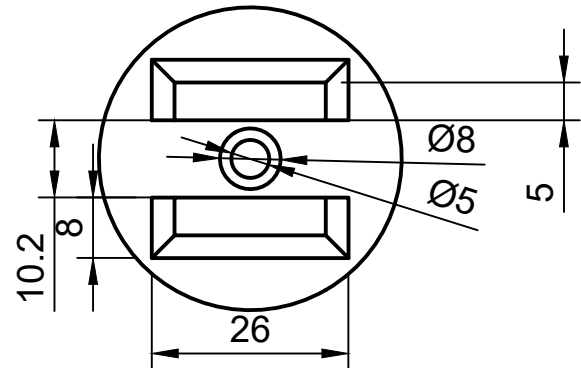
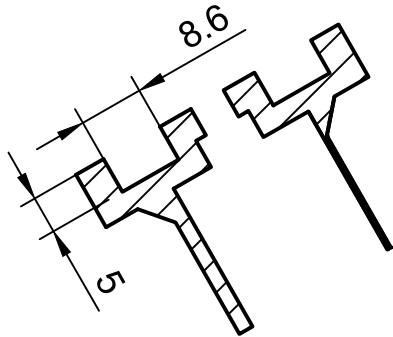
Escala:

1:2

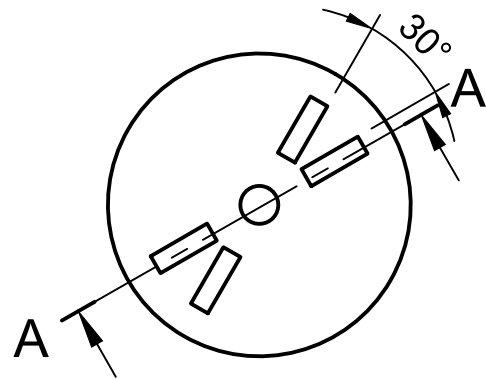
Página:

2/3

A-A (1:1)



Isométrica



Fecha:

02-08-2026



Universidad de Concepción
Departamento de Ingeniería Mecánica

Notas:

Autor:

Enrique Medina

Revisado por:

Proyecto: Pala Banco de Ensayos - MT E. Medina

Parte: Conjunto Pala - Conector

Escala:

1:1

Página:

3/3