DESARROLLO DE UN SISTEMA DE MONITOREO EN LÍNEA PARA EL DIAGNÓSTICO TEMPRANO DE FALLAS EN UN COMPRESOR DE TORNILLO ROTATIVO BASADO EN ANÁLISIS DE VIBRACIONES UTILIZANDO MODELOS ARMA EN PYTHON

JESÚS DAVID RANGEL BAUTISTA
ÁNGEL DAVID VERGARA MOROS

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA
2026

DESARROLLO DE UN SISTEMA DE MONITOREO EN LÍNEA PARA EL DIAGNÓSTICO TEMPRANO DE FALLAS EN UN COMPRESOR DE TORNILLO ROTATIVO BASADO EN ANÁLISIS DE VIBRACIONES UTILIZANDO MODELOS ARMA EN PYTHON

JESÚS DAVID RANGEL BAUTISTA
ÁNGEL DAVID VERGARA MOROS

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Mecánico

Director
WILLIAM PINTO HERNÁNDEZ
Doctor en Ingeniería Mecánica

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA
2026

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de grado a Dios por darme la fuerza y sabiduría necesaria para enfrentar cada reto y obstáculo presentado en la carrera.

A mis padres por ser esas personas que me impulsan cada día a no rendirme para luchar por mis sueños y por estar siempre pendiente de mí. No hay mejores personas para mi vida que ellos, los amo; también quiero agradecerle a mi hermano por guiarme en todos los caminos que yo pudiese escoger, gracias a él y a su familia por acompañarme en toda mi carrera universitaria.

A mi novia por su paciencia infinita, por sus palabras de apoyo, por caminar a mi lado estos últimos 3 años de mi vida universitaria e impulsarme para sacar mi mejor versión y celebrar cada pequeño avance que yo tuviera. A mi familia en general por acompañarme en este proceso tan bonito de ser un Ingeniero Mecánico.

Por último, a mi perro por ser ese amigo fiel que siempre está feliz de verme, que con sus ojos me demuestra lo mucho que me ama y con sus sacadas a pasear me hacía relajarme un poco de los malos momentos.

JESÚS DAVID RANGEL BAUTISTA

DEDICATORIA

Dedico este proyecto, en primer lugar, a Dios, por darme la vida y no abandonarme nunca, por abrirme infinitas puertas siempre y por demostrarme en cada paso de mi carrera universitaria que lo puede absolutamente todo.

A mis padres y hermanos, que con su ayuda me han permitido seguir adelante. A mi padre Edgar Vergara, por trabajar incansablemente para darme las oportunidades que él no tuvo, por sus palabras de aliento y lecciones de vida, por sus abrazos y regaños y por alentarme siempre a explotar mis capacidades, mil gracias.

A mis abuelos, que con su solo recuerdo me hacen sonreír.

Y especialmente, a mi novia, Zharick Rincón, por acompañarme incondicionalmente en todo mi camino universitario. Por tenerme paciencia, por hacerme feliz y por ser siempre un bastón para mí en los momentos difíciles. Por acompañarme en mis noches extensas de trabajo y por apoyar mi dedicación a este proyecto, porque sin ella esto no hubiera sido posible de ninguna manera, infinitas gracias mi mujer.

ÁNGEL DAVID VERGARA MOROS

CONTENIDO

pág.

INTRODUCCIÓN 15
1. GENERALIDADES DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES 16
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 16
1.2 OBJETIVOS 17
1.2.1 Objetivo general 17
1.2.2 Objetivos específicos 18
1.3 JUSTIFICACIÓN 18
1.4 ALCANCES 19
1.5 LIMITACIONES 20
2. MARCO TEÓRICO 21
2.1 MANTENIMIENTO BASADO EN CONDICIÓN 21
2.2 COMPRESORES DE TORNILLO ROTATIVO 21
2.2.1 Principio de funcionamiento 22
2.2.2 Componentes principales 23
2.2.3 Modos de falla 23
2.2.4 Fuentes de vibración 24
2.3 VIBRACIONES MECÁNICAS 25
2.3.1 Conceptos fundamentales 25
2.3.2 Amplitud y frecuencia 25
2.3.3 Dominio del tiempo. 25
2.3.4 Dominio de la frecuencia 26
2.3.5 Valor RMS 26
2.4 ANÁLISIS DE VIBRACIONES 27
2.4.1 Firma de vibración. 28
2.4.2 Transformada rápida de Fourier 29

2.4.3 Indicadores de condición....29
2.5 SEVERIDAD DE LAS VIBRACIONES....29
2.5.1 Norma ISO 10816-3....30
2.5.2 Norma DIN VDI 3836....31
3. MODELOS ARMA....32
3.1 SERIES TEMPORALES....32
3.2 ESTACIONARIEDAD....33
3.2.1 Concepto de estacionariedad....33
3.2.2 Media y desviación estándar....33
3.3 PRUEBA DE DICKEY-FULLER AUMENTADA....34
3.4 DIFERENCIACIÓN DE SERIES TEMPORALES....35
3.5 FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN....36
3.5.1 ACF....37
3.5.2 PACF....38
3.6 MODELO ARMA....39
3.7 SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS “p” Y “q”....40
3.8 ESTIMACIÓN DEL MODELO....40
3.8.1 Análisis de residuos....40
3.9 PREDICCIONES....41
4. CARACTERIZACIÓN DEL EQUIPO Y DEL SISTEMA DE MONITOREO....42
4.1 DESCRIPCIÓN DEL COMPRESOR LEROI LG30....42
4.2 CARACTERÍSTICAS DEL COMPRESOR LEROI LG30....42
4.3 COMPONENTES PRINCIPALES DEL COMPRESOR LEROI LG30....43
4.4 PUNTOS DE MEDICIÓN....44
4.5 ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN RECOPILADA....45
4.6 DESPLIEGUE DE LA FUNCIÓN DE CALIDAD (QFD)....46
4.6.1 Requerimientos funcionales del sistema....46
4.6.2 Criterios de diseño....47
4.6.3 Matriz de calidad....47
4.6.4 Resultados (porcentajes)....48

4.6.5 Evaluación de alternativas....49
4.7 INSTRUMENTACIÓN UTILIZADA....50
4.8 VARIABLES MONITOREADAS....51
5. METODOLOGÍA PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO ARMA....52
5.1 ETAPAS DEL PROYECTO....52
5.2 ADQUISICIÓN Y PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS....53
5.3 ESTIMACIÓN DEL MODELO ARMA....53
5.4 GENERACIÓN DE PREDICCIONES....53
5.5 VALIDACIÓN DEL MODELO MEDIANTE EVENTOS HISTÓRICOS DE FALLA....54
5.6 VISUALIZACIÓN Y REPORTE....55
6. DESARROLLO DEL SISTEMA DE MONITOREO....56
6.1 ARQUITECTURA GENERAL DEL SISTEMA....56
6.2 DESARROLLO DEL MÓDULO DE ADQUISICIÓN....56
6.3 ALMACENAMIENTO DE LA INFORMACIÓN....58
6.4 PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES....58
6.5 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO ARMA....59
6.6 DESARROLLO DE LA INTERFAZ EN PYTHON....59
6.6.1 Visualización de la señal de vibración....60
6.6.2 Visualización en el dominio de la frecuencia....62
6.6.3 Generación de informes del activo....63
7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN....64
7.1 COMPORTAMIENTO DE LA FIRMA DE VIBRACIÓN....65
7.2 RESULTADOS DE LA PRUEBA ADF....68
7.3 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE ACF Y PACF....69
7.4 SELECCIÓN DEL MODELO ARMA....70
7.5 RESULTADOS DEL MODELO ARMA SELECCIONADO....71
7.6 ANÁLISIS DE LOS RESIDUOS....74
7.7 PREDICCIÓN DE LA FIRMA DE VIBRACIÓN....76
7.8 EVALUACIÓN MEDIANTE MAE....77
7.9 VALIDACIÓN MEDIANTE EVENTOS DE FALLA....78

7.10 CAPACIDAD PREDICTIVA 80
7.11 LIMITACIONES DEL MODELO PRESENTADO 85
8. CONCLUSIONES 86
9. RECOMENDACIONES 88
BIBLIOGRAFÍA 89
ANEXOS. 91

LISTA DE ELEMENTOS ESPECIALES

pág.

Tabla 1. Especificaciones del compresor.....43
Tabla 2. Matriz QFD.....48
Tabla 3. Resultados de la matriz QFD ponderados. 48
Tabla 4. Matriz de ponderación.....49
Tabla 5. Límites RMS según la condición operativa. 66
Tabla 6. Forma de los datos recolectados. 66

LISTA DE FIGURAS

pág.

Figura 1. Ciclo de compresión de un compresor de tornillo rotativo. 22
Figura 2. Mediciones de amplitud de vibración.....27
Figura 3. Tabla de severidad de vibración ISO 10816-3. 31
Figura 4. Gráfica representativa de ACF. 37
Figura 5. Gráfica representativa de PACF.....38
Figura 6. Relaciones de ACF y PACF con los rezagos de una serie.....39
Figura 7. Acelerómetro Wilcoxon 786T. 51
Figura 8. Etapas para la ejecución del proyecto de investigación. 52
Figura 9. Arquitectura del sistema de adquisición de datos. 56
Figura 10. Entorno de desarrollo de Codesys. 57
Figura 11. Interfaz de usuario Vibracore. 59
Figura 12. Paneles laterales de navegación de Vibracore. 60
Figura 13. Dashboard de la unidad compresora.....61
Figura 14. Panel para visualización de la forma de onda (aceleración y velocidad).....61
Figura 15. Panel para visualización del espectro de frecuencia. 62
Figura 16. Panel de generación de reportes.....63
Figura 17. Identificación del compresor según la norma ISO 10816-3. 65
Figura 18. Algunos datos de la lectura. 67
Figura 19. Datos RMS del sensor representados gráficamente. 67
Figura 20. Resultados de la prueba ADF. 68
Figura 21. Gráfica de la serie diferenciada una vez. 68
Figura 22. Resultados de la prueba ADF sobre la diferenciada. 69
Figura 23. Gráfica de ACF.....69
Figura 24. Gráfica de PACF. 70
Figura 25. Definición de los parámetros "p" y "q" a partir de los criterios AIC y BIC. 72
Figura 26. Resumen del modelo ARMA estimado.....72

Figura 27. Prueba de Ljung-Box para ruido blanco. 75
Figura 28. ACF para los residuos en fase de prueba. 76
Figura 29. Predicción vs RMS real en fase de prueba. 77
Figura 30. Validación contra histórico de falla 1. 79
Figura 31. Pronóstico de la serie de RMS para 60 horas. 81
Figura 32. Tendencia de las predicciones frente a la tendencia de los valores reales. .81
Figura 33. Estimación del tiempo de Vida Útil Remanente – Compresor NDE. 84
Figura 34. Probabilidad de falla antes de la fecha estimada. 85

LISTA DE ANEXOS

pág.

ANEXO A. Arquitectura y diagrama de componentes del compresor de tornillo rotativo. 91
ANEXO B. Base de la Ficha técnica del sensor Wilcoxon 786T. 92
ANEXO C. Base de la Ficha técnica del sensor Wilcoxon 787T. 93
ANEXO D. Diseño y entorno de desarrollo de Codesys. 94
ANEXO E. Esquema de visualización de Vibracore. 95
ANEXO F. Funciones y paneles adicionales de la interfaz de Vibracore. 96
ANEXO G. Generación de resultados de la estimación de los parámetros del modelo ARMA para los 6 sensores restantes (organizados según la presentación del documento). 97
ANEXO H. Hipótesis de significancia del modelo ARMA (2,4). 100
ANEXO I. Hipótesis de significancia del modelo ARMA (8,8). 101
ANEXO J. Justificación y validación contra histórico de falla 2. 102
ANEXO K. Reporte de vibración del compresor. 103

RESUMEN

TÍTULO: DESARROLLO DE UN SISTEMA DE MONITOREO EN LÍNEA PARA EL DIAGNÓSTICO TEMPRANO DE FALLAS EN UN COMPRESOR DE TORNILLO ROTATIVO BASADO EN ANÁLISIS DE VIBRACIONES UTILIZANDO MODELOS ARMA EN PYTHON.*

AUTORES: JESÚS DAVID RANGEL BAUTISTA, ÁNGEL DAVID VERGARA MOROS.**

PALABRAS CLAVE: Vibraciones, Modelos ARMA, Compresor, Diagnóstico de fallas.

DESCRIPCIÓN: El presente proyecto de grado tiene como propósito el desarrollo de un sistema de monitoreo en línea para el diagnóstico temprano de fallas en un compresor de tornillo rotativo Leroi LG30. Esta propuesta busca responder a la necesidad de complementar las estrategias convencionales de mantenimiento basado en condición (basadas principalmente en inspecciones periódicas), con una herramienta estadística que permita un seguimiento continuo del comportamiento vibratorio del equipo, reduciendo los intervalos de tiempo sin supervisión de este. La metodología empleada incluye el desarrollo de un sistema de adquisición de señales de vibración, la caracterización del comportamiento normal de compresor mediante modelos ARMA y la detección de desviaciones a través de las predicciones realizadas y su comparación con los datos obtenidos. El sistema fue validado utilizando registros históricos asociados a dos fallas del equipo. Los resultados obtenidos para métricas como el MAE de 0,0305 mm/s permitieron valores el desempeño de las predicciones realizadas. Además, la implementación de una plataforma de visualización en Python, facilitó el tratamiento y control de los componentes asociados a los sensores del compresor mediante el uso de las normas técnicas como la ISO 10816-3.

En consecuencia, el modelo permitió no solo identificar desviaciones respecto al comportamiento normal del compresor, sino que además permitió la estimación del tiempo de vida útil remanente del compresor como aproximadamente 4 meses para condición de alerta o alarma y 12 meses para condición de falla, demostrando el potencial de esta herramienta para el monitoreo de condición y las estrategias de mantenimiento predictivo del compresor.

---

* Proyecto de grado.

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Director: PhD. William Pinto Hernández.

ABSTRACT

TITLE: DEVELOPMENT OF AN ONLINE MONITORING SYSTEM FOR EARLY FAULT DIAGNOSIS IN A ROTARY SCREW COMPRESSOR BASED ON VIBRATION ANALYSIS USING ARMA MODELS IN PYTHON.*

AUTHOR: JESÚS DAVID RANGEL BAUTISTA, ÁNGEL DAVID VERGARA MOROS.**

KEY WORDS: Vibrations, ARMA models, Compressor, Fault Diagnosis.

DESCRIPTION: The purpose of this thesis project is to develop an online monitoring system for the early diagnosis of faults in a Leroi LG30 rotary screw compressor. This proposal seeks to address the need to supplement conventional condition-based maintenance strategies (which rely primarily on periodic inspections) with a statistical tool that enables continuous monitoring of the equipment's vibration behavior, thereby reducing the intervals of time during which the equipment is left unsupervised.

The methodology employed includes the development of a vibration signal acquisition system, the characterization of the compressor's normal behavior using ARMA models, and the detection of deviations by comparing predictions with the data obtained. The system was validated using historical records associated with two equipment failures. The results obtained for metrics such as the RMS of 0.0305 mm/s confirmed the performance of the predictions made. Additionally, the implementation of a visualization platform in Python facilitated the processing and control of components associated with the compressor's sensors through the use of technical standards such as ISO 10816-3.

Consequently, the model not only identified deviations from the compressor's normal behavior but also estimated the compressor's remaining useful life at approximately 4 months for a warning or alarm condition and 12 months for a failure condition, demonstrating the potential of this tool for condition monitoring and predictive maintenance strategies for the compressor.

* Degree work.

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Mechanical Engineering. Director: William Pinto Hernández. PhD in Mechanical Engineering.

INTRODUCCIÓN

En el ámbito de la industria moderna, la transición hacia estrategias de mantenimiento predictivo se ha convertido en un factor determinante para la competitividad de las plantas de producción. El monitoreo de condición basado en el análisis de vibraciones se ha establecido como una de las técnicas más robustas para anticipar el deterioro de maquinaria rotativa frente a los enfoques correctivos y preventivos tradicionales, pues permite identificar patrones asociados a fallas incipientes mucho antes de que estas comprometan la operación.

Dentro de este tipo de maquinaria se encuentran los compresores de tornillo rotativo, tales como el modelo Leroi LG30, que desempeñan un rol protagónico en el suministro de aire comprimido para procesos críticos dentro de la industria de oil & gas, en los que se someten a exigentes condiciones de operación, convirtiéndolos así en equipos susceptibles al desarrollo de fallas mecánicas prematuras manifestadas a través de fenómenos vibratorios anómalos.

En este contexto, la capacidad de un sistema para observar el comportamiento vibratorio de un compresor representa una ventaja importante tanto en costos de mantenimiento como en disponibilidad del equipo. Por consiguiente, la implementación de modelos estadísticos autorregresivos y de media móvil (ARMA) se presentan como una alternativa atractiva para entornos industriales reales.

En este documento se plantea el desarrollo integral de dicha propuesta, desde la adquisición de las señales de vibración del compresor, pasando por el diseño de una interfaz de visualización y evaluación normativa del equipo, hasta la construcción y validación de un modelo ARMA capaz de traducir el lenguaje vibratorio de la máquina en una alerta temprana. Mediante esta propuesta se buscó aportar una herramienta de apoyo al monitoreo de condición y al mantenimiento predictivo de compresores industriales de tornillo.

1. GENERALIDADES DEL ANÁLISIS DE VIBRACIONES

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los equipos críticos son aquellos que, en caso de apagarse, generan una parada total de la planta y que, por ende, son esenciales para la continuidad operativa de esta. En los entornos industriales actuales se destaca el uso de compresores tipo tornillo (Leroi LG30), ampliamente utilizados en la industria de petróleo y gas y que constituyen un equipo crítico y altamente necesario dentro de los sistemas productivos de las empresas, pues su operación continua tiene una influencia directa en la disponibilidad de la planta, los costos de mantenimiento y principalmente, sobre la calidad del proceso.

Debido a las condiciones de operación a las que están sometidos, tales como altas velocidades de rotación, esfuerzos mecánicos o cargas dinámicas, estos equipos son propensos a desarrollar fallas debidas a fenómenos vibratorios como desbalanceo o desalineamientos, defectos en rodamientos o incluso problemas en el acople motor-compresor, siendo estas las más representativos.

Ahora bien, tradicionalmente, el diagnóstico de este tipo de fallas se realiza mediante análisis de vibraciones que son ejecutados por analistas expertos, llevando a cabo mediciones de forma periódica, generalmente en intervalos de quince días, de uno o incluso dos meses, y si bien este enfoque ha demostrado ser efectivo, tiene una limitación importante: en el tiempo entre inspecciones el estado real de la máquina queda sin supervisión, lo que implica el riesgo de que una falla incipiente llegue a evolucionar hasta una falla severa antes de su detección, causando así paradas no programadas, daños en el equipo y elevados costos de operación. Además, existen normas técnicas como la ISO 10816-3 o DIN VDI 3836, que establecen los criterios para la evaluación de vibraciones mecánicas, pero su aplicación en tiempo real no siempre es viable, especialmente en plantas en las que se dispone de muchos equipos críticos y donde los recursos humanos especializados en el campo son limitados.

En este contexto, surge entonces la necesidad de desarrollar estrategias de monitoreo en línea que permitan complementar el trabajo del analista de vibraciones, logrando reducir la ventana de tiempo sin supervisión y proporcionando información sobre el estado del equipo. Adicionalmente, el acceso a instrumentos de vibración, el uso de tecnologías de adquisición de datos y el uso de plataformas de procesamiento, abren la posibilidad de implementar sistemas que sean capaces de analizar información en tiempo real.

Así, dado que en muchos entornos industriales no se dispone de suficientes datos históricos de falla para entrenar modelos complejos, se plantea el uso de modelos estadísticos de series temporales, como los modelos ARMA, los cuales permiten caracterizar el comportamiento normal de las señales de vibración y detectar desviaciones significativas asociadas a condiciones anómalas del equipo. Sin embargo, a pesar de las ventajas de utilizar este tipo de sistemas en el contexto industrial aún no se aplican de forma sistemática al monitoreo de compresores de tipo tornillo, presentando así una oportunidad para el desarrollo de soluciones que estén orientadas al mantenimiento predictivo de este tipo de equipos.

Con base en lo anterior, ¿puede un sistema de monitoreo en línea basado en modelos ARMA y análisis de vibraciones complementar el diagnóstico tradicional realizado por analistas expertos en compresores industriales tipo tornillo, permitiendo la detección temprana de anomalías en su operación?

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo general. Desarrollar un sistema de monitoreo en línea y diagnóstico temprano de fallas para el compresor de tornillo rotativo Leroi LG30 mediante análisis de vibraciones basado en las normas técnicas ISO 10816-3 y DIN VDI 3836 utilizando modelos ARMA en el lenguaje de programación Python.

1.2.2 Objetivos específicos. Desarrollar un sistema de adquisición de datos de vibraciones en tiempo real del compresor para su almacenamiento y análisis.

Integrar una interfaz de usuario en Python que permita la visualización de señales de vibración mediante gráficas en el dominio del tiempo y la frecuencia, facilitando el seguimiento y monitoreo del estado operativo del compresor.

Diseñar un módulo de generación y análisis de tendencias de las señales de vibración mediante modelos ARMA (Modelo Autorregresivo de Media Móvil), que permita caracterizar el comportamiento normal del compresor y detectar desviaciones asociadas a posibles fallas.

Validar el sistema propuesto mediante el análisis de datos históricos correspondientes a dos fallas reportadas del compresor de tornillo rotativo, analizando la respuesta de este ante condiciones anómalas.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Ahora bien, desde el punto de vista de la eficiencia operativa, el proyecto propone mejorar la forma en que se realiza el seguimiento del estado mecánico del compresor mediante el uso de herramientas de adquisición y procesamiento de datos de vibraciones pues, por ejemplo, “las fallas en rodamientos pueden provocar averías catastróficas en los equipos”[1], comprometiendo la integridad del equipo y la seguridad del personal.
Además, teniendo en cuenta que “cualquier falla incipiente que no se detecte a tiempo puede suponer un gasto considerable y provocar pérdidas económicas importantes”[2], resulta necesario reforzar las estrategias de seguimiento de la condición de los equipos críticos de la planta, como los compresores de tornillo, pues su indisponibilidad puede

[1] MONGIA, C.; GOYAL, D. y SEHGAL, S. Vibration response-based condition monitoring and fault diagnosis of rotary machinery. En: Materials Today: Proceedings. 2022. vol. 50, p. 679.

[2] Ibid., p. 679.

generar costos importantes para las empresas asociados tanto a su reparación como al tiempo de interrupción de los procesos en los que intervienen.

1.4 ALCANCES

El presente apartado define el nivel de profundidad técnica dentro de los cuales se desarrollará el sistema de monitoreo en línea. Para garantizar el cumplimiento de los objetivos propuestos:

- La plataforma contará con una **interfaz gráfica** en modo oscuro y de visualización focalizada, compuesta por múltiples módulos analíticos operativos.
- **Dashboard Visual:** Mapeo de severidad del equipo (motor – compresor y ventilador) evaluando los niveles (Bueno, Aceptable, Alerta, Peligro) en 7 puntos de medición específicos.
- **Análisis de señales:** Visualización de la forma de onda en el dominio del tiempo (aceleración y velocidad integrada) y análisis en el dominio de la frecuencia mediante espectro FFT con detección automática de picos.
- **Tendencias y reportes:** Módulo histórico para la comparación de sesiones de medición y un sistema de generación de reportes en formato PDF o Excel parametrizados para la gestión documental del activo.
- **Procesamiento:** El sistema operará con una frecuencia de muestreo de 14650 Hz, definida por las tarjetas de vibraciones con las cuales se trabajó.
- **Marco normativo:** La evaluación del estado del activo estará regida bajo las normativas técnicas ISO 10816-3 y DIN VDI 3836 las cuales delimitan los umbrales de severidad del activo por vibraciones.
- La detección de desviaciones y el diagnóstico temprano de fallas operarán bajo modelos estadísticos de series temporales ARMA.
- Se desarrollará el despliegue a un servidor denominado Vibracore, una plataforma de análisis de vibraciones programada en Python orientada al monitoreo continuo del compresor de tornillo rotativo Leroi LG30.

1.5 LIMITACIONES

En contraparte de los alcances definidos, las siguientes restricciones establecen los escenarios y variables operativas que quedan fuera del objeto de estudio:

- **Restricción de Datos para Validación:** Debido a la indisponibilidad de historiales exhaustivos de falla en los entornos industriales típicos, la validación algorítmica del sistema (incluyendo los modelos ARMA) estará restringida al análisis retrospectivo de los registros correspondientes a las dos fallas previamente documentadas en el equipo.
- **Dependencia de Conectividad (Despliegue en la Nube):** Al estar desplegada en una arquitectura *Cloud*, la visualización en tiempo real y el almacenamiento continuo estarán supeditados críticamente a la estabilidad y el ancho de banda de la red en la planta.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 MANTENIMIENTO BASADO EN CONDICIÓN

En los entornos industriales actuales, una estrategia fundamental para mejorar la disponibilidad y confiabilidad de los equipos consiste en poderse anticipar a las fallas de estos basándose en el monitoreo continuo del estado de la maquinaria a partir de variables, por ejemplo, de vibraciones. Esta estrategia, conocida como “Mantenimiento Basado en Condición” (CBM) fue propuesta, como dice Li[3], para garantizar la seguridad del sistema y reducir los costos de mantenimiento, constituyendo así la base para la toma de decisiones de mantenimiento posteriores.

En este contexto, el análisis de vibraciones adquiere una gran relevancia pues “la mayoría de las partes de la máquina darán un aviso antes de que fallen”[4], permitiendo así identificar condiciones anómalas de manera temprana y estableciendo a partir de allí un “cronograma para que se reparen y/o sustituyan dichos componentes”[5].

2.2 COMPRESORES DE TORNILLO ROTATIVO

Los compresores son dispositivos mecánicos que se encargan de presurizar un fluido de trabajo (aire o gases industriales) para aprovechar posteriormente la energía neumática de este en diversos procesos como la generación de energía eléctrica. Existen diversos tipos de compresores, entre ellos los compresores de pistón, de paletas y los de tornillo rotativo, siendo este último muy utilizado en la industria por su rendimiento constante.

[3] LI, G.; QIN, S. J.; JI, Y. y ZHOU, D. Reconstruction based fault prognosis for continuous processes. En: IFAC Proceedings Volumes. 2009a. vol. 42, no. 8, p. 1019.

[4] WHITE, Glen. Introducción al análisis de vibraciones. Massachusetts: Azima DLI, 2010. p. 11.

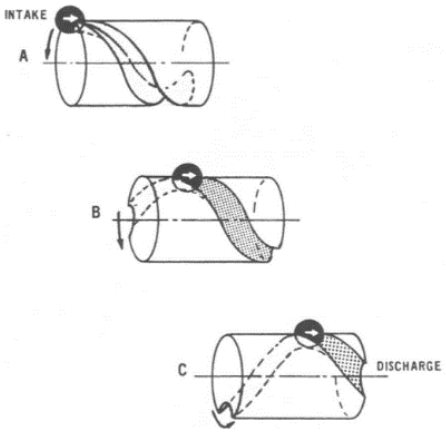
[5] LI. Op. cit., p. 1019.

En cuanto a mantenimiento, particularmente para el caso de maquinaria rotativa, como los compresores de tipo tornillo, el análisis de vibraciones resulta ser una herramienta muy efectiva para la evaluación del estado operativo de este ya que “se ha demostrado varias veces que, de todas las pruebas no destructivas que se pueden llevar a cabo en una máquina, la firma de vibraciones proporciona la cantidad de información más importante acerca de su funcionamiento interno”[6].

2.2.1 Principio de funcionamiento. Los compresores de tornillo rotativo funcionan mediante dos rotores helicoidales (macho y hembra) que reducen el volumen del aire atrapado entre ellos aumentando su presión al girar en sentido contrario (ver figura 1):

> La compresión se consigue mediante el engranaje de los rotores macho y hembra. Se aplica potencia al rotor macho y, a medida que un lóbulo de este comienza a salirse del engranaje con el rotor hembra, se crea un espacio vacío y se aspira gas por el orificio de entrada. A medida que el rotor sigue girando, el espacio entre los lóbulos aumenta y el gas continúa fluyendo hacia el compresor hasta que se llena por completo dicho espacio. La rotación continuada lleva un lóbulo macho al espacio entre lóbulos, comprimiendo y desplazando el gas en dirección al puerto de descarga. El volumen del gas se reduce progresivamente, lo que aumenta la presión.[7]

Figura 1. Ciclo de compresión de un compresor de tornillo rotativo.



FUENTE: BROWN, Royce N. Compressors: selection and sizing. 3 ed. Burlington: Gulf Professional Publishing, 2005. p. 129.

[6] WHITE. Op. cit., p. 13.

[7] BROWN, Royce N. Compressors: selection and sizing. 3 ed. Burlington: Gulf Professional Publishing, 2005. p. 129.

Este tipo de compresores destaca en la industria por su fiabilidad, versatilidad y alta eficiencia energética, además de que son mucho más silenciosos y compactos que otros tipos de compresores.

2.2.2 Componentes principales. Los compresores de tornillo rotativo cuentan con los componentes mecánicos adecuados para lograr una compresión continua de gas como:

Rotores (macho y hembra): Son los tornillos helicoidales que giran para incrementar la presión del fluido de trabajo.
Cámara o cárter: Es la carcasa metálica donde se alojan los rotores y se lleva a cabo el proceso de compresión.
Sistema de refrigeración: Consta de intercambiadores de calor que se encargan de eliminar el exceso de calor generado durante el proceso de compresión del gas, con el fin de evitar daños internos y garantizar que el proceso se desarrolle de forma eficiente.
Sistema de lubricación: Incluye las líneas que inyectan aceite para lubricar los rotores y protegerlos frente al desgaste y la corrosión prematuros.

Véase el anexo A para una vista completa del diagrama de las partes del equipo.

2.2.3 Modos de falla. Los modos de falla de un compresor de tornillo rotativo están relacionados con daños mecánicos en los rotores y rodamientos, sobrecalentamiento y problemas de lubricación.

El desgaste de los rotores es una de las fallas más comunes en los compresores de este tipo y ocurre generalmente debido al contacto metal-metal, causado por una inadecuada lubricación o por la presencia de contaminantes en el fluido.

Otro tipo de falla que suelen tener estos equipos es la presencia de fugas de aire a través de sellos, juntas y conexiones, resultando en una pérdida de presión y por ende de

eficiencia en el proceso de compresión. Es importante que los sellos y juntas se inspeccionen de manera regular para detectar señales de posible desgaste y reemplazarlos de ser necesario.

Además, el compresor puede llegar a sobrecalentarse debido a baja cantidad de refrigerante, aceite degradado o un sistema de refrigeración defectuoso, así como una inadecuada ventilación.

2.2.4 Fuentes de vibración. Las vibraciones mecánicas son el resultado de las fuerzas dinámicas que tienen lugar en las máquinas cuando están sometidas a acciones variables durante su funcionamiento.

Cuando las máquinas se encuentran en operación estas producen vibraciones de baja amplitud asociadas a su funcionamiento que son consideradas normales debido al movimiento de sus componentes internos de manera natural. Sin embargo, cuando una máquina empieza a fallar, la amplitud de las vibraciones aumenta significativamente y estas vibraciones severas terminan siendo el resultado de los problemas mecánicos derivados de las fuerzas que ejercen los componentes de la máquina, sirviendo como señal de alerta y permitiendo asociar los problemas de la máquina a estas fuentes de vibración tales como “desbalanceo, desalineación, holgura mecánica, resonancia, daños en rodamientos, engranajes y correas”[8], entre otros.

Por ello, identificar las fuentes de vibración comunes en un compresor de tornillo rotativo es clave para que un análisis de vibraciones sea llevado a cabo de manera adecuada para prevenir las fallas mecánicas que pueden presentarse.

[8] DEKYS, V. Condition monitoring and fault diagnosis. En: Procedia Engineering. 2017. vol. 177, p. 503.

2.3 VIBRACIONES MECÁNICAS

2.3.1 Conceptos fundamentales. Como plantea White[9], una vibración es una oscilación o movimiento repetido alrededor de una posición de equilibrio que es causada por una fuerza de excitación que depende directamente del estado de la máquina y cuyo conocimiento permitirá diagnosticar problemas en ella.

2.3.2 Amplitud y frecuencia. Para describir una vibración se necesitan conocer dos características de esta que son fundamentales como indicadores de la salud de una máquina:

- **Amplitud,** que representa qué tanto se desplaza un objeto desde su posición de equilibrio y define por ende la intensidad de la vibración. Esta puede expresarse como desplazamiento, velocidad o aceleración.
- **Frecuencia,** que representa el número de ciclos u oscilaciones completas que ocurren por unidad de tiempo y se mide en hercios (Hz). Se suelen emplear también los ciclos por minuto (cpm) como unidad de frecuencia ya que existe una relación importante entre la frecuencia y la velocidad angular de los elementos rotativos que facilita la identificación del problema de vibración.

2.3.3 Dominio del tiempo. Las señales obtenidas mediante la medición de vibraciones componen los registros temporales del comportamiento dinámico de la máquina, permitiendo observar la evolución de la magnitud vibratoria a lo largo del tiempo.

Esta representación gráfica de la señal de vibración en la que la amplitud (desplazamiento, velocidad o aceleración) se mide en función del tiempo se conoce como representación en el dominio del tiempo y muestra el comportamiento real de la máquina.

[9] WHITE. Op. cit., p. 18.

También es conocida como la forma de onda y en ella se pueden identificar algunas de las fuentes de vibración como la holgura mecánica, aunque no es la forma más utilizada para el análisis de vibraciones.

2.3.4 Dominio de la frecuencia. La gráfica en el dominio de la frecuencia (en lugar del dominio del tiempo) es otra forma de representar la información de vibración de la máquina que permite identificar las frecuencias que componen la señal vibratoria y las amplitudes asociadas a cada una de ellas.

El dominio de la frecuencia es la forma principalmente utilizada para el estudio de las señales de vibración ya que permite relacionar las frecuencias presentes en la señal con los diferentes fenómenos asociados al funcionamiento de la máquina, a través de los armónicos, que son frecuencias que corresponden a múltiplos enteros exactos de una frecuencia fundamental o de la velocidad de giro del motor.

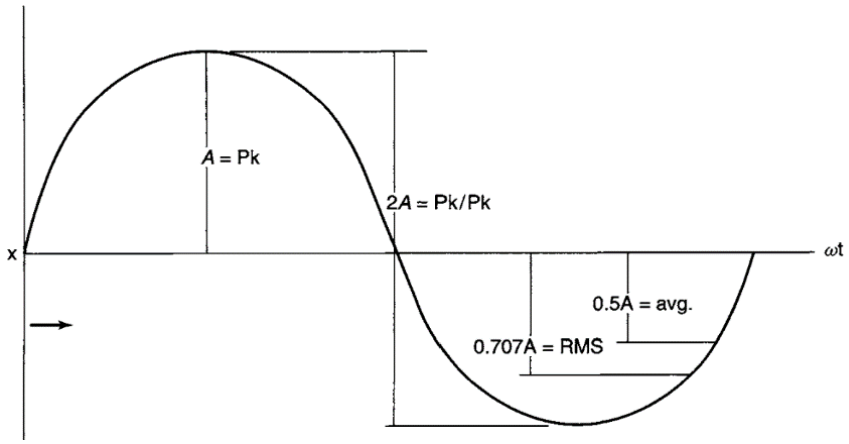
2.3.5 Valor RMS. Para la señal de vibración, sea en el dominio del tiempo o de la frecuencia, existen diferentes formas de medir la amplitud de la vibración (ver figura 2), tales como la amplitud pico (P_k) que es la distancia máxima de la onda desde el punto de equilibrio o la amplitud pico a pico (P_k- P_k) que es la distancia de una cresta negativa a una positiva. Para una onda simétrica, como una onda senoidal, el valor pico a pico es el doble del valor pico. Incluso pudiese calcularse el valor promedio de la onda de vibración.

Sin embargo, la medida de amplitud más utilizada en el análisis de vibraciones mecánicas es el valor RMS (Root Mean Square o Raíz del promedio de los cuadrados), ya que este representa de manera más precisa el contenido energético de la vibración de la máquina y se calcula como:

$$\boldsymbol{RMS} = \sqrt{\frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{n}} \cdot \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{x_i}^{\mathbf{2}}} \qquad (1)$$

Además, el valor RMS está establecido como el estándar global para evaluar la severidad de las vibraciones en maquinaria industrial y para una onda senoidal es igual a 0,707 veces el valor de la amplitud pico.

Figura 2. Mediciones de amplitud de vibración.



Fuente: MOBLEY, R. Keith. Vibration fundamentals. Boston: Butterworth-Heinemann, 1999. p. 15.

2.4 ANÁLISIS DE VIBRACIONES

Para llevar a cabo análisis de vibraciones para conocer la condición operativa de una máquina primero deben obtenerse los datos de amplitud en función del tiempo a partir de sensores, y como se vio previamente, esta amplitud puede medirse en unidades de desplazamiento, velocidad o aceleración y para cada una de ellas se utiliza un tipo de sensor diferente (sensores de proximidad, velocímetros y acelerómetros, respectivamente).

El acelerómetro piezoeléctrico es el transductor estándar para medición de vibraciones pues responde de manera excelente a un amplio rango de frecuencias (tanto bajas como altas) y además, ofrece una gran versatilidad mediante la integración matemática convirtiendo los datos de un sistema de unidades a otro, siendo este un proceso que se lleva a cabo con mucha precisión, comparado con el procedimiento de diferenciación que

resulta ser ruidoso y que podría usarse para pasar de datos de vibración en unidades de desplazamiento a unidades de velocidad o aceleración.

Como plantea Dekys[10], la medición de vibraciones se lleva a cabo mediante acelerómetros ubicados en puntos seleccionados, y los valores medidos proporcionan información inicial sobre el nivel de vibración y las propiedades espectrales.

En este punto resulta muy importante tener en cuenta aspectos como la frecuencia de muestreo (cantidad de muestras que toma el acelerómetro por segundo) y sus características, como que “esta debe ser por lo menos el doble de la frecuencia más alta presente en la señal”[11], establecido por el criterio de Nyquist, pues esto ayuda a evitar problemas como la formación de aliases (aliasing) que sucede cuando se toman muestras de la señal de vibración a una velocidad demasiado baja provocando que aparezcan picos falsos o componentes espectrales que no existieron en la realidad física de la máquina pero que puedan confundirse con problemas mecánicos reales, llevando a diagnósticos erróneos.

Por lo tanto, tener en cuenta estos conceptos es fundamental para asegurar que la información recolectada representa de manera adecuada el comportamiento dinámico del equipo y, por ende, para garantizar que se está llevando a cabo un análisis confiable con información continua.

2.4.1 Firma de vibración. Estos datos digitales son los correspondientes a la forma de onda y es necesario transformarlos al dominio de la frecuencia para obtener la llamada “firma de vibración” o espectro de frecuencias.

[10] DEKYS. Op. cit., p. 502.

[11] WHITE. Op. cit., p 63.

Es importante tener en cuenta que una máquina genera un patrón vibratorio único asociado con su condición de funcionamiento (según su diseño, velocidad, componentes y desgaste). Ahora bien, si un componente sufre desgaste o falla de alguna manera, el comportamiento vibratorio cambia, indicando el problema exacto que sufre el equipo.

2.4.2 Transformada rápida de Fourier. El algoritmo matemático llamado la Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform - FFT) permite transformar los datos del sensor (acelerómetro) en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia de manera muy rápida y representar una señal vibratoria en términos de sus componentes de frecuencia. A partir de esta transformada se lleva a cabo la identificación de las posibles fuentes de vibración.

2.4.3 Indicadores de condición. Los indicadores de condición (como el valor RMS) son aquellos que permiten determinar el estado de la máquina a partir de las señales de vibración, facilitando el seguimiento del estado operativo de la máquina y la identificación de cambios o variaciones de una firma de vibraciones correspondiente respecto a una condición de referencia.

2.5 SEVERIDAD DE LAS VIBRACIONES

La severidad en vibraciones es la medida usada para determinar si el estado operativo de una máquina es seguro o si presenta un fallo a partir de la intensidad de la vibración medida. El análisis de vibraciones permite obtener información clave acerca del estado dinámico del compresor. Sin embargo, el análisis de esta información debe llevarse a cabo teniendo en cuenta una serie de criterios estandarizados como las normas técnicas ISO 10816-3[12] o DIN VDI 3836, que permitan relacionar la información obtenida con rangos de vibración normativos posibilitando la evaluación del funcionamiento de la

[12] ENTENDIENDO LA TABLA DE SEVERIDAD DE VIBRACIONES ISO 10816-3. [En línea]. Dspanalytic.com, s.f. Disponible en: https://dspanalytic.com/vibraciones/tabla-iso-10816-3/

máquina en función de la severidad o el riesgo de falla, asociando patrones específicos con fallas típicas como desbalanceo, desalineación o defectos de rodamientos, evaluando así la condición operativa de la máquina.

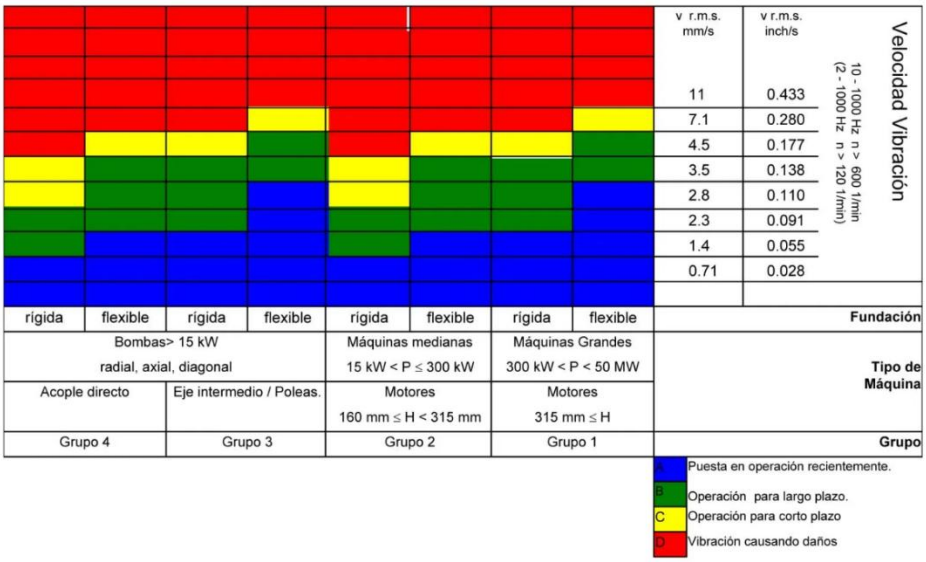
2.5.1 Norma ISO 10816-3. La norma ISO 10816-3 es un estándar internacional utilizado para evaluar las vibraciones en maquinaria rotativa crítica con una potencia superior a 15 kW y un rango de velocidad de 120 a 15000 rpm utilizando acelerómetros o transductores de velocidad ubicados en partes estacionarias, como carcasas de cojinetes.

Esta norma clasifica la maquinaria industrial en 4 grupos dependiendo de su potencia y la flexibilidad de su cimentación o montaje (rígida o flexible). Adicionalmente, la norma establece 4 zonas de evaluación cualitativa para la severidad de la maquina en función de las vibraciones, entendiéndose esta como el estado mecánico de la máquina. La evaluación de las vibraciones se debe dar en unidades de velocidad (mm/s) utilizando la medida de amplitud RMS. Las 4 zonas para determinar el estado operativo de la máquina son (ver figura 3):

- **Zona A:** Puesta en operación recientemente (excelente).
- **Zona B:** Operación para largo plazo (aceptable).
- **Zona C:** Operación para corto plazo (alerta/insatisfactoria).
- **Zona D:** Vibración causando daños (alarma/inaceptable).

Es importante recalcar que esta norma sirve como guía general o punto de referencia para evaluar la calidad de la vibración y a partir de allí, la condición operativa del equipo, pero debe tenerse en cuenta que, para ciertas aplicaciones, un nivel de vibración más alto o más bajo pudiese ser considerado como aceptable aun cuando no sea el establecido directamente por la norma.

Figura 3. Tabla de severidad de vibración ISO 10816-3.



Fuente: ENTENDIENDO LA TABLA DE SEVERIDAD DE VIBRACIONES ISO 10816-3. [En línea]. Dspanalytic.com, s.f. Disponible en: https://dspanalytic.com/vibraciones/tabla-iso-10816-3/

2.5.2 Norma DIN VDI 3836. Otra norma técnica utilizada es la norma DIN VDI 3836 que es una normativa técnica alemana que establece los criterios para la medida y evaluación de las vibraciones mecánicas en compresores de tornillo rotativo y en sopladores tipo Root y que busca ser una adición a lo establecido por la norma ISO 10816-3 al centrarse explícitamente en este tipo de equipo.

3. MODELOS ARMA

3.1 SERIES TEMPORALES

Una serie temporal es un conjunto de datos medidos de una variable cuantitativa, ordenados de manera cronológica e igualmente espaciados en el tiempo y que permite estudiar la tendencia general de dicha variable con respecto al tiempo.

Este tipo de series se analiza a través de herramientas estadísticas principalmente con el objetivo de lograr identificar patrones de tendencia, así como realizar predicciones de la variable estudiada, siendo esta última la entrada para diversas herramientas como los modelos Arma, Arima, Sarima, Sarimax, entre otros, que posibilitan estudiar datos de series temporales y realizar predicciones sobre estos a partir de una estructura bien definida.

Así, el uso de modelos estadísticos de series temporales, como los modelos ARMA (Modelo Autorregresivo de Media Móvil) que son “una herramienta para entender y predecir valores futuros de la serie”[13], se presenta como una alternativa interesante para el análisis de señales de vibración pues a partir de este tipo de modelos se puede caracterizar el comportamiento normal del compresor, partiendo de datos vibratorios históricos, y detectar desviaciones que pueden estar asociadas a condiciones de falla del equipo.

En función de lo expuesto, la integración entre el análisis de vibraciones basado en el cumplimiento de normativas, la adquisición de datos en tiempo real y la aplicación de modelos ARMA permite desarrollar sistemas de monitoreo capaces de apoyar el diagnóstico temprano de fallas en compresores industriales de tipo tornillo, mediante la

[13] FOURNIES PALLAVICINI, Aldo. Modelos ARMA y método Box & Jenkins. Trabajo de curso. Valparaíso: Universidad Técnica Federico Santa María, Departamento de Industrias, 2013. p. 8.

caracterización del comportamiento dinámico del compresor y la detección de desviaciones asociadas a fallas incipientes contribuyendo a mejorar la disponibilidad operativa, las estrategias de mantenimiento y principalmente, a reducir los costos asociados a fallas inesperadas.

3.2 ESTACIONARIEDAD

3.2.1 Concepto de estacionariedad. Una serie de tiempo se dice estacionaria cuando las propiedades estadísticas del proceso se mantienen constantes y, por ende, no cambian a lo largo del tiempo. Esto implica tres (3) características principales:

- La media μ es constante, es decir, el promedio de los datos no sube ni baja de manera sostenida con el paso del tiempo.
- La desviación estándar σ es constante.
- No hay estacionalidad, es decir, no hay patrones repetidos que ocurren en períodos fijos de tiempo.

Es importante tener en cuenta el concepto de estacionariedad de los datos al utilizar modelos de series temporales pues esto permitirá hacer predicciones confiables, debido a que esta característica hace que el comportamiento pasado sea útil para predecir el comportamiento futuro de la serie.

3.2.2 Media y desviación estándar. La media de los datos de una serie temporal se refiere a la media aritmética de todos los datos, es decir, a la suma de todos los valores de la serie dividida entre el número total de datos u observaciones.

La desviación estándar de una serie temporal mide cuánto se dispersan los valores de los datos con respecto a su media, es decir, mide el grado de fluctuación de los datos y

permite identificar si los datos son estables o si presentan cambios bruscos en los períodos analizados.

3.3 PRUEBA DE DICKEY-FULLER AUMENTADA

Los modelos estadísticos de series temporales, como los modelos ARMA, “parten de la hipótesis de que la señal es estacionaria”[14], sin embargo, en muchos escenarios industriales, los componentes de los equipos trabajan bajo condiciones de operación variables, provocando que las señales obtenidas exhiban un comportamiento no-estacionario.

Esto plantea la importancia de saber identificar si una serie temporal es estacionaria o no y para esto una primera aproximación es graficar la serie temporal a partir de los datos recolectados y analizar gráficamente si las condiciones mencionadas anteriormente para afirmar que una serie temporal es estacionaria se cumplen.

La media y la desviación estándar constantes se pueden verificar gráficamente al tomar tramos diferentes de la serie graficada y analizar si sus valores medios y sus fluctuaciones se mantienen más o menos constantes o si cambian drásticamente entre una ventana y otra. La estacionalidad se puede verificar globalmente, identificando si existe un patrón que se repite de manera periódica o no.

Sin embargo, estas pruebas visuales no pueden de ninguna manera ser suficientes para determinar definitivamente si una serie temporal es estacionaria o no pues muchas veces lo que a la vista del observador puede parecer una media constante, no serlo realmente, equivocando el análisis desde el principio.

[14] CHEN, Y.; LI, Z.; JIANG, Y.; GONG, D. y ZHOU, K. Sparse LPV-ARMA model for non-stationary vibration representation and its application on gearbox tooth crack detection under variable speed conditions. En: Mechanical Systems and Signal Processing. 2025. vol. 224, art. 112161, p. 2.

Por lo tanto, debe existir una regla matemática rigurosa que permita definir de manera cuantitativa si una serie temporal es estacionaria o no, y esta se conoce como la Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) que sirve, como plantea Li[15], para garantizar la estacionariedad de la serie de datos estudiada evaluando la presencia de una raíz unitaria (uno de los coeficientes de la serie modelada es 1 o -1) en la serie. Esta prueba o test plantea una serie de hipótesis llamadas la Hipótesis Nula (H_o) y la Hipótesis alternativa (H_1) donde:

- **H_o:** La serie NO es estacionaria
- **H_1:** La serie SI es estacionaria

Posteriormente, se aplica una función matemática a los datos de la serie temporal y se obtiene como resultado el valor de la prueba, llamado **p-value** o **valor p** donde **p** es la probabilidad de que exista una raíz unitaria en la serie temporal (que indica que la serie es no estacionaria), y a partir de este valor se toma una decisión teniendo en cuenta que:

- Si **p-value < 0,05** entonces se rechaza la hipótesis nula y, por tanto, la serie es estacionaria.
- Si **p-value > 0,05** entonces no se rechaza la hipótesis nula y, por tanto, la serie no es estacionaria.

3.4 DIFERENCIACIÓN DE SERIES TEMPORALES

Si una serie temporal a través de la aplicación de ADF es identificada como no estacionaria, entonces no se puede aplicar directamente un modelo ARMA a esta serie temporal pues este es un requisito matemático fundamental de este tipo de modelos.
Sin embargo, esta limitación presentada por los modelos ARMA no implica que si la serie temporal a estudiar no es estacionaria entonces no se puede hacer nada para lograr

[15] LI, X.; LIU, Y.; FAN, L.; SHI, S.; ZHANG, T. y QI, M. Research on the prediction of dangerous goods accidents during highway transportation based on the ARMA model. En: Journal of Loss Prevention in the Process Industries. 2021. vol. 72, art. 104583, p. 2.

trabajar esa serie con este tipo de modelo, pero sí implica que se debe realizar un paso adicional para lograr transformar señales no estacionarias en señales estacionarias.

Una de las técnicas utilizadas para ello es la diferenciación, que es un método que busca disminuir la influencia de la no estacionariedad para mejorar la aplicabilidad de los modelos de series temporales. Esta técnica consiste en crear una nueva serie que sea la resta entre el valor actual de la serie y su valor anterior inmediato con el fin de encontrar una serie estacionaria:

$$Z_t = y_t - y_{t-1} \quad (2)$$

Donde:
$\mathbf{Z_t}$ representa la nueva serie temporal.
$\mathbf{y_t}$ representa la observación en el tiempo t actual.
$\mathbf{y_{t-1}}$ representa la observación previa.

Por lo tanto, luego de aplicar la diferenciación, se puede aplicar nuevamente la prueba ADF para verificar la estacionariedad de esta nueva serie temporal.

Ahora bien, en general, con la primera diferencia se logra eliminar la tendencia de no estacionariedad de la serie temporal, pero en caso de no ser así, se pueden aplicar diferencias de orden superior, es decir, aplicar la diferencia de las diferencias, hasta obtener una serie temporal estacionaria.

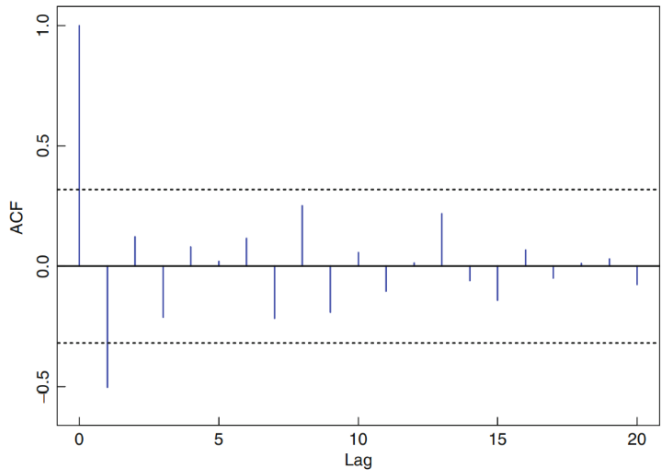
3.5 FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

Una función de autocorrelación mide la relación lineal existente entre una variable y ella misma en diferentes períodos de tiempo y cuantifica la dependencia entre un valor actual $\mathbf{y_t}$ y sus valores pasados $\mathbf{y_{t-k}}$ (rezagos o lags). Sus valores indican la fuerza y la dirección de la dependencia y oscilan típicamente entre -1 y 1 donde 1 indica una relación positiva

perfecta, -1 indica una relación negativa perfecta y 0 indica ausencia de correlación. La virtud de las funciones de autocorrelación es que ellas se utilizan para "determinar el orden de un modelo ARMA"[16].

3.5.1 ACF. La función de autocorrelación (ACF) es una herramienta estadística que mide la correlación total entre una serie temporal y sus rezagos incluyendo los efectos indirectos de los rezagos entre sí sobre el valor actual de la serie.

Figura 4. Gráfica representativa de ACF.



Fuente: BROCKWELL, Peter J. y DAVIS, Richard A. Introduction to Time Series and Forecasting. 3a ed. Cham, Suiza: Springer, 2016. p. 97-100.

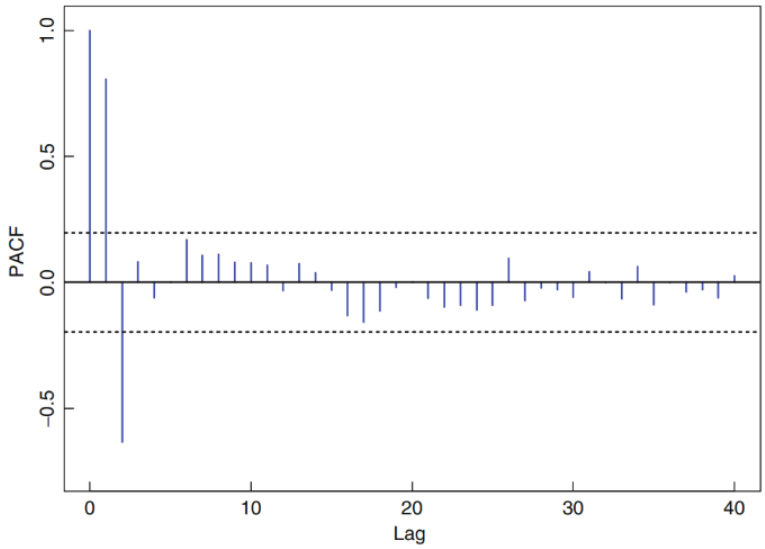
En la figura 4 se muestra un ejemplo del resultado gráfico de la aplicación de la función de autocorrelación parcial a una serie temporal, y en ella se pueden identificar las características principales de este como los rezagos o lags en el eje horizontal (períodos de retraso analizados), los coeficientes de correlación (eje vertical), las barras correspondientes a cada rezago que representan qué tanta correlación existe entre la serie temporal en su valor actual y el valor en el rezago correspondiente y unas líneas

[16] PHAM, H. T.; TRAN, V. T. y YANG, B.-S. A hybrid of nonlinear autoregressive model with exogenous input and autoregressive moving average model for long-term machine state forecasting. En: Expert Systems with Applications. 2010. vol. 37, no. 4, p. 3312.

horizontales que representan los límites o bandas de confianza o error que delimitan el umbral estadístico para determinar si existe una correlación significativa o si por el contraria existe una correlación despreciable, de manera que para aquellos rezagos cuyas barras se encuentren dentro de este umbral, se dice que no se cuenta con evidencia estadística suficiente para concluir que la correlación es diferente de cero.

3.5.2 PACF. La función de autocorrelación parcial (PACF) es una herramienta estadística que mide la correlación entre dos observaciones separadas cierto número de rezagos y eliminando completamente la influencia de los rezagos intermedios, es decir, PACF mide solo la correlación directa entre la serie y sus rezagos. La gráfica resultante de la aplicación de la PACF (ver figura 5) a una serie temporal se interpreta de la misma manera que la gráfica de ACF.

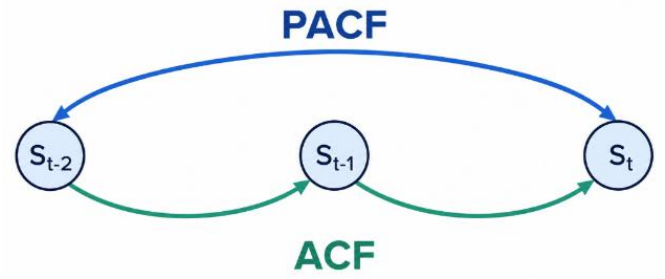
Figura 5. Gráfica representativa de PACF.



Fuente: BROCKWELL, Peter J. y DAVIS, Richard A. Introduction to Time Series and Forecasting. 3a ed. Cham, Suiza: Springer, 2016. p. 97-100.

El funcionamiento de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial (ACF y PACF) se puede resumir como se muestra en la figura 6, para un total de dos rezagos.

Figura 6. Relaciones de ACF y PACF con los rezagos de una serie.



3.6 MODELO ARMA

Un modelo ARMA (Autorregresivo de Media Móvil) es una herramienta estadística que sirve para analizar y pronosticar series temporales y combina dos componentes principales:

Parte autorregresiva AR que "considera el efecto de los valores pasados sobre los valores actuales"[17].
Parte de media móvil MA que "considera el efecto de los errores pasados sobre los valores actuales"[18].

Un modelo ARMA es representado matemáticamente como:

$$y_t = \emptyset_o + \emptyset_1 y_{t-1} + \cdots + \emptyset_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \cdots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Donde los coeficientes Φ representan los coeficientes de la parte "AR" y los coeficientes θ representan los coeficientes de la parte "MA".

[17] CHEN. Op. cit., p. 2.

[18] Ibid., p. 2.

3.7 SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS “p” Y “q”

Los parámetros “p” y “q” determinan el orden de los componentes “AR” y “MA” del modelo ARMA. Es decir, “p” y “q” representan la cantidad de coeficientes que cada parte aporta al modelo final donde cada coeficiente corresponde a un rezago específico.

El orden del modelo ARMA(p,q) representado por los parámetros “p” y “q” se obtiene de las funciones de autocorrelación PACF y ACF, respectivamente. Es decir, de las gráficas de ACF y PACF se extraen los rezagos significativos y esos números representan los valores de “p” y “q”.

3.8 ESTIMACIÓN DEL MODELO

Una vez definidos los órdenes “p” y “q”, es decir, el número de coeficientes Φ y θ, los parámetros del modelo ARMA se estiman a partir de los datos disponibles de la serie temporal. El objetivo es obtener los valores numéricos de todos los coeficientes Φ y θ que definirán de manera completa al modelo ARMA.

3.8.1 Análisis de residuos. Una vez estimado el modelo ARMA, se definen unos conjuntos de entrenamiento y prueba normalmente definidos como el 80% de los datos de la serie temporal para entrenamiento y el 20% restante para pruebas del modelo.

Con las pruebas del modelo se obtienen un conjunto de predicciones frente a un conjunto de valores reales de la serie y se realiza un análisis de residuos, que corresponden a la diferencia entre los valores reales de la serie y los valores estimados por el modelo. Esto permite analizar si el modelo seleccionado realmente logra capturar el comportamiento de la serie temporal.

Idealmente, se espera que los residuos presenten un comportamiento similar al de “ruido blanco” ya que el “nivel de precisión del modelo ARMA se sintetiza en términos de la desviación estándar de manera que a menor valor de σ, mejor se puede concluir que se

ajusta el modelo estimado a la serie temporal"[19]. Las características de datos que representan una serie que es ruido blanco son dadas por básicamente las mismas tres condiciones que para verificar si una serie es estacionaria, con la única diferencia de que la media debe ser no una constante genérica, sino que debe ser cero específicamente. Si se cumplen estas condiciones, entonces se dice que los residuos se comportan como ruido blanco y que, por tanto, la correlación existente entre los rezagos de los residuos es cero, de manera que el modelo ARMA ha logrado capturar adecuadamente el comportamiento de la serie temporal.

3.9 PREDICCIONES

Una vez estimado y validado el modelo ARMA (p,q), este puede utilizarse para realizar predicciones de valores futuros de la serie temporal.

[19] BUONO, Dario; SIANO, Daniela; FROSINA, Emma y SENATORE, Adolfo. Gerotor pump cavitation monitoring and fault diagnosis using vibration analysis through the employment of auto-regressive-moving-average technique. En: Simulation Modelling Practice and Theory. 2017. vol. 71, p. 77.

4. CARACTERIZACIÓN DEL EQUIPO Y DEL SISTEMA DE MONITOREO

El compresor **Leroi LG30** es un compresor de tornillo rotativo en este caso utilizado para una planta de aprovechamiento de gas y de generación de energía. Este es acoplado a un motor WEG de 600 HP que lo acciona. También se encuentra un motor que se acopla a un ventilador encargado de refrigerar a la unidad compresora.

El sistema de monitoreo está compuesto por 7 acelerómetros (de salida dual pues miden vibración y temperatura de manera simultánea) los cuales están distribuidos de manera estratégica para garantizar un análisis preciso de la unidad compresora.

4.1 DESCRIPCIÓN DEL COMPRESOR LEROI LG30

El compresor de tornillo rotativo (Leroi LG30) es muy importante para lograr suplir la demanda industrial de gas comprimido. En el contexto industrial, este tipo de maquinaria se clasifica como un equipo crítico, pues su operación ininterrumpida dicta en gran medida la disponibilidad y eficiencia de toda la planta. Además, al estar sometido a exigentes condiciones de operación este equipo es sumamente vulnerable al desgaste y a la aparición de niveles de vibración severas si no cuenta con una supervisión continua.

4.2 CARACTERÍSTICAS DEL COMPRESOR LEROI LG30

Para lograr un diagnóstico eficaz, es clave identificar las variables operativas del compresor puesto que estas determinan las frecuencias fundamentales (1X) y la ubicación de los armónicos en los espectros vibratorios.

Se detallan las especificaciones del activo (ver tabla 1), el cual se encuentra referenciado en la plataforma de monitoreo bajo el TAG **K001 - Compresor Leroi LG 30**.

Tabla 1. Especificaciones del compresor.

Parámetro	Valor
Fabricante y modelo	Leroi – LG30
Tecnología de compresión	Tornillo rotativo
Potencia del motor de accionamiento	600 HP
Velocidad nominal de operación	1200 RPM
Presión de descarga	104 PSI
Presión de succión	5 PSI
Temperatura de descarga	68,3 °C
Temperatura de succión	25 °C
Frecuencia de red	60 Hz

En este punto se debe tener en cuenta que los parámetros operativos presentados en la tabla 1 son los correspondientes a las especificaciones nominales del compresor y son incluidas solo como referencia para la caracterización del equipo y una descripción general de sus condiciones de operación. Por ende, debe entenderse que estas variables no fueron recolectadas de manera continua y sincronizada respecto a las señales de vibración adquiridas y que por lo tanto no se incorporaron como entradas del modelo ARMA. Es decir, el modelo se desarrolló netamente con base en las series temporales recolectadas de valores RMS del equipo, sin considerar la influencia de variaciones de las condiciones operativas expresadas por las variables de la tabla 1 sobre su comportamiento.

4.3 COMPONENTES PRINCIPALES DEL COMPRESOR LEROI LG30

- **Motor Eléctrico:** Es la fuente de potencia que impulsa el sistema. Los rodamientos sobre los que giran sus ejes están expuestos a desgaste prematuro por fricción o falta de lubricación.

- **Unidad de Compresión:** Es el bloque principal donde se realiza el trabajo termodinámico y mecánico sobre el gas. Allí se soportan las variaciones de presión y temperatura más altas del ciclo.

- **Sistema de Enfriamiento (Ventilador):** Es el elemento auxiliar encargado de disipar la carga térmica del fluido lubricante y del gas presurizado.

4.4 PUNTOS DE MEDICIÓN

Los puntos de medición para esta unidad compresora están conformados en tres secciones:

SECCION 1: Motor Principal

- **Sensor A (Motor NDE):** Instalado en la parte posterior (lado libre) del motor. Monitorea un rodamiento tipo **6319-C3**.
- **Sensor B (Motor DE):** Ubicado en el extremo de acoplamiento, siendo el punto que absorbe la mayor carga radial derivada del esfuerzo de transmisión.

SECCION 2: Compresor

- **Sensor C (Acople):** Toma lecturas en dirección axial para detectar problemas asociados a desalineación angular o deterioro de los insertos flexibles del acoplamiento.
- **Sensor E (Compresor DE):** Registra el comportamiento vibratorio en el extremo de entrada (lado acople) de la unidad.
- **Sensor F (Compresor NDE):** Supervisa la condición mecánica en el extremo de salida (lado descarga).

- **Sensor G (Medición Axial):** Evalúa las fuerzas de empuje longitudinal que el proceso de compresión ejerce directamente sobre los rotores helicoidales.

SECCION 3: Motor del Ventilador

- **Sensor H (Soplador):** Ubicado en el motor del ventilador. Permite integrar el estado de salud de este componente vital al diagnóstico global de la máquina.

4.5 ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN RECOPILADA

El desarrollo de este proyecto requiere de un sistema de adquisición de datos que está compuesto por diferentes dispositivos industriales, como se explicará en apartados posteriores. Debe tenerse en cuenta que el desarrollo de este proyecto parte desde el proceso de adquisición de datos a partir de un montaje de sensores y sistemas de adquisición de datos ya existentes para el sistema compresor en estudio, y por ende, no representa un proyecto de diseño que incluya ni selección ni montaje de sensores, ni tarjetas de monitoreo, ni PLC's, etc., sino que es un proyecto enfocado en el procesamiento de la información recopilada a partir de ese sistema de adquisición existente para el compresor de tornillo rotativo Leroi LG30.

Sin embargo, con el objetivo de comprender mejor el alcance del proyecto, entender por qué el montaje existente funciona adecuadamente y orientar el desarrollo del proyecto de manera efectiva, se recopiló información clave sobre los controladores lógicos programables (PLC) disponibles en el mercado (para realizar un análisis retrospectivo), y únicamente sobre ellos, ya que es el componente del sistema de adquisición de datos que más decisiones de ingeniería implica como el protocolo de comunicación, la compatibilidad con Codesys o la capacidad de integración con la VPN de la planta, entre otras, mientras que, por ejemplo, la selección de sensores o de la tarjeta de comunicación

apuntan más a requerimientos directos de las normas correspondientes, por lo que este análisis se centrará solo en la selección del PLC utilizado.

Se listan a continuación los principales PLC utilizados en la industria:

- **PLC DEIF iE 650 (**alternativa 1**):** Es un controlador lógico programable en Codesys, robusto y ampliamente utilizado para gestionar sistemas de control de energía terrestre, marítima y eólica.

- **PLC WAGO PFC200 (**alternativa 2**):** Es un PLC compacto para ingeniería, control y visualización con Codesys que funciona con Linux y es una de las opciones más usadas en aplicaciones industriales de monitoreo de condición.

- **PLC Beckhoff CX9020 (**alternativa 3**):** Es un PC embebido diseñado para aplicaciones de PLC. Es un controlador Ethernet compacto basado en un procesador ARM Cortex-A8 que lo hace especialmente adecuado para aplicaciones en los que se realiza una adquisición sincronizada de varios canales de vibración a alta velocidad y es programable en TwinCAT.

4.6 DESPLIEGUE DE LA FUNCIÓN DE CALIDAD (QFD)

4.6.1 Requerimientos funcionales del sistema

Se presenta una lista de los requerimientos que se tuvieron en cuenta para los usuarios de este sistema (Qué):

- Adquisición confiable de señales de vibración en tiempo real.
- Velocidad de procesamiento adecuada.

- Acceso remoto seguro.
- Alta disponibilidad.
- Resistencia a las condiciones ambientales de la planta.
- Escalabilidad del sistema.
- Facilidad de mantenimiento y actualización remota del PLC.
- Sincronización horaria precisa de las mediciones.

4.6.2 Criterios de diseño

Se presenta una lista de las características técnicas de ingeniería (Cómo) que se tuvieron en cuenta para la evaluación de las alternativas, con el objetivo de escoger aquella que más relevancia presentan frente al proyecto.

- Temperatura de operación.
- Capacidad de expansión modular.
- Entorno de programación soportado.
- Capacidad de almacenamiento de datos.
- Costo de adquisición.
- Protocolos de comunicación soportados.
- Peso del equipo.
- Tipo de entradas y salidas nativas.
- Facilidad de instalación y cableado.
- Consumo energético.

4.6.3 Matriz de calidad. En la tabla, se presenta la matriz de calidad (ver cuadro 1) relacionando los requerimientos funcionales del sistema (para usuarios) y los criterios de diseño para lograr llevar a cabo su realización.

Tabla 2. Matriz QFD.

			CRITERIOS DE DISEÑO									
		PESOS	Temperatura de operación	Capacidad de expansión modular	Entorno de programación soportado	Capacidad de almacenamiento de datos	Costo de adquisición	Protocolos de comunicación soportados	Peso del equipo	Tipo de entradas y salidas nativas	Facilidad de instalación y cableado	Consumo energético
REQUERIMIENTOS FUNCIONALES	Adquisición confiable de señales de vibración en tiempo real	5	1	3	1	3	0	9	1	9	1	0
	Velocidad de procesamiento adecuada	4	0	1	3	1	0	3	0	3	0	1
	Acceso remoto seguro	3	0	0	1	0	0	9	0	0	0	0
	Alta disponibilidad	5	3	1	1	1	0	1	0	1	1	1
	Resistencia a las condiciones ambientales de la planta	4	9	0	0	0	0	0	1	0	1	0
	Escalabilidad del sistema	3	0	9	1	3	1	3	0	3	0	1
	Facilidad de mantenimiento y actualización remota del PLC	3	0	1	9	1	1	3	0	0	3	0
	Sincronización horaria precisa de las mediciones	4	0	0	1	1	0	9	0	0	0	0
TOTAL			56	54	59	40	6	143	9	71	23	12

4.6.4 Resultados (porcentajes). Tras realizar la matriz QFD, se presentan los resultados, evidenciando el orden e importancia de cada característica técnica:

Tabla 3. Resultados de la matriz QFD ponderados.

Criterios de diseño	% asociado
Protocolos de comunicación soportados	30,23
Tipo de entradas y salidas nativas	15,01
Entorno de programación soportado	12,47
Temperatura de operación	11,84
Capacidad de expansión modular	11,42
Capacidad de almacenamiento de datos	8,46
Facilidad de instalación y cableado	4,86
Consumo energético	2,54
Peso del equipo	1,9
Costo de adquisición	1,27

4.6.5 Evaluación de alternativas. Previamente se presentaron 3 alternativas para el PLC a seleccionar.

Ahora, con el fin de determinar cuál es la más viable de las 3 opciones para la aplicación en cuestión, utilizando la información obtenida en la ponderación de la tabla, se procede a escoger la alternativa que mejor cumple con los requisitos técnicos propuestos según la matriz QFD.

Finalmente, la alternativa seleccionada es la alternativa 1 (ver cuadro 2) correspondiente al **PLC DEIF iE 650** como el controlador industrial del sistema de adquisición, sustentado por el análisis del despliegue de la función de calidad (QFD) y de la matriz de ponderación desarrollados en los apartados anteriores.

Tabla 4. Matriz de ponderación.

Criterios de diseño (%)		Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
Protocolos de comunicación soportados	30,23	5	1,5115	5	1,5115	4	1,2092
Tipo de entradas y salidas nativas	15,01	4	0,6004	4	0,6004	3	0,4503
Entorno de programación soportado	12,47	4	0,4988	5	0,6235	2	0,2494
Temperatura de operación	11,84	5	0,592	3	0,3552	3	0,3552
Capacidad de expansión modular	11,42	5	0,571	4	0,4568	5	0,571
Capacidad de almacenamiento de datos	8,46	3	0,2538	3	0,2538	5	0,423
Facilidad de instalación y cableado	4,86	4	0,1944	4	0,1944	3	0,1458
Consumo energético	2,54	3	0,0762	4	0,1016	3	0,0762
Peso del equipo	1,9	3	0,057	4	0,076	3	0,057
Costo de adquisición	1,27	2	0,0254	4	0,0508	2	0,0254
TOTAL	100	4,3805		4,224		3,5625	

4.7 INSTRUMENTACIÓN UTILIZADA

Sensores de vibración (Acelerómetros): La captura de data se hizo mediante acelerómetros piezoeléctricos industriales, del fabricante **Wilcoxon, modelo 786T** para los sensores radiales, y para los axiales **Wilcoxon, modelo 787T.**

Sensibilidad: 100 mV/g

Rango de aceleración: 80 g peak

Método de montaje: Considerando que la unidad del compresor se encuentra sobre una base rígida, la fijación de los sensores se realizó mediante perno roscado, para asegurar, una alta transmisibilidad de las ondas de vibración.

Hardware de adquisición de datos (PLC): La digitalización de señales analógicas provenientes de los acelerómetros se ejecuta mediante un controlador lógico programable **(PLC DEIF iE 650)** el cual está compuesto por dos tarjetas **CMM 6.2 (Condition Monitoring Module)** las cuales se encargan de acondicionar la señal, aplicar filtros antialising y estructurar los búferes de datos con estos parámetros operativos:

- **Frecuencia de muestreo (F_s):** Con el trabajo de estas tarjetas se alcanza una frecuencia de muestreo de 14650 Hz, lo que permite cumplir con el teorema de Nyquist para el análisis de las fallas de rodamientos.

- **Resolución temporal:** Aquí es donde se capturan los bloques de datos en ventanas de tiempo de 200 ms.

- **Comunicación y procesamiento:** Para el enlace entre el hardware de adquisición en planta y el entorno de visualización y análisis del software, se implementó una (VPN) utilizando Tailscale. Esta solución de red super puesta permite una comunicación segura y encriptada para extraer los datos del **PLC DEIF** sin exponer los puertos a la red pública.

Figura 7. Acelerómetro Wilcoxon 786T.



Fuente: Datasheet del sensor.

Para una vista completa de las especificaciones técnicas de los dos sensores (radial y axial), véase los anexos B y C.

4.8 VARIABLES MONITOREADAS

Para este proyecto se monitorearon dos variables: RPM y vibraciones. Las demás variables como temperaturas y presiones pudiesen ser utilizadas para generación de informes del activo.

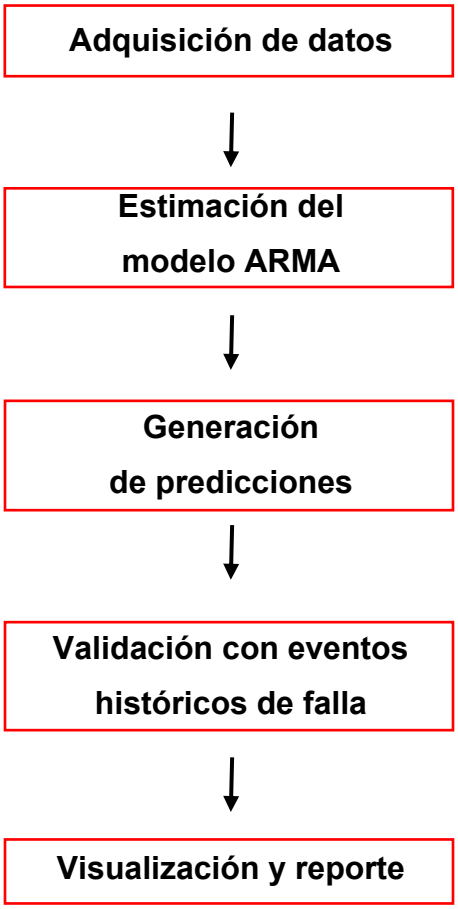
5. METODOLOGÍA PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO ARMA

5.1 ETAPAS DEL PROYECTO

Como se aprecia en la figura 8, se definieron seis (6) etapas para el desarrollo del proyecto de investigación en cuanto a la implementación del modelo ARMA.

Dichas etapas se abordaron a su vez mediante tareas específicas con el fin de garantizar una realización organizada y estructurada del proyecto.

Figura 8. Etapas para la ejecución del proyecto de investigación.



5.2 ADQUISICIÓN Y PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS

El sistema de adquisición de datos establecido permitió obtener los datos de vibración en los diferentes puntos de medición (7).

En esta etapa se llevó a cabo la recolección de los datos de vibración del compresor mediante el sistema de adquisición. Los datos obtenidos se almacenaron y estructuraron de manera organizada para cada uno de los 7 sensores, de la manera siguiente: se tomaron datos del valor RMS para cada uno de ellos cada 4 horas para lograr caracterizar el comportamiento de la máquina durante su operación y se guardaron para cada medición realizada.

5.3 ESTIMACIÓN DEL MODELO ARMA

Se caracterizó el comportamiento normal del compresor a partir de la estimación del modelo ARMA que se llevó a cabo teniendo en cuenta los análisis realizados de estacionariedad, ACF, PACF, y a partir de los cuales se obtuvieron los coeficientes propios del modelo que busca representar el comportamiento de la señal.

Es importante recalcar en este punto que este fue un proceso iterativo en el cual se probaron diferentes combinaciones de pares “p” y “q” para el modelo ARMA hasta lograr encontrar el que mejor se ajustara a los datos reales a partir del conjunto de prueba definido para una primera fase de validación del modelo.

5.4 GENERACIÓN DE PREDICCIONES

Una vez estimado el modelo ARMA y validado a través del conjunto de prueba teniendo en cuenta el análisis de sus residuos, se generaron predicciones del comportamiento futuro de la señal de valores RMS, con el objetivo de identificar el tiempo de vida

remanente del equipo a través de la extrapolación de los datos hasta superar el umbral de RMS definido por la normativa técnica ISO 10816-3.

5.5 VALIDACIÓN DEL MODELO MEDIANTE EVENTOS HISTÓRICOS DE FALLA

Con el objetivo de validar el funcionamiento del modelo ARMA se utilizaron los datos históricos reportados de dos eventos de falla del compresor para contrastar estos registros con el comportamiento predicho por el modelo. El modelo ARMA estimado en la fase 2 según la metodología planteada establece las condiciones de operación normal del compresor dentro del rango de tiempo definido por los datos con los que se construyó el modelo, de manera que las predicciones realizadas fuera de este rango representan de manera aproximada la tendencia esperada de los valores RMS reales.

Para la validación mediante eventos históricos de falla, este modelo ARMA que se estimó se enfrentó a los datos históricos de falla, generando nuevas predicciones a partir de estos datos y se observó el comportamiento de los valores reales frente a las predicciones a través del cálculo de la diferencia entre lo que ocurrió (evento de falla y_t) y lo que esperaba el modelo (las predicciones $\hat{y}_t$):

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \tag{4}$$

Ante el cálculo de este error se esperaba encontrar que conforme se hacían predicciones más avanzadas en el tiempo esa desviación o error tendiera a aumentar cada vez más, representando que las predicciones realizadas por el modelo ARMA (siendo estas predicciones según operación normal del compresor) discreparan de valores de falla que no está modelando el ARMA planteado, pudiéndose lanzar una alerta ante esta situación al identificar la existencia de alguna condición anómala que estuviese provocando que los datos reales de RMS estuvieran tendiendo a superar el umbral establecido por norma, logrando identificar así los cambios en los registros históricos que posteriormente condujeron a una falla.

5.6 VISUALIZACIÓN Y REPORTE

Los resultados obtenidos fueron representados mediante gráficos de los valores RMS, las predicciones y las desviaciones (datos de falla frente a las predicciones) para la fase de validación. Toda esta información se integró en la interfaz de usuario desarrollada mediante la implementación del modelo ARMA para posibilitar el seguimiento del comportamiento del compresor y la posterior interpretación de los resultados.

6. DESARROLLO DEL SISTEMA DE MONITOREO

El desarrollo de este sistema de monitoreo tiene tres frentes estructurados: la arquitectura de procesamiento, el diseño de entorno virtual y la implementación de los modelos estadísticos de diagnóstico.

6.1 ARQUITECTURA GENERAL DEL SISTEMA

Figura 9. Arquitectura del sistema de adquisición de datos.



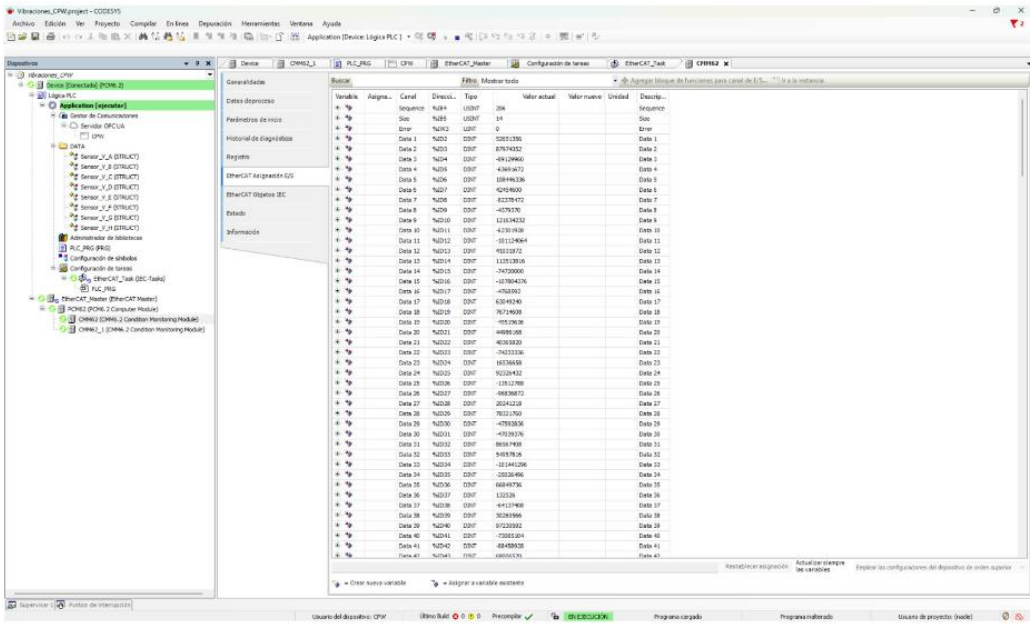
6.2 DESARROLLO DEL MÓDULO DE ADQUISICIÓN

Es importante reconocer las herramientas y dispositivos utilizados para el módulo de adquisición de datos. Para ello, todos los componentes del módulo de adquisición se listan a continuación:

- Acelerómetros Wilcoxon
- **Tarjeta de monitoreo CMM 6.2**: Es una tarjeta de comunicación y monitoreo industrial que se encarga de extraer y transmitir los datos de vibración de forma segura, permitiendo que un PLC controle y monitoree el estado del equipo en tiempo real.
- **Codesys**: Es un entorno de desarrollo de software para la programación de controladores y sistemas de automatización industrial.
- PLC DEIF iE 650
- **Tailscale**: Es una herramienta que permite conectar dispositivos y servidores en una VPN (red privada virtual) desde cualquier parte del mundo.

El módulo de adquisición inicia en los sensores Wilcoxon. Sus señales analógicas se transmiten por medio de su cableado hasta unas terminales que ingresan a la tarjeta de monitoreo CMM 6.2.

Figura 10. Entorno de desarrollo de Codesys.



Dentro de Codesys (ver figura 10), se estructuró la lógica de adquisición de datos mapeando los canales físicos de las tarjetas CMM 6.2 las cuales están acopladas al PLC DEIF iE 650. En esta etapa se parametrizaron frecuencias de muestreo, filtros de señales, nombres de los sensores, tiempo de ciclo de tareas, tamaños de los buffers de datos (memoria RAM que almacena información) y se importaron todas las bibliotecas necesarias para garantizar la correcta ejecución de la codificación. De este modo el PLC no solo recibe una señal, sino que la acondiciona y la empaqueta para su transmisión segura a través del sistema de comunicación por medio de una VPN Tailscale.

Para una visualización completa y clara de los diferentes espacios programados (Codesys y Vibracore), véase los anexos D y E, respectivamente.

6.3 ALMACENAMIENTO DE LA INFORMACIÓN

Para trasladar los paquetes de datos recolectados desde la red industrial del PLC hasta la plataforma, se implementó una VPN gestionada mediante Tailscale.

Una vez los datos viajan desde Codesys y pasan por la seguridad de Tailscale, son interceptados por la programación escrita en Python.

6.4 PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES

El procesamiento es la fase donde la data cruda (señal sin procesar) se convierte en indicadores de condición. Este desarrollo se hizo mediante Python, donde se encuentran todos los cálculos como la FFT, el valor RMS, artificios matemáticos, registros de históricos, bibliotecas para graficar y generar interfaces, normas que rigen al equipo, almacenamiento de datos, bases de análisis como libros del activo, diseño del activo, modelados estadísticos para procesamientos espectrales, imágenes y calibraciones del software con respecto a otros instrumentos de medición, como Windrock y Fluke

(analizadores portátiles de alta tecnología utilizados para monitoreo de la condición de maquinaria industrial). Después de todo este procesamiento se visualizará en una plataforma que trabajará de forma local.

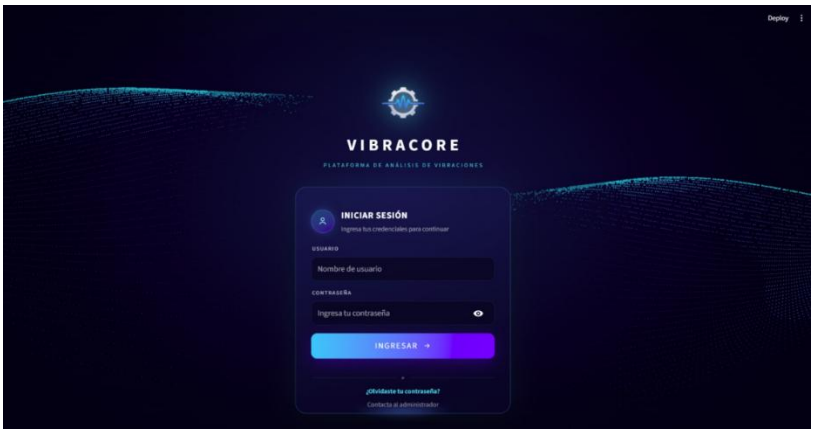
6.5 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO ARMA

Con la estructura de adquisición de datos definida, se dio paso a la implementación del módulo de análisis basado en modelos ARMA. Este apartado se nutre de los registros generados por el sistema de adquisición y las etapas de procesamiento, teniendo como materia prima un conjunto de datos espaciados igualmente en el tiempo (4 horas) que representan el valor RMS medido para cada instante de tiempo en un período prolongado con el objetivo de obtener suficientes datos para la generación del modelo ARMA.

La implementación del modelo ARMA consistió en el desarrollo de un módulo independiente encargado de transformar la información recibida (valores RMS) en un indicador cuantitativo del estado dinámico del compresor, caracterizando mediante un modelo matemático el comportamiento normal del equipo.

6.6 DESARROLLO DE LA INTERFAZ EN PYTHON

Figura 11. Interfaz de usuario Vibracore.



El diseño de la plataforma Vibracore (ver figura 11) se hizo con el objetivo de brindarle al analista una herramienta de monitoreo. Se apoya de una arquitectura de navegación lateral que permite el acceso rápido a los diferentes activos, configuraciones, sensores y demás (ver figura 12), mientras que la cabecera muestra los indicadores claves (KPIs) RMS, factor de cresta y el estado del activo según la norma que lo rige (ver figura 13).

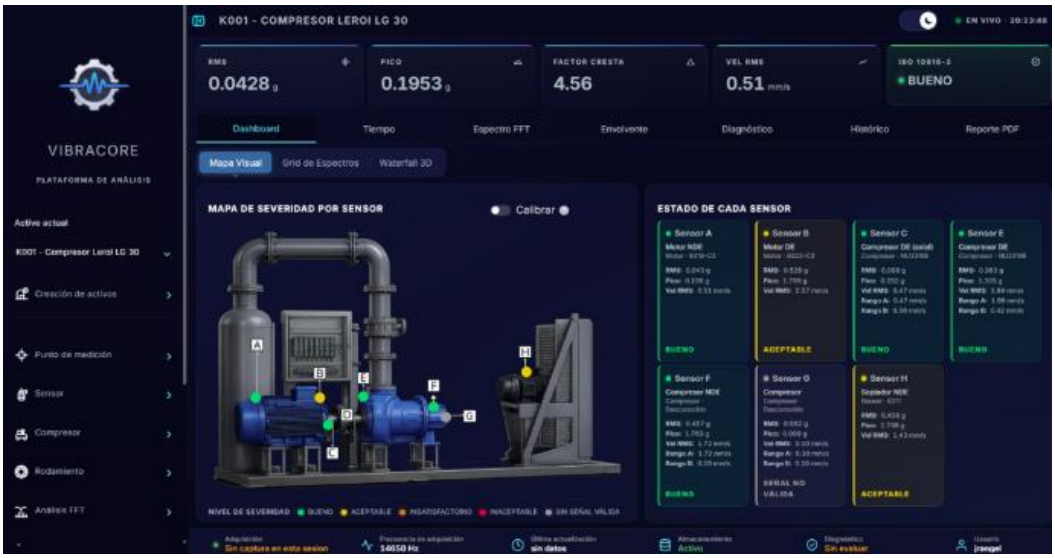
Figura 12. Paneles laterales de navegación de Vibracore.



En el panel principal se encuentra un Dashboard (ver figura 13) mostrando un modelo de la unidad compresora en el cual se tienen unos indicadores a modo de semáforo (Bueno, Aceptable, Insatisfactorio, Inaceptable) para cada uno de los sensores, facilitando la identificación espacial de los sensores y del estado de la máquina.

6.6.1 Visualización de la señal de vibración. El análisis en el dominio del tiempo permite la inspección detallada de la forma de onda cruda que entregan los acelerómetros. Esta parte fue pensada para graficar la amplitud de vibración (aceleración en g’s) frente al tiempo en segundos (ver figura 14).

Figura 13. Dashboard de la unidad compresora.



Adicionalmente, cuenta con dos subpaneles para el diagnóstico: uno para las estadísticas de la señal y otro en el cual se puede ver integrada la señal mostrando la velocidad vibratoria (ver figura 14).

Figura 14. Panel para visualización de la forma de onda (aceleración y velocidad).



6.6.2 Visualización en el dominio de la frecuencia. La representación de una señal en el dominio de la frecuencia en lugar del dominio del tiempo se le conoce como espectro de frecuencia. Esta sección es demasiado importante porque con ella se logra identificar el origen mecánico de las vibraciones, ya que descompone la señal compleja en frecuencias individuales.

En la gráfica principal (ver figura 15) se observa el espectro de frecuencias, ordenado típicamente con unidades de velocidad RMS en mm/s en el eje Y y en el eje X las frecuencias en Hz. Además, se pueden observar en simultáneo los espectros de cada uno de los siete (7) sensores.

Figura 15. Panel para visualización del espectro de frecuencia.

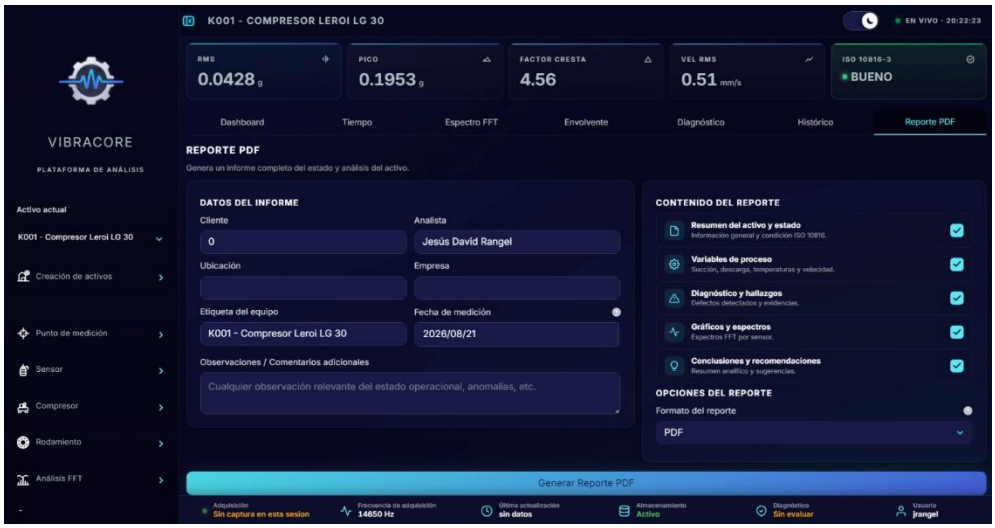


Para otorgarle flexibilidad al análisis en el panel lateral derecho se puede configurar como se quiere ver el espectro según el tipo de unidades, (aceleración (g's), velocidad (mm/s) y desplazamiento (mm)). También se puede elegir hasta qué frecuencias (frecuencia máxima) se quiere analizar, mediante un deslizador.

6.6.3 Generación de informes del activo. Vibracore incluye además un panel para generación de reportes del activo en pdf (ver figura 16). Esta ventana de la interfaz permite incluir en el reporte diferentes aspectos importantes del análisis de vibraciones como:

- **Resumen del activo y estado:** Muestra la valoración del estado del activo según la norma ISO 10816-3.
- **Variables de proceso:** Permite ver las principales variables operativas de interés como presiones de succión y descarga, temperaturas, entre otras.
- **Diagnóstico y hallazgos:** Expone los defectos que fueron detectados y las evidencias de ello.
- **Gráficos y espectros:** Presenta los espectros de frecuencia para cada sensor.
- **Conclusiones y recomendaciones:** Ofrece un resumen analítico y algunas sugerencias de mantenimiento.

Figura 16. Panel de generación de reportes.



Véase el anexo F para visualizar otros paneles de la interfaz para la generación de gráficas en cascada (3D) de los 7 sensores a diferentes frecuencias máximas, entre otros.

7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación, se presentan los resultados obtenidos al aplicar modelos ARMA sobre las señales de vibración adquiridas a través del sistema de adquisición de datos instalado en el compresor de tornillo rotativo Leroi LG30.

Es importante recordar que se contaba con datos de 7 sensores instalados en el motor principal (2), el motor del ventilador (1) y el compresor (4). El análisis se realizó de manera independiente para cada uno de ellos pues registran una característica vibratoria de componentes físicamente distintos, por lo que cada uno requiere su propia caracterización estadística.

El conjunto de datos utilizado correspondió a 150 datos para cada sensor, registrando el valor RMS expresado en unidades de velocidad (mm/s) de la firma de vibración correspondiente cada 4 horas, representando datos dentro de los umbrales de severidad establecidos por la norma ISO 10816-3 para esta aplicación.

En los siguientes apartados se presenta el procedimiento completo de identificación y ajuste del modelo aplicado al sensor denominado previamente como correspondiente al **compresor NDE** y posteriormente se listan los resultados obtenidos para los 6 canales restantes, evaluando la capacidad de los modelos para caracterizar el comportamiento real de los valores RMS de vibración correspondiente, así como su capacidad de identificación ante condiciones anómalas en el comportamiento de los datos que puedan estar asociadas a fallos en el equipo.

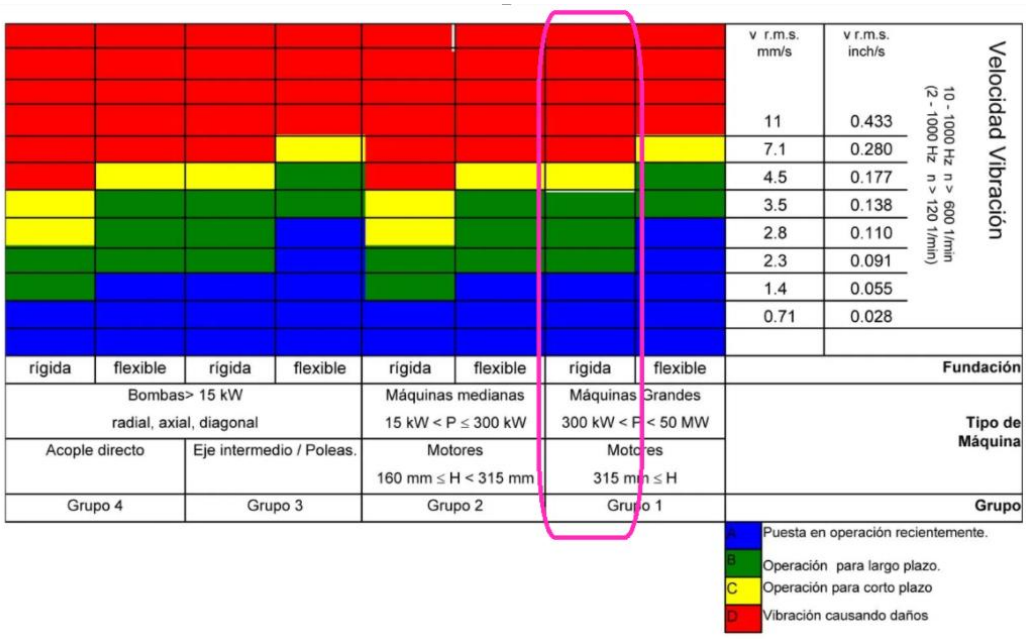
Véase el anexo G para una revisión general de los resultados de la estimación de los parámetros del modelo ARMA para los sensores restantes.

7.1 COMPORTAMIENTO DE LA FIRMA DE VIBRACIÓN

Una característica importante de la idea de utilizar modelos ARMA en este proyecto es que este permite caracterizar el comportamiento normal del compresor, por lo que antes de empezar a aplicar la metodología para la estimación del modelo ARMA en cada sensor, se debe garantizar que se cuenta con datos del compresor en estado normal de funcionamiento a través de los umbrales de vibración RMS definidos por la norma ISO 10816-3.

En la figura 17 se observa que el sistema compresor corresponde a un equipo del grupo 1 debido a su potencia de motor principal de 600 HP (≈447 kW > 300 kW expresados por la norma para el grupo 1). Además, como se mencionó previamente, el equipo está montado sobre una base rígida y el valor RMS se mide en unidades de velocidad en mm/s.

Figura 17. Identificación del compresor según la norma ISO 10816-3.



De la tabla de severidad se extraen los valores RMS para las 4 zonas que determinan cualitativamente el estado operativo de la máquina (ver tabla 3):

Tabla 5. Límites RMS según la condición operativa.

Límite de la zona	Valor RMS (mm/s)
A/B (Excelente->Buena)	2,3
B/C (Buena->Insatisfactoria)	4,5
C/D (Insatisfactoria->Inaceptable)	7,1

Fuente: Elaboración propia basado en la norma ISO 10816-3.

De todos los datos recolectados para cada sensor, el valor más alto encontrado fue de 2,994 mm/s correspondiente al sensor B – Motor DE. Este valor se encuentra en la zona B (buena – operación para largo plazo), por lo que se concluye, analizando también los valores de los demás sensores (máximo de 1,85 mm/s en los 6 sensores restantes), que los datos representan íntegramente condiciones normales de operación para el sistema compresor en sus diferentes puntos de medición, por lo que se procede a la implementación del modelo ARMA para cada uno de ellos.

En el cuadro 3 se puede apreciar la estructura general de los datos tomados.

Tabla 6. Forma de los datos recolectados.

Fecha	Toma	RPM	Origen de la RPM	A - Motor NDE (mm/s)	B - Motor DE (mm/s)	C - Compresor DE ax (mm/s)	E - Compresor DE (mm/s)	F - Compresor NDE (mm/s)	G - Compresor NDE ax (mm/s)	H - Motor ventilador (mm/s)
01/10/2026 00:00	2026-10-01_00-00-00	1016	medida por MQTT	0,775	2,167	0,524	1,915	1,227	0,100	1,726
01/10/2026 04:00	2026-10-01_04-00-00	1044	medida por MQTT	0,885	2,276	0,515	2,029	1,283	0,065	1,789
01/10/2026 08:00	2026-10-01_08-00-00	1044	medida por MQTT	0,911	2,239	0,540	2,037	1,255	0,083	1,813

Para la ejemplificación del procedimiento de estimación del modelo ARMA se trabajará en los apartados posteriores con los datos del sensor para el compresor NDE (lado descarga).

Inicialmente, mediante la programación en Python, se deben leer los datos, es decir, leer el archivo correspondiente que contiene los datos de valor RMS para cada sensor,

especificando una manera de introducir en cada caso qué sensor (qué columna) se quiere estudiar.

Una vez hecho esto, se muestran en tabla (ver figura 18) algunos de los datos para verificar la integridad de la lectura, como se aprecia en la figura, evidenciando también algunas características de estos.

Figura 18. Algunos datos de la lectura.

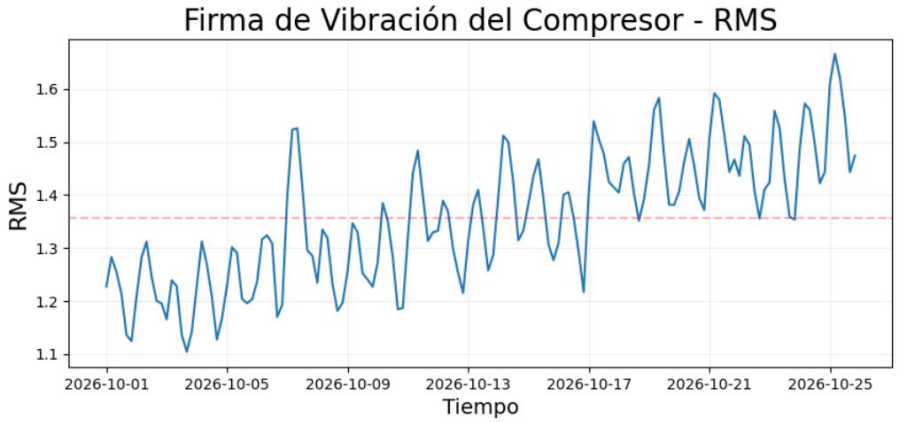
```
                              Total
Fecha
2026-10-01 00:00:00  1.226935
2026-10-01 04:00:00  1.282836
2026-10-01 08:00:00  1.254899
2026-10-01 12:00:00  1.213256
2026-10-01 16:00:00  1.135833

Número de observaciones: 150

Frecuencia de los datos: <4 * Hours>
```

Posteriormente, se proceden a graficar los datos con el objetivo de analizar preliminarmente el comportamiento de los valores RMS en el tiempo, como se observa en la figura 19. Se grafica además la media de los datos para usarlo como punto de referencia para el análisis gráfico de estacionariedad.

Figura 19. Datos RMS del sensor representados gráficamente.



7.2 RESULTADOS DE LA PRUEBA ADF

Gráficamente, es notorio que la serie no es estacionaria, atendiendo a las condiciones mencionadas anteriormente, pues se evidencia que la media de los datos no es constante (si se toman secciones diferentes de la serie, se obtienen valores diferentes para la media).

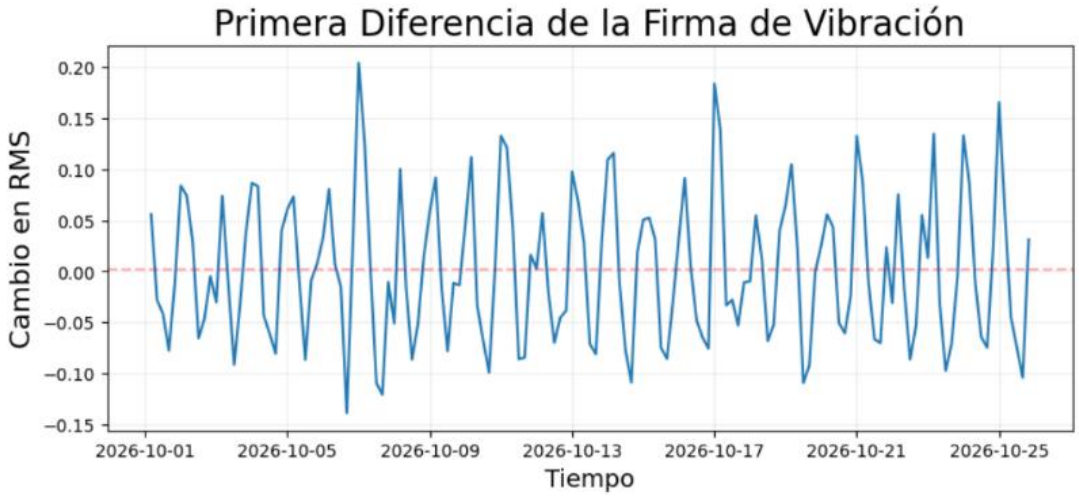
Sin embargo, para garantizar que esto es verdad, se realiza la **Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF),** obteniendo que la serie, efectivamente, es no estacionaria (ver figura 20).

Figura 20. Resultados de la prueba ADF.

```
--- Serie original ---
Estadístico ADF: -0.5191
p-value: 0.8882
Resultado: Serie NO ESTACIONARIA
```

Por ello, se realiza entonces la primera diferencia ($z_t = y_t - y_{t-1}$) al conjunto de datos y se grafica la serie nuevamente (ver figura 21), evidenciando un comportamiento que visualmente expone características estacionarias definidas.

Figura 21. Gráfica de la serie diferenciada una vez.



Sin embargo, se realiza nuevamente la prueba ADF sobre la nueva serie para verificar matemáticamente la estacionariedad, obteniendo en este caso una serie que sí es estacionaria, como se observa en la figura 22.

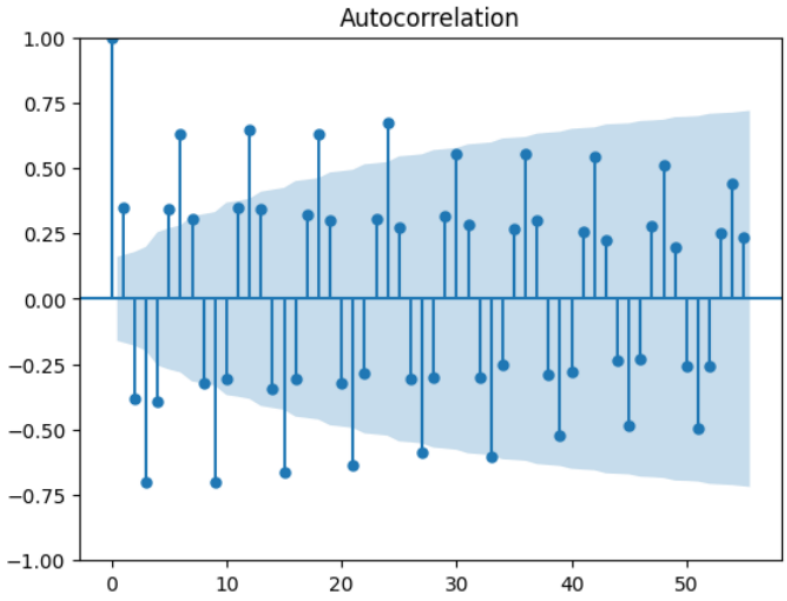
Figura 22. Resultados de la prueba ADF sobre la diferenciada.

```
--- Primera diferencia ---
Estadístico ADF: -5.2346
p-value: 0.0000
Resultado: Serie ESTACIONARIA
```

7.3 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE ACF Y PACF

Una vez se cuenta con una serie estacionaria que representa los valores RMS de la firma de vibración del compresor NDE, se procede a calcular las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial (ACF y PACF) y graficarlas.

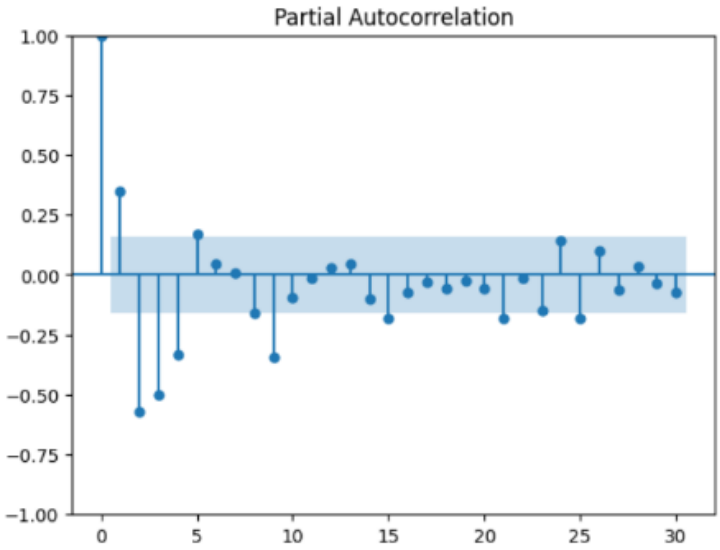
Figura 23. Gráfica de ACF.



La figura 23 muestra la gráfica de la función de autocorrelación ACF para un total de 55 rezagos (lags). Se evidencia como a medida que el número de lags es más grande, la correlación tiene una tendencia decreciente, expresando los últimos lags significativos

(por fuera de las bandas de error) alrededor del lag número 24, pero teniendo también lags significativos en los lags 2, 5, 9, 12, 15, entre otros.

Figura 24. Gráfica de PACF.



La figura 24 muestra la gráfica de la función de autocorrelación parcial PACF para un total de 55 rezagos (lags). En este caso, se evidencia como lags significativos a los lags 2, 3, 4 y 9 y algunos otros que se encuentran muy cerca de las bandas de error.

7.4 SELECCIÓN DEL MODELO ARMA

Para la selección del modelo ARMA (parámetros “p” y “q”), si bien las funciones ACF y PACF ofrecen información muy importante respecto a qué tamaño debe tener el polinomio del modelo ARMA, esa información se puede usar únicamente probando manualmente las diferentes combinaciones de valores de “p” y “q” que recomienda PACF y ACF respectivamente hasta encontrar el modelo que mejor ajusta las predicciones a los datos reales, pero esto representa una tarea compleja y extensa por la gran cantidad de combinaciones que pueden surgir.

Para solucionar esta problemática, existen los criterios de información Bayesiano (BIC) y de Akaike (AIC). Estas son dos herramientas estadísticas que permiten comparar varios

modelos (combinaciones de “p” y “q”) y elegir el mejor, equilibrando el buen ajuste del modelo con la simplicidad del mismo. Es decir, estos criterios buscan el modelo que mejor explique los datos utilizando la menor cantidad de elementos o variables.

Ahora bien, el uso de los criterios AIC y BIC no significa que las funciones ACF y PACF ya no sean útiles para el análisis; es de hecho, todo lo contrario, pues a partir de estas gráficas se definen los valores máximos que podrán llegar a probar los criterios de información para las iteraciones automáticas.

En este caso se definieron los valores de “p” y “q” máximos a probar teniendo en cuenta que, a mayores valores de estos parámetros, mayor capacidad de computación requerirá el cálculo de los criterios y, por ende, más tiempo tardarán en realizarse todas las iteraciones y entregar las posteriores recomendaciones, además de que, al exigir al modelo estimar una gran cantidad de parámetros, se termine sobre ajustando el modelo:
p_máx = 2
q_máx = 5

7.5 RESULTADOS DEL MODELO ARMA SELECCIONADO

A partir de los criterios AIC y BIC se determinó que la combinación de valores “p” y “q” que mejor representa la característica dinámica del compresor a través de sus valores RMS es p = 2 y q = 2 (se explica posteriormente por qué no se escogieron p = 2 y q = 4), como se muestra en la figura 25 (se escogen los valores de AIC y BIC más pequeños matemáticamente). Se definieron conjuntos de entrenamiento y prueba seccionados a partir del total de los datos como el 80% de los datos para entrenamiento del modelo y 20% de los datos para las pruebas del modelo.

Posteriormente, se generó un modelo ARMA (2,2) y se realizó el ajuste automático de este mediante la función model.fit() propia de este tipo de modelos en Python, para una duración de ajuste de 0,25 segundos.

Figura 25. Definición de los parámetros "p" y "q" a partir de los criterios AIC y BIC.

MEJORES MODELOS SEGÚN AIC Y BIC:

	p	q	AIC	BIC	LogLik
15	2	4	-431.611746	-409.378758	223.805873
13	2	2	-428.949343	-412.274602	220.474672
14	2	3	-427.006267	-407.552403	220.503133
16	2	5	-420.444201	-395.432089	219.222100
12	2	1	-389.569929	-375.674311	199.784964
10	1	5	-378.610770	-356.377782	197.305385
4	0	5	-377.687430	-358.233566	195.843715
3	0	4	-375.611676	-358.936935	193.805838
9	1	4	-373.668327	-354.214462	193.834163
2	0	3	-365.267245	-351.371628	187.633623

En este punto se había ya generado el modelo ARMA internamente en la programación, sin embargo, para poder visualizar la información propia del modelo (ver figura 26) se usó el método .summary () que se encarga de presentar la tabla con toda la información relevante del modelo.

Figura 26. Resumen del modelo ARMA estimado.

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 2)	Log Likelihood	220.475
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-428.949
Time:	13:43:38	BIC	-412.275
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-422.178
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.0018	0.004	0.470	0.639	-0.006	0.009
ar.L1	1.0005	0.007	145.518	0.000	0.987	1.014
ar.L2	-0.9996	0.002	-506.997	0.000	-1.003	-0.996
ma.L1	-0.9587	0.218	-4.388	0.000	-1.387	-0.531
ma.L2	0.9931	0.459	2.164	0.030	0.094	1.892
sigma2	0.0013	0.001	2.114	0.035	9.73e-05	0.003

Ljung-Box (L1) (Q):	0.07	Jarque-Bera (JB):	20.16
Prob(Q):	0.80	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	0.80	Skew:	0.16
Prob(H) (two-sided):	0.47	Kurtosis:	4.99

Es importante resaltar que en el resumen se evidencia la ejecución de un modelo ARIMA (2, 0, 2) y esto es porque un modelo ARMA (p,q) es equivalente a un modelo ARIMA (p,

0, q) donde el cero (0) en el modelo ARIMA representa el número de diferencias calculadas.

También es cierto que un modelo ARMA(p,q) con aplicación de la primera diferencia es equivalente a un modelo ARIMA (p, 1, q), sin embargo, se optó por el uso de un ARMA con diferenciación pues realizar la diferenciación manualmente permite un mayor control del proceso de diferenciación, teniendo en cuenta que en un modelo ARIMA esta diferenciación se ejecuta de manera automática mientras que aplicarla manualmente permite mayor flexibilidad en el modelado.

Del resumen de los datos del modelo ARMA se puede además extraer cuáles son los coeficientes Φ y θ representados en la columna **coef.** como los valores **ar.L**$_i$ y **ma.L**$_i$ para i desde 1 hasta 2. Estos coeficientes permiten construir el modelo matemático completo que representa los valores RMS entregados al modelo y a partir de los cuales se pueden calcular las predicciones, como:

$$y_t = 0{,}0018 + 1{,}0005y_{t-1} - 0{,}9996y_{t-2} + \varepsilon_t - 0{,}9587\varepsilon_{t-1} + 0{,}9931\varepsilon_{t-2} \quad (5)$$

Además, del resumen del modelo puede extraerse algo más de información importante pues la columna P > |Z| representa el p-value mencionado previamente calculado sobre cada coeficiente, de manera que se pueda concluir si es un coeficiente significativo para el modelo, es decir, que realmente existe evidencia estadística de que el coeficiente aporta información para la explicación del comportamiento de la serie. Del resumen se concluye que todos los coeficientes autorregresivos y todos los coeficientes de media móvil del modelo ARMA (2,2) son significativos pues sus p-value son menores a 0,05 en cada caso. El único coeficiente que no tiene un p-value menor a 0,05 es el coeficiente independiente, pero para este caso es una buena señal, ya que implica que no se puede rechazar que la media de la primera diferencia sea cero.

Otro punto importante es que de los criterios AIC y BIC se escogió la segunda opción y no la primera. Esto fue debido a que AIC y BIC presentan las recomendaciones de los mejores modelos, pero particularmente el cálculo de AIC no tiene en cuenta la sobre parametrización, por lo que se favorece al modelo más complejo y para el caso de la combinación número 1 de AIC y BIC, es decir, ARMA (2,4), se encontró que de los coeficientes de media móvil no se podía decir de ninguno que era significativo, por lo que se probó también la segunda opción, que es la primera opción que no sobre ajusta el modelo y que, por tanto, entrega el modelo con mejor relación ajuste – computación.

Por último, algo que se debe resaltar es que la determinación de p_máx y q_máx no fueron aleatorios, sino que fueron el producto de una serie de iteraciones que se iniciaron con valores de 9 y 24 respectivamente. Sin embargo, los modelos ARMA estimados para esos casos presentaban p-value mayores a 0,05 para todos los coeficientes, lo que representaba que el modelo estaba siendo sobre ajustado (encontrando modelos ARMA (8,8) con 0 de 16 coeficientes significativos), además de un tiempo de más de 8 minutos para el cálculo de los criterios AIC y BIC, por lo que se redujeron gradualmente estos valores hasta encontrar que los coeficientes del modelo ARMA sí fueran significativos.

Véase el anexo H para el resumen del modelo ARMA (2,4) y la significancia de sus coeficientes y el anexo I para el resumen del modelo ARMA (8,8).

7.6 ANÁLISIS DE LOS RESIDUOS

Una vez estimado el modelo ARMA (2,2) y definido el conjunto de prueba (testing set: 20% de los datos), se procedió al cálculo de las predicciones mediante la estimación “un paso adelante” (one-step ahead predictions) que permite realizar predicciones basado solo en información real, es decir, cada predicción parte de un dato verdadero y no de una cadena de predicciones o suposiciones previas (en cuyo caso el error se va acumulando con cada predicción al predecir múltiples pasos hacia adelante,

disminuyendo la veracidad de las predicciones al aumentar la incertidumbre y el error y siendo capaz de predecir a partir de cierto punto solo la media de los datos).
Básicamente, el error que comete el modelo en un paso t predicho, no contamina al paso t+1 porque este no depende de la predicción de t sino de los valores reales de t que ya se tienen, de manera que las predicciones están supeditadas a la serie real durante todas las predicciones. Así, los errores no se acumulan, pues el modelo se actualiza con cada dato real una vez se conoce; en este caso cada nuevo dato ya se conoce (testing set).

Ahora bien, antes de visualizar las predicciones frente a los datos reales, se calcularon los residuos (residuals) como:

$$residuals = Data_prueba - Predicciones \quad (6)$$

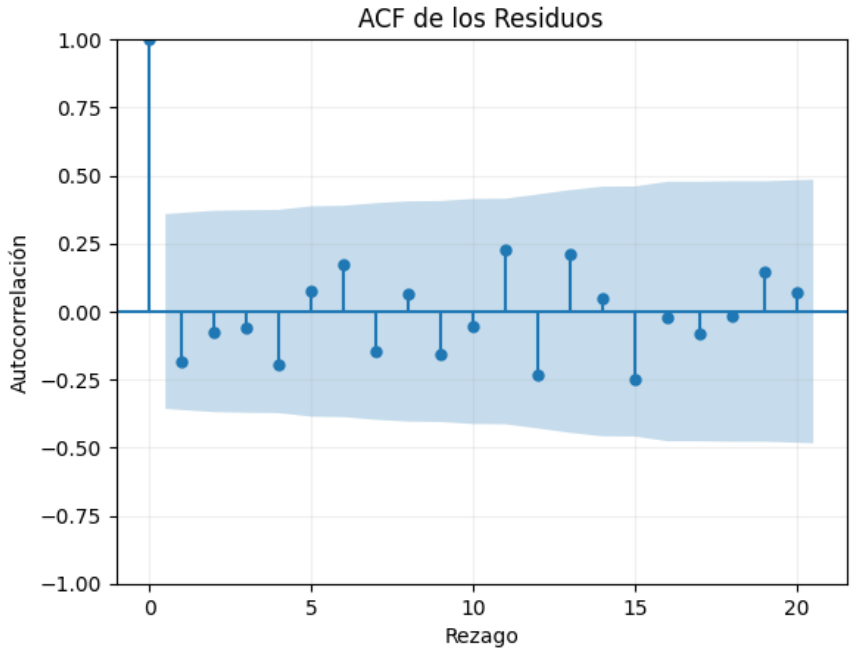
De los residuos se espera que se comporten como ruido blanco para garantizar que el modelo propuesto es estadísticamente válido y logra capturar la dinámica del sistema, y para verificar esta propiedad, se utilizó la **Prueba de Ljung-Box** que plantea una serie de hipótesis llamadas la Hipótesis Nula (H_o) y la Hipótesis alternativa (H_1) para verificar si los residuos se comportan como ruido blanco a partir de cierto número de lags, donde:
H_o: Los datos no tienen autocorrelación (se comportan como ruido blanco).
H_1: Los datos presentan autocorrelación y no son aleatorios.
En la figura 27 se presentan los resultados de la prueba para 10, 15 y 20 lags, de los cuales se concluye que los residuos se comportan como ruido blanco.

Figura 27. Prueba de Ljung-Box para ruido blanco.

```
--- PRUEBA DE LJUNG-BOX ---
      lb_stat  lb_pvalue
10   6.635739   0.759327
15  18.868816   0.219740
20  21.757576   0.353809
Lag 10: p-value = 0.7593 → No se rechaza H0
Lag 15: p-value = 0.2197 → No se rechaza H0
Lag 20: p-value = 0.3538 → No se rechaza H0
```

Otra alternativa para verificar si los residuos se comportan o no como ruido blanco es graficar ACF de los residuos y verificar que no exista correlación para los lags considerados, tal como se observa en la figura 28 al no haber lags significativos (fuera de las bandas de error (espacio sombreado)).

Figura 28. ACF para los residuos en fase de prueba.

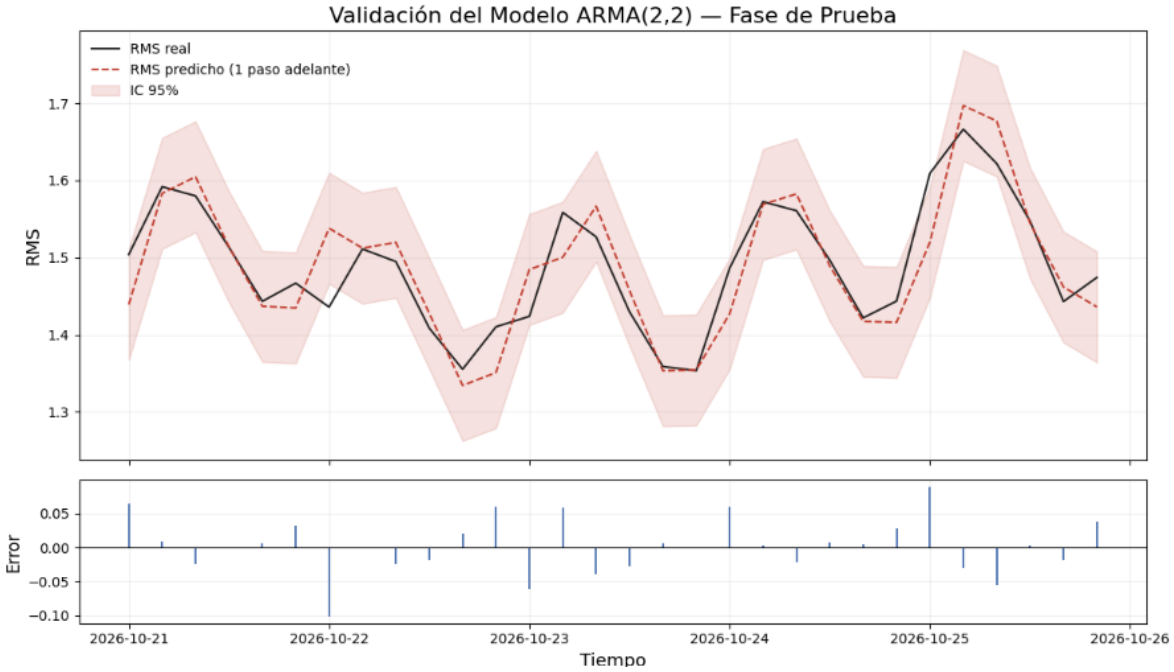


7.7 PREDICCIÓN DE LA FIRMA DE VIBRACIÓN

Con la verificación ejecutada de que los residuos se comportan, efectivamente, como ruido blanco, se pasó a graficar las predicciones realizadas frente a los datos reales, teniendo en cuenta que ya se garantizó la integridad de estas predicciones.

En la figura 29, la banda que envuelve a las líneas negra y roja (valor real y predicción) representa un intervalo de confianza del 95% para cada predicción individual y se puede notar que se mantiene aproximadamente constante a lo largo del período de prueba.

Figura 29. Predicción vs RMS real en fase de prueba.



La gráfica de error de la zona inferior representa la diferencia entre el valor real y el valor predicho por el modelo. Se puede notar que la mayoría de las barras son cercanas a cero, lo que evidencia que el modelo se acerca en la mayor parte de los pasos al valor real, demostrando que se logra representar adecuadamente el comportamiento operativo del equipo a través del valor RMS.

Además, se puede concluir que las predicciones siguen de manera adecuada la tendencia evidenciada por los datos reales de RMS del compresor.

7.8 EVALUACIÓN MEDIANTE MAE

Se calculó una métrica clave con el fin de evaluar la precisión del modelo predictivo a través de una medida estadística como el error absoluto medio (Mean Absolute Error), que calcula qué tan grande es el error en promedio entre el valor predicho y el valor real observado y se encontró:

MAE: 0,0305 mm/s y representa que, en promedio, cada predicción se equivocó 0,03 mm/s respecto al valor real lo que representa un error pequeño (del 5,7%) para el rango de la señal real (1,12 a 1,66 mm/s).

Además, este valor se encuentra por debajo de la desviación estándar de 0,036 mm/s (σ^2=0,0013 del resumen de los coeficientes del modelo ARMA), por lo que se concluye que el modelo se está desempeñando de manera adecuada y probablemente no cuenta con mucho margen de mejora.

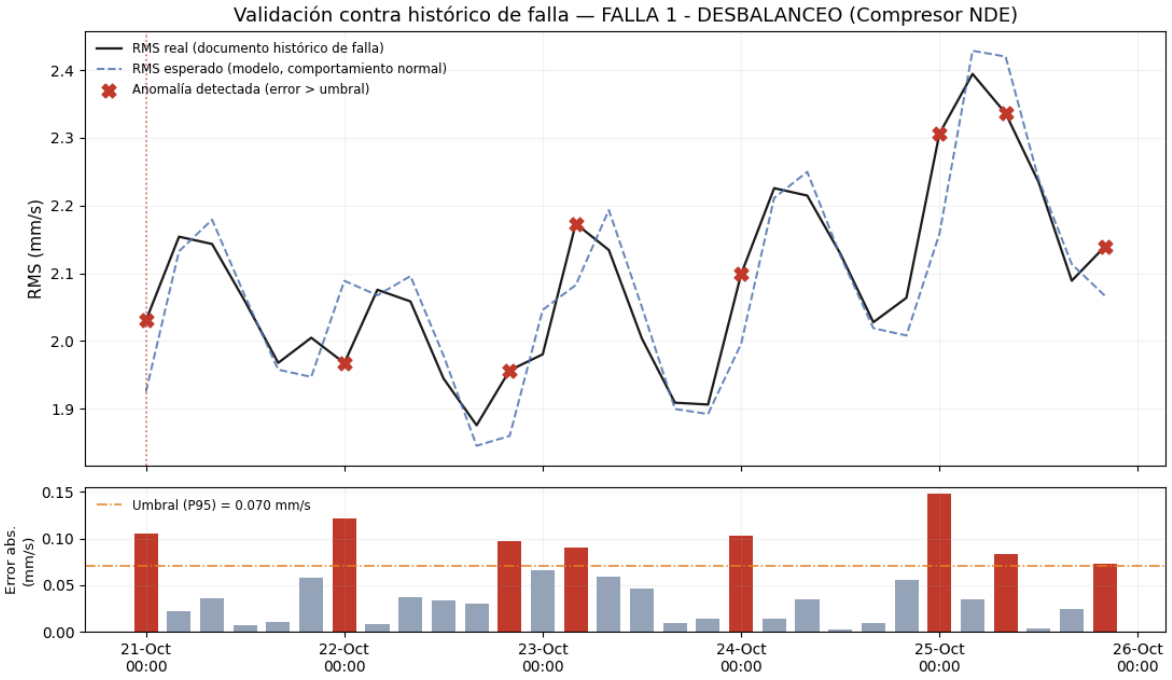
7.9 VALIDACIÓN MEDIANTE EVENTOS DE FALLA

Finalmente, con el objetivo de validar el modelo ARMA propuesto utilizando datos históricos de dos fallas reportadas del compresor de tornillo rotativo, se procedió a verificar la capacidad del modelo para identificar condiciones anómalas, es decir, detectar desviaciones cuando el equipo entra en estado de falla.

Debe recordarse que el modelo ARMA caracteriza el comportamiento normal del compresor a través de datos de operación normal, por lo que, al recibir valores fuera de los límites establecidos para operación sana del equipo, se esperaba que el modelo identificase que existía una condición anómala y que generara en los puntos de la anomalía, alertas o señales que indicaran que esa situación se estaba presentando.

El principio metodológico consistió en aplicar los parámetros del modelo ARMA (valores de Φ y θ) ya estimados previamente con datos sanos, y fijarlos para aplicarlos a la serie de valores RMS de los dos eventos de falla. Es decir, se usaron los datos de falla como insumo del modelo (en los valores de y_{t-1}, y de y_{t-2}, instante por instante) de manera que este generaba en cada instante una predicción que representaba cómo respondería el compresor operando de forma normal, pero bajo las condiciones establecidas en las cuáles ocurrieron las fallas, con el objetivo de comparar estas predicciones contra el valor real registrado de las fallas.

Figura 30. Validación contra histórico de falla 1.



De esta manera, la diferencia entre ambos valores (valor real de falla observado y lo que el modelo habría predicho) constituyó el indicador del tamaño de la desviación del comportamiento esperado. Para ello, se definió un umbral de anomalía teniendo en cuenta el error de predicción del modelo ARMA (2,2) durante su período de entrenamiento, es decir, cuánto se equivocaba el modelo en condición sana y usando a partir de allí un rango de error normal esperado cubriendo aproximadamente el 95% de los datos ($\hat{y}(t) \pm 2\sigma$).

En la figura 30, se pueden identificar los resultados de la validación del modelo frente a los datos de la falla 1, donde se especifica el instante en el que se registra la primera anomalía, permitiendo así estudiar el tiempo real de detección respecto al inicio real de la falla.

En la figura pueden identificarse también todos los puntos en los que se presentó una anomalía, es decir, una medición de la diferencia (entre el valor real del histórico de falla

y el valor esperado del modelo según comportamiento normal) superior al umbral establecido.

Además, en la gráfica inferior, se registró mediante gráficas de barras el tamaño o magnitud de esta diferencia, evidenciando que, ya desde una etapa temprana se logra detectar la presencia de anomalías asociadas a valores elevados de RMS respecto a las tendencias asociadas al comportamiento normal del compresor establecidas por el modelo ARMA, validando así el funcionamiento del sistema propuesto.

Para una visualización general de los datos de la falla 2 véase el anexo J.

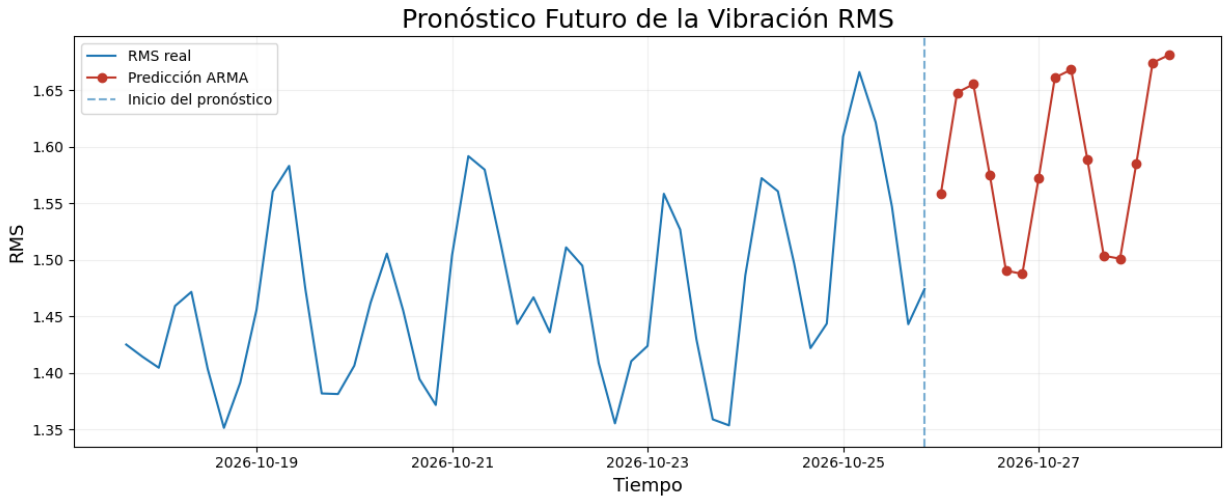
7.10 CAPACIDAD PREDICTIVA

La principal virtud del modelo ARMA es la generación de predicciones, por lo que, una vez llevado a cabo el proceso de evaluación del desempeño del modelo ARMA (2,2) al comparar las predicciones del modelo con los datos reales de valor RMS, se procedió a generar predicciones.

Esta generación de predicciones se estableció a partir de la digitación manual del número de horas a predecir por parte de un usuario y teóricamente, el modelo es capaz de predecir para cualquier número de horas, considerando por supuesto las implicaciones que conlleva la representación gráfica de esa cantidad de datos.

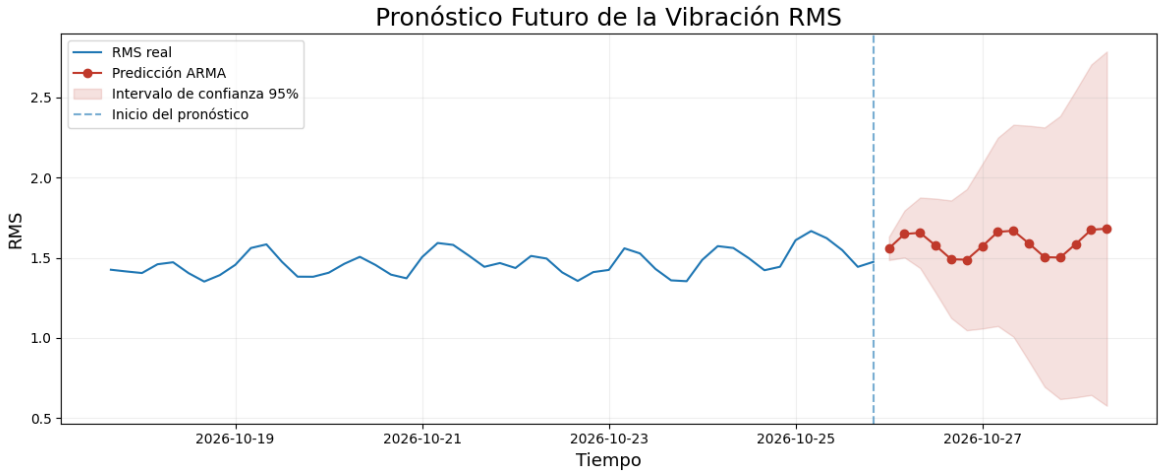
En la figura 31, se pueden observar las predicciones realizadas para un conjunto de 60 horas en el futuro, en las que se puede observar que se logra seguir la tendencia establecida por el comportamiento normal del compresor, es decir, los datos antes de la línea punteada que demarca el inicio de las predicciones o pronósticos.

Figura 31. Pronóstico de la serie de RMS para 60 horas.



Además, con el objetivo de tener mayor perspectiva respecto al seguimiento de la tendencia de los valores RMS de vibración, se graficó una cantidad mayor de horas y a una escala diferente, de manera que se lograra identificar la tendencia seguida por las predicciones conforme a los valores reales.

Figura 32. Tendencia de las predicciones frente a la tendencia de los valores reales.



Sin embargo, debe recordarse que esta representación del comportamiento normal del compresor es en realidad la correspondiente al comportamiento estacionario establecido por la nueva serie calculada mediante la primera diferencia, por lo que una vez validado el modelo, para realizar predicciones acorde a los valores reales de RMS de vibración en

su unidad real, debe llevarse a cabo el proceso inverso a la diferenciación realizada previamente, es decir, debe ejecutarse una integración (o reintegración), que es el proceso que consiste en sumar de manera acumulativa los valores diferenciados a un valor inicial real:

$$y_t = y_{t-1} + z_t \quad (7)$$

Donde $\mathbf{z_t}$ corresponde al valor generado por el modelo ARMA (2,2) que fue generado a partir de la serie una vez ejecutada la primera diferencia.

Ahora bien, el objetivo de este proceso es obtener predicciones que estén acordes a la tendencia real de los datos originales (no de la primera diferencia), y como se observó en la figura 19, esta tiene una tendencia creciente. Esta situación plantea la posibilidad de estimar el tiempo de vida útil remanente del equipo (Remaining Useful Life – RUL), es decir, el tiempo estimado que le queda a un activo en operación antes de que deje de funcionar, medido a través de sus horas de operación con respecto a su valor RMS en este caso.

Debe tenerse en cuenta que la RUL no se asumirá como un número exacto precisamente, sino como una distribución de probabilidad, por lo que se calcularon tres (3) probabilidades:

- **P_10:** El 10% de los escenarios futuros falla antes del tiempo establecido.
- **P_50:** La mitad de los escenarios futuros falla antes y la otra mitad falla después del tiempo establecido.
- **P_90:** El 90% de los escenarios futuros falla antes del tiempo establecido.

Por supuesto, la probabilidad P_{10} es la más adecuada para programar intervenciones de mantenimiento a partir de la condición, pues si se interviene antes de la predicción de

horas establecida, el riesgo de que falle antes el equipo es de solo el 10% por lo que se toman decisiones de mantenimiento con bajo riesgo.

La probabilidad P_{50} es la estimación central y se puede usar como medida para planificar repuestos o presupuesto si no se quiere usar P_{10}.

Por último, P_{90} es la probabilidad más optimista en cuanto a tiempo de vida útil remanente y no conviene usarlo como base para la programación de intervenciones de mantenimiento pues la probabilidad dicta que a esa fecha el 90% de los escenarios futuros ya falló.

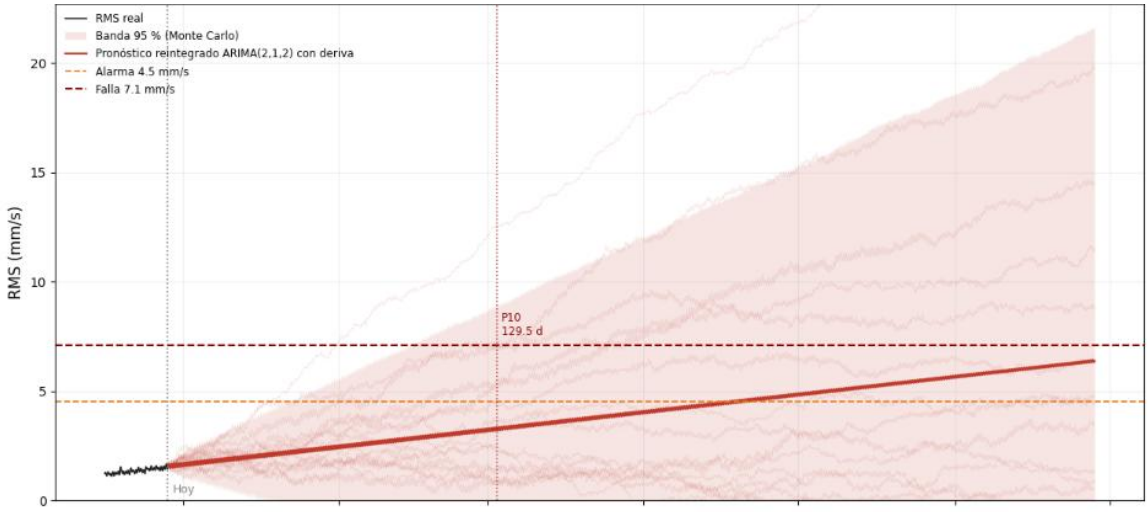
Teniendo esto en cuenta que es fácilmente identificable el valor promedio del cambio del valor RMS real, es decir, cuánto aumenta en promedio el valor RMS cada 4 horas, y que gracias al modelo ARMA estimado es también conocida la forma en que los cambios en un período de tiempo influyen directa o indirectamente en otros, representando la dinámica del equipo, se generan predicciones a partir de estas 2 características.

Así, el camino más probable es el que dicta una línea recta única y que está determinado por el promedio de RMS cada 4 horas, pero eso no significa que el compresor en su vida útil siga exactamente esa línea, por lo que se proponen futuros posibles a partir de esta tendencia, pero también a partir del ruido aleatorio medido en la fase de prueba y de la incertidumbre de la tendencia, que dentro de un margen de error cambia para cada pronóstico, logrando así una gran cantidad de predicciones que una vez son reunidas, permiten obtener la distribución para la vida útil remanente (RUL) y de allí el resultado mostrado en la figura 33.

La figura 33 muestra inicialmente la firma de vibraciones que representa a los datos originales de valores RMS sin modificar, seguido de la representación del pronóstico más probable. En ella se representan también los umbrales de alarma y falla asociados a las condiciones C y D de la norma ISO 10816-3, donde se puede identificar el patrón de

crecimiento o tendencia creciente del valor RMS establecido por las tres características de tendencia mencionadas anteriormente. Además, se grafica la banda de confianza (95%); se puede notar que esta tiene una tendencia a ensancharse conforme se avanza en el tiempo pues la incertidumbre y el error se acumulan a medida que se intenta predecir más alejado de los valores conocidos.

Figura 33. Estimación del tiempo de Vida Útil Remanente – Compresor NDE.

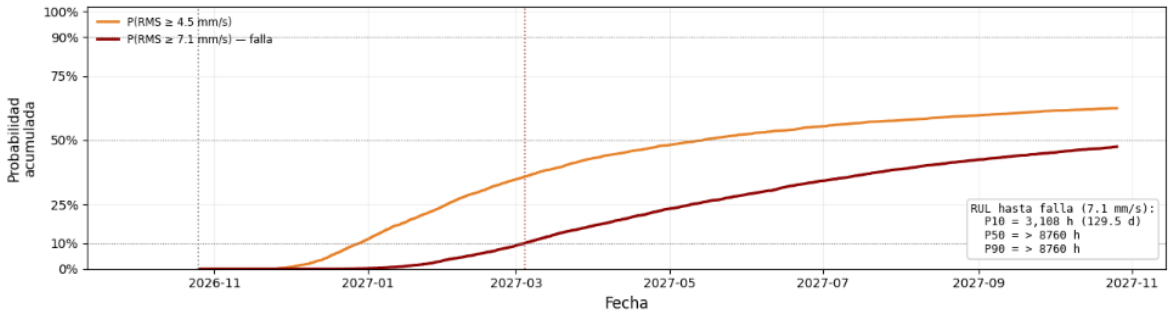


Se graficó el porcentaje de los futuros calculados que superó cada umbral (ver figura 34) donde se puede notar que en el tiempo las mediciones para ambos umbrales parten de cero, pero crecen con el tiempo. Además, se estableció que los puntos donde la curva roja (umbral de falla) corta al 10%, al 50% y al 90% corresponden a los tiempos de vida útil remanente para cada caso, encontrando que la probabilidad de que el equipo falle antes de las siguientes 3108 horas de funcionamiento (4 meses) es de sólo el 10% mientras que antes de las siguientes 8760 horas (1 año) es del 50%, asumible como el 90% según preferencia de quien aplica.

Sin embargo, estas recomendaciones deben tomarse solo como referencias preliminares para el seguimiento del compresor, y no como fechas definitivas para la ejecución de las

intervenciones de mantenimiento, por lo que se recomienda utilizar esta herramienta como apoyo más no como criterio único.

Figura 34. Probabilidad de falla antes de la fecha estimada.



Además, es importante resaltar que el RUL para P_{90} se estableció igual que para P_{50} pues en el rango de las mediciones realizadas este tiene una tendencia a mantenerse o no crecer significativamente a partir de cierto punto en el tiempo.

En resumen, la figura 33 representa la tendencia de los valores RMS, mientras que la figura 34 representa cómo esa tendencia determina las probabilidades de que el equipo falle según el tiempo de operación.

7.11 LIMITACIONES DEL MODELO PRESENTADO

- La cantidad de datos históricos de valores RMS utilizados es baja (25 días). Estimar los modelos a partir de una mayor cantidad de datos puede incrementar la precisión de la estimación de las tendencias y del tiempo de vida útil remanente.
- Las fallas mecánicas, en general, aceleran su crecimiento en las etapas finales, y este comportamiento no es caracterizado por el modelo de tendencias establecido mediante modelos ARMA.
- Los umbrales utilizados según la norma ISO 10816-3 son generales para equipos según su potencia, rigidez, etc. y no específicos a partir de datos conocidos para el compresor de tornillo rotativo.

8. CONCLUSIONES

Como resultado de este proyecto de grado se logró desarrollar un sistema de diagnóstico para el compresor de tornillo rotativo Leroi LG30 que cumple con los objetivos propuestos y demuestra que un sistema de monitoreo basado en modelos ARMA puede complementar el diagnóstico tradicional realizado por analistas para la detección temprana de anomalías en la operación de estos equipos.

- Se desarrolló un sistema de adquisición de datos de vibraciones que permite capturar las señales de acelerómetros instalados en un compresor Leroi-LG30, que permitiera almacenar y posteriormente analizar la información, a través de entornos de desarrollo como Codesys y el uso de sensores y tarjetas de adquisición industriales. La implementación de este DAQ posibilitó el acceso a registros de las diversas variables de interés, permitiendo así establecer la base de información que sería luego requerida para las etapas de visualización, evaluación de condición y modelado estadístico.

- Se integró una interfaz de usuario en Python para la visualización de las señales de vibración mediante gráficas en el dominio del tiempo y la frecuencia, así como variables de operación y estimación de condiciones operativas de los componentes asociados a sensores, entre otros. La interfaz además implementó las normas técnicas ISO 10816-3 y DIN VDI para la valoración de la condición según vibraciones del equipo.

- Se diseño un módulo de generación y análisis de tendencias basado en modelos ARMA, permitiendo así caracterizar el comportamiento normal del compresor. El análisis de las predicciones frente a los errores asociados posibilitó la detección de desviaciones en datos de entrada asociados a condiciones de anomalía operacional

en el equipo, proporcionando así una herramienta estadística complementaria para el monitoreo basado en condición de este tipo de equipos.

- Se validó el sistema propuesto mediante al análisis de los datos históricos asociados a dos fallas del compresor de tornillo rotativo, lo que favoreció la evaluación completa del sistema antes datos que representan condiciones anómalas en el compresor. Así mismo, estos resultados permitieron identificar el alcance y las limitaciones de la implementación de los modelos estimados, aportando una herramienta estadística de apoyo junto con los elementos necesarios a tener en cuenta para la aplicación de estos en equipos reales.

9. RECOMENDACIONES

A continuación, se presentan algunas recomendaciones con el propósito de orientar trabajos futuros que estén enfocados en mejorar y ampliar la capacidad del sistema de monitoreo desarrollado:

- **Integrar la adquisición continua y sincronizada de variables operativas como presiones y temperaturas del compresor:** Se recomienda complementar el sistema de monitoreo de vibraciones con la recolección continua de variables operativas como las presiones y temperaturas de succión y descarga u otras variables como el caudal o la potencia consumida. Esto permitiría analizar la relación existente entre las variables operativas del compresor y su comportamiento vibratorio, identificando si ciertos cambios en los patrones de vibración están influenciados directamente con variaciones de carga o de las condiciones de funcionamiento, ejecutando un análisis cruzado de la información recolectada.

  Así, a partir de la disponibilidad tanto de registros continuos de vibración como de las condiciones operacionales, se recomienda estudiar la viabilidad de complementar la estimación del modelo ARMA con datos operativos tomados de manera continua, verificando si añadir esta información mejora al sistema en términos de capacidad predictiva y si permite identificar variaciones de vibración que estén asociadas a cambios en las condiciones de operación y no a fallos o deterioro del equipo.

- Una de las limitaciones del sistema propuesto mencionadas previamente es la cantidad de datos históricos utilizados para la estimación del modelo, por lo que se recomienda **ampliar el período de adquisición,** obteniendo así una cantidad mayor de datos registrados. Al contar con series temporales más extensas y, por ende, más representativas de las condiciones reales de operación del compresor a través de sus fenómenos vibratorios, se puede estudiar con más detalle la evolución de las señales de vibración y sus valores RMS, para mejorar así la confiabilidad de las predicciones realizadas.

BIBLIOGRAFÍA

BROCKWELL, Peter J. y DAVIS, Richard A. Introduction to time series and forecasting. 3 ed. Cham, Suiza: Springer, 2016. 434 p. (Springer Texts in Statistics). ISBN 978-3-319-29852-8.

BROWN, Royce N. Compressors: selection and sizing. 3 ed. Burlington: Gulf Professional Publishing, 2005. ISBN 978-0-7506-7545-1.

BUONO, Dario; SIANO, Daniela; FROSINA, Emma y SENATORE, Adolfo. Gerotor pump cavitation monitoring and fault diagnosis using vibration analysis through the employment of auto-regressive-moving-average technique. En: Simulation Modelling Practice and Theory. 2017. vol. 71, p. 61-82. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.simpat.2016.11.005

CHEN, Y.; LI, Z.; JIANG, Y.; GONG, D. y ZHOU, K. Sparse LPV-ARMA model for non-stationary vibration representation and its application on gearbox tooth crack detection under variable speed conditions. En: Mechanical Systems and Signal Processing. 2025. vol. 224, art. 112161. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.112161

DEKÝŠ, Vladimír. Condition monitoring and fault diagnosis. En: Procedia Engineering. 2017. vol. 177, p. 502-509. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.02.252

ENTENDIENDO LA TABLA DE SEVERIDAD DE VIBRACIONES ISO 10816-3. [En línea]. Dspanalytic.com, s.f. Disponible en: https://dspanalytic.com/vibraciones/tabla-iso-10816-3/

FOURNIES PALLAVICINI, Aldo. Modelos ARMA y método Box & Jenkins. Trabajo de curso. Valparaíso: Universidad Técnica Federico Santa María, Departamento de Industrias, 2013.

LI, G.; QIN, S. J.; JI, Y. y ZHOU, D. Reconstruction based fault prognosis for continuous processes. En: IFAC Proceedings Volumes. 2009a. vol. 42, no. 8, p. 1019-1024. Disponible en: https://doi.org/10.3182/20090630-4-ES-2003.00168

LI, X.; LIU, Y.; FAN, L.; SHI, S.; ZHANG, T. y QI, M. Research on the prediction of dangerous goods accidents during highway transportation based on the ARMA model. En: Journal of Loss Prevention in the Process Industries. 2021. vol. 72, art. 104583. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.jlp.2021.104583

MOBLEY, R. Keith. Vibration fundamentals. Boston: Butterworth-Heinemann, 1999. ISBN 0-7506-7150-5.

MONGIA, C.; GOYAL, D. y SEHGAL, S. Vibration response-based condition monitoring and fault diagnosis of rotary machinery. En: Materials Today: Proceedings. 2022. vol. 50, p. 679-683. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.04.395

PHAM, H. T.; TRAN, V. T. y YANG, B.-S. A hybrid of nonlinear autoregressive model with exogenous input and autoregressive moving average model for long-term machine state forecasting. En: Expert Systems with Applications. 2010. vol. 37, no. 4, p. 3310-3317. Disponible en: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.020

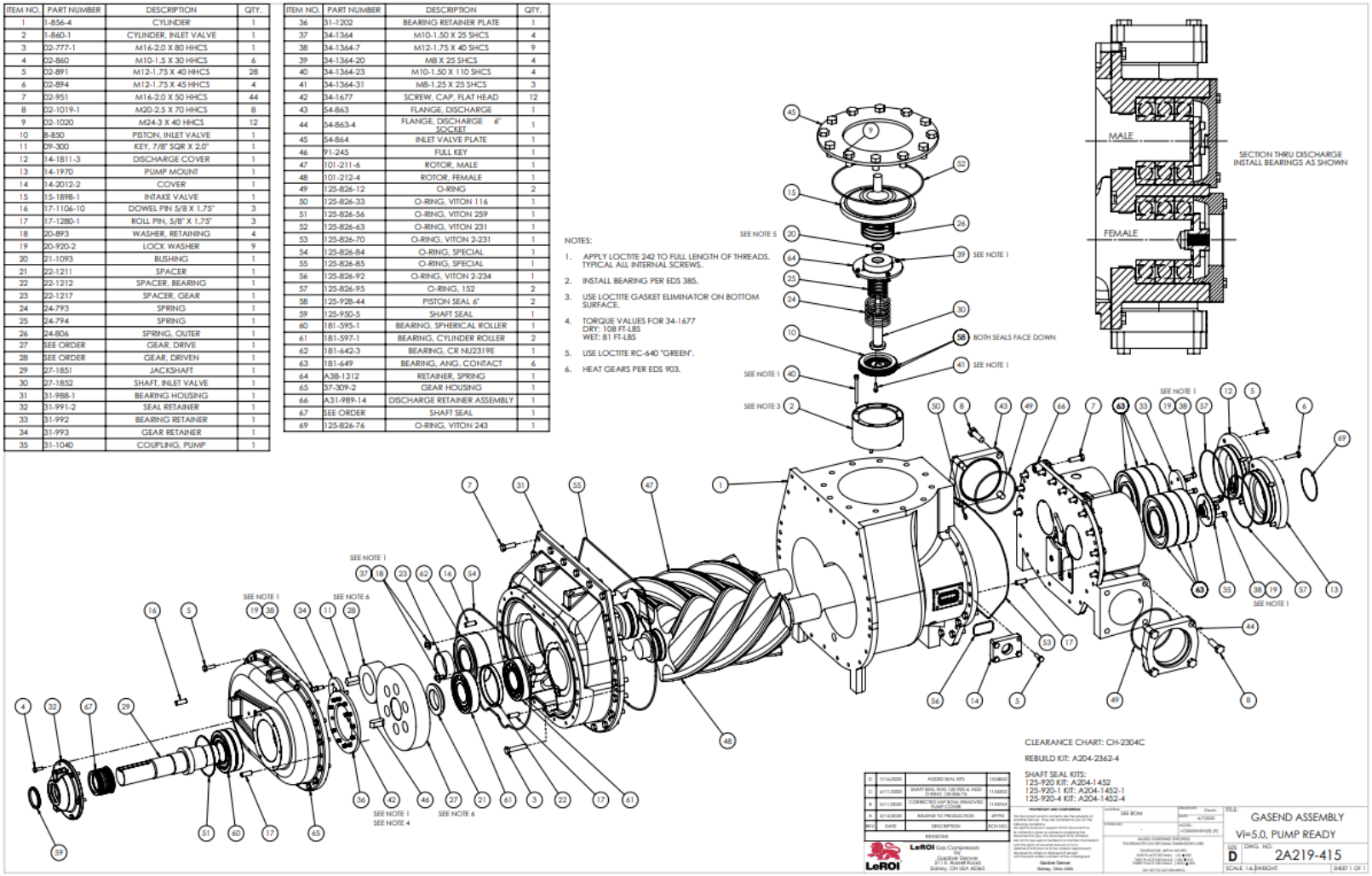
WHITE, Glen. Introducción al análisis de vibraciones. S.l.: Azima DLI, 2010.

ANEXOS.

ANEXO A. Arquitectura y diagrama de componentes del compresor de tornillo rotativo.

ITEM NO.	PART NUMBER	DESCRIPTION	QTY.
1	1-856-4	CYLINDER	1
2	1-860-1	CYLINDER, INLET VALVE	1
3	22-777-1	M16-2.0 X 80 HHCS	1
4	22-860	M10-1.5 X 30 HHCS	6
5	22-891	M12-1.75 X 40 HHCS	28
6	22-894	M12-1.75 X 45 HHCS	4
7	22-951	M16-2.0 X 50 HHCS	44
8	22-1019-1	M20-2.5 X 70 HHCS	8
9	22-1020	M24-3 X 40 HHCS	12
10	8-850	PISTON, INLET VALVE	1
11	09-300	KEY, 7/8" SQR X 2.0"	1
12	14-1811-3	DISCHARGE COVER	1
13	14-1970	PUMP MOUNT	1
14	14-2012-2	COVER	1
15	15-1898-1	INTAKE VALVE	1
16	17-1106-10	DOWEL PIN 5/8 X 1.75"	3
17	17-1280-1	ROLL PIN, 5/8" X 1.75"	3
18	20-893	WASHER, RETAINING	4
19	20-920-2	LOCK WASHER	9
20	21-1093	BUSHING	1
21	22-1211	SPACER	1
22	22-1212	SPACER, BEARING	1
23	22-1217	SPACER, GEAR	1
24	24-793	SPRING	1
25	24-794	SPRING	1
26	24-806	SPRING, OUTER	1
27	SEE ORDER	GEAR, DRIVE	1
28	SEE ORDER	GEAR, DRIVEN	1
29	27-1851	JACKSHAFT	1
30	27-1852	SHAFT, INLET VALVE	1
31	31-988-1	BEARING HOUSING	1
32	31-991-2	SEAL RETAINER	1
33	31-992	BEARING RETAINER	1
34	31-993	GEAR RETAINER	1
35	31-1040	COUPLING, PUMP	1

ITEM NO.	PART NUMBER	DESCRIPTION	QTY.
36	31-1202	BEARING RETAINER PLATE	1
37	34-1364	M10-1.50 X 25 SHCS	4
38	34-1364-7	M12-1.75 X 40 SHCS	9
39	34-1364-20	M8 X 25 SHCS	4
40	34-1364-23	M10-1.50 X 110 SHCS	4
41	34-1364-31	M8-1.25 X 25 SHCS	3
42	34-1677	SCREW, CAP, FLAT HEAD	12
43	54-863	FLANGE, DISCHARGE	1
44	54-863-4	FLANGE, DISCHARGE 6" SOCKET	1
45	54-864	INLET VALVE PLATE	1
46	91-245	FULL KEY	1
47	101-211-6	ROTOR, MALE	1
48	101-212-4	ROTOR, FEMALE	1
49	125-826-12	O-RING	2
50	125-826-33	O-RING, VITON 116	1
51	125-826-56	O-RING, VITON 259	1
52	125-826-63	O-RING, VITON 231	1
53	125-826-70	O-RING, VITON 2-231	1
54	125-826-84	O-RING, SPECIAL	1
55	125-826-85	O-RING, SPECIAL	1
56	125-826-92	O-RING, VITON 2-234	1
57	125-826-95	O-RING, 152	2
58	125-928-44	PISTON SEAL 6"	2
59	125-950-5	SHAFT SEAL	1
60	181-595-1	BEARING, SPHERICAL ROLLER	1
61	181-597-1	BEARING, CYLINDER ROLLER	2
62	181-642-3	BEARING, CR NU2319E	1
63	181-649	BEARING, ANG. CONTACT	6
64	A38-1312	RETAINER, SPRING	1
65	37-309-2	GEAR HOUSING	1
66	A31-989-14	DISCHARGE RETAINER ASSEMBLY	1
67	SEE ORDER	SHAFT SEAL	1
69	125-826-76	O-RING, VITON 243	1



ANEXO B. Base de la Ficha técnica del sensor Wilcoxon 786T.

Dual output sensor

786T

Wilcoxon
SENSING TECHNOLOGIES

SPECIFICATIONS

Sensitivity, ±5%, 25°C		100 mV/g
Acceleration range, VDC > 25 V		80 g peak
Amplitude nonlinearity		1%
Frequency response:	**±5%**	3 - 5,000 Hz
	±10%	1 - 7,000 Hz
	±3 dB	0.5 - 12,000 Hz
Resonance frequency		30 kHz
Transverse sensitivity, max		5% of axial
Temperature response:	**–25°C**	–10%
	+120°C	+10%
Temperature sensor:		
Output sensitivity		10 mV/°C
Measurement range		2° to 120°C
Power requirement:		
Voltage source		18 - 30 VDC
Current regulating diode		2 - 10 mA
Electrical noise, equiv. g:		
Broadband	**2.5 Hz to 25 kHz**	700 µg
Spectral	**10 Hz**	10 µg/√Hz
	100 Hz	5 µg/√Hz
	1,000 Hz	5 µg/√Hz
Output impedance, max		100 Ω
Bias output voltage, nominal		12 VDC
Grounding		case isolated, internally shielded
Temperature range		–50° to +120°C
Vibration limit		500 g peak
Shock limit		5,000 g peak
Electromagnetic sensitivity, equiv. g, max		70 µg/gauss
Sealing		hermetic
Base strain sensitivity, max		0.0002 g/µstrain
Sensing element design		PZT, shear
Weight		90 grams
Case material		316L stainless steel
Mounting		1/4-28 UNF tapped hole
Output connector		3 pin, MIL-C-5015 style
Mating connector		R6GW
Recommended cabling		J9T3A

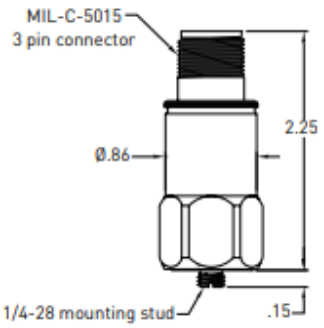
Accessories supplied: SF6 mounting stud; calibration data (level 2)

CE



Key features

- Accelerometer with internal temperature sensor
- Certified versions available for use in hazardous areas
- Manufactured in ISO 9001 facility



Connections	
Function	Connector pin
accelerometer power/signal	A
accelerometer and temp sensor common	B
temp sensor signal	C
ground/case	shell

Note: Due to continuous process improvement, specifications are subject to change without notice.
This document is cleared for public release.

Wilcoxon Sensing Technologies
An Amphenol Company
98733 Rev.D.3 09/18

8435 Progress Drive
Frederick, MD 21701
USA

Tel: +1 (301) 330-8811
Fax: +1 (301) 330-8873
info@wilcoxon.com

buy.wilcoxon.com
www.wilcoxon.com

ANEXO C. Base de la Ficha técnica del sensor Wilcoxon 787T.

General purpose dual output sensor

787T

Wilcoxon SENSING TECHNOLOGIES

SPECIFICATIONS

Sensitivity, ±5%, 25°C		100 mV/g
Acceleration range, VDC > 25 V		80 g peak
Amplitude nonlinearity		1%
Frequency response:	**±5%**	1.0 - 5,000 Hz
	±10%	0.7 - 10,000 Hz
	±3 dB	0.5 - 12,000 Hz
Resonance frequency		22 kHz
Transverse sensitivity, max		5% of axial
Temperature response:	**–25°C**	–10%
	+120°C	+10%
Temperature sensor:		
Output sensitivity		10 mV/°C
Measurement range		2° to 120°C
Power requirement:		
Voltage source[1]		18 - 30 VDC
Current regulating diode[1,2]		2 - 10 mA
Electrical noise, equiv. g, nominal:		
Broadband	**2.5 Hz to 25 kHz**	700 µg
Spectral	**10 Hz**	10 µg/√Hz
	100 Hz	5 µg/√Hz
	1,000 Hz	5 µg/√Hz
Output impedance, max		100 Ω
Bias output voltage, nominal		12 VDC
Grounding		case isolated, internally shielded
Temperature range		–50° to +120°C
Vibration limit		500 g peak
Shock limit		5,000 g peak
Electromagnetic sensitivity, equiv. g, max		70 µg/gauss
Sealing		hermetic
Base strain sensitivity, max		0.002 g/µstrain
Sensing element design		PZT ceramic / shear
Weight		145 grams
Case material		316L stainless steel
Mounting		1/4-28 captive screw w/ 0.046" diameter safety wire hole
Output connector		3 pin, MIL-C-5015 style
Mating connector		3 socket, MIL-C-5015 style
Recommended cabling		3 conductor, shielded

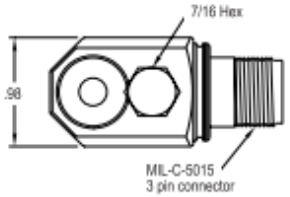
Notes: [1] To minimize the possibility of signal distortion during high vibration signals, 24 to 28 VDC powering is recommended. The higher level constant current source should be used when driving long cables.
[2] A maximum current of 6 mA is recommended for operating temperatures in excess of 100°C.
Accessories supplied: 1/4-28 captive screw; calibration data (level 2)

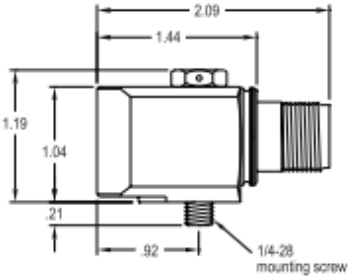
CE



Key features

- Accelerometer with internal temperature sensor
- Available with M12 connector
- Manufactured in ISO 9001 facility





Connections	
Function	Connector pin
accelerometer power/signal	A
accelerometer and temp sensor common	B
temp sensor signal	C
ground/case	shell

Note: Due to continuous process improvement, specifications are subject to change without notice. This document is cleared for public release.

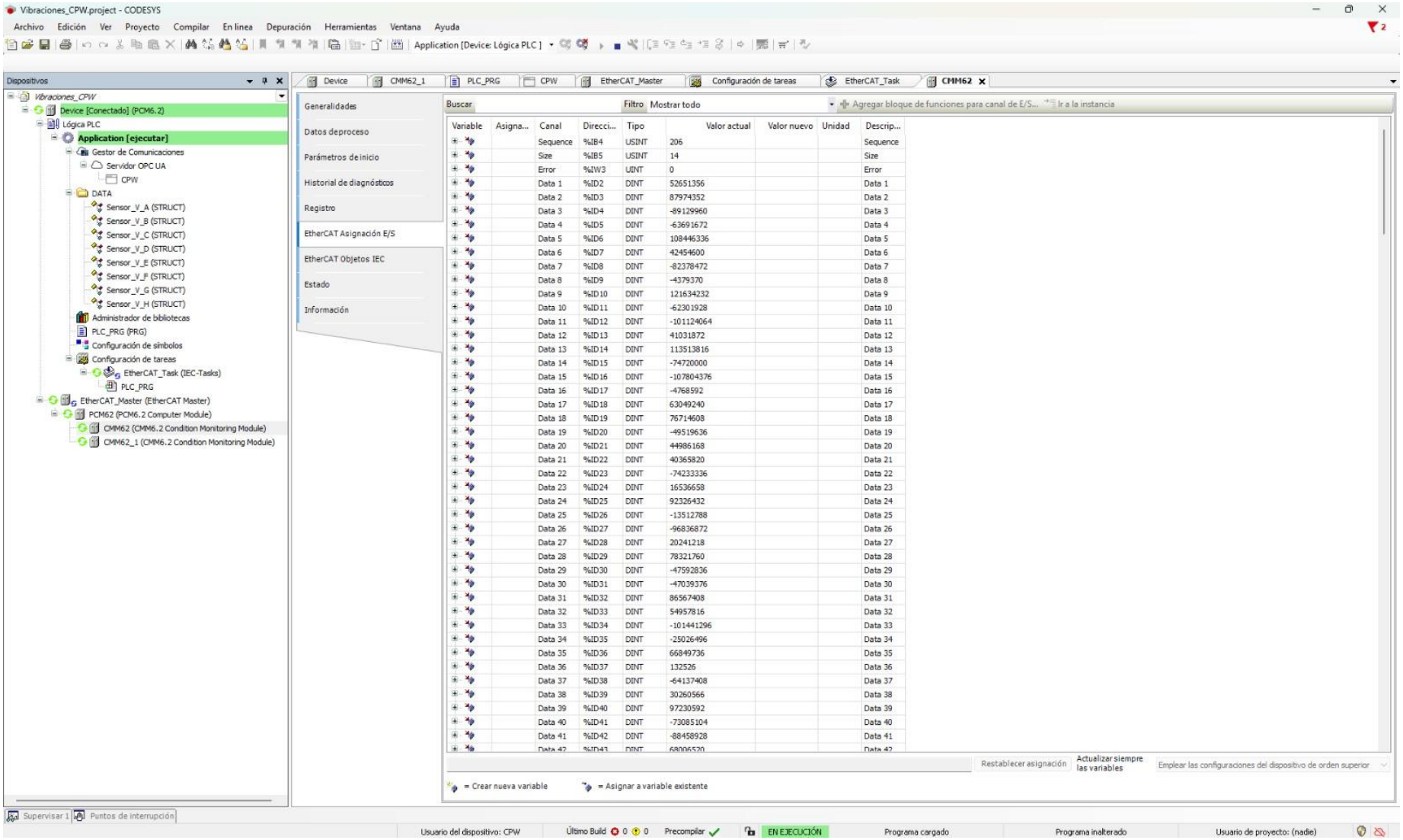
Wilcoxon Sensing Technologies
An Amphenol Company
99101 Rev.B.2 08/19

8435 Progress Drive
Frederick, MD 21701
USA

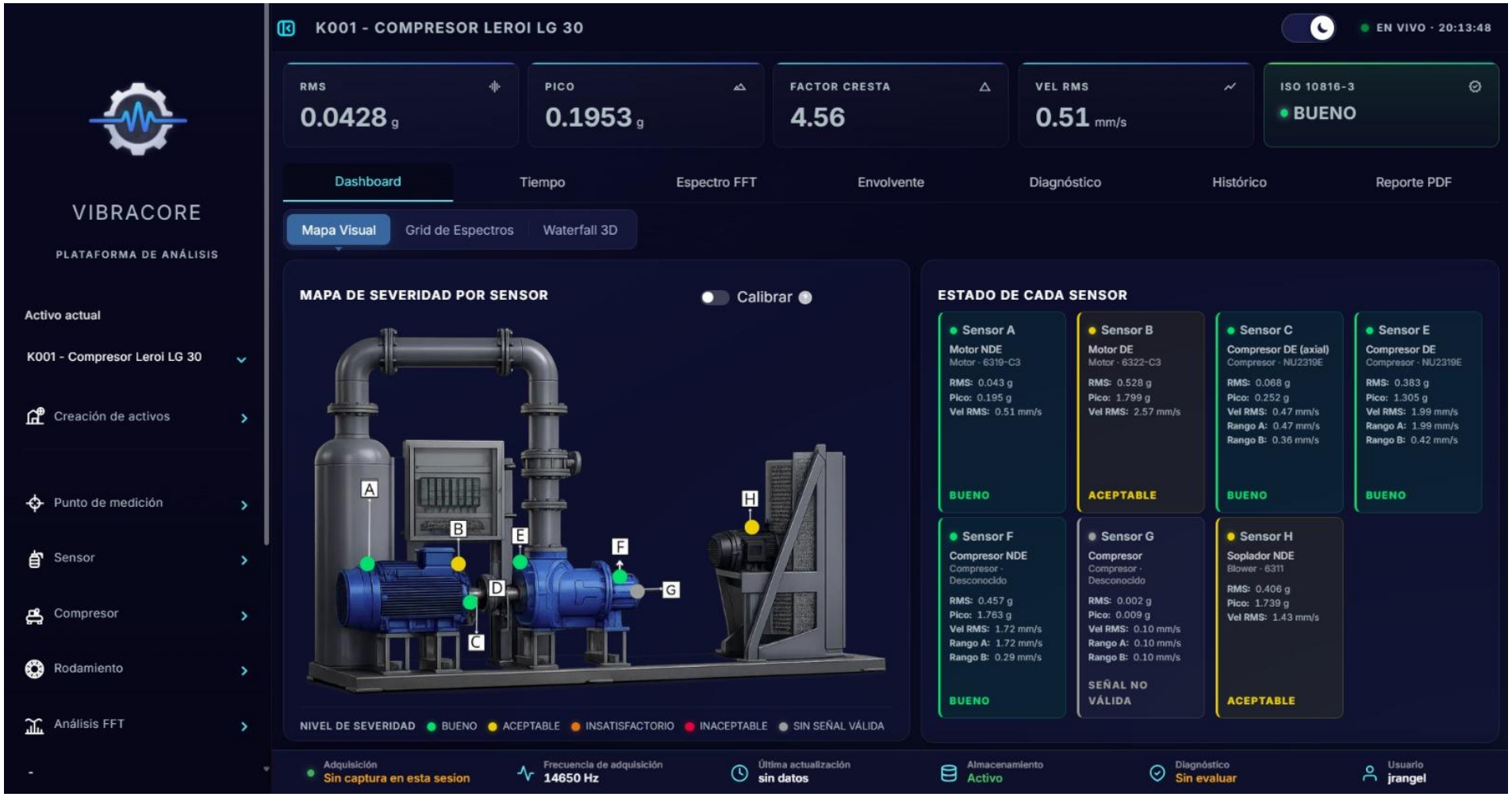
Tel: +1 (301) 330-8811
Fax: +1 (301) 330-8873
info@wilcoxon.com

buy.wilcoxon.com
www.wilcoxon.com

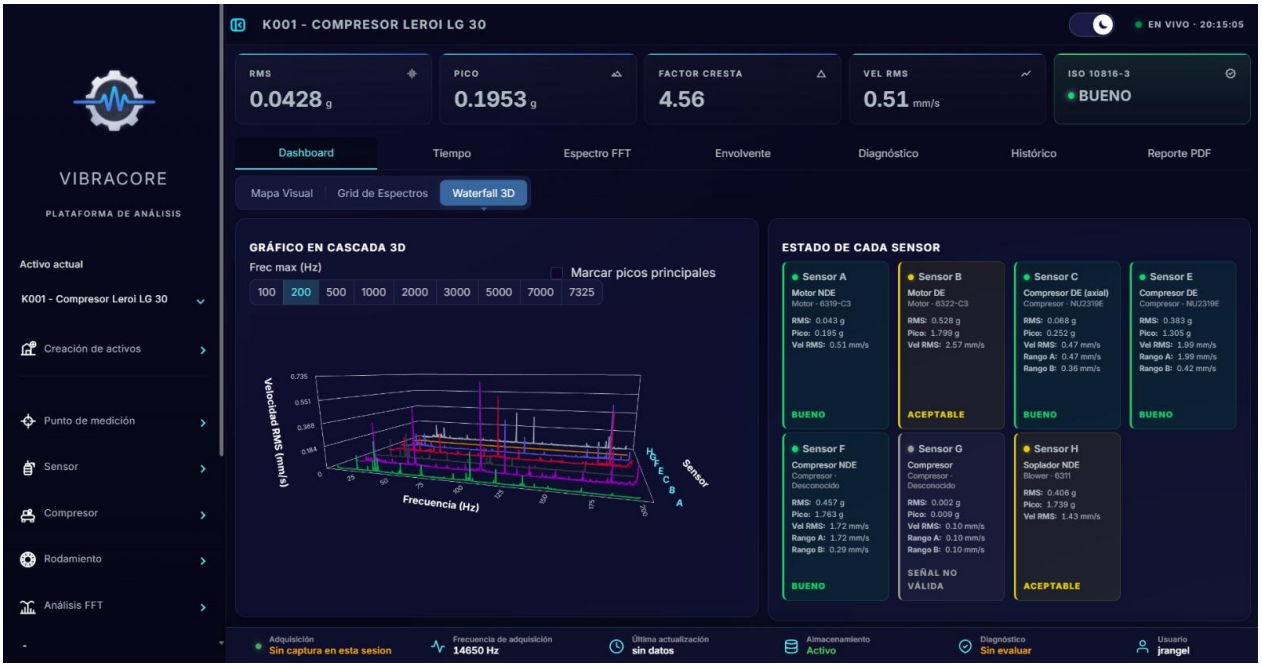
ANEXO D. Diseño y entorno de desarrollo de Codesys.

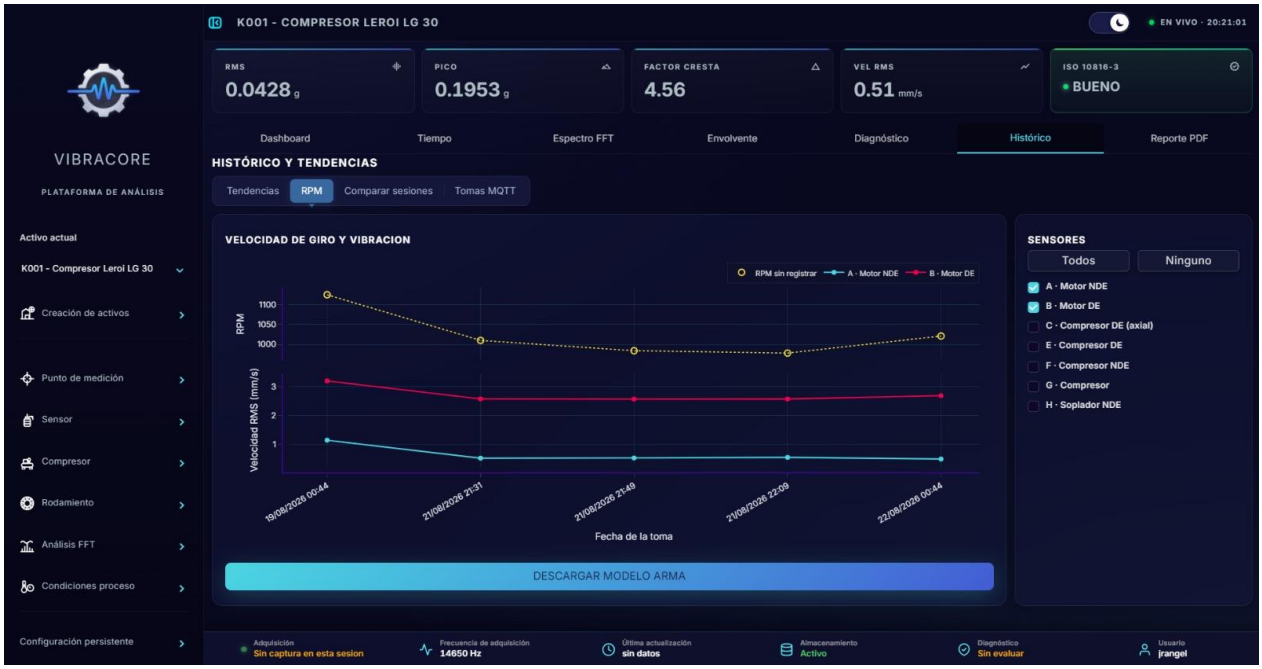


ANEXO E. Esquema de visualización de Vibracore.



ANEXO F. Funciones y paneles adicionales de la interfaz de Vibracore.





ANEXO G. Generación de resultados de la estimación de los parámetros del modelo ARMA para los 6 sensores restantes (organizados según la presentación del documento).

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 1)	Log Likelihood	293.839
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-577.679
Time:	15:55:42	BIC	-563.783
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-572.036
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	8.08e-05	0.000	0.328	0.743	-0.000	0.001
ar.L1	0.6230	0.106	5.892	0.000	0.416	0.830
ar.L2	-0.0424	0.107	-0.398	0.691	-0.252	0.167
ma.L1	-0.9954	0.284	-3.507	0.000	-1.552	-0.439
sigma2	0.0004	0.000	3.482	0.000	0.000	0.001

Ljung-Box (L1) (Q):	0.00	Jarque-Bera (JB):	1.96
Prob(Q):	0.95	Prob(JB):	0.38
Heteroskedasticity (H):	0.79	Skew:	0.21
Prob(H) (two-sided):	0.46	Kurtosis:	3.47

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(0, 0, 5)	Log Likelihood	145.102
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-276.204
Time:	15:52:35	BIC	-256.750
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-268.305
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	3.758e-05	0.001	0.035	0.972	-0.002	0.002
ma.L1	0.1149	0.093	1.239	0.215	-0.067	0.297
ma.L2	-0.5709	0.080	-7.160	0.000	-0.727	-0.415
ma.L3	-0.8076	0.071	-11.323	0.000	-0.947	-0.668
ma.L4	-0.1735	0.084	-2.062	0.039	-0.338	-0.009
ma.L5	0.5753	0.075	7.649	0.000	0.428	0.723
sigma2	0.0049	0.001	7.607	0.000	0.004	0.006

Ljung-Box (L1) (Q):	0.02	Jarque-Bera (JB):	9.85
Prob(Q):	0.90	Prob(JB):	0.01
Heteroskedasticity (H):	1.05	Skew:	0.62
Prob(H) (two-sided):	0.88	Kurtosis:	3.65

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 2)	Log Likelihood	237.737
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-463.474
Time:	15:47:58	BIC	-446.799
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-456.703
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.0052	0.003	1.505	0.132	-0.002	0.012
ar.L1	1.0013	0.004	232.459	0.000	0.993	1.010
ar.L2	-0.9999	0.001	-697.789	0.000	-1.003	-0.997
ma.L1	-0.9794	0.332	-2.954	0.003	-1.629	-0.330
ma.L2	0.9956	0.667	1.493	0.135	-0.311	2.302
sigma2	0.0010	0.001	1.506	0.132	-0.000	0.002

Ljung-Box (L1) (Q):	1.46	Jarque-Bera (JB):	34.43
Prob(Q):	0.23	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	1.09	Skew:	0.76
Prob(H) (two-sided):	0.78	Kurtosis:	5.16

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 3)	Log Likelihood	263.818
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-513.636
Time:	15:49:58	BIC	-494.182
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-505.736
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.0002	0.002	0.125	0.900	-0.003	0.004
ar.L1	0.9977	0.016	60.886	0.000	0.966	1.030
ar.L2	-0.9938	0.012	-86.166	0.000	-1.016	-0.971
ma.L1	-1.2011	0.102	-11.768	0.000	-1.401	-1.001
ma.L2	1.1503	0.116	9.877	0.000	0.922	1.379
ma.L3	-0.2455	0.093	-2.629	0.009	-0.428	-0.062
sigma2	0.0007	0.000	6.697	0.000	0.000	0.001

Ljung-Box (L1) (Q):	0.00	Jarque-Bera (JB):	0.17
Prob(Q):	0.97	Prob(JB):	0.92
Heteroskedasticity (H):	0.86	Skew:	0.09
Prob(H) (two-sided):	0.65	Kurtosis:	2.99

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 1)	Log Likelihood	190.951
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-371.903
Time:	15:57:18	BIC	-358.007
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-366.260
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	-0.0010	0.001	-0.774	0.439	-0.003	0.001
ar.L1	0.8781	0.084	10.405	0.000	0.713	1.044
ar.L2	-0.7753	0.072	-10.761	0.000	-0.916	-0.634
ma.L1	-0.7680	0.065	-11.816	0.000	-0.895	-0.641
sigma2	0.0023	0.000	9.583	0.000	0.002	0.003

Ljung-Box (L1) (Q):	2.04	Jarque-Bera (JB):	14.98
Prob(Q):	0.15	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	0.38	Skew:	0.50
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	4.43

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(0, 0, 5)	Log Likelihood	123.021
Date:	Fri, 25 Sep 2026	AIC	-232.042
Time:	15:45:20	BIC	-212.588
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-224.142
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	-5.635e-05	0.001	-0.049	0.961	-0.002	0.002
ma.L1	0.2132	0.108	1.972	0.049	0.001	0.425
ma.L2	-0.5550	0.094	-5.909	0.000	-0.739	-0.371
ma.L3	-0.6763	0.082	-8.220	0.000	-0.838	-0.515
ma.L4	-0.3031	0.111	-2.736	0.006	-0.520	-0.086
ma.L5	0.4096	0.090	4.530	0.000	0.232	0.587
sigma2	0.0071	0.001	7.275	0.000	0.005	0.009

Ljung-Box (L1) (Q):	0.01	Jarque-Bera (JB):	1.18
Prob(Q):	0.94	Prob(JB):	0.55
Heteroskedasticity (H):	1.05	Skew:	0.23
Prob(H) (two-sided):	0.89	Kurtosis:	2.85

ANEXO H. Hipótesis de significancia del modelo ARMA (2,4).

SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(2, 0, 4)	Log Likelihood	223.806
Date:	Mon, 28 Sep 2026	AIC	-431.612
Time:	09:10:43	BIC	-409.379
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-422.584
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.0022	0.000	9.648	0.000	0.002	0.003
ar.L1	0.9933	0.020	49.416	0.000	0.954	1.033
ar.L2	-0.9812	0.019	-51.732	0.000	-1.018	-0.944
ma.L1	-1.1475	1.820	-0.630	0.528	-4.715	2.420
ma.L2	0.6012	4.956	0.121	0.903	-9.112	10.315
ma.L3	0.2177	0.284	0.767	0.443	-0.339	0.774
ma.L4	-0.6669	2.947	-0.226	0.821	-6.443	5.109
sigma2	0.0012	0.005	0.229	0.819	-0.009	0.012

Ljung-Box (L1) (Q):	1.47	Jarque-Bera (JB):	2.09
Prob(Q):	0.22	Prob(JB):	0.35
Heteroskedasticity (H):	0.65	Skew:	0.28
Prob(H) (two-sided):	0.17	Kurtosis:	3.33

ANEXO I. Hipótesis de significancia del modelo ARMA (8,8).

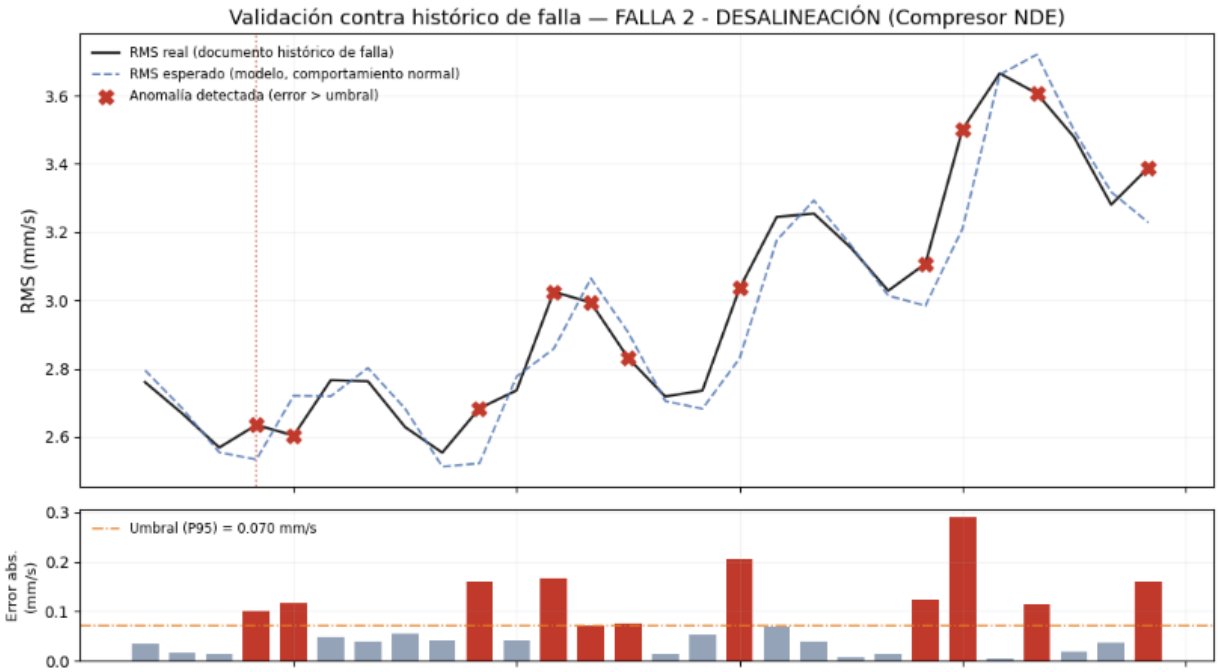
SARIMAX Results

Dep. Variable:	Total	No. Observations:	119
Model:	ARIMA(8, 0, 8)	Log Likelihood	237.825
Date:	Mon, 28 Sep 2026	AIC	-439.650
Time:	09:12:39	BIC	-389.626
Sample:	10-01-2026 - 10-20-2026	HQIC	-419.337
Covariance Type:	opg		

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.0022	0.000	7.249	0.000	0.002	0.003
ar.L1	-0.4004	0.660	-0.607	0.544	-1.693	0.893
ar.L2	0.2195	0.748	0.293	0.769	-1.247	1.686
ar.L3	0.0436	0.463	0.094	0.925	-0.865	0.952
ar.L4	-0.6665	0.391	-1.703	0.089	-1.434	0.101
ar.L5	0.2282	0.656	0.348	0.728	-1.057	1.514
ar.L6	0.6104	0.341	1.789	0.074	-0.058	1.279
ar.L7	0.1509	0.229	0.659	0.510	-0.298	0.599
ar.L8	-0.4149	0.248	-1.671	0.095	-0.901	0.072
ma.L1	0.3143	0.664	0.473	0.636	-0.987	1.616
ma.L2	-0.5072	0.781	-0.650	0.516	-2.037	1.023
ma.L3	-0.4338	0.558	-0.778	0.437	-1.526	0.659
ma.L4	0.3261	0.253	1.288	0.198	-0.170	0.822
ma.L5	-0.4580	0.319	-1.436	0.151	-1.083	0.167
ma.L6	-0.7956	0.498	-1.597	0.110	-1.772	0.181
ma.L7	-0.1389	0.716	-0.194	0.846	-1.543	1.265
ma.L8	0.7101	0.538	1.319	0.187	-0.345	1.765
sigma2	0.0010	0.000	2.466	0.014	0.000	0.002

Ljung-Box (L1) (Q):	0.55	Jarque-Bera (JB):	13.57
Prob(Q):	0.46	Prob(JB):	0.00
Heteroskedasticity (H):	0.67	Skew:	0.56
Prob(H) (two-sided):	0.22	Kurtosis:	4.23

ANEXO J. Justificación y validación contra histórico de falla 2.



ANEXO K. Reporte de vibración del compresor.

VIBRACORE

INFORME TÉCNICO - ANÁLISIS DE VIBRACIONES

K001 - Compresor Leroi LG 30

Medición de vibración en los puntos instalados, evaluación frente a norma y diagnóstico de los hallazgos encontrados.



CONTENIDO

01	Estado general del equipo	07	Conclusiones y recomendaciones
02	Condición por componente	08	Análisis espectral y hallazgos
03	Resumen de mediciones por sensor	09	Espectros de los puntos analizados
04	Condiciones de la medición	10	Estado de los rodamientos
05	Datos operacionales	11	Velocidad de giro y vibración
06	Espectros de frecuencia por sensor		

CLIENTE **0**	FECHA DE MEDICIÓN **21/08/2026**
UBICACIÓN **-**	ANALISTA **Jesús David Rangel**
EQUIPO **K001 - Compresor Leroi LG 30**	EMPRESA **-**
PUNTOS CON SEÑAL VÁLIDA **6 de 7**	MÉTODO **Análisis espectral y de envolvente**

01 Estado general del equipo

ACEPTABLE

Zona B: admisible para operación continua sin restricción.

Sensor más crítico: **B**

NIVEL MÁS ALTO	PUNTOS CON SEÑAL VÁLIDA	CONDICIÓN DEL EQUIPO
2,57 mm/s RMS	6	ACEPTABLE
punto B · 57 % del límite de zona B	de 7 instalados	la marca el punto B

02 Condición por componente

Motor · 2 puntos de medición

Criterio aplicado: ISO 10816-3, Grupo 1, soporte rígido. Los límites de zona para este componente son 2,3/4,5/7,1 mm/s RMS, medidos en la banda 10-1000 Hz. Hasta 2,3 mm/s la condición se considera de máquina recién puesta en servicio; hasta 4,5 mm/s la operación continua es admisible sin restricción; por encima de 7,1 mm/s la vibración puede causar daño.

Condición: ACEPTABLE (zona B). El valor más alto registrado es 2,565 mm/s RMS en B (Motor DE), por encima del nivel de máquina nueva (2,3 mm/s) pero dentro del rango admisible para servicio continuo sin restricción, cuyo límite es 4,5 mm/s. Se encuentra al 57 % de ese límite. No se requiere intervención inmediata; se recomienda mantener el seguimiento en las próximas mediciones para verificar que la tendencia se mantiene estable.

Valores por punto: A (Motor NDE): 0,513 mm/s · B (Motor DE): 2,565 mm/s

Compresor · 3 puntos de medición

Criterio aplicado: VDI 3836, Grupo 2, soporte rígido. Los límites de zona para este componente son 10,0/15,0 mm/s RMS, medidos en la banda 10-1000 Hz. Hasta 10,0 mm/s la condición se considera de máquina recién puesta en servicio; hasta 15,0 mm/s la operación continua es admisible sin restricción; por encima de 15,0 mm/s la vibración puede causar daño.

Condición: BUENO (zona A). Los valores globales de vibración se mantienen por debajo de 10,0 mm/s RMS en todos los puntos que entregaron señal válida. El valor más alto registrado es 1,991 mm/s RMS en E (Compresor DE), lo que representa un 13 % del límite de operación continua. No se requiere acción correctiva y el componente puede seguir operando con normalidad. Queda fuera de este dictamen 1 punto (G) cuya señal no fue válida: no se midió, que no es lo mismo que estar bien.

Valores por punto: C (Compresor DE (axial)): 0,472 mm/s · E (Compresor DE): 1,991 mm/s · F (Compresor NDE): 1,716 mm/s · G (Compresor): sin señal válida, fuera del dictamen

Blower · 1 punto de medición

Criterio aplicado: ISO 10816-3, Grupo 2, soporte rígido. Los límites de zona para este componente son 1,4/2,8/4,5 mm/s RMS, medidos en la banda 10-1000 Hz. Hasta 1,4 mm/s la condición se considera de máquina recién puesta en servicio; hasta 2,8 mm/s la operación continua es admisible sin restricción; por encima de 4,5 mm/s la vibración puede causar daño.

Condición: ACEPTABLE (zona B). El valor más alto registrado es 1,426 mm/s RMS en H (Soplador NDE), por encima del nivel de máquina nueva (1,4 mm/s) pero dentro del rango admisible para servicio continuo sin restricción, cuyo límite es 2,8 mm/s. Se encuentra al 51 % de ese límite. No se requiere intervención inmediata; se recomienda mantener el seguimiento en las próximas mediciones para verificar que la tendencia se mantiene estable.

Valores por punto: H (Soplador NDE): 1,426 mm/s

03 Resumen de mediciones por sensor

Punto	Ubicación	Zona	RMS (g)	Pico (g)	Vel RMS (mm/s)	Cresta	Condición
A	Motor NDE	Motor	0,0428	0,1953	0,513	4,56	BUENO
B	Motor DE	Motor	0,5280	1,7991	2,565	3,41	ACEPTABLE
C	Compresor DE (axial)	Compresor	0,0678	0,2519	0,472	3,72	BUENO
E	Compresor DE	Compresor	0,3829	1,3047	1,991	3,41	BUENO
F	Compresor NDE	Compresor	0,4568	1,7633	1,716	3,86	BUENO
G	Compresor	Compresor	0,0016	0,0089	0,095	5,61	SEÑAL NO VÁLIDA
H	Soplador NDE	Blower	0,4061	1,7385	1,426	4,28	ACEPTABLE

04 Condiciones de la medición

Los valores de vibración solo son interpretables conociendo las condiciones en que fueron adquiridos. Se detallan a continuación los parámetros de la cadena de medición empleada en este monitoreo.

Frecuencia de muestreo:	14.650 Hz por canal	**Duración de captura:**	12,9 s
Banda de evaluación:	10 - 1.000 Hz (norma)	**Muestras por sensor:**	188.416
Banda adquirida:	0 - 7.325 Hz (Nyquist)	**Filtro anti-alias:**	Filter 1, corte 20.000 Hz declarado
Origen de la velocidad:	registrada, rpm.csv de la captura (1010.0 rpm)	**Sensores medidos:**	7

Alcance y limitaciones de la medición

• El dictamen de este informe se fundamenta en la VELOCIDAD RMS medida en la banda 10-1000 Hz, que es la magnitud evaluada por ISO 10816-3 y VDI 3836 para la clasificación de severidad de vibración en maquinaria rotativa.

• Trazabilidad de la escala DESIGUAL entre canales: C y F llevan factor verificado en campo contra instrumento de referencia; A, B, E, G y H van con el factor teórico, sin contrastar. Las amplitudes de estos últimos son trazables al calculo, no a un patrón medido.

• Las metricas derivadas de aceleración de banda ancha (factor de cresta, kurtosis y análisis de envolvente) se presentan como información complementaria y no constituyen por si solas base para el dictamen.

05 Datos operacionales

RPM eje entrada:	1010 rpm	**Lobulos macho:**	4
RPM rotores:	1.533 rpm (caja 1,5179)	**Lobulos hembra:**	6
Frec 1x rotores:	25,55 Hz	**Paso de lobulos:**	102,20 Hz
P. Succión (decl.):	5 PSI	**T. Succión (decl.):**	25,0 °C
P. Descarga (decl.):	104 PSI	**T. Descarga (decl.):**	68,3 °C
Relación compresión (decl.):	6,25	**ΔT (descarga-succión):**	43,3 °C

06 Espectros de frecuencia por sensor

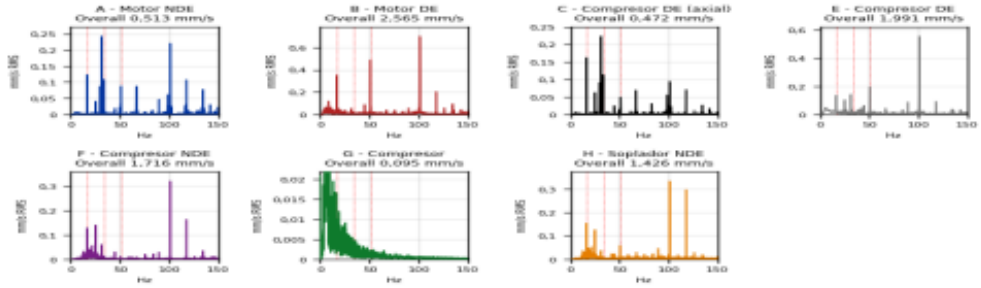


Figura 1. Espectros de velocidad individuales de los 7 puntos de medición (0-150 Hz). Lo que hay por debajo de 10 Hz se dibuja, pero no fija la escala del eje ni entra en el dictamen: la norma no evalua esa zona.

ESPECTROS SUPERPUESTOS · 0 - 150 Hz

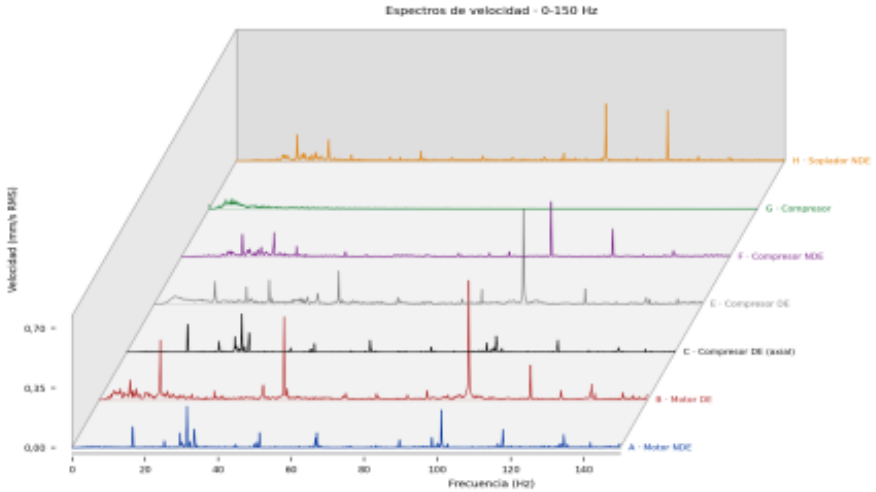


Figura 2. Espectros de velocidad superpuestos de todos los puntos de medición, banda 0-150 Hz.

En esta banda se concentran las frecuencias propias de la máquina. El compresor va accionado a traves de una caja multiplicadora de relación 1,5179: el eje de entrada gira a 16,83 Hz (1010 rpm) y los rotores, detras de la caja, a 25,55 Hz (1.533 rpm). Los armónicos del rotor aparecen en 51,1, 76,7 y 102,2 Hz.

La componente dominante corresponde al PASO DE LOBULOS, en 102,2 Hz, que es el producto de la velocidad de los ROTORES -no la del eje de entrada- por el número de lobulos del rotor macho. Su predominio es el comportamiento esperado en un compresor de tornillo sano: refleja el proceso de compresión en si mismo, no un defecto. Lo relevante para el seguimiento no es su presencia, sino un aumento sostenido de su amplitud o la aparición de bandas laterales a su alrededor, que indicarían desgaste o desalineación entre rotores.

Conviene observar también lo que NO aparece. La componente a la velocidad de giro (25,55 Hz) se mantiene en niveles bajos: un desbalance del rotor la haría dominante sobre todas las demás. Que el segundo armónico (51,1 Hz) tampoco destaque descarta una desalineación apreciable, y la ausencia de una serie extensa de armónicos descarta solturas mecánicas.

ESPECTROS SUPERPUESTOS · 0 - 7.325 Hz

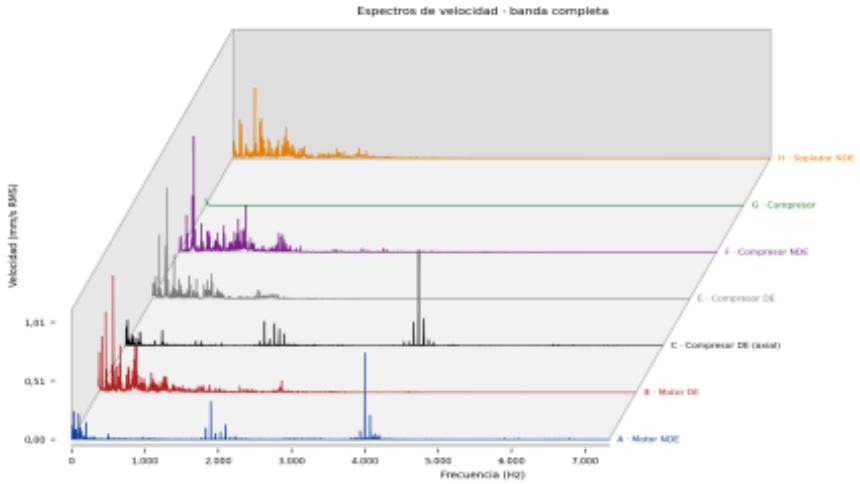


Figura 3. Espectros de velocidad superpuestos, banda completa de medición (0-7.325 Hz).

Esta vista abarca toda la banda medida. Además de las frecuencias de la máquina, que quedan concentradas en el extremo izquierdo, aparece un grupo de picos intensos en torno a 4.001 Hz, muy por encima de cualquier frecuencia mecánica del equipo.

Esos picos NO proceden de la mecánica de la máquina, sino de una fuente común a varios canales. La prueba está en la propia medición: el pico dominante de esa zona cae en 4.000,5 Hz en los puntos A, C, con menos de medio hercio de diferencia entre ellos. Dos acelerómetros montados en sitios distintos de la máquina no pueden ver una resonancia mecánica en la misma frecuencia al hercio: la estructura deriva más que eso entre un apoyo y otro. Es la firma característica de la conmutación de un variador de frecuencia, que genera la tensión del motor mediante pulsos rápidos e induce en el hierro del estator vibraciones a esa cadencia.

Esta zona del espectro también recoge los armónicos de la frecuencia de paso de las barras del rotor, habituales en motores de inducción. Su presencia no constituye un defecto por sí sola. Lo relevante para el seguimiento es como evolucionan entre mediciones: un aumento sostenido de su amplitud, o la aparición de nuevas bandas laterales, sí apuntaría a un deterioro del rotor.

En resumen, esta vista sirve para vigilar el estado eléctrico del accionamiento y comparar la respuesta entre puntos de medición. El estado MECÁNICO de la máquina se evalua en la banda de 0 a 1.000 Hz, que es la que contempla la norma y sobre la que se fundamenta el dictamen de este informe.

07 Conclusiones y recomendaciones

• **Condiciones durante la medición.** El equipo operaba a 1010 rpm, equivalente a una frecuencia de giro de 16,83 Hz. Esta es la única variable de operación medida durante la captura. Los valores de presión y temperatura son los DECLARADOS en la configuración del activo, no medidas tomadas durante la captura: el PLC no publica variables de proceso. La única variable de operación medida es la velocidad de giro. En consecuencia, este informe **no estima el nivel de carga** ni condiciona sus conclusiones a el. La velocidad de giro y la carga determinan directamente la amplitud de los valores globales, de modo que las comparaciones entre mediciones solo son válidas en condiciones equivalentes; registrar la condición de proceso en cada captura es un requisito para poder establecer tendencias.

• **Condición general del equipo.** El equipo opera en zona ACEPTABLE (zona B). El valor más alto corresponde al sensor **B**, por encima del nivel de máquina recién puesta en servicio pero dentro del rango admisible para operación continua sin

restricción.

• **Seguimiento recomendado.** Mantener la vigilancia rutinaria y comparar con la tendencia histórica en condiciones de carga equivalentes. Un valor estable a lo largo de varias mediciones es indicativo de normalidad; lo que exige atención es una tendencia creciente sostenida, aunque los valores absolutos sigan dentro de límites.

• **Distribución entre componentes.** Promedio de velocidad RMS por componente — Motor: 1,54 mm/s · Blower: 1,43 mm/s · Compresor: 1,39 mm/s. El componente con mayor nivel es **Motor**, con 1,1 veces el nivel de Compresor. Se excluyen de este promedio 1 punto cuya medición no resultó válida.

08 Análisis espectral y hallazgos

Los hallazgos se identifican comparando las amplitudes medidas en las frecuencias características del equipo con los criterios de ISO 13373-2. Cada uno se acompaña de las mediciones que lo sustentan y del espectro del punto en el que se observa.

Severidad	Cantidad	Significado
CRÍTICA	0	Acción inmediata (24 hrs)
ALTA	1	Programar revisión en 7 días
MEDIA	4	Atender en próximos 30 días
BAJA	0	Próxima parada programada

Detalle de los hallazgos

 # 1 - ALTA **Punto: G** **Plazo: 7 días**

La medición de este punto no es interpretable: señal ausente o sensor desconectado. El nivel medido (0,0954 mm/s) está muy por debajo del mínimo físicamente creíble para un acelerómetro montado sobre una máquina en operación. Las causas habituales son sensor desconectado, cable dañado, canal de adquisición inactivo o sensor desprendido de su base.

Las mediciones que sustentan esta observación son: un nivel de 0,0954 mm/s RMS, muy por debajo del mínimo esperable en un punto de medición activo; y una aceleración de 0,00159 g RMS.

Se recomienda verificar la conexión y el estado del cable del sensor, comprobar la fijación del acelerómetro a su base, revisar el canal de adquisición correspondiente en el PLC y repetir la medición una vez subsanado.

No se realiza análisis espectral de este punto: sin una señal válida, cualquier patrón detectado correspondería al ruido de la cadena de medición y no a la máquina.

 # 2 · MEDIA **Punto: A** **Plazo: 30 días**

El espectro presenta una serie de armónicos de la velocidad de giro con amplitudes significativas, patrón tipico de soltura mecánica de grado moderada.

Las mediciones que sustentan esta observación son: 6 armónicos de RPM elevados (1x, 2x, 3x, 4x, 7x, 8x); Amplitudes: 1x=0,002, 2x=0,004, 3x=0,004, 4x=0,005, 7x=0,012; y Factor de cresta = 4,56.

Se recomienda revisar torque de pernos de anclaje (zona motor y compresor), verificar holguras radiales de rodamientos/cojinetes, inspeccionar grietas en base/soportes y revisar fijaciones del compresor (pernos, tornillos, cuñas).

Solturas generan multiples armónicos por impactos repetitivos.

 # 3 · MEDIA **Punto: A** **Plazo: 30 días**

POSIBLE PROBLEMA ELÉCTRICO (motor).

Las mediciones que sustentan esta observación son: Pico en 120 Hz (2x red) = 0,0121 g.

Se recomienda medir corrientes de fase (desbalance > 5% indica problema), inspeccionar conexiones del motor (apriete, oxidación), verificar entrehierro (excentricidad estatórica/rotórica) y realizar prueba de aislamiento (megger).

Componentes a 60 Hz o 120 Hz sugieren origen eléctrico, no mecánico.

 # 4 · MEDIA **Punto: B** **Plazo: 30 días**

POSIBLE PROBLEMA ELÉCTRICO (motor).

Las mediciones que sustentan esta observación son: Pico en 120 Hz (2x red) = 0,0219 g.

Se recomienda medir corrientes de fase (desbalance > 5% indica problema), inspeccionar conexiones del motor (apriete, oxidación), verificar entrehierro (excentricidad estatórica/rotórica) y realizar prueba de aislamiento (megger).

Componentes a 60 Hz o 120 Hz sugieren origen eléctrico, no mecánico.

 # 5 · MEDIA **Punto: A** **Plazo: 30 días**

El segundo armónico de la velocidad de giro (2x) presenta una amplitud comparable o superior a la del primero, patrón asociado a desalineación angular entre el motor y el equipo accionado.

Las mediciones que sustentan esta observación son: una amplitud de 0,0038 g en el segundo armónico (33,7 Hz); una relación entre el segundo y el primer armónico de 1,78, cuando por encima de 0,5 ya sugiere desalineacion; la presencia del tercer armónico (50,5 Hz) con 0,0045 g; y un nivel global de 0,51 mm/s RMS, clasificado como BUENO.

Se recomienda realizar una alineación laser entre motor y equipo accionado, verificar el estado del acople flexible en busca de desgaste o rotura, inspeccionar la bancada por posible deformacion térmica y medir la holgura de los cojinetes una vez completada la alineacion.

Desalineación angular: 2x dominante + alta vibración axial.

09 Espectros de los puntos analizados

Se incluye el espectro de los 7 puntos de medición, tengan o no hallazgo: el espectro es la prueba de la medición, y la ausencia de hallazgos es una conclusión que también debe poder comprobarse. De cada punto se muestra el espectro de velocidad -la magnitud con la que se clasifica la severidad, con los armónicos del giro de su eje marcados- y, debajo, el espectro de la envolvente, que es el camino por el que se confirman o se descartan los defectos de rodamiento.

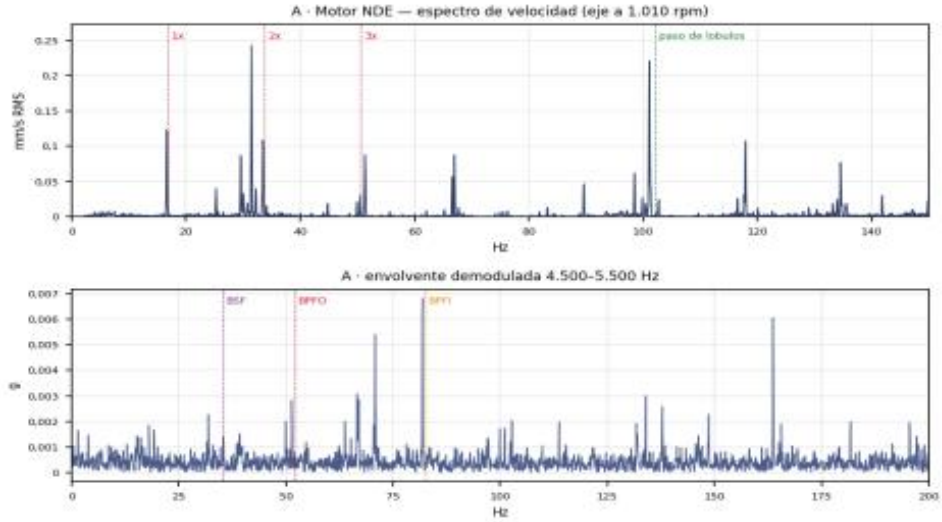


Figura 4. Punto A (Motor NDE). Es uno de los puntos con hallazgo. Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 4.500 y 5.500 Hz (la de contenido más impulsivo de la señal). Sobre la envolvente van marcadas las frecuencias de falla del rodamiento instalado. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,007 mm/s a 7,47 Hz.

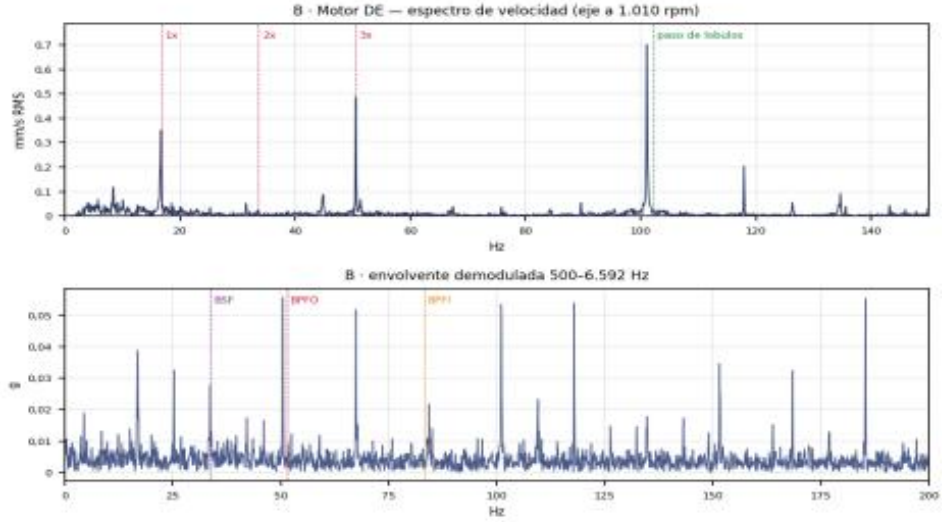


Figura 5. Punto B (Motor DE). Es uno de los puntos con hallazgo. Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 500 y 6.592 Hz (la banda por defecto de análisis de envolvente). Sobre la envolvente van marcadas las frecuencias de falla del rodamiento instalado. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,119 mm/s a 8,43 Hz.

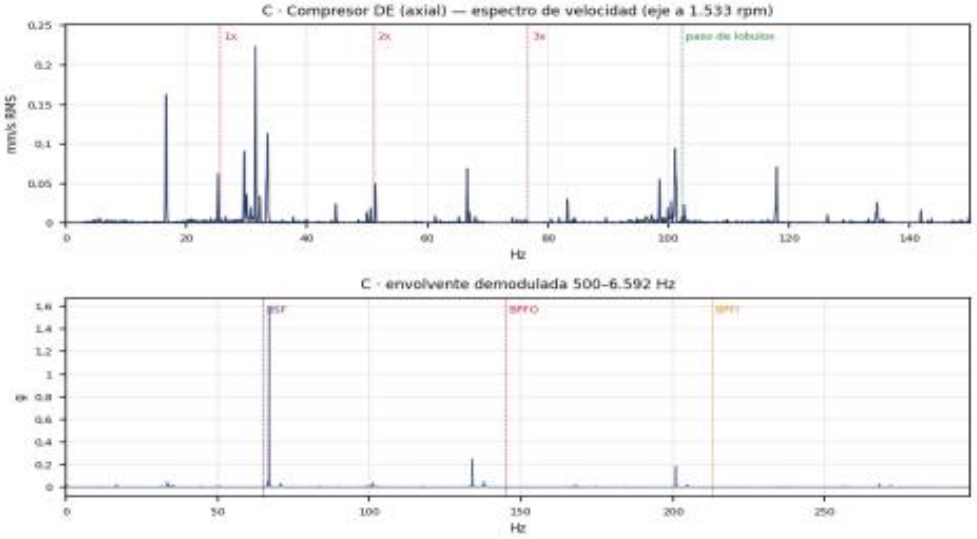


Figura 6. Punto C (Compresor DE (axial)). Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 500 y 6.592 Hz (la banda por defecto de análisis de envolvente). Sobre la envolvente van marcadas las frecuencias de falla del rodamiento instalado. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,006 mm/s a 5,56 Hz.

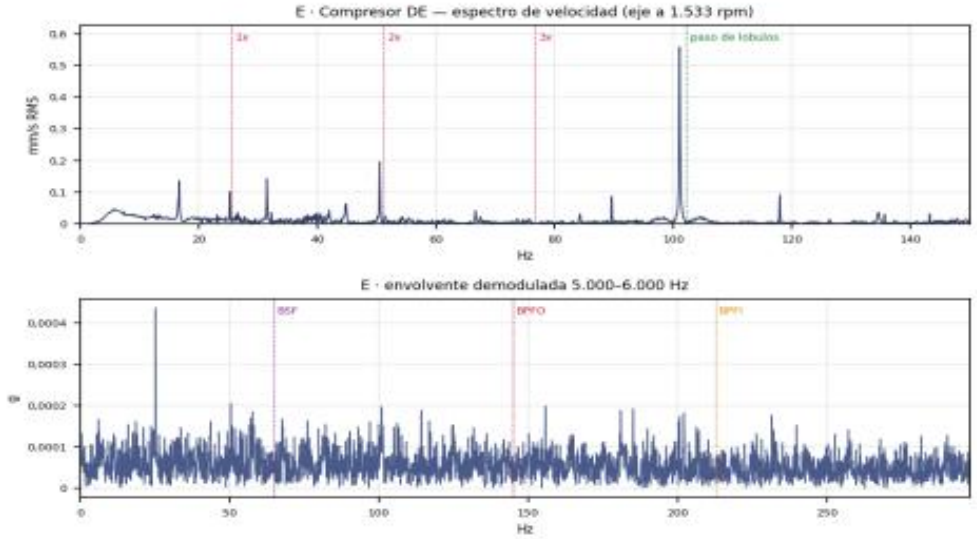


Figura 7. Punto E (Compresor DE). Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 5.000 y 6.000 Hz (la de contenido más impulsivo de la señal). Sobre la envolvente van marcadas las frecuencias de falla del rodamiento instalado. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,047 mm/s a 5,75 Hz.

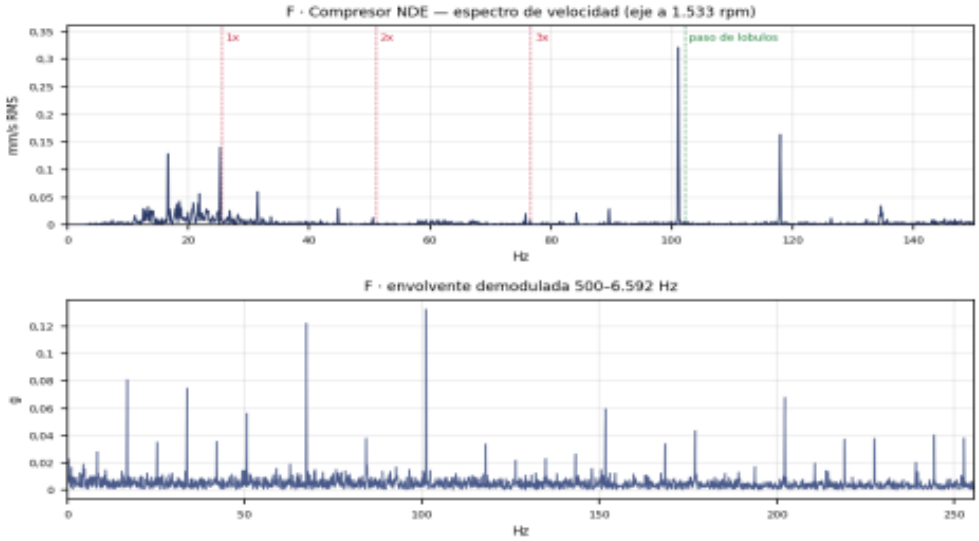


Figura 8. Punto F (Compresor NDE). Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 500 y 6.592 Hz (la banda por defecto de análisis de envolvente). No se marcan frecuencias de falla: este punto no tiene rodamiento asignado en la ficha del activo. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,008 mm/s a 7,47 Hz.

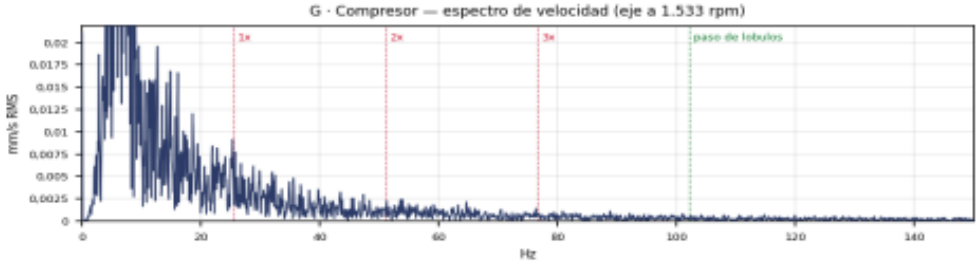


Figura 9. Punto G (Compresor). Es uno de los puntos con hallazgo. No se incluye la envolvente: la señal de este punto no es válida, de modo que su demodulación no mediría nada. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,059 mm/s a 6,36 Hz, 3 veces el máximo de la banda evaluada, de modo que se sale por arriba del eje.

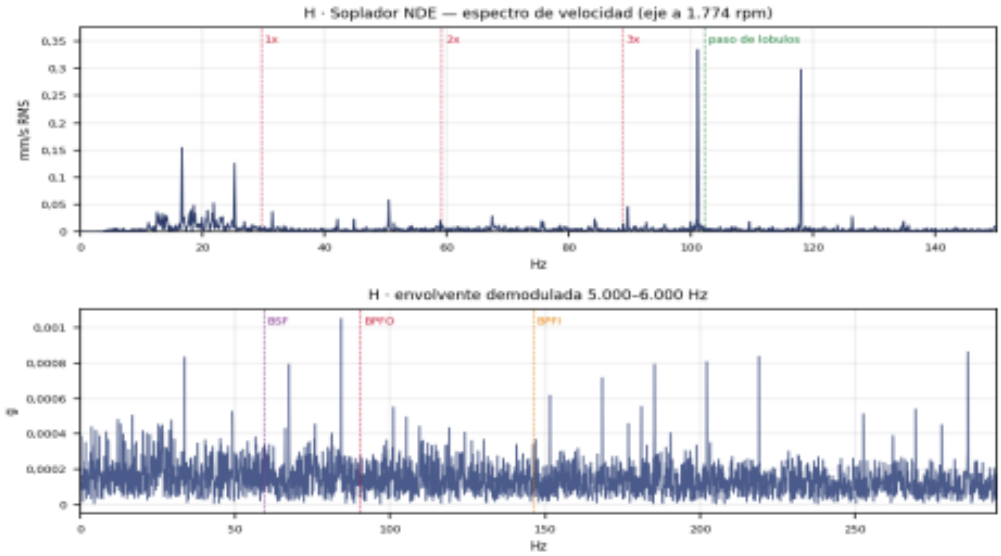


Figura 10. Punto H (Soplador NDE). Arriba, espectro de velocidad con los tres primeros armónicos del giro de su eje. Abajo, envolvente demodulada entre 5.000 y 6.000 Hz (la de contenido más impulsivo de la señal). Sobre la envolvente van marcadas las frecuencias de falla del rodamiento instalado. Por debajo de 10 Hz la norma no evalua: ese tramo se dibuja, pero no fija la escala del eje. La integración a velocidad va limitada en banda con un pasa-altos de 4o orden en 5 Hz, como en cualquier analizador: sin ese límite, dividir por la frecuencia convierte la deriva del sensor en miles de mm/s que no son vibración. Aquí esa zona llega a 0,007 mm/s a 7,08 Hz.

10 Estado de los rodamientos

El análisis de envolvente **descarta** las familias BPFO, BPFI y BSF en los puntos **C, E**.

En los puntos siguientes el diagnóstico de rodamiento **no es determinable** por este método, lo que **no equivale a ausencia de defecto**: **A**: las frecuencias de falla del 6319-C3 (motor principal NDE) caen sobre armónicos enteros del eje (BPFO en 3,10x, BPFI en 4,90x, BSF en 2,10x) y no se pueden separar de ellos con análisis de envolvente; **B**: las frecuencias de falla del 6322-C3 (motor principal DE) caen sobre armónicos enteros del eje (BPFO en 3,06x, BPFI en 4,94x, BSF en 2,00x) y no se pueden separar de ellos con análisis de envolvente; **F**: el rodamiento del punto F (Desconocido) no tiene geometría interna trazable, así que no se calculan sus frecuencias de falla; **G**: el rodamiento del punto G (Desconocido) no tiene geometría interna trazable, así que no se calculan sus frecuencias de falla; **H**: las frecuencias de falla del 6311 (motor blower) caen sobre armónicos enteros del eje (BPFO en 3,06x, BPFI en 4,94x, BSF en 2,00x) y no se pueden separar de ellos con análisis de envolvente.

Para vigilar esos rodamientos se recomienda ultrasonido de alta frecuencia o análisis de aceite, que no dependen de la separación entre las frecuencias de falla y los armónicos del eje.

11 Velocidad de giro y vibración

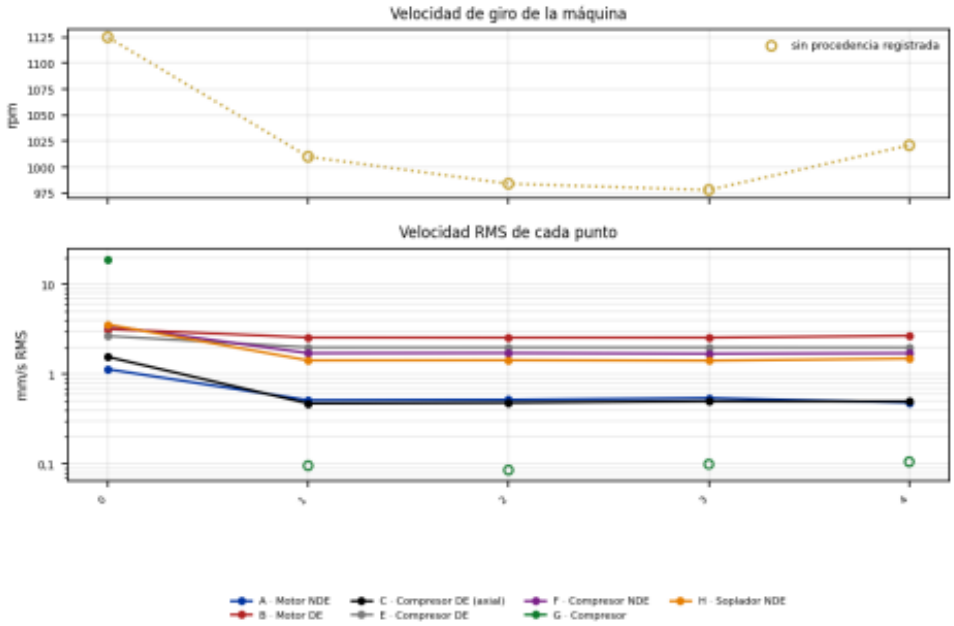


Figura 11. Velocidad de giro y velocidad RMS de los 7 puntos sobre las 5 sesiones guardadas. El eje horizontal recorre las tomas, no el tiempo real: son esporadicas y muy desiguales, y en un eje de tiempo se amontonarian. Los marcadores huecos son tomas cuya señal no fue válida, o cuya velocidad de giro no tiene procedencia registrada; se dibujan, pero no entran en ninguna cuenta. El eje de vibración es logaritmico: en este histórico hay una lectura muy por encima del resto y en escala lineal aplastaba a las demás contra el suelo.

La velocidad de giro varia entre tomas, pero solo 0 de 5 tiene la procedencia registrada. El resto es el nominal del activo, que no es una medida: este informe no establece ninguna relación entre giro y vibración sobre ese material.

Normas aplicadas. ISO 10816-3, Grupo 1, soporte rígido (puntos A, B) | VDI 3836, Grupo 2, soporte rígido (puntos C, E, F, G) | ISO 10816-3, Grupo 2, soporte rígido (puntos H). Bandas de evaluación A = 10-1000 Hz y B = 10 Hz a 2,2x la frecuencia de giro Hz.

Informe emitido por , firmado por Jesús David Rangel, generado el 24/09/2026 a las 20:22.