DESARROLLO DE UN SISTEMA EXPERTO BASADO EN ANÁLISIS VIBRACIONAL PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS MECÁNICAS EN MOTORES ELÉCTRICOS, UTILIZANDO UN BANCO DE PRUEBAS

HERRERA SÁNCHEZ JUAN DAVID

INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO

FACULTAD DE INGENIERÍA

MEDELLÍN

2026

DESARROLLO DE UN SISTEMA EXPERTO BASADO EN ANÁLISIS VIBRACIONAL PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS MECÁNICAS EN MOTORES ELÉCTRICOS, UTILIZANDO UN BANCO DE PRUEBAS

Trabajo de grado para optar por el título de ingeniero mecánico

HERRERA SÁNCHEZ JUAN DAVID

Ardila Marín María Isabel

Asesora metodológica

Rivera Juan Carlos

Asesor técnico

INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO

FACULTAD DE INGENIERÍA

MEDELLÍN

2026

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN 5

ABSTRACT 6

1. PROBLEMÁTICA 7

1.2 Pregunta problematizadora 8

2. JUSTIFICACIÓN 8

3. OBJETIVOS 10

3.1 Objetivo general: 10

3.2 Objetivos específicos 10

4. REFERENTES TEORICOS 10

4.1 Diagnostico de fallas 15

4.2 Identificación de fallas en máquinas rotatorias. 16

4.2.1 Desbalanceo de masa 18

4.2.2 Desalineamiento. 18

4.2.3 Fallas en rodamientos 18

4.3 Análisis en el dominio del tiempo 20

4.4 Aplicación de parámetros estadísticos para el análisis de vibraciones 22

4.5 Sistema experto 23

4.5.1 Tipos de sistemas expertos 24

4.5.2 Ventajas y limitaciones de los sistemas expertos 25

5. METODOLOGÍA 25

5.1 Tipo de proyecto 25

5.2 Método 26

5.3 Instrumentos recolección de datos 27

5.4 Sistema de apoyo al diagnostico 28

5.5 Fuentes 29

5.5.1 Fuentes primarias 29

5.5.2 Fuentes secundarias. 29

6. RESULTADOS 29

6.1 Diseño mecánico 29

6.1.1 Selección de elementos 30
Motor 30
Soporte del banco 31
Acople 32
Volante de inercia 33
Eje 36
Chumaceras y rodamientos 36
6.1.2 Proceso de construcción 37
6.2 Electrónica 39
6.2.1 Acondicionamiento del cableado y reducción del ruido 43
6.3 Sistema experto 45
6.3.1 Señales de referencia utilizadas. 45
6.3.2 Análisis estadístico por condición de falla. 46
6.3.2.1 Falla en la pista interna. 46
6.3.2.2 Falla en la pista externa 47
6.3.2.3 Desalineamiento 47
6.3.2.4 Desbalanceo U1_H—Menor magnitud—. 47
6.3.2.5 Desbalanceo U2_H—Moderado— 48
6.3.2.6 Sistema normal 48
6.3.3 Árbol de decisiones implementado 48
6.3.4 Validación del sistema de diagnostico 49
6.4 Discusión de resultados. 53
7. RECOMENDACIONES. 54
8. CONCLUSIONES 56
BIBLIOGRAFÍA 57

RESUMEN

En el contexto de la Industria 4.0, el uso de la inteligencia artificial (IA) y los sistemas expertos, se han consolidado como una herramienta clave para la optimización de procesos industriales. Estas tecnologías permiten analizar grandes volúmenes de datos, apoyar la toma de decisiones y adaptarse a diferentes entornos, entre ellos el mantenimiento industrial.

El mantenimiento, especialmente en sectores como el mecánico, manufacturero y energético, cumple un papel fundamental en la preservación de los activos. Dentro de sus estrategias, el mantenimiento predictivo destaca por su capacidad de evaluar el estado de los equipos en operación mediante el análisis de variables como vibraciones, permitiendo anticipar fallas y optimizar intervenciones.

Sin embargo, su implementación presenta una limitación importante: el alto nivel de especialización requerido para la adquisición e interpretación de datos, lo que restringe su aplicación a personal altamente capacitado.

En este contexto, el presente proyecto propone el desarrollo de un sistema experto aplicado al mantenimiento predictivo, con el objetivo de facilitar la interpretación de datos vibracionales y apoyar la toma de decisiones sin requerir un alto nivel de experticia por parte del usuario.

Para ello, se diseñó y construyó un banco de pruebas para motores eléctricos, en el cual se simulan diferentes condiciones de falla y se realiza la recolección de datos vibracionales. Estos datos son utilizados para alimentar el sistema experto, permitiendo generar diagnósticos objetivos sobre el estado del equipo.

De esta manera, el proyecto busca reducir la dependencia de especialistas, democratizando el acceso al mantenimiento predictivo y contribuyendo a la mejora en la gestión de activos industriales.

ABSTRACT

In the context of Industry 4.0, the use of artificial intelligence (AI) and expert systems has established itself as a key tool for optimizing industrial processes. These technologies enable the analysis of large volumes of data, support decision-making, and adapt to different environments, including industrial maintenance.

Maintenance, especially in sectors such as mechanical, manufacturing, and energy, plays a fundamental role in asset preservation. Among its strategies, predictive maintenance stands out for its ability to assess the condition of operating equipment by analyzing variables such as vibrations, allowing for the anticipation of failures and the optimization of interventions.

However, its implementation presents a significant limitation: the high level of specialization required for data acquisition and interpretation, which restricts its application to highly trained personnel.

In this context, this project proposes the development of an expert system applied to predictive maintenance, with the aim of facilitating the interpretation of vibration data and supporting decision-making without requiring a high level of expertise from the user.

To this end, a test bench for electric motors was designed and built, in which different failure conditions are simulated and vibrational data is collected. This data is used to feed the expert system, enabling the generation of objective diagnoses regarding the condition of the equipment.

In this way, the project seeks to reduce dependence on specialists, democratizing access to predictive maintenance and contributing to improved industrial asset management.

1. PROBLEMÁTICA

En la industria moderna, el mantenimiento predictivo se ha consolidado como una estrategia fundamental para optimizar la vida útil de los activos, ya que emplea métodos no destructivos que permiten detectar fallas incipientes antes de que estas evolucionen hacia fallas catastróficas. Entre las técnicas más utilizadas se encuentra el análisis vibracional (AV) [4], el cual resulta esencial para la identificación temprana de problemas como desbalanceo, desalineación, holguras mecánicas y defectos en rodamientos.

No obstante, la correcta aplicación del análisis vibracional exige contar con datos confiables, técnicas de adquisición precisas y entornos controlados que permitan la adecuada caracterización de los patrones vibracionales bajo diferentes condiciones de falla. Si bien el monitoreo de condición basado en vibraciones ha demostrado ser una herramienta eficaz para prolongar la vida útil de los activos y mejorar la eficiencia operativa en diversos sectores industriales [4][5], su efectividad depende directamente de la calidad de los datos adquiridos y del contexto técnico en el que estos son analizados.

Un aspecto crítico del análisis vibracional es la recolección eficiente de datos, la cual debe realizarse en puntos estratégicos y complementarse con información técnica relevante de la máquina, como las condiciones de operación, las características de diseño y el historial de mantenimiento. La ausencia de esta información puede conducir a interpretaciones erróneas o incompletas de los resultados obtenidos [4]. Asimismo, el análisis vibracional demanda personal altamente capacitado, con sólida formación teórica y experiencia en la interpretación de espectros, lo que representa una limitación en entornos industriales donde no siempre se dispone de especialistas o de herramientas que apoyen objetivamente el proceso de diagnóstico.

Adicionalmente, los motores eléctricos, como uno de los principales tipos de máquinas rotativas presentes en la industria, se han convertido en un foco de atención prioritario debido a su alta criticidad en los procesos productivos. Bajo condiciones de operación exigentes, componentes como rodamientos, rotor y eje están sujetos a diversos mecanismos de falla que pueden generar paradas inesperadas y, en consecuencia, pérdidas económicas significativas. En este contexto, se evidencia la necesidad de desarrollar soluciones

confiables que permitan el monitoreo continuo y la evaluación objetiva del estado de los motores eléctricos.

A pesar de los avances en las técnicas de monitoreo, persiste una brecha entre la adquisición de señales vibracionales y su interpretación efectiva, ya que el diagnóstico continúa dependiendo en gran medida del criterio del analista. La ausencia de herramientas de apoyo basadas en criterios técnicos estandarizados dificulta la identificación temprana de fallas y limita la consistencia de los diagnósticos. Por lo tanto, se hace necesario el desarrollo de un banco de pruebas para análisis vibracional que permita la adquisición de señales confiables bajo diferentes condiciones de falla, complementado con un sistema experto basado en reglas que apoye la interpretación de los datos, facilite la identificación de patrones vibracionales característicos y reduzca la dependencia exclusiva del conocimiento experto.

1.2 Pregunta problematizadora

¿Cómo la implementación de un sistema experto basado en análisis vibracional, utilizando un banco de pruebas para la adquisición de datos, puede apoyar el diagnóstico temprano de fallas mecánicas en motores eléctricos?

2. JUSTIFICACIÓN

Actualmente, la confiabilidad y disponibilidad de los sistemas productivos se han convertido en factores clave para la competitividad industrial. En este contexto, la implementación de estrategias de mantenimiento adecuadas permite optimizar el desempeño de los equipos, reducir fallas inesperadas y mejorar la gestión de los activos.

Para este propósito, el mantenimiento predictivo se presenta como una estrategia eficaz para optimizar la disponibilidad de las plantas de producción y mejorar la eficiencia de las rutinas de mantenimiento. Esto se debe a que proporciona información objetiva sobre el estado real de las máquinas, permitiendo identificar condiciones anómalas que afectan su desempeño operativo.

Diversos estudios reportan que las fallas más frecuentes en las máquinas rotativas corresponden al desalineamiento y al desbalanceo de masas, las cuales son responsables de aproximadamente el 70% de las vibraciones anormales en los equipos [8]. Estas condiciones generan incrementos en los esfuerzos dinámicos, aceleran el desgaste de los componentes y reducen significativamente la vida útil de los sistemas mecánicos.

En particular, las máquinas desalineadas son más propensas a fallar debido al aumento de las cargas dinámicas sobre componentes como cojinetes y acoplamientos, lo que conlleva un deterioro acelerado de los elementos mecánicos [7]. De acuerdo con H. A. Gaberson [10], el desalineamiento y el desbalanceo representan una de las principales causas de degradación en sistemas rotativos, afectando directamente su desempeño y confiabilidad.

Asimismo, la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo, mediante técnicas como el análisis vibracional, contribuye a la detección temprana de fallas y a la reducción de paradas no programadas en los sistemas de producción [9]. No obstante, la interpretación de los resultados del análisis vibracional continúa siendo altamente dependiente del conocimiento experto, lo que puede limitar su aplicación efectiva en escenarios donde se requiere rapidez, consistencia y reducción de errores en la toma de decisiones.

En este contexto, el desarrollo de un banco de pruebas para análisis vibracional, complementado con un sistema experto basado en reglas, se justifica como una herramienta que permite apoyar el diagnóstico temprano de fallas mecánicas en motores eléctricos. Dicho sistema experto facilita la interpretación de los patrones vibracionales asociados a condiciones como desalineamiento, desbalanceo y defectos en rodamientos, contribuyendo a estandarizar el proceso de diagnóstico, reducir la dependencia exclusiva del criterio humano y mejorar la confiabilidad operativa de los sistemas industriales.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo general:

Desarrollar un sistema experto básico basado en análisis vibracional para el diagnóstico asistido de fallas mecánicas en motores eléctricos, utilizando un banco de pruebas que permita la adquisición controlada de señales vibracionales.

3.2 Objetivos específicos

- Construir un banco de pruebas que permita la emulación controlada de fallas mecánicas como lo son desbalanceo, desalineamiento y defectos en rodamientos.
- Extraer parámetros vibracionales de las señales adquiridas para alimentar un sistema experto de diagnóstico de fallas
- Validar el desempeño del sistema experto mediante la comparación de sus diagnósticos con las condiciones reales de falla generadas en el banco de pruebas

4. REFERENTES TEORICOS

La evolución del mantenimiento de maquinaria tiene sus raíces en la Revolución Industrial, entre finales del siglo XVIII y principios del XIX, cuando la sociedad comenzó a reconocer su importancia para la economía y la productividad industrial. Inicialmente, el mantenimiento se limitaba a intervenciones correctivas o reactivas, consistentes en reparaciones tras la ocurrencia de fallos o averías. Este enfoque generaba paradas imprevistas en la producción, ya que dependía de la detención total de las máquinas, lo que resultaba en pérdidas significativas de tiempo y recursos [1].

En el siglo XX, la creciente competitividad industrial, la búsqueda de menores costos y el aumento de la productividad impulsaron una mayor intensificación en el uso de maquinaria, cuya operatividad dependía de un rendimiento óptimo. Este cambio fue particularmente notable durante la Primera Guerra Mundial, cuando la necesidad de garantizar la disponibilidad de equipos críticos, como barcos, aviones y tanques, llevó al

desarrollo de metodologías preventivas. Estas incluían inspecciones rutinarias, detección temprana de fallos y reemplazo de componentes según su vida útil estimada. Durante la Segunda Guerra Mundial, estas prácticas se consolidaron, sentando las bases para el mantenimiento preventivo [1]. Posteriormente, en las décadas de 1960 y 1970, los avances tecnológicos en sensores y análisis de datos dieron origen al mantenimiento predictivo, que utiliza técnicas como el análisis vibracional para anticipar fallos y optimizar la gestión de activos industriales, contexto en el cual se enmarca el presente trabajo.

El mantenimiento predictivo, consolidado a partir de los avances tecnológicos de las décadas de 1960 y 1970, marcó un cambio paradigmático al permitir la detección temprana de fallos mediante el monitoreo continuo de las condiciones de la maquinaria. Esta metodología no solo reduce las paradas no planificadas, sino que también optimiza los costos de mantenimiento y extiende la vida útil de los equipos, siendo ampliamente adoptada en industrias como la manufacturera, energética y petroquímica. Sin embargo, la implementación efectiva del análisis vibracional requiere entornos controlados para calibrar sensores, validar algoritmos y capacitar personal técnico.

El desarrollo moderno del análisis vibracional comenzó en la década de 1950, cuando investigadores como Art Crawford trabajaron en métodos para equilibrar husillos de alta velocidad, utilizando equipos iniciales que, aunque voluminosos, sentaron las bases para el monitoreo de vibraciones [2]. Un hito significativo ocurrió en 1982, cuando una empresa en el Reino Unido introdujo el primer instrumento comercial para la recolecciónde datos vibracionales, equipado con un analizador de señales de alta resolución y una interfaz gráfica para visualizar patrones [2].

Una máquina o estructura vibran en respuestas a unas o más fuerzas comúnmente llamadas fuerza de excitación. Estas fuerzas de excitación no deben ser asociadas siempre como factores de fallas mecánicas también pueden ser producto de las propiedades del sistema como pueden ser los procesos de manufactura [3]. Paralelo a esto las vibraciones generan perfiles de vibraciones en el dominio del tiempo que ayudan a su interpretación, para ello se cuenta con 3 características fundamentales lo cuales son; amplitud, frecuencia y fase [3][4].

- **Amplitud**: Valor máximo de la vibración en una cierta localidad de la máquina.
- **Frecuencia**: Número de ciclos por unidad de tiempo.
- **Fase**: Diferencia angular medida en radianes o ángulos.

Estas vibraciones generan unos perfiles los cuales se dividen en dos movimientos—Armónicos y no armónicos—Los movimientos armónicos se repiten cada ciclo completado. Por otro lado, los movimientos no armónicos representan la superposición de movimientos de numerosas fuentes con diferentes frecuencias [4]. La amplitud de esta vibración se puede expresar de maneras: valor cuadrático (rms), cero a pico (0-P) y pico a pico (P-P) .

Tal como se indicó previamente, las magnitudes para expresar la amplitud de vibración incluyen rms, 0-P y P-P. La Tabla 1 presenta las unidades, descripción y observaciones correspondientes al desplazamiento, velocidad y aceleración.

Tabla 1

Magnitudes para expresar amplitudes vibracionales.

MEDIDA	UNIDADES	DESCRIPCIÓN	OBSERVACIÓN
Desplazamiento	µm P-P mils P-P	Movimiento de la maquina o estructuras.	Utilizado en bajas frecuencias.
Velocidad	mm/s 0-P o rms; ips 0-P o rms;	Rapidez del cambio de desplazamiento se relaciona con fatiga	Se emplea para evaluar la condición de la maquina entre 10—1000Hz
Aceleración	$\frac{m}{s^2}$ $0 - P\ o\ rms$ g's 0-P o rms	Está relacionado con las fuerzas presentes en las componentes de las maquinas.	Es la medida dominante a altas frecuencias-

Nota: Datos adaptados de Ronald L. Eshleman, Ph.D., P.E. 2002. *Vibraciones básicas de máquinas- Introducción al análisis básico de maquinaria.*

La frecuencia se utiliza para relacionar las fallas de las maquinas con las fuerzas que causan la vibración. Por lo tanto, es importante identificar las frecuencias de los componentes de las máquinas y sus sistemas para poder hacer su respectivo análisis vibracional. Las fuerzas que se generan son producto por defectos o degastes del componente de las maquinas o cuestiones del diseño. A partir del diseño de la maquina sale las frecuencias naturales y cada sistema tiene un número de frecuencias naturales. Una frecuencia natural no es importante en el diagnostico de falla de una maquina a menos que una frecuencia excitadora se ubique cerca de la frecuencia natural. Si la frecuencia de excitación es un orden de velocidad de operación de máquina, se conoce como velocidad critica. Solamente las frecuencias naturales que están dentro del rango de frecuencias excitación son de interés para el análisis de las vibraciones de máquinas [3].

Para una buena interpretación de un estudio de vibraciones es obligatorio tener una buena adquisición de datos. Los registros de vibración se obtienen por medio de transductores los cuales obtienen una magnitud mecánica y la convierten a una señal eléctrica de voltaje. La calidad de la señal depende del transductor seleccionado y así en la forma en que se utiliza. La selección de estos equipos depende de la sensibilidad, tamaño y la respuesta a la frecuencia de la máquina.

Por otra parte, también se cuenta con otra fuente de adquisición de datos que son los acelerómetros— Los acelerómetros son sensores utilizados para medir niveles de vibración en carcasas y cojinetes— El tamaño de un acelerómetro es proporcional a su sensibilidad, hay acelerómetros que pueden contar con una sensibilidad de 5 mV/g y una banda ancha de respuesta de 25KHz [3][11]. Paralelo a esto los acelerómetros son sensibles a las amplitudes de vibración a altas frecuencias debido a esta característica es particularmente útil para monitoreo constante.

En el análisis de vibraciones mecánicas, las variables fundamentales que se estudian son el desplazamiento, la velocidad y la aceleración, las cuales describen el comportamiento dinámico de un sistema. Estas variables son adquiridas mediante sensores como los acelerómetros, que transforman las vibraciones mecánicas en señales eléctricas en el dominio del tiempo. Dichas señales constituyen la base para el análisis posterior, ya que

contienen información relevante sobre el estado de la máquina. A partir de estas señales temporales, se aplican herramientas de procesamiento como la Transformada Rápida de Fourier (FFT), que permite representar la señal en el dominio de la frecuencia e identificar las componentes asociadas a posibles fallas.

Los acelerómetros, por su capacidad para captar variaciones rápidas y de alta frecuencia, se integran de manera natural en procesos de diagnóstico basados en transformaciones matemáticas. Entre estas, la Transformada Rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) se constituye como una herramienta fundamental para el análisis vibracional, debido a su capacidad para descomponer señales complejas en sus componentes frecuenciales. Un analizador FFT utiliza bloques de datos capturados durante un intervalo de tiempo determinado, asociado a un rango de frecuencia previamente seleccionado antes del procesamiento. Una computadora digital, mediante la implementación de un algoritmo (procedimiento matemático definido), lleva a cabo la Transformada Rápida de Fourier [3].

El analizador FFT puede emplearse en varios modos de promediado, además del despliegue instantáneo del espectro tras la adquisición de los datos. Estos modos incluyen root mean square (RMS), pico sostenido, síncrono en el tiempo y traslape. El promedio de amplitud RMS se obtiene al promediar los datos en las celdas o líneas espectrales, ya sea ponderados por una secuencia de adquisición o no, a medida que los bloques de datos se procesan. De esta forma, el ruido contenido en la señal se suaviza, aunque no se elimina completamente, mientras que las componentes discretas se refuerzan en el espectro.

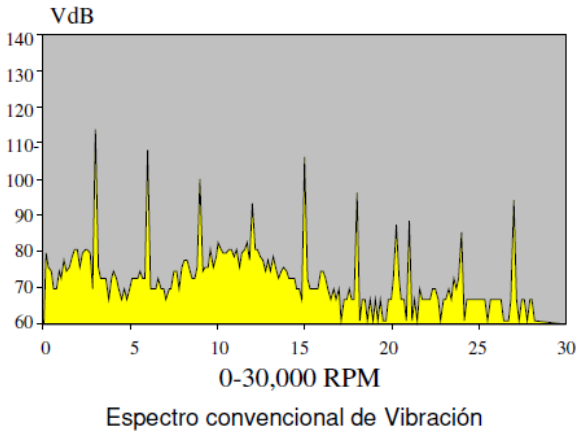
La función de pico sostenido mantiene el valor máximo de amplitud o RMS de cada celda a medida que cada bloque de datos es procesado, por lo que en realidad no se realiza un promediado. Esta función se emplea principalmente durante pruebas transitorias. No obstante, una de las principales desventajas del uso de analizadores FFT en este tipo de pruebas es el tiempo requerido para la adquisición de los datos, ya que cada bloque debe ser procesado antes de su visualización. En consecuencia, durante una prueba de descenso de velocidad, la máquina puede experimentar cambios significativos en las revoluciones por minuto (rpm) durante el proceso de adquisición [10].

4.1 Diagnostico de fallas

Las frecuencias medidas en las tapas de los cojinetes y ejes de una máquina se emplean para realizar un diagnóstico de falla. Estas vibraciones están causadas (excitadas) por fuerzas vibratorias (excitaciones). En general, la frecuencia de la vibración medida es la misma que la de la fuerza que causa la vibración. Las fuerzas se originan por el desgaste de la máquina, fallas en la instalación y diseño. A veces, las fuerzas impulsivas excitan frecuencias naturales, las cuales son propiedades del sistema y típicamente no cambian con la velocidad de operación. Sin embargo, en máquinas con cojinetes de película de aceite, las frecuencias naturales pueden alterarse por la velocidad de operación. La facilidad con la que una falla puede ser identificada de datos de prueba de buena calidad es directamente proporcional a la información disponible sobre el diseño de la máquina y los mecanismos que la hacen funcionar, especialmente cuando las mismas frecuencias se emplean para identificar diferentes fallas, por ejemplo, desbalance de masa, soltura y desalineamiento. La velocidad de operación de la máquina es la frecuencia de referencia para las técnicas de diagnóstico. Otras frecuencias están ya sea relacionadas con la velocidad de operación o bien no están relacionadas. Un múltiplo de la velocidad de operación (orden) implica que la vibración se manifiesta como resultado de la operación de la máquina [3].

FIGURA 1.

Espectro vibracional



Nota: Especto no normalizado por orden. Tomado de: White Glen. 2010. *Introducción al análisis de vibraciones.*

Un espectro convencional de vibración es una representación gráfica que permite visualizar cómo se distribuye la energía vibratoria en función de la frecuencia. En la figura 1 se evidencia la representación de un espectro donde se tiene:

- **Eje de abscisas (eje X):** Representa **la** frecuencia de vibración en términos de velocidad de rotación, expresada en RPM (revoluciones por minuto). En el espectro mostrado, el rango va de 0 a 30,000 RPM, con divisiones cada 5,000 RPM (0, 5, 10, 15, 20, 25, 30). Este eje permite relacionar directamente las frecuencias con los elementos rotativos de la máquina, facilitando la identificación de fenómenos como desbalanceo o desalineamiento.
- **Eje de ordenadas (eje Y):** Representa la amplitud o magnitud de la vibración. En este caso, está etiquetado como "VdB", que significa Velocidad en decibeles (Velocity in decibels). Es una escala logarítmica que comprime rangos amplios de vibración para facilitar su análisis. Valores más altos en este eje indican mayor intensidad vibratoria.
- **Picos espectrales:** Son las líneas verticales que sobresalen por encima del ruido de fondo. Cada pico corresponde a una frecuencia donde la máquina o estructura está generando vibración significativa. La altura del pico (su valor en VdB) indica qué tan intensa es esa vibración.
- **Rango de frecuencias analizado:** Aunque el eje muestra divisiones cada 5,000 RPM, esto es solo una escala visual. El espectro contiene información continua, lo que permite identificar frecuencias intermedias con precisión.

4.2 Identificación de fallas en máquinas rotatorias.

A partir del análisis espectral de vibraciones, es posible identificar diferentes tipos de fallas mecánicas mediante la relación entre las frecuencias características y el comportamiento del espectro. Cada tipo de falla presenta patrones específicos, como la aparición de armónicos, subarmónicos o incrementos en la amplitud en determinadas frecuencias (1X, 2X, 3X, etc.). En la tabla 2 se resumen las principales fallas asociadas a maquinaria rotativa, junto con sus frecuencias características y su manifestación típica en el espectro de vibración.

Tabla 2.

Identificación de fallas en máquinas rotatorias.

FALLA	FRECUENCIA	ESPECTRO
Velocidades criticas	**1X-2X-3X, etc**	Vibración amplificada,debido a la cercanía de velocidad operacional a la velocidad natural
Desbalance de masa	**1X**	Componente sobresaliente en el primer armonico, con valores menores en el segundo y tercer armonico
Desalineamiento	**1X-2X-A veces 3X**	Sobresaliente en el segundo armonico (2X) con amplitudes menores o iguales que 1X
Desgaste en rodamiento y/o holgura excesiva	**1X y subarmonicos**	Componentes altas en 1X y 1/2X, a veces componentes 1*1/2X
Flexión de ejes	**1x**	Disminución de la amplitud.
Resonancia	**1X-2X-3X, etc**	Alta amplitud de vibración en ordenes de la velocidad de operación
Flojedad	**1X**	Componente de alta amplitud en 1X
Excentrecidad	**1X**	Componente alta en 1X
Distorsión	**1X**	Componente 1X debifo a precarga de cojinetes

Nota: Datos adaptados de Ronald L. Eshleman, Ph.D., P.E. 2002. *Vibraciones básicas de máquinas- Introducción al análisis básico de maquinaria.*

4.2.1 Desbalanceo de masa

El desbalance de masa ocurre cuando el centro geométrico (centro del eje) y el centro de masa de un rotor no coinciden. El desbalance es una falla que se manifiesta a una vez por revolución -es decir, ocurre a la frecuencia de la velocidad de giro. A veces es difícil distinguirlo del desalineamiento [3].

4.2.2 Desalineamiento.

El desalineamiento en un rotor redundantemente soportado, -esto es, un rotor con tres o más cojinetes radialmente cargados- causa una precarga rotatoria en los cojinetes, eje y en los acoples externos a la frecuencia del eje. La magnitud de la vibración resultante depende de la rigidez radial de los componentes (cojinetes, ejes, sellos, acoples) en el sistema. El desalineamiento severo puede causar un comportamiento no lineal del cojinete, en una o dos direcciones, dependiendo de la asimetría en el cojinete, de la rigidez del pedestal y de la cimentación. El comportamiento no lineal causa formas de ondas truncadas y/o componentes de segundo y más alto orden generados no linealmente. La amplitud de la componente de segundo orden, en casos de desalineamiento severo, puede exceder la de primer orden [3].

4.2.3 Fallas en rodamientos

Cuando un elemento rodante pasa sobre un defecto en la pista o jaula, se genera fuerzas impulsivas se generan y se manifiestan a una combinación de frecuencias del rodamiento. El diseño de la máquina determina la magnitud de las vibraciones obtenidas en el alojamiento del rodamiento [3]. Entre las causas más probables de fallas en rodamientos se encuentran: 36% del resultado de una lubricación inadecuada; 34% resultado de una operación inadecuada como pudiera ser: cargas dinámicas excesivas sobre el rodamiento, producto de una falla de diseño de maquina o de la presencia de fuerzas externas como desbalance y desalineamiento; 14% se debe a la contaminación, incluyendo humedad; y cerca de 16% son defectos originados en el proceso de montaje [13].

En una investigación desarrollada por fabricantes, se determinó que los rodamientos operan aproximadamente un 80% de su vida útil libre de defectos [13] y cuando ocurre una falla por lo general se encuentra estas 4 etapas:

1. Se tiene una vibración con componentes de alta frecuencia—generalmente mayores a 5KHz—.
2. Las grietas empiezan a ser visibles al ojo humano y el rodamiento presenta emisión acústica.
3. Empiezan a aparecer bandas laterales alrededor de las frecuencias de falla—**En esta etapa ya es necesario hacer cambio de rodamiento**—.
4. La emisión acústica aumenta significativamente y se produce sobrecalentamiento— **En esta etapa es cambio inmediato de rodamiento**—.

Bajo en condiciones normales los rodamientos fallan por desgaste o fatiga del material, cuando comienza a fallar la frecuencia se incrementa junto con la emisión acústica. Estas frecuencias de fallas de los rodamientos están ligada a su geometría y velocidad de marcha [3][13]. Cada uno de los componentes del rodamiento presenta una frecuencia de falla única y se definen al menos en cuatro que serían:

- **BPFO (Frecuencia de paso de bolas en pista exterior):** Generada por bolas o rodillos al pasar sobre pistas con defectos, y está dada por la siguiente ecuación:

$$BPFO = \frac{ne}{2} * \frac{Vrpm}{60} * [1 - \frac{d}{D} * \cos(\beta)]$$

- **BPFI (Frecuencia de paso de bolas en pista interna):** Generada por bolas o rodillos al pasar sobre la pista con defectos, y está dada por la siguiente ecuación:

$$BPFI: \frac{ne}{2} * \frac{Vrpm}{60} * [1 + \frac{d}{D} * \cos(\beta)]$$

- **BSF (Frecuencia de giro de bolas):** Generada por defectos en las bolas o rodillos, y está dada por la siguiente ecuación

$$BSF = \frac{D}{d} * \frac{Vrpm}{60} * [1 - (\frac{d}{D})^2 * cos^2(\beta)]$$

- **FTF (Frecuencia fundamental del tren):** Generada por defectos en la jaula o canastilla o por movimientos inadecuados, y está dada por la siguiente ecuación:

$$FTF = \frac{Vrpm}{120} * [1 - \frac{d}{D} * \cos(\beta)]$$

Donde:

- Vrpm: Velocidad en RPM
- ne= número de elementos rodantes (bolas)
- d= diámetro de la bola
- D: diámetro primitivo del rodamiento
- B= Angulo de contacto

4.3 Análisis en el dominio del tiempo

El análisis de vibraciones de maquinaria rotativa en el dominio del tiempo constituye una de las técnicas más simples y directas para la evaluación del comportamiento dinámico de los sistemas mecánicos. A partir de la señal temporal, es posible identificar diversas características relevantes, tales como la modulación de amplitud, la presencia de componentes asociadas a la frecuencia de rotación del eje, fenómenos de desbalanceo, transitorios y componentes de alta frecuencia, mediante la inspección visual de la forma de onda en función del tiempo [14].

No obstante, el análisis puramente visual de la señal temporal resulta insuficiente para detectar de manera precisa variaciones sutiles en el comportamiento vibracional ocasionadas por fallas incipientes. Por esta razón, el análisis en el dominio del tiempo suele complementarse con el uso de parámetros y enfoques más avanzados, como el seguimiento de tendencias y la evaluación de indicadores estadísticos característicos de la señal [14].

Entre los principales parámetros estadísticos utilizados en el análisis temporal de vibraciones se encuentran el valor eficaz o raíz media cuadrática (RMS), el valor pico, el factor de cresta y la curtosis [14]. Estos indicadores permiten cuantificar el nivel global de vibración, identificar incrementos asociados a condiciones anómalas y evaluar la severidad de posibles fallas mecánicas, constituyéndose en herramientas fundamentales para el diagnóstico y el monitoreo de condición en maquinaria rotativa.

- **Pico:** Es el valor máximo de la señal [14]. Este parámetro se define por:

$$P = \max(|x(t)|)$$

- **Valor cuadrático medio (RMS):** Esta relacionado con la energía de la señal muestreada, por lo que es útil para obtener información sobre la construcción [14]. Este parámetro está definido por:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i)^2}$$

- **Factor de cresta (CRF):** Es la relación entre el valor pico y el valor RMS de la señal, que muestra la irregularidad de la señal de vibración. Un CRF cercano a 1 representa una señal de menos irregular [14]. Este parámetro está definido por:

$$CRF = \frac{Pico}{RMS}$$

- **Kurtosis (KUR):** La Kurtosis es un parámetro estadístico que describe el grado de concentración de los valores extremos en una serie temporal, estando directamente relacionada con la forma de las colas de la distribución de probabilidad. Valores elevados de curtosis indican una mayor presencia de desviaciones extremas o eventos impulsivos dentro de la señal. Matemáticamente, la curtosis se define como el

cuarto momento central normalizado de la distribución, y su incremento suele asociarse a la aparición de impactos repetitivos, típicos de defectos en rodamientos o fallas localizadas en componentes de contacto [14]. Este valor está definido por:

$$KUR = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$$

μ_4 *es el cuarto momento central no normalizado y* σ *la desviación estandar*.

4.4 Aplicación de parámetros estadísticos para el análisis de vibraciones

Los parámetros estadísticos constituyen herramientas ampliamente empleadas en el análisis de señales de vibración, ya sea de forma individual o combinados con otros indicadores, con el propósito de identificar fallas en maquinaria rotativa. Cuando una máquina presenta una condición defectuosa, suele evidenciarse un incremento en los niveles de vibración, cuyo tipo y severidad pueden evaluarse a partir de las características del pico vibracional asociado. La magnitud del daño puede estimarse mediante la comparación de dichas características en diferentes estados operativos de la máquina. Por ejemplo, una señal de vibración correspondiente a un rodamiento con falla puede presentar valores de pico significativamente superiores —incluso varias veces mayores— respecto a los obtenidos bajo condiciones normales de operación [16]. No obstante, el uso del valor pico, aunque sencillo de implementar, resulta altamente sensible al ruido presente en la señal.

El valor cuadrático medio (RMS) es uno de los parámetros más utilizados para la detección de desequilibrios en maquinaria rotativa. En el dominio del tiempo, el RMS representa una forma práctica de cuantificar el nivel global de vibración de una máquina en operación [15]. A diferencia del valor pico, el RMS no se ve afectado de manera significativa por impulsos aislados, lo que disminuye su sensibilidad ante fallas incipientes en componentes como engranajes. Asimismo, este parámetro presenta una baja respuesta frente a vibraciones de corta duración o de baja amplitud, por lo que su capacidad para detectar defectos en etapas tempranas es limitada [16].

Por otro lado, el factor de cresta es comúnmente utilizado en maquinaria rotativa para la identificación de fallas en engranajes y defectos en los elementos rodantes o pistas de los rodamientos. Este tipo de fallas genera señales impulsivas en la vibración, lo que incrementa el valor del factor de cresta y facilita su detección [15]. De manera complementaria, la curtosis se emplea para evaluar la distribución estadística de la señal vibracional, ya que la aparición de defectos en superficies de contacto genera impulsos que modifican dicha distribución y provocan un aumento en el valor de este parámetro. La curtosis presenta una ventaja frente a otros indicadores, dado que no se ve afectada por variaciones en la velocidad o la carga de operación; sin embargo, su efectividad depende de la presencia de componentes impulsivas claramente definidas en la señal [15].

La aplicación de estos parámetros estadísticos puede ilustrarse mediante el análisis en el dominio del tiempo de señales vibracionales obtenidas en un motor eléctrico operando bajo distintas condiciones. Por ejemplo, al comparar un eje correctamente alineado con uno desalineado, se observa un incremento significativo tanto en el valor RMS como en la velocidad máxima de vibración. En casos documentados, el RMS puede aumentar de valores cercanos a 0,98 mm/s hasta aproximadamente 2,01 mm/s, mientras que la velocidad máxima puede incrementarse de 4,31 mm/s a valores superiores a 13 mm/s[14].

4.5 Sistema experto

El término inteligencia artificial (IA) se refiere a la capacidad de emular las funciones inteligentes del cerebro humano. El empleo de la IA es variada y actualmente se utiliza principalmente en áreas de informática y la robótica, no obstante, se está extendiendo tanto en las ciencias sociales como ciencias empresariales. Asimismo, las redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos son tecnologías cada vez más difundidas, principalmente en los campos de la investigación y la previsión del mercado [18].

Los Sistemas Expertos (SE) pueden ser considerados como un subconjunto de la IA [17]. El nombre Sistema Experto deriva del término “sistema experto basado en conocimiento”. Un Sistema Experto es un sistema que emplea conocimiento humano capturado en una computadora para resolver problemas que normalmente requieran de

expertos humanos. Los sistemas bien diseñados imitan el proceso de razonamiento que los expertos utilizan para resolver problemas específicos. Dichos sistemas pueden ser utilizados por no-expertos para mejorar sus habilidades en la resolución de problemas. Los SE también pueden ser utilizados como asistentes por expertos. Además, estos sistemas pueden funcionar mejor que cualquier humano experto individualmente tomando decisiones en una específica y acotada área de pericia, denominado como dominio [19].

4.5.1 Tipos de sistemas expertos

Los sistemas expertos pueden clasificarse según la forma en que representan y procesan el conocimiento, existiendo diferentes enfoques para apoyar la toma de decisiones.

- Los sistemas expertos basados en reglas son los más utilizados y funcionan mediante un conjunto de reglas del tipo *"si… entonces…"*, las cuales representan el razonamiento de expertos humanos. Estas reglas se aplican a partir de hechos o evidencias iniciales para inferir conclusiones mediante mecanismos de inferencia lógica, ya sea de forma directa (desde los datos hacia la solución) o inversa (desde una hipótesis hacia la búsqueda de evidencias que la respalden). Este tipo de sistema resulta especialmente adecuado para problemas donde el conocimiento puede ser formalizado de manera estructurada [18].
- Otra aproximación corresponde a los sistemas expertos basados en casos, los cuales resuelven nuevos problemas a partir de la experiencia previa, comparando situaciones actuales con casos similares almacenados en una base de conocimientos. Este razonamiento por analogía es común tanto en el comportamiento humano como en aplicaciones de ingeniería, donde soluciones anteriores sirven como referencia para abordar nuevos escenarios [18].
- Por su parte, los sistemas expertos basados en redes bayesianas utilizan modelos probabilísticos para representar la relación entre variables y sus dependencias condicionales. Estos sistemas permiten manejar la incertidumbre y calcular probabilidades asociadas a diferentes hipótesis, siendo ampliamente utilizados en diagnósticos donde existe información incompleta o incierta [18].

- Finalmente, los sistemas expertos difusos emplean lógica difusa para tratar problemas donde las variables no se definen de manera estricta como verdaderas o falsas, sino que pueden asumir valores intermedios. Este enfoque resulta útil cuando el razonamiento involucra grados de pertenencia o juicios imprecisos, simulando de forma más cercana el razonamiento humano [18].

4.5.2 Ventajas y limitaciones de los sistemas expertos

Los sistemas expertos presentan importantes ventajas frente al conocimiento humano, entre las que se destacan su estabilidad, replicabilidad y disponibilidad constante, ya que no se ven afectados por factores como la fatiga, la rotación de personal o la pérdida de conocimiento experto. Además, ofrecen una alta velocidad de procesamiento, permiten almacenar y reutilizar el conocimiento especializado y pueden ser utilizados por personas no expertas, contribuyendo al aprendizaje y apoyo en la toma de decisiones. Desde una perspectiva económica, su implementación resulta favorable a largo plazo, a pesar de requerir inversiones iniciales.

No obstante, estos sistemas también presentan limitaciones. Su actualización suele requerir procesos de reprogramación, lo que implica costos adicionales de tiempo y recursos. Asimismo, presentan baja flexibilidad frente a cambios no previstos, dificultades para manejar información no estructurada y una limitada capacidad de aprendizaje autónomo. Los sistemas expertos carecen de sentido común y no pueden razonar de forma generalizada ni enfrentar adecuadamente situaciones altamente ambiguas, lo que restringe su aplicación a dominios bien definidos.

5. METODOLOGÍA

5.1 Tipo de proyecto

El presente trabajo se enmarca en un proyecto de tipo experimental y analítico, orientado al desarrollo de un sistema experto basado en análisis vibracional para el diagnóstico de

fallas mecánicas en motores eléctricos, utilizando un banco de pruebas como herramienta de generación y adquisición de datos.

El carácter experimental del proyecto radica en el diseño, construcción y puesta en operación de un banco de pruebas que permite emular, de manera controlada, diferentes condiciones de falla mecánica en motores eléctricos, posibilitando la obtención de señales vibracionales representativas bajo distintos escenarios de operación. Por su parte, el enfoque analítico permite descomponer el sistema en sus componentes fundamentales —mecánicos, electrónicos y computacionales— con el fin de comprender el comportamiento dinámico del motor, analizar las señales adquiridas y establecer relaciones entre las variables vibracionales y los distintos tipos de falla evaluados.

Este enfoque metodológico posibilita la obtención de mediciones confiables y reproducibles, así como la estructuración de un sistema de apoyo al diagnóstico que facilite la identificación temprana de fallas mecánicas comunes en motores eléctricos.

5.2 Método

Para la ejecución del proyecto se adopta un enfoque analítico–experimental, el cual se desarrolla a través de las siguientes etapas:

1. Inicialmente, se realiza una revisión bibliográfica orientada al estudio de los fundamentos del mantenimiento predictivo, el análisis vibracional y las principales técnicas empleadas para la detección de fallas mecánicas en motores eléctricos, tales como desalineamiento, desbalanceo y defectos en rodamientos.

2. Posteriormente, se lleva a cabo el diseño conceptual y detallado del banco de pruebas, definiendo la configuración mecánica, los sistemas de transmisión y soporte, el sistema de censado vibracional y el sistema de adquisición de datos. Esta etapa contempla la selección de los componentes mecánicos y electrónicos necesarios para garantizar condiciones de operación seguras y representativas del comportamiento dinámico de un motor eléctrico industrial.

3. Una vez completado el diseño, se procede a la construcción y montaje del banco de pruebas, incorporando un motor trifásico de 2 HP y 1800 rpm, junto con los elementos mecánicos requeridos, tales como rodamientos, chumaceras, acoplamientos, estructura en tubería cuadrada y un volante de inercia, los cuales permiten inducir y controlar diferentes condiciones dinámicas.

4. En la fase experimental, se inducen de manera controlada tres tipos de fallas mecánicas: desalineamiento del eje o acoplamiento, desbalanceo de los elementos rotativos y defectos en rodamientos. Para cada condición de operación se registran las señales vibracionales mediante sensores de aceleración conectados a un sistema de adquisición de datos en tiempo real.

5. Los datos obtenidos son posteriormente procesados y analizados mediante técnicas de análisis en el dominio del tiempo y de la frecuencia, tales como el cálculo del valor RMS y el análisis espectral, con el fin de identificar las características vibracionales asociadas a cada tipo de falla.

6. Finalmente, a partir de los indicadores vibracionales obtenidos, se implementa un sistema experto básico de apoyo al diagnóstico, el cual permite clasificar las fallas mecánicas evaluadas.

5.3 Instrumentos recolección de datos

Para la captura de datos vibracionales se emplea un acelerómetro MEMS ADXL1002, seleccionado debido a su adecuado ancho de banda, alta sensibilidad y facilidad de integración con sistemas digitales. Este sensor permite convertir la aceleración mecánica en una señal eléctrica proporcional, posibilitando el registro de patrones vibracionales tanto en condiciones normales de operación como bajo fallas inducidas en motores eléctricos.

El acelerómetro ADXL1002 presenta un rango de frecuencia que permite la detección de componentes de baja frecuencia asociadas a la velocidad de rotación del motor (1X y 2X), así como componentes de alta frecuencia relacionadas con defectos en rodamientos. Esta característica resulta especialmente relevante para el análisis vibracional en motores

eléctricos de baja y media potencia, donde coexisten fenómenos dinámicos de distinta naturaleza espectral.

Adicionalmente, el ADXL1002 ofrece una adecuada relación costo–beneficio en comparación con acelerómetros piezoeléctricos industriales, lo que lo convierten una alternativa viable para el desarrollo de un banco de pruebas de carácter académico. Su arquitectura MEMS y su salida analógica facilitan la integración con microcontroladores y sistemas de adquisición de datos de bajo costo, sin comprometer la calidad de la señal requerida para el análisis vibracional.

5.4 Sistema de apoyo al diagnostico

El sistema de apoyo al diagnóstico se concibe como un sistema experto básico basado en reglas, orientado a asistir la identificación de fallas mecánicas en motores eléctricos a partir de la información obtenida del análisis vibracional. Este sistema emplea como variables de entrada distintos parámetros característicos de la señal vibratoria, tales como el valor global RMS, la frecuencia dominante, la amplitud espectral, la presencia de armónicos y la aparición de componentes de alta frecuencia, los cuales son ampliamente utilizados en el diagnóstico de maquinaria rotativa.

El funcionamiento del sistema experto se fundamenta en la evaluación lógica de dichos indicadores vibracionales, permitiendo establecer criterios que diferencien entre condiciones normales de operación y estados anómalos del motor. A partir de esta evaluación, el sistema proporciona una clasificación preliminar de las fallas mecánicas más comunes, como desalineamiento, desbalanceo y defectos en rodamientos, con base en patrones vibracionales previamente definidos.

Este sistema de apoyo no tiene como finalidad reemplazar el juicio del especialista, sino estandarizar el diagnóstico inicial, reducir la dependencia exclusiva del conocimiento experto y facilitar la interpretación de los resultados del análisis vibracional dentro del entorno controlado del banco de pruebas. De esta manera, el sistema experto contribuye a mejorar la confiabilidad del diagnóstico y a fortalecer el proceso de identificación temprana de fallas mecánicas en motores eléctricos.

5.5 Fuentes

5.5.1 Fuentes primarias

- Mediciones directas obtenidas mediante el acelerómetro MEMS ADXL1002 instalado en el banco de pruebas.
- Registros vibracionales en tiempo real bajo condiciones controladas de desalineamiento, desbalanceo y defectos en rodamientos.

5.5.2 Fuentes secundarias.

- Mediciones directas obtenidas mediante el acelerómetro MEMS ADXL1002 instalado en el banco de pruebas.
- Registros vibracionales en tiempo real bajo condiciones controladas de desalineamiento, desbalanceo y defectos en rodamientos.

6. RESULTADOS

6.1 Diseño mecánico

El banco de pruebas desarrollado tiene como finalidad principal proporcionar una plataforma experimental para el análisis vibracional de sistemas rotativos, permitiendo la adquisición de señales en condiciones controladas y repetibles. Este sistema está orientado al estudio del comportamiento dinámico de maquinaria, facilitando la evaluación de diferentes condiciones de operación y la identificación de patrones característicos en el dominio de la frecuencia.

El diseño del banco permite la emulación controlada de fallas mecánicas comúnmente presentes en maquinaria rotativa, tales como desbalanceo, desalineamiento y fallas en rodamientos. Estas fallas son inducidas de manera intencional para reproducir sus efectos dinámicos, posibilitando la identificación de sus firmas espectrales y el análisis de su impacto en el comportamiento vibracional del sistema.

El sistema está diseñado para adquirir datos vibracionales representativos de condiciones reales de operación, lo cual es fundamental para garantizar la validez de los análisis realizados. La instrumentación empleada permite capturar señales con suficiente resolución

y calidad, facilitando su posterior procesamiento y análisis en el dominio del tiempo y la frecuencia.

El banco de pruebas permite establecer y mantener condiciones de falla específicas de manera controlada, asegurando que cada tipo de defecto pueda ser evaluado de forma independiente. Esto posibilita la comparación entre diferentes estados del sistema (condición normal vs. condición con falla), mejorando la confiabilidad en la identificación de patrones característicos.

El sistema opera bajo condiciones de carga constante y velocidad de rotación fija de 1800 rpm, lo cual garantiza la estabilidad del régimen de funcionamiento durante la adquisición de datos. Mantener una velocidad constante permite asegurar que las variaciones observadas en las señales vibracionales estén asociadas directamente a las fallas inducidas y no a cambios en las condiciones de operación, facilitando así la comparación entre diferentes escenarios de análisis.

6.1.1 Selección de elementos

Motor

Figura 2.

Motor trifásico

Nota: Motor trifásico AC de 4 polos. Fuente propia.

Para el desarrollo del banco de pruebas se empleó un motor eléctrico de inducción marca Marathon Electric, el cual fue seleccionado debido a sus características técnicas adecuadas

para la implementación del sistema experimental. Este motor presenta una potencia nominal de 1.5 HP, una velocidad de operación cercana a 1740 rpm, y está diseñado para trabajar a una frecuencia de 60 Hz, lo que lo hace apropiado para aplicaciones de maquinaria rotativa en condiciones industriales.

La velocidad nominal del motor (1740 rpm) corresponde a un motor de cuatro polos, lo cual permite una operación estable y cercana a las 1800 rpm síncronas, condición ideal para el análisis vibracional, ya que facilita la identificación de frecuencias características como 1X, 2X y sus armónicos.

Adicionalmente, el motor cuenta con un factor de servicio de 1.15, lo que le permite soportar pequeñas sobrecargas sin comprometer su desempeño, y está diseñado para operación continua, garantizando estabilidad durante los ensayos experimentales.

Soporte del banco

Figura 3

Tubo rectangular 50x50mm

Nota: Imagen propia

Para la construcción del banco de pruebas para análisis vibracional se utiliza, en la parte estructural, un tubo cuadrado de 50 × 50 mm con un espesor de 2 mm. Considerando estas características, estimamos un peso máximo a soportar de 40 kg, lo que corresponde a una carga de 392.4 N. A partir de este valor, realizamos los cálculos necesarios para verificar si el tubo seleccionado es adecuado.

- Momento de inercia:

$$I = \frac{b * h^3 - (b - 2t)(h - 2t)^3}{12}$$

$$Reemplazando\ los\ valores\ en\ la\ ecuación\ nos\ da\ que\ I = 1.47x10^7 m^4$$

- I= Momento de inercia
- b= ancho de la tubería
- h= altura de la tubería
- t= espesor de la tubería.

Se asume que la carga del sistema se encuentra centralizada y distribuida en dos vigas, por lo que la carga se divide en partes iguales. De este modo, cada viga soporta **196.2 N**. El momento flector máximo se calcula como:

$$Mmax = \frac{196.2N * 0.35m}{4} = 17.16N * m$$

ESFUERZO DE FLEXIÓN

$$\sigma = \frac{17.16 * 0.025}{1.47X10^{-7}} = 2918367.34Pa \approx 2.918\ Mpa \approx 3Mpa$$

$$Fs = \frac{250Mpa}{3Mpa} = 83.3\ \ (Factor\ de\ seguridad)$$

Aunque el resultado indica que el tubo se encuentra sobredimensionado para las condiciones de carga consideradas, también se tienen en cuenta otros factores relevantes como las dimensiones del motor, la disposición de los elementos de fijación y la estabilidad estructural del sistema. Por lo tanto, el uso de tubo estructural de 50 × 50 mm resulta adecuado para la construcción del banco de pruebas.

Acople

Figura 4.

Acople rigido flexible

Nota: Imagen propia

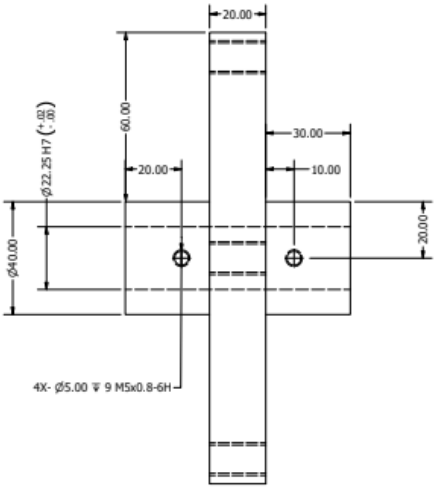
Para la transmisión de movimiento entre el motor y el eje del sistema se selecciona un acople flexible tipo araña, debido a sus ventajas en aplicaciones de maquinaria rotativa sometida a posibles desalineaciones.

Este tipo de acople está compuesto por dos cubos metálicos y un elemento elastomérico intermedio (araña), el cual permite la absorción de vibraciones y la compensación de desalineaciones tanto angulares como paralelas. Esta característica resulta fundamental en el banco de pruebas, ya que durante la emulación de fallas como el desalineamiento se pueden generar pequeñas variaciones en la alineación de los ejes.

Volante de inercia

Figura 5.

Plano de volante de inercia.



Nota: Imagen propia**.**

Por otra parte, es importante el control pasivo del sistema, para eso se modifica el estado del sistema cuando el motor esta fuera de línea, es decir, que el rotor está parado, esto se hace para hacer modificaciones de sus parámetros como su masa, rigidez o sistema de amortiguación [20]. Existen diversos métodos para el control del equilibrio pasivo de una maquinaria rotativa y uno de esos es el volante de inercia—Un volante de inercia es un disco que contiene perforaciones para agregar masas de desequilibrio—Este permite almacenar energía mecánica en forma de energía cinética por lo cual también se le denomina acumulador cinemático [20][21].

Tabla 3.

Volante de inercia

Variable	Valor
Diámetro exterior	**160mm**
Diámetro eje	**22.25mm**
Material fabricación	**AISI 1020**
Peso	**3.450 Kg**

Nota: Tabla de dimensiones y especificaciones de la volante de inercia. Elaboración propia

Momento de inercial

$$\boldsymbol{I = \frac{1}{2}(3.450)(0.08)^2}$$

$$\boldsymbol{I = 0.01104 Kg * m^2}$$

Energía almacenada

- Velocidad del motor = 1800 rpm

$$\boldsymbol{w = \frac{2\pi * 1800}{60} = 188.49 \frac{rad}{s}}$$

$$\boldsymbol{E = \frac{1}{2}(0.01104)(188.49)^2 = 196.11 J}$$

Desbalance del sistema

$$F = m * r * w^2$$

$$F = (0.02)(0.08)(188.49)^2 \quad \textit{Cabe aclarar que se supuso una masa de } 20gr$$

$$F = 56.84N$$

Se realizo un pequeño código donde se simula diferentes masas que se les va a agregar al volante de inercia.

Figura 6.

Código de simulación

```
Masa = []
w = 188.49
r= 0.08
for masas in range(4):
  masas = float(input("Ingrese la masa inicial: "))
  Masa.append(masas)
  Desbalance = (masas/1000)*r*w**2

  print(f"El desbalance es: {Desbalance}N ")
```

```
Ingrese la masa inicial: 20
El desbalance es: 56.845568160000006N
Ingrese la masa inicial: 30
El desbalance es: 85.26835224N
Ingrese la masa inicial: 40
El desbalance es: 113.69113632000001N
Ingrese la masa inicial: 50
El desbalance es: 142.1139204N
```

Como se evidencia en la figura 6 es una relación lineal directa. Significa que el desbalance es directamente proporcional a la masa inicial. Si la masa se duplica, el desbalance se duplica; si la masa se triplica, el desbalance se triplica, y así sucesivamente.

Esto se puede observar en el ejemplo de 20 y 40 gr donde el resultado siempre fue el doble.

Nota: Elaboración propia

Siguiendo con nuestro ejemplo de 20 gr

$$K = \frac{10^6 N}{m}$$

$$X = \frac{F}{k}$$

$$X = \frac{56.84N}{\frac{10^6 N}{m}}$$

$$X = 5.68410m \approx 0.05684mm$$

La distancia máxima que se desplaza el sistema desde su punto de equilibrio es de 0.11 mm.

Eje

Para la transmisión de movimiento en el banco de pruebas se emplea un eje fabricado en acero AISI 1040, seleccionado debido a sus adecuadas propiedades mecánicas y disponibilidad comercial.

El acero 1040 es un acero de medio carbono que presenta un buen equilibrio entre resistencia mecánica, rigidez y maquinabilidad, lo cual lo hace apropiado para aplicaciones de ejes sometidos a cargas moderadas y condiciones de operación estables. Su límite de fluencia y resistencia a la fatiga son suficientes para soportar los esfuerzos generados por el motor y los elementos acoplados, considerando que el sistema opera a una potencia relativamente baja (1.5 HP) y velocidad constante cercana a 1800 rpm.

Chumaceras y rodamientos

Figura 7

Chumacera tipo UC205

Nota: Elaboración propia

Para el soporte del eje en el banco de pruebas se seleccionaron rodamientos montados en chumaceras tipo UC205, debido a su facilidad de instalación, alineación y mantenimiento en aplicaciones de maquinaria rotativa.

Las chumaceras tipo UC205 corresponden a unidades de rodamiento auto-alineantes que integran un rodamiento rígido de bolas con un sistema de fijación mediante tornillos prisioneros, lo cual permite un montaje sencillo sobre el eje sin necesidad de mecanizados complejos. Este tipo de configuración facilita la correcta sujeción del eje y permite compensar pequeñas desalineaciones durante la operación.

Los rodamientos UC205 están diseñados para soportar cargas radiales predominantes y velocidades moderadas, características acordes con las condiciones de operación del banco de pruebas (1800 rpm). Además, presentan un buen desempeño en términos de bajo nivel de fricción y funcionamiento estable, lo cual es fundamental para la adquisición de señales vibracionales confiables.

6.1.2 Proceso de construcción

La fabricación de la estructura del banco de pruebas se realizó a partir de tubo estructural de 50 × 50 mm, mediante operaciones de corte, preparación y ensamble por soldadura.

Inicialmente, se llevó a cabo el corte de los perfiles de acuerdo con las dimensiones definidas en el diseño, garantizando perpendicularidad y uniformidad en las uniones. Posteriormente, se realizó la preparación de bordes y limpieza de superficies, eliminando óxidos, grasas e impurezas que pudieran afectar la calidad de la soldadura.

El ensamble de la estructura se efectuó mediante un proceso de soldadura por arco eléctrico con electrodo revestido (SMAW), empleando electrodos tipo E6013. Este tipo de electrodo fue seleccionado debido a su facilidad de uso, buena estabilidad de arco y adecuado acabado superficial. Además, el electrodo E6013 presenta penetración moderada, lo cual lo hace especialmente adecuado para la soldadura de materiales de bajo espesor, como el tubo estructural de 2 mm utilizado en este proyecto, reduciendo el riesgo de perforaciones o deformaciones excesivas.

Durante el proceso de soldadura se realizaron punteos iniciales para asegurar la correcta alineación de los elementos, seguidos de cordones continuos en las uniones principales. Se procuró mantener parámetros adecuados de corriente y velocidad de avance para evitar defectos como porosidad, falta de fusión o distorsiones térmicas.

Una vez finalizado el proceso de soldadura, se efectuó la inspección visual de los cordones, verificando continuidad, uniformidad y ausencia de defectos superficiales. Finalmente, se realizaron operaciones de acabado, como limpieza de escoria y desbaste

superficial en las uniones, con el fin de mejorar la apariencia y evitar concentraciones de esfuerzos, todo este proceso se puede evidenciar en las figuras 8 y 9.

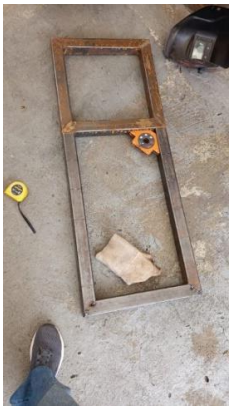
Figura 8

Construcción del banco de pruebas

Nota: Imagen propia

Figura 9

Construcción del banco de pruebas



Nota: Imagen propia

Figura 10

Banco de pruebas para analisi vibracionales

Nota: Elaboración propia

En la Figura 10 se muestra el banco de pruebas desarrollado para el análisis experimental del sistema rotativo, compuesto por la estructura base, el eje, los soportes y el motor de accionamiento.

6.2 Electrónica

Para la etapa de adquisición de datos se emplea un sistema basado en tecnología MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems), la cual integra componentes mecánicos y electrónicos a escala microscópica. Estos sistemas pueden funcionar tanto como actuadores como sensores, dependiendo de su configuración. En el caso de los sensores MEMS, estos están diseñados para detectar variaciones en variables físicas o químicas, incluyendo movimiento, aceleración, temperatura, presión y otras magnitudes.

En aplicaciones de monitoreo de vibraciones, los sensores MEMS, particularmente los acelerómetros, destacan por su versatilidad, tamaño reducido y facilidad de integración en sistemas electrónicos. Sin embargo, presentan ciertas limitaciones en comparación con sensores piezoeléctricos, tales como un mayor nivel de ruido inherente y la necesidad de una calibración adecuada para garantizar la precisión en la adquisición de la señal, especialmente en análisis en el dominio de la frecuencia [22].

A pesar de estas limitaciones, diversos estudios han demostrado la efectividad de los sensores MEMS en el diagnóstico de fallas. En la Universidad Tecnológica de Silesia, se realizó un estudio enfocado en la detección de fallos de encendido en motores de combustión interna utilizando acelerómetros de bajo costo, específicamente el sensor ADXL1002. En dicho estudio, el sensor fue montado de forma firme sobre el motor mediante un acoplamiento magnético, permitiendo la adquisición de señales vibracionales en diferentes condiciones de operación, específicamente a 1500, 2500 y 3500 RPM.

Posteriormente, las señales adquiridas fueron analizadas mediante técnicas de inteligencia artificial, empleando modelos basados en redes neuronales tipo ANN y CNN. Los resultados obtenidos evidenciaron una alta capacidad de detección de fallas, alcanzando niveles de precisión superiores al 90%, e incluso cercanos al 99% en ciertos escenarios [22].

Estos resultados demuestran que, a pesar de sus limitaciones, los sensores MEMS representan una alternativa viable y eficiente para la adquisición de señales vibracionales en sistemas de monitoreo de condición, especialmente cuando se combinan con técnicas avanzadas de procesamiento de datos.

Como se observa en la figura 11, en el presente trabajo se emplea el acelerómetro ADXL1002 como elemento principal para la adquisición de la señal vibracional. Este sensor MEMS se caracteriza por su capacidad de medir aceleraciones en un amplio rango de frecuencia, lo que lo hace adecuado para la detección de fallas en maquinaria rotativa, especialmente aquellas asociadas a componentes como rodamientos y engranajes.

El ADXL1002 ofrece además una alta densidad espectral y un bajo nivel de ruido dentro de su categoría, permitiendo la captura de señales con suficiente resolución para su posterior análisis en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Estas características lo convierten en una alternativa viable frente a sensores de mayor costo, manteniendo un equilibrio entre desempeño y accesibilidad.

Figura 11

Acelerómetro ADXL1002

Nota: Imagen propia.

Aunque el acelerómetro ADXL1002 cuenta con un ancho de banda que permite medir señales de mayor frecuencia, en este proyecto se ha decidido limitar el rango de análisis hasta 8 kHz.

Esta decisión se fundamenta en que la mayoría de las fallas mecánicas de interés en maquinaria rotativa, como desbalanceo, desalineamiento y defectos en rodamientos, presentan componentes espectrales significativas dentro de este rango de frecuencia. Por lo tanto, trabajar hasta 8 kHz resulta suficiente para capturar la información relevante para el diagnóstico vibracional.

Adicionalmente, la limitación del ancho de banda permite reducir el ruido de alta frecuencia y evitar fenómenos como el aliasing, mejorando así la calidad de la señal adquirida. Esto también facilita el procesamiento de los datos y optimiza el desempeño del sistema de adquisición basado en el microcontrolador.

La adquisición de la señal vibracional se realiza mediante la lectura analógica del acelerómetro utilizando el microcontrolador Arduino Due (Figura 12). Para ello, se emplea una resolución de 12 bits, lo que permite obtener valores digitales en un rango de 0 a 4095, correspondientes al rango de voltaje de entrada del sistema (0–3.3 V).

Figura 12

Arduino DUE.

Nota: Imagen propia.

A partir de la lectura del ADC, se realiza una conversión a voltaje real, utilizando la relación entre el valor digital y el voltaje de referencia del sistema. Posteriormente, se calcula la aceleración en unidades de gravedad (g), teniendo en cuenta la sensibilidad del sensor (40 mV/g) y un valor de offset de calibración, el cual corresponde al voltaje medido cuando el sensor se encuentra en reposo.

La aceleración en unidades de gravedad se obtiene mediante la siguiente expresión:

$$a(g) = \frac{Vmedido - Voffset}{sensibilidad}$$

Y posteriormente para poder convertirlo a m/s^2 se multiplica por la gravedad:

$$a\left(\frac{m}{s^2}\right) = a(g) * 9.80665$$

Adicionalmente, se implementa un umbral de filtrado, mediante el cual se eliminan pequeñas variaciones de la señal cercanas a cero, asociadas principalmente al ruido del sistema de medición. Esto se logra estableciendo un rango dentro del cual la aceleración se considera nula, mejorando la estabilidad de la señal adquirida.

6.2.1 Acondicionamiento del cableado y reducción del ruido

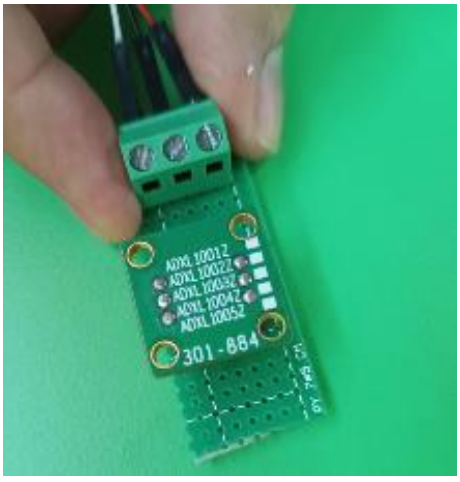
Para la conexión del acelerómetro se empleó cableado blindado, con el fin de minimizar la influencia de interferencias electromagnéticas externas sobre la señal adquirida. Este tipo de cable permite proteger la señal de bajo nivel proveniente del sensor, evitando la inducción de ruido generado por otros dispositivos eléctricos presentes en el entorno.

El blindaje del cable actúa como una barrera frente a perturbaciones externas, conduciendo las corrientes inducidas hacia tierra y evitando que estas afecten la señal útil. Esto resulta especialmente importante en aplicaciones de análisis vibracional, donde se manejan señales de baja amplitud susceptibles a distorsión.

Adicionalmente, la conexión del sensor se realizó mediante una placa de circuito impreso (PCB) genérica, sobre la cual se soldaron los conductores correspondientes como se puede visualizar en la figura 14.. Esta configuración permitió mejorar la organización del sistema eléctrico, garantizar conexiones más firmes y reducir falsos contactos que puedan introducir ruido o inestabilidad en la medición.

Figura 13.

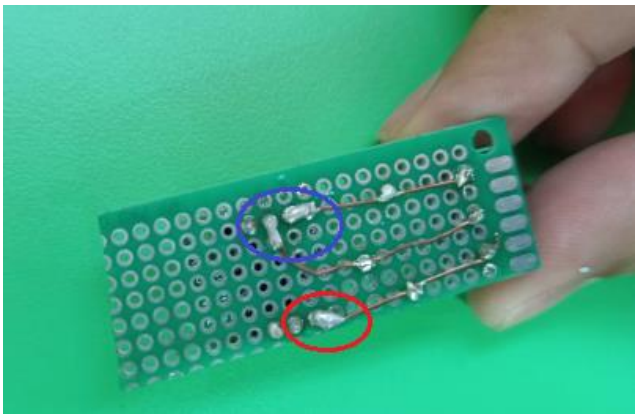
PCB genérica.



Nota: Imagen propia

Figura 14

Soldadura de la PCB genérica.



Nota: Conexiones del sensor ADXL1002 en la placa de pruebas. En el círculo azul se observan las terminales de alimentación VCC y GND, mientras que el círculo rojo indica la conexión correspondiente a la señal analógica de salida. *Fuente:* Elaboración propia

Con el fin de mejorar la calidad de la señal adquirida, se implementó un filtro pasivo mediante un condensador, conectado en la etapa de acondicionamiento de la señal del sensor. Este elemento permite atenuar componentes de alta frecuencia asociadas al ruido eléctrico, sin afectar significativamente la señal vibracional de interés.

El uso del condensador (Figura 15) contribuye a la estabilización de la señal antes de su digitalización, actuando como un filtro pasa-bajas que reduce interferencias y mejora la relación señal–ruido del sistema. Esta estrategia resulta especialmente útil considerando que el sistema de adquisición trabaja con señales de baja amplitud, susceptibles a perturbaciones externas.

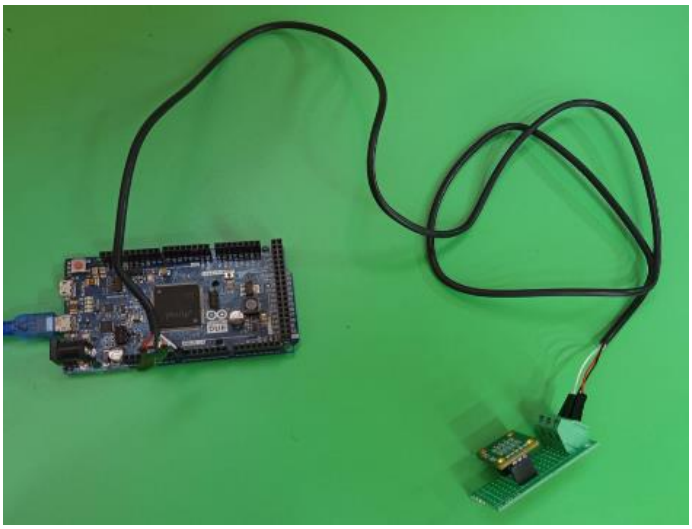
Figura 15

Estabilización de la señal.

Nota: Imagen propia.

Figura 16

Conexión del sensor ADXL1002 con la tarjeta de adquisición de datos para la captura de señales vibracionales.



Nota: Elaboración propia.

En la Figura 15 se presenta la implementación final del sistema de adquisición de datos, donde se observa la integración del acelerómetro con el sistema electrónico desarrollado. El sensor se encuentra conectado a una placa de circuito impreso (PCB) genérica, en la cual se realizó el acondicionamiento de la señal mediante el uso de un condensador y conexiones soldadas, garantizando estabilidad eléctrica.

La señal es transmitida a través de cableado blindado hacia la tarjeta de adquisición basada en el Arduino Due, donde es procesada y digitalizada. Esta configuración permite una adecuada captura de la señal vibracional, minimizando la influencia de ruido eléctrico y asegurando la integridad de los datos adquiridos.

6.3 Sistema experto

6.3.1 Señales de referencia utilizadas.

Las señales vibracionales empleadas para el entrenamiento y validación del sistema fueron adquiridas con un acelerómetro sobre el alojamiento del rodamiento UC205, a una frecuencia de muestreo de 8000 Hz. Cada archivo contiene 1 280 000 muestras, equivalentes a 160 segundos de señal continua, lo que garantiza representatividad

estadística en el cálculo de los indicadores. Las condiciones evaluadas son: falla en pista interna (H_IR), falla en pista externa (H_OR), desalineamiento de nivel 1 (M1_H), desalineamiento de nivel 2 (M2_H), desbalanceo de nivel 1 (U1_H), desbalanceo de nivel 2 (U2_H) y el sistema en condiciones optima (H_H).

6.3.2 Análisis estadístico por condición de falla.

La tabla #4 consolida los valores de los cinco indicadores estadísticos calculados para cada condición. Los valores adjuntos resultan determinantes para el diagnóstico de cada caso específico, según la lógica del árbol de decisiones descrita en el capítulo 6.3.3.

Tabla 4.

Indicadores estadísticos por condición de falla.

SEÑAL/CONDICIÓN	RMS	KURTOSIS	CF	CV_RMS	SKEWNESS
PISTA INTERNA (H_IR)	**0.5426**	**33.28**	15.05	0.199	0.409
PISTA EXTERNA (H_OR)	**0.2640**	1.89	**7.87**	0.010	0.225
DESALINEAMIENTO N1 (M1_H)	0.1199	-0.34	**6.13**	0.024	**+0.20**
DESALINEAMIENTO N2 (M2_H)	0.1303	2.44	**8.87**	**0.183**	+0.37
DESBALANCEO N2 (U2_H)	0.1207	-0.64	**7.49**	0.014	-0.15
SISTEMA NORMAL (H_H)	0.0799	-0.14	4.55	0.029	-0.22
DESBALANCEO N1 (U1_H)	0.1922	-0.09	3.68	0.013	+0.09

Nota: Elaboración propia.

6.3.2.1 Falla en la pista interna.

La señal H_IR exhibe los valores más extremos del conjunto de datos: RMS = 0.5426 g y kurtosis de Fisher k = 33.28. Este comportamiento es físicamente coherente con el mecanismo de falla en pista interna: al rodar sobre la zona dañada, cada elemento rodante genera un impacto de corta duración y alta amplitud. La periodicidad de estos impactos a la frecuencia característica de defecto en pista interna (BPFI) provoca que la distribución de amplitudes presente colas muy pesadas, elevando la kurtosis. El factor de cresta CF = 15.05 confirma que los picos de la señal superan 15 veces el nivel RMS, lo cual es una manifestación directa de la naturaleza impulsiva de la falla.

Desde el punto de vista de la severidad, un valor k > 20 se clasifica como severo, lo que indica que la progresión del daño ha comprometido significativamente la superficie de rodadura y requiere intervención de mantenimiento inmediata.

6.3.2.2 Falla en la pista externa

La señal H_OR presenta un RMS = 0.2640 g, significativamente superior al de las señales de eje (M1_H, M2_H, U2_H), con kurtosis k = 1.89 y factor de cresta CF = 7.87. A diferencia de la pista interna, un defecto en la pista externa permanece estacionario respecto a la carga, lo que reduce la variabilidad de los impactos y atenúa su carácter impulsivo. Por esta razón, la kurtosis no se eleva de forma notable, mientras que el RMS sí aumenta por la mayor energía vibracional asociada al contacto continuo sobre la zona dañada. Este patrón justifica que el RMS sea el indicador primario para la detección de fallas en pista externa en el árbol de decisión propuesto.

6.3.2.3 Desalineamiento

Las señales M1_H y M2_H comparten niveles de RMS similares (0.12–0.13 g) y valores de kurtosis bajos, lo que las ubica fuera del rango de detección basado la energía global. Sin embargo, se distinguen claramente entre sí mediante dos indicadores secundarios. El desalineamiento de nivel 2 (M2_H) presenta un coeficiente de variación del RMS por segmentos CV_RMS = 0.183, reflejo de la no estacionariedad de la energía vibracional: el desalineamiento severo genera fuerzas dinámicas variables a lo largo de la rotación que modulan la amplitud de la señal de forma cíclica. El desalineamiento de nivel 1 (M1_H), en cambio, exhibe CV_RMS = 0.024 energía relativamente estable pero una skewness = +0.20, indicando que los picos positivos dominan sobre los negativos, producto de cargas asimétricas moderadas inducidas por el desalineamiento.

6.3.2.4 Desbalanceo U1_H—Menor magnitud—.

La señal U1_H corresponde al rodamiento con un desbalanceo de magnitud 1. Sus indicadores son: RMS = 0.1922 g, kurtosis de Fisher k = −0.09, factor de cresta CF = 3.68, CV_RMS = 0.013 y skewness = +0.09. El RMS de 0.1922 g resulta notablemente superior al del sistema normal (0.0799 g) y se aproxima al umbral de detención de falla en pista externa (0.20 g), lo que refleja la presencia de una fuerza centrifúga significativa a la frecuencia de rotación. Sin embargo, la kurtosis próximamente nula y el factor de cresta

reducido (CF = 3.68, el más bajo de todo el conjunto) confirman que la señal carece de componentes impulsivas: el desbalanceo genera una vibración sinusoidal de amplitud casi constante. El CV_RMS = 0.013 es el más bajo del conjunto, corroborando la extrema estacionariedad energética de la señal. La skewness +0.09, muy próxima a cero, indica simetría prácticamente perfecta en la distribución de amplitudes

6.3.2.5 Desbalanceo U2_H—Moderado—.

La señal U2_H presenta un RMS de 0.1207 g, una kurtosis de k=−0.64 y una skewness de −0.15. La kurtosis negativa indica una distribución de amplitudes relativamente uniforme y estable, asociada a vibraciones periódicas sin presencia significativa de impulsos. Físicamente, el desbalanceo genera una vibración dominante a la frecuencia de rotación con amplitud relativamente constante, produciendo una señal simétrica y estacionaria. El coeficiente de variación del RMS (CV_RMS=0.014) confirma la estabilidad temporal de la vibración. Por otra parte, el factor de cresta (CF=7.49) evidencia la presencia de picos moderados en la señal, aunque sin alcanzar los niveles observados en condiciones de desalineamiento M2_H.

6.3.2.6 Sistema normal

La señal H_H corresponde al rodamiento 6204 operando en condiciones nominales, sin ningún tipo de falla ni condición mecánica adversa. Sus indicadores estadísticos reflejan el comportamiento de referencia del sistema: RMS = 0.0799 g, kurtosis de Fisher k = −0.14, factor de cresta CF = 4.55, CV_RMS = 0.029 y skewness = −0.22. El valor de RMS es el más bajo de todo el conjunto de señales evaluadas, consistente con la ausencia de fuentes adicionales de excitación mecánica.

El factor de cresta CF = 4.55 es el más bajo del conjunto, indicando que los picos de la señal no superan significativamente el nivel RMS. El CV_RMS = 0.029 confirma la naturaleza estacionaria de la vibración, y la skewness próxima a cero refleja la simetría de la distribución. Este perfil, en conjunto, es consistente con el diagnóstico de sistema normal según la regla 8 del árbol de decisión (RMS < 0.15, |k| < 2, CF < 6).

6.3.3 Árbol de decisiones implementado

Con base en el análisis de los indicadores estadísticos presentado en la sección anterior, se implementó un árbol de decisión jerárquico de ocho reglas. El orden de evaluación sigue

el principio de especificidad decreciente: los indicadores más selectivos (kurtosis, RMS) se evalúan primero, y los indicadores de apoyo (CV_RMS, skewness) actúan como discriminadores secundarios únicamente en la zona de ambigüedad donde las fallas de eje presentan perfiles estadísticos similares. La Tabla 5 resume la lógica del árbol.

Tabla 5.

Árbol de decisiones

CONDICIÓN DE EVALUACIÓN	DIAGNOSTICO	ESTADISTICO FUNDAMENTAL.
K>5	Falla pista interna	Kurtosis
RMS >=0.20, CF>=5	Falla pista externa.	RMS+CF
CF>=8, CV_RMS>0.05	Desalineamiento M2_H	CF+CV_RMS
CFϵ[6,8), Swekness>10	Desalineamiento M1_H	CF+ Swekness
CFϵ[6,8), Swekness<=10	Desbalanceo U1_H	CF+ Swekness
CF>=8, CV_RMS<=0.05	Desbalanceo U2_H	CF+CV_RMS
RMS>=0.15, CF<5|K|<2	Desbalanceo U1_H	RMS+CF+Kurtosis
RMS<0.15.|K| < 2, CF < 6	Sistema normal	NO APLICA

Nota: Elaboración propia.

La prioridad asignada a la kurtosis en la primera regla responde al hecho de que ningún otro mecanismo de falla, en las condiciones de operación estudiadas, genera valores k > 5 sin la presencia de impactos periódicos. Esta selectividad minimiza la probabilidad de falsos positivos en la detección de fallas en pista interna.

El uso del CV_RMS como tercer discriminador constituye una contribución metodológica del presente trabajo. A diferencia de los indicadores escalares clásicos —que evalúan propiedades globales de la señal—, el CV_RMS captura la dinámica temporal de la energía vibracional mediante la partición de la señal en segmentos y el cálculo de su coeficiente de variación. Este enfoque permite identificar la no-estacionariedad asociada al desalineamiento de nivel 2, condición que resulta indistinguible del desbalanceo si se emplean únicamente RMS, kurtosis y factor de cresta.

6.3.4 Validación del sistema de diagnostico

La validación del sistema se realizó aplicando el árbol de decisión implementado a las cinco señales de referencia. La Tabla 6 compara el diagnóstico obtenido por el sistema con la condición real de cada señal.

Tabla 6.

Validación sistema experto

ARCHIVO	*CONDICION INICIAL*	*DIAGNOSTICO OBTENIDO*	*SEVERIDAD*
H_H	Sistema normal	Sistema normal	No aplica
U1_h	Desbalanceo leve	Desbalanceo leve	Leve
U2_h	Desbalanceo moderado	Desbalanceo moderado	Moderado
H_IR	Falla pista interna	Falla pista interna	Severo
H_OR	Falla pista externa	Falla pista externa	Leve
M1_H	Desalineamiento leve	Desalineamiento leve	Leve
M2_H	Desalineamiento moderado	Desalineamiento moderado	Moderado

Nota: Elaboración propia

Los resultados obtenidos evidencian que el sistema desarrollado logró identificar correctamente las diferentes condiciones mecánicas evaluadas, incluyendo estados normales, desbalanceo, desalineamiento y fallas en rodamientos. La clasificación automática y la asignación de severidad se realizaron mediante el análisis estadístico de parámetros vibracionales como RMS, kurtosis y factor de cresta.

Adicionalmente, se realizó la validación funcional de la interfaz gráfica desarrollada para el sistema de diagnóstico vibracional. La herramienta fue implementada en Python mediante Streamlit, permitiendo la interacción directa del usuario con el sistema experto desarrollado.

La interfaz permite cargar archivos en formato CSV correspondientes a señales vibratorias adquiridas experimentalmente. Posteriormente, el sistema ejecuta automáticamente el procesamiento estadístico, genera el diagnóstico de condición mecánica, clasifica el nivel de severidad y almacena el historial de resultados obtenidos. Este proceso se puede visualizar en la Figura 17.

Figura 17

Interfaz para adjuntar archivos en CSV

Nota: En el cuadro verde se resalta la opción de la subida de archivos CSV. Fuente: Elaboración propia.

Entre las funcionalidades con las que cuenta la herramienta se presenta las siguientes:

- Procesamiento estadístico automático.
- Clasificación de severidad.
- Visualización grafica de la señal.
- Registro histórico de diagnósticos

Para ejemplos prácticos de esta sección se tomará como ejemplo H_IR (Daño en pista interior del rodamiento). Y en las figuras 18,19,20 y 21 se visualiza todo lo mencionado anteriormente.

Figura 18.

Subida de archivo y clasificación de falla.

Nota: Elaboración propia.

Figura 19.

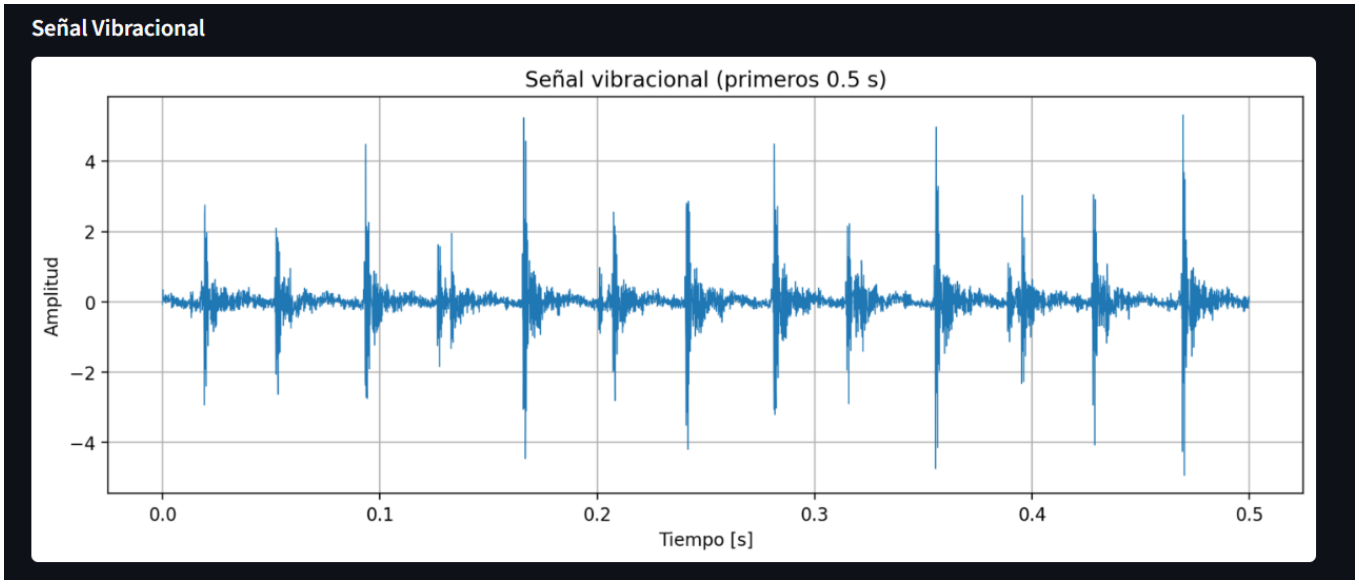
Estadísticos

	Estadístico	Valor
0	RMS	0.5426
1	Kurtosis (Fisher, normal=0)	33.2841
2	Crest Factor	15.0543
3	CV del RMS por segmentos	0.1987
4	Skewness	0.4094
5	Pico	8.169
6	Media	-0.000006
7	Desviación estándar	0.5426
8	Varianza	0.2945

Nota: Elaboración propia.

Figura 20

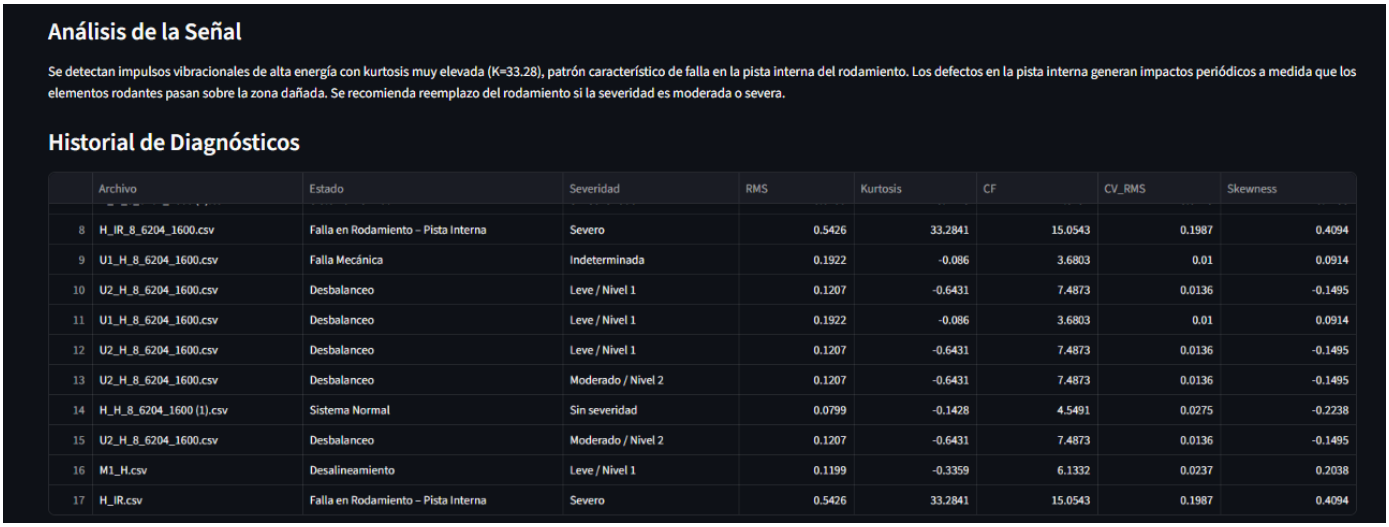
Señal vibracional H_IR.



Nota: Elaboración propia.

Figura 21

Análisis e historial.



	Archivo	Estado	Severidad	RMS	Kurtosis	CF	CV_RMS	Skewness
8	H_IR_8_6204_1600.csv	Falla en Rodamiento – Pista Interna	Severo	0.5426	33.2841	15.0543	0.1987	0.4094
9	U1_H_8_6204_1600.csv	Falla Mecánica	Indeterminada	0.1922	-0.086	3.6803	0.01	0.0914
10	U2_H_8_6204_1600.csv	Desbalanceo	Leve / Nivel 1	0.1207	-0.6431	7.4873	0.0136	-0.1495
11	U1_H_8_6204_1600.csv	Desbalanceo	Leve / Nivel 1	0.1922	-0.086	3.6803	0.01	0.0914
12	U2_H_8_6204_1600.csv	Desbalanceo	Leve / Nivel 1	0.1207	-0.6431	7.4873	0.0136	-0.1495
13	U2_H_8_6204_1600.csv	Desbalanceo	Moderado / Nivel 2	0.1207	-0.6431	7.4873	0.0136	-0.1495
14	H_H_8_6204_1600 (1).csv	Sistema Normal	Sin severidad	0.0799	-0.1428	4.5491	0.0275	-0.2238
15	U2_H_8_6204_1600.csv	Desbalanceo	Moderado / Nivel 2	0.1207	-0.6431	7.4873	0.0136	-0.1495
16	M1_H.csv	Desalineamiento	Leve / Nivel 1	0.1199	-0.3359	6.1332	0.0237	0.2038
17	H_IR.csv	Falla en Rodamiento – Pista Interna	Severo	0.5426	33.2841	15.0543	0.1987	0.4094

Nota: Elaboración propia.

El sistema clasificó correctamente las cinco condiciones evaluadas, alcanzando una precisión del 100 % sobre el conjunto de validación. Es importante precisar que este resultado no implica necesariamente una generalización irrestricta a otras velocidades de rotación, tipos de rodamiento o niveles de carga, dado que los umbrales fueron calibrados con señales del rodamiento UC205 a 1800 RPM. La extensión del sistema a otras condiciones de operación requeriría la recalibración de los umbrales o la incorporación de señales adicionales en el proceso de ajuste.

6.4 Discusión de resultados.

Los resultados obtenidos son consistentes con el comportamiento esperado en análisis vibracional de rodamientos y sistemas rotativos. La kurtosis demostró ser un indicador eficaz para la detección de fallas en rodamientos, debido a su sensibilidad frente a impulsos y eventos transitorios presentes en la señal vibracional. En el sistema desarrollado se empleó un umbral de $k > 5$, lo cual permitió incrementar la selectividad del diagnóstico y reducir falsas alarmas asociadas a señales con ligeras desviaciones estadísticas, pero sin presencia real de impactos mecánicos.

La diferenciación entre desalineamiento y desbalanceo mediante indicadores estadísticos en el dominio del tiempo constituye uno de los principales aportes del sistema propuesto.

En muchos sistemas de diagnóstico basados únicamente en parámetros estadísticos, ambas condiciones pueden presentar niveles energéticos similares, dificultando su discriminación. En este trabajo, el coeficiente de variación del RMS (CV_{RMS}) demostró ser un parámetro útil para distinguir ambas condiciones, al capturar diferencias en la estabilidad temporal de la energía vibracional. Mientras el desalineamiento produce variaciones de amplitud a lo largo del ciclo de rotación, el desbalanceo tiende a mantener una amplitud vibracional relativamente constante.

Una limitación del sistema implementado corresponde al uso de umbrales fijos calibrados sobre un conjunto de datos reducido. En condiciones reales de operación industrial, variables como velocidad de rotación, temperatura, lubricación o interacción con otras fuentes de vibración pueden modificar los parámetros estadísticos y afectar la capacidad discriminativa del árbol de decisión. Como trabajo futuro, la incorporación de técnicas de aprendizaje automático permitiría desarrollar fronteras de decisión adaptativas a partir de conjuntos de datos más amplios y representativos.

Nota: El sistema de diagnóstico fue implementado como aplicación web interactiva mediante la biblioteca Streamlit de Python, permitiendo la carga de archivos CSV, el cálculo automático de los indicadores estadísticos, la visualización de la señal temporal y el registro histórico de diagnósticos. La implementación utiliza las bibliotecas NumPy y SciPy para el procesamiento de señales, con una frecuencia de muestreo configurada en fs = 8 000 Hz para compatibilidad con el conjunto de datos de referencia empleado.

7. RECOMENDACIONES.

Para ampliar la validez del sistema

- La calibración actual se realizó con señales del rodamiento UC205 a 1800 RPM bajo carga constante. Se recomienda adquirir señales a otras velocidades de operación (por ejemplo, 900 y 1440 RPM) y bajo diferentes niveles de carga para evaluar la sensibilidad de los umbrales actuales y, si es necesario, parametrizarlos en función de la velocidad.

Para mejorar la robustez del árbol de decisión

- Los umbrales fijos presentan riesgo de falsos positivos/negativos en condiciones industriales reales donde coexisten múltiples fuentes de vibración. Se recomienda explorar la incorporación de técnicas de aprendizaje automático supervisado (por ejemplo, SVM o Random Forest) para generar fronteras de decisión adaptativas, usando los mismos cinco indicadores estadísticos como variables de entrada, lo que preservaría la interpretabilidad del sistema.

Para el banco de pruebas

- Incorporar un segundo acelerómetro en orientación axial, ya que el desalineamiento angular genera componentes vibracionales predominantemente en esa dirección que no son capturadas por el sensor radial actual. Esto permitiría mejorar la discriminación del desalineamiento y añadir un sexto indicador al árbol.

Para el sistema de adquisición

- El filtro pasivo con condensador implementado atenúa ruido de alta frecuencia, pero no garantiza un corte preciso. Se recomienda diseñar un filtro activo pasa-bajas de segundo orden (por ejemplo, Sallen-Key a 8 kHz) para mejorar la relación señal-ruido sin depender del umbral de filtrado por software actualmente implementado en Arduino.

Para la interfaz

- El historial de diagnósticos se guarda actualmente en un archivo CSV local, lo que lo hace vulnerable a pérdida de datos. Se recomienda migrar el almacenamiento a una base de datos ligera (SQLite o similar) e incorporar visualización de tendencias del RMS y la kurtosis en el tiempo, lo que habilitaría la detección de degradación progresiva entre sesiones de medición.

Para trabajo futuro

- Dado que el sistema fue validado únicamente sobre las mismas señales usadas para calibrar los umbrales, se recomienda realizar una validación cruzada con señales de rodamientos distintos (por ejemplo, 6205 o 6206) y a distintas etapas de

degradación, para evaluar la capacidad de generalización del árbol de decisión más allá del conjunto de entrenamiento.

8. CONCLUSIONES

- El sistema experto basado en reglas alcanzó un 100% de precisión sobre el conjunto de validación de siete condiciones (sistema normal, dos niveles de desbalanceo, dos de desalineamiento y fallas en pista interna y externa del rodamiento UC205 a 1800 RPM). Esto confirma que los cinco indicadores estadísticos seleccionados —RMS, kurtosis de Fisher, factor de cresta, CV_RMS y skewness— son suficientes para discriminar las condiciones evaluadas sin recurrir al dominio de la frecuencia ni a técnicas de aprendizaje automático.

- La estructura jerárquica del árbol —donde la kurtosis actúa como primer discriminador, el RMS como segundo, y el CF/CV_RMS/skewness como criterios secundarios— demostró ser efectiva. La incorporación del CV_RMS como indicador de no-estacionariedad constituyó el aporte más diferenciador del sistema, ya que permitió separar el desalineamiento N2 (CV_RMS = 0.183) del desbalanceo N2 (CV_RMS = 0.014), condición que resultaba indistinguible con los indicadores escalares clásicos.

- El proceso de validación evidenció que el árbol original de siete reglas no contemplaba el perfil del desbalanceo de menor magnitud (RMS = 0.1922 g, CF = 3.68), que quedaba fuera de todos los rangos definidos. La incorporación de la Regla 8 (RMS $\geq$ 0.15, CF < 5, |k| < 2) y la modificación de la Regla 2 (adición de CF $\geq$ 5 para falla en pista externa) resolvieron esta ambigüedad, demostrando que la calibración del árbol debe realizarse con el conjunto completo de condiciones a diagnosticar.

- El banco permitió la emulación controlada y reproducible de tres tipos de falla bajo velocidad y carga constantes (1800 RPM), garantizando que las variaciones observadas en las señales fueran atribuibles exclusivamente a las condiciones

inducidas. El uso del acelerómetro MEMS ADXL1002 con cableado blindado, filtro pasivo y Arduino Due demostró ser una alternativa viable y de bajo costo frente a sistemas piezoeléctricos industriales para aplicaciones académicas de análisis vibracional.

- La implementación como aplicación web interactiva en Streamlit cumplió el objetivo de reducir la dependencia del conocimiento experto: el sistema procesa automáticamente la señal cargada en CSV, calcula los indicadores, emite el diagnóstico con nivel de severidad y genera un historial, sin que el usuario requiera formación en análisis vibracional.

BIBLIOGRAFÍA

[1] Evolución del mantenimiento: Historia y actualidad. Comparasoftware. https://blog.comparasoftware.com/evolucion-del-mantenimiento/#:~:text=En%20este%20art%C3%ADculo%2C%20daremos%20un%20repaso%20a%20la,surgi%C3%B3%20cuando%20la%20sociedad%20entendi%C3%B3%20su%20importancia%20econ%C3%B3mica.

[2] Carlos Aroeira. 2022. Historia de la medición de las vibraciones en el mantenimiento predictivo.https://www.dmc.pt/es/historia-da-medicao-de-vibracoes-em-manutencao-preditiva/

[3] Ronald L. Eshleman, Ph.D., P.E. 2002. Vibraciones básicas de máquinas- Introducción al análisis básico de maquinaria.

[4] Olarte C. William , Botero A, Marcela & Cañon Z. Benhur A. 2010. Universidad tecnológica de Pereira. Analisis de vibraciones: una herramienta clave en el mantenimiento predictivo.

[5] Torres Fernando, Rabanaque Gloria, Royo Jesus. Universidad de Zaragoza. Analisis de vibraciones e interpretación de datos.

[6] White Glen. 2010. Introducción al análisis de vibraciones.

[7] Chen Q, Yuan Q, Lei M, Wang M (2016) Shafting alignment computing method of new multibearing rotor system under specific installation requirement.

[8] Khodaei M, Rafeeyan M, Ebrahimi S (2012) Energy loss calculationdue to misalignment and unbalance in coupling-disk system.

[9] Estupinan E, Espinoza D, Fuentes A (2008) Energy losses causedby misalignment in rotating machinery: a theoretical, experimental and industrial approach.

[10] HA Gaberson (1996) Rotating machinery energy loss due to misalignment.

[11] Chu Tuy, Nguyen Tan, Yoo Hyu nsang & Wang Jihoon. 2023. New Mexico Institute of Mining and Technology. A review of vibration analysis and its applications.

[12] Saggar Dutta, Bananu Basu, Fazal Ahmed Talukdar. 2025. National Institute Of Technology, Silchar, Assam, India. Classification of Induction Motor Fault and Imbalance based on Vibration Signal using Single Antenna's Reactive Near-Field

[13] Medrano H. Zulma, Perez T. Carlos, Gomez S. Julio, Vera P. Maximiliano. 2015. Universidad Autónoma Baja California. Nueva metodología de diagnóstico de fallas en rodamientos en máquina síncrona mediante el procesamiento de señales vibro-acústicas empleando análisis de densidad de potencia.

[14] Romanssini, M., de Aguirre, P. C. C., Compassi-Severo, L., & Girardi, A. G. 2023. A review on vibration monitoring techniques for predictive maintenance of rotating machinery.

[15] Vishwakarma, M.; Purohit, R.; Harshlata, V.; Rajput, P. Vibration analysis & condition monitoring for rotating machines.

[16] Mohd Ghazali, M.H.; Rahiman,W. Vibration analysis for machine monitoring and diagnosis: A systematic review.

[17] Rossini, P. (2000). Using Expert Systems and Artificial Intelligence For Real Estate Forecasting.

[18]Badaro Sebastian, Ibañez Leonardom, Agüero Martin. 2013. Universidad de Palermo. Sistemas expertos: Fundamentos, Metodologías y Aplicaciones.

[19] Turban, E. (1995). Decision Support and Expert Systems (4ta edición). EE.UU. Prentice-Hall.

[20] A. Blanco Ortega, F. Beltran Ortega, G. Silva Navarro, H Méndez Azúa. 2010. Universidad Politécnica de la Zona Metropolitana de Guadalajara. Control de vibraciones en maquinarias rotativas.

[21] Saenz-Diez M. Juan Carlos, Jimenez M. Emilio, Blanco F. Julio, Martinez C Eduardo, Blanco B Juan Manuel. 2016. Universidad de la Rioja. Acumulador mecánico mediante volante de inercia.

[22] Muhammad A, Compa,Dariusz B & Pawel Fabis. (2024). Comparison of ANN AND CNN models for misfire detection in vehicle engine at different RPM with low-cost ADXL1002 accelerometer.