

Diseño Conceptual de Algoritmos Híbridos para la Detección Temprana de Fallas Mecánicas en Sistemas de Transmisión de Correas Transportadoras en Minería

Conceptual Design of Hybrid Algorithms for Early Detection of Mechanical Failures in Conveyor Belt Drive Systems in Mining

Sofía Tapia^{1,*}, Gustavo Aguilera^{1,*}, Yerko Aguilera¹, Luis Rojas², Vanesa Bazan³

(1) Universidad de La Serena, Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Mecánica, La Serena 1720169, Chile

(2) Doctorado en Industria Inteligente, Facultad de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Valparaíso 2362804, Chile

(3) CONICET-IIM, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de San Juan, San Juan, Argentina

*autor de correspondencia (gustavo.aguilera@userena.cl, sofia.tapiaa@userena.cl)

Recibido 25/04/2025

Evaluado 13/07/2025

Aceptado 28/08/2025

<https://doi.org/10.65093/aci.v16.n3.2025.37>

RESUMEN

El presente trabajo aborda el diseño conceptual de una metodología híbrida para la detección temprana de fallas mecánicas en el sistema de transmisión de una correa transportadora en la industria minera. El objetivo principal es mitigar las detenciones no programadas y los altos costos operativos asociados. La metodología integra el análisis de dos fuentes de datos: vibración y temperatura. Mediante el preprocesamiento de señales, se aplica la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para el análisis espectral y la fusión de datos se realiza extrayendo el Valor Cuadrático Medio (RMS) por bandas de frecuencia y alineándolo con la data térmica. Posteriormente, se implementa un análisis segmentado de la progresión de estas características para establecer umbrales de alarma rigurosos y cuantitativos. Estos criterios permiten monitorear la inestabilidad y la energía vibratoria a lo largo del tiempo, identificando el estado incipiente de fallas críticas (rodamientos, desalineación). El enfoque sienta las bases para un sistema predictivo robusto, contribuyendo a la optimización del mantenimiento en el contexto de la Minería 4.0.

Palabras clave: detección temprana de fallas, correas transportadoras, algoritmos híbridos, fusión de datos

ABSTRACT

This thesis addresses the conceptual design of a hybrid methodology for the early detection of mechanical failures in the transmission system of a mining conveyor belt. The main objective is to mitigate unscheduled shutdowns and the high operating costs associated. The methodology integrates the analysis of two data sources: vibration and temperature. Through signal preprocessing, the Fast Fourier Transform (FFT) is applied for spectral analysis, and data fusion is performed by extracting the Root Mean Square (RMS) value per frequency band and aligning it with the thermal data. Subsequently, a segmented analysis of the progression of these features is implemented to establish rigorous and quantitative alarm thresholds. These criteria allow for monitoring instability and vibratory energy over time, identifying the incipient state of critical failures (bearings, misalignment). This approach lays the groundwork for a robust predictive system, contributing to maintenance optimization within the context of Mining 4.0.

Keywords: early fault detection, conveyor belts, hybrid algorithms, data fusion

INTRODUCCIÓN

La sostenibilidad operativa en la industria minera moderna depende intrínsecamente de la continuidad de flujo en sus procesos de cominución y transporte. En este escenario, los sistemas de correas transportadoras no son meros componentes logísticos, sino activos críticos cuya confiabilidad define el **throughput** global de la planta. La naturaleza estocástica de las fallas en estos sistemas, exacerbada por regímenes de carga variables y ambientes hostiles, impone severas penalizaciones económicas y riesgos de seguridad inaceptables. Consecuentemente, la evolución desde esquemas de mantenimiento reactivo hacia estrategias de Mantenimiento Predictivo (PdM) y Basado en Condición (CBM) se ha establecido como un imperativo tecnológico dentro del paradigma de la Minería 4.0 (Çinar *et al.*, 2020; Hoffmann & Lasch, 2024).

Si bien la integración masiva de sensores IoT ha dotado a los activos físicos de capacidades de transmisión de datos, el desafío actual reside en la interpretación inteligente de estos grandes volúmenes de información. La literatura reciente evidencia que la mera acumulación de **Big Data** es insuficiente sin algoritmos robustos de procesamiento de señales y **Machine Learning** (ML) capaces de filtrar ruido y aislar patrones de degradación (Dalzochio *et al.*, 2020; Abidi *et al.*, 2022). En particular, el análisis de vibraciones persiste como el estándar de oro para el diagnóstico de elementos rotatorios (rodamientos y reductores); sin embargo, su eficacia suele verse comprometida en etapas incipientes de falla debido a la baja relación señal-ruido (SNR) característica de las operaciones mineras (Alharbi *et al.*, 2023; Liu *et al.*, 2021).

Ante esta problemática, la presente investigación propone el diseño conceptual de una arquitectura de diagnóstico híbrida que trasciende el análisis unimodal. La hipótesis central sostiene que la fusión de la dinámica oscilatoria (vibración) con la inercia térmica (temperatura) permite caracterizar de manera más fidedigna el estado de salud del sistema de transmisión. La metodología planteada integra el procesamiento espectral mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para la descomposición de frecuencias características, junto con un seguimiento estadístico del Valor Cuadrático Medio (RMS) y su correlación con variables térmicas. Este enfoque busca mitigar la incertidumbre diagnóstica y sentar las bases teóricas para sistemas ciber-físicos de monitoreo que optimicen la gestión de activos mediante decisiones informadas y autónomas (Tapia *et al.*, 2024).

METODOLOGÍA PROPUESTA

La metodología propuesta para la detección temprana de fallas se basa en un enfoque híbrido que integra análisis espectral, métricas estadísticas y fusión de información multisensor, siguiendo una estructura secuencial desde la adquisición de datos hasta la generación de alertas. La Fig. 1 ilustra el flujo general del proceso, mientras que la Fig. 2 resume la arquitectura funcional del sistema.

La arquitectura consta de cinco capas: adquisición de datos, preprocesamiento, análisis espectral, fusión de características y detección de anomalías. Cada una opera de manera coordinada para mejorar la precisión del diagnóstico (Safizadeh & Latifi, 2014; Martínez *et al.*, 2024).

Adquisición y Preprocesamiento de Datos

La adquisición de datos se realiza mediante sensores de vibración y temperatura instalados en puntos críticos del sistema (e.g., rodamientos, descansos de polea y eje del reductor). Las señales crudas se someten a un preprocesamiento orientado a asegurar su calidad y comparabilidad:

- *Filtrado*: Se aplica un filtro pasa-banda (1-1000 Hz) para eliminar ruido ambiental y componentes no relevantes.
- *Corrección de offset*: Se ajustan desplazamientos de base en señales de vibración.
- *Normalización*: Las señales se escalan por su desviación estándar para habilitar comparaciones temporales y entre sensores.
- *Sincronización temporal*: Los datos térmicos y vibratorios se alinean por marca temporal para permitir análisis multivariable coherente.

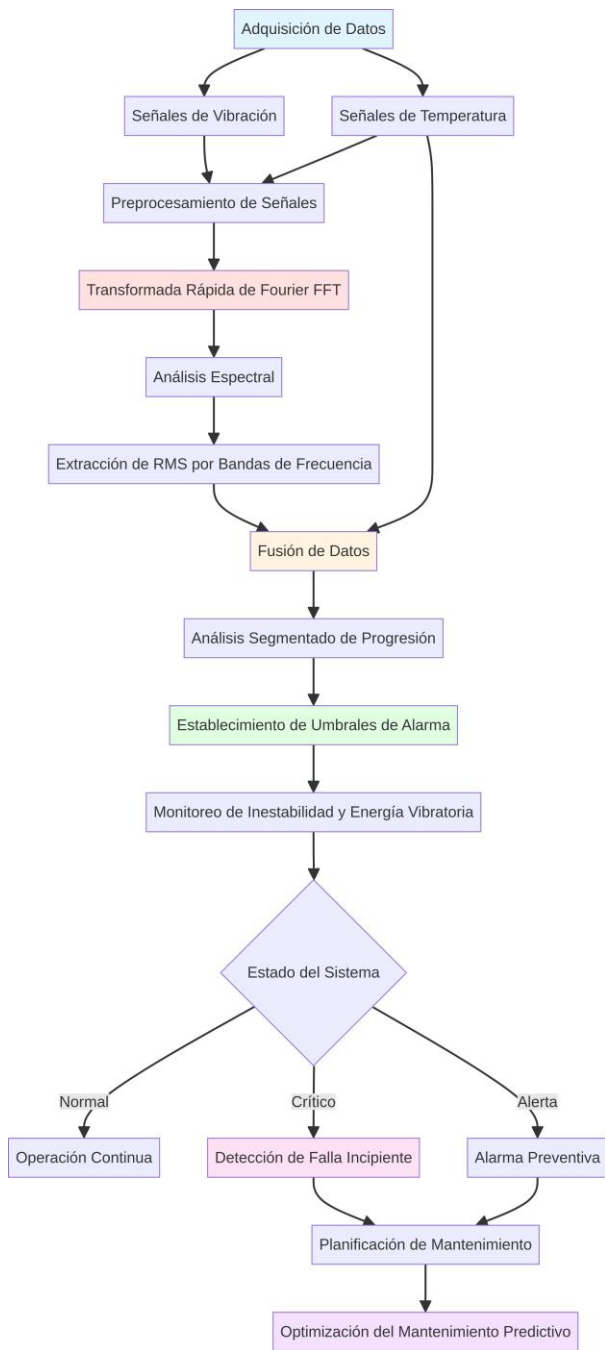


Fig. 1: Diagrama de flujo de la metodología híbrida propuesta.

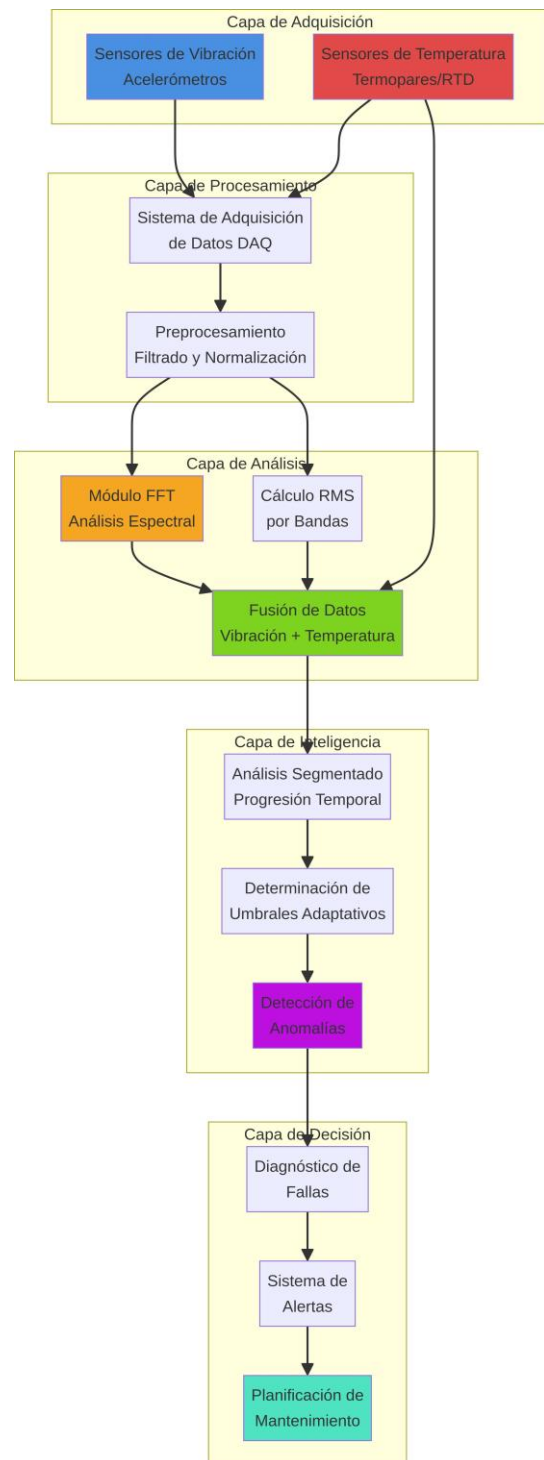


Fig. 2: Arquitectura del sistema de monitoreo y diagnóstico.

Para clarificar el conjunto de señales utilizadas en el proceso de análisis, la Tabla 1 resume las variables adquiridas desde el sistema de monitoreo, junto con su unidad, relevancia diagnóstica y el componente donde fueron registradas (Rojas et al., 2024).

Tabla 1: Variables adquiridas desde el sistema de monitoreo para el desarrollo de la metodología.

Variable	Unidad	Descripción	Componente
Temperatura superficial (T)	°C	Medición térmica directa sobre descansos y carcasa para identificar puntos calientes y fricción anómala.	Polea / Descansos
Vibración axial (Vax)	mm/s RMS	Componente axial asociada a desalineación y empuje longitudinal.	Rodamientos / Eje
Vibración horizontal (Vh)	mm/s RMS	Sensibilidad a desbalance, excentricidad y resonancias laterales.	Rodamientos / Estructura
Vibración vertical (Vv)	mm/s RMS	Indicador de cargas dinámicas, pérdida de rigidez y fallas en pista exterior.	Rodamientos / Polea
RMS banda baja (1-10 Hz)	mm/s RMS	Energía vibratoria asociada a desalineación, holguras y fenómenos de baja frecuencia.	Sistema completo
RMS banda alta (10-1000 Hz)	mm/s RMS	Energía vibratoria sensible a defectos incipientes en rodamientos y fricción local.	Rodamientos
Marca temporal sincronizada	s	Timestamps unificados para correlación T-vibración y análisis segmentado continuo.	Todos los sensores
Estado operacional		Clasificación del período operativo (normal, alerta, crítico) según registros internos.	Conveyor / Sistema

Análisis Espectral y Extracción de Características

Tras el preprocesamiento, la señal de vibración se transforma al dominio de la frecuencia mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT). Este análisis permite identificar componentes espectrales asociadas a defectos comunes en rodamientos, desalineación y pérdida de rigidez estructural (Chu *et al.*, 2024; Ndongue Esseme *et al.*, 2025).

La Transformada Rápida de Fourier (FFT) utilizada para obtener el espectro de amplitudes se define como:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad (1)$$

El valor cuadrático medio (RMS) se utiliza como métrica para cuantificar la energía vibratoria dentro de cada banda de frecuencia. El RMS se define como:

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

donde x_i corresponde a la amplitud espectral dentro de una banda b y N es el número de muestras. En este trabajo se emplean dos bandas funcionales:

- *Baja frecuencia (1-10 Hz)*: asociada a desbalance, holguras y desalineación.
- *Alta frecuencia (10-1000 Hz)*: sensible a defectos en elementos rodantes y fricción localizada.

Fusión de Datos y Detección de Anomalías

Para aumentar la precisión del diagnóstico se implementa un esquema de fusión de datos a nivel de características. El RMS segmentado se combina con la temperatura superficial mediante un índice híbrido de salud definido como:

$$H(t) = \alpha \cdot \widehat{RMS}(t) + \beta \cdot \widehat{T}(t) \quad (3)$$

donde $\widehat{RMS}(t)$ y $\widehat{T}(t)$ son las versiones normalizadas de ambas señales, mientras que α y β son ponderadores ajustados empíricamente.

Para establecer límites adaptativos de decisión, se emplea un umbral dinámico basado en estadísticas móviles, definido como:

$$U(t) = \mu_w(t) + k \sigma_w(t) \quad (4)$$

donde $\mu_w(t)$ y $\sigma_w(t)$ corresponden a la media y desviación estándar dentro de una ventana deslizante w , mientras que k es un factor de sensibilidad que ajusta el nivel de alerta.

La evolución del índice $H(t)$ se analiza mediante las siguientes operaciones:

- *Segmentación temporal*: se divide la serie en ventanas deslizantes para detectar transiciones de régimen.
- *Umbrales dinámicos*: límites adaptativos basados en percentiles robustos para reducir falsas alarmas.
- *Detección de anomalías*: se genera alerta cuando $H(t)$ supera $U(t)$ o presenta crecimiento sostenido en varios segmentos consecutivos.

Este proceso reduce falsos positivos y aumenta la capacidad de identificar patrones de falla térmico-mecánica (Tapia et al., 2024; García et al., 2025; Rojas et al., 2025a).

Síntesis de la Metodología

La Tabla 2 resume los elementos metodológicos principales, junto con las referencias más relevantes y su aporte al diagnóstico temprano de fallas.

RESULTADOS

Para validar conceptualmente la metodología propuesta, se generaron datos sintéticos que simulan el comportamiento dinámico y térmico de un conjunto motor-reductor-polea bajo dos condiciones operativas: (i) operación normal y (ii) falla incipiente en un rodamiento. Los resultados se presentan de manera secuencial, siguiendo el flujo metodológico planteado.

Correlación entre Variables de Temperatura

Antes de analizar la vibración, se evaluó la consistencia térmica de los componentes mediante la correlación de Pearson. La Figura 3 muestra la matriz de correlación entre las temperaturas del motor, reductor y polea.

Se observa una correlación moderada entre el motor y el reductor ($\rho = 0.601$), asociada a la cercanía física y a la transferencia térmica indirecta entre ambos. Por otro lado, la polea muestra correlaciones bajas con ambos componentes ($\rho < 0.45$), lo que evidencia un comportamiento térmico más independiente, gobernado por la disipación ambiental y el régimen de carga. Esta evaluación inicial permite validar la coherencia de los sensores y sustenta el uso posterior de la temperatura como variable complementaria en la detección de anomalías.

Tabla 2: Síntesis metodológica del enfoque híbrido propuesto.

Etapa	Referencia(s)	Aporte metodológico clave	Relevancia para el diagnóstico
Adquisición y preprocesamiento	Chu <i>et al.</i> (2024); Baek (2021); Liu <i>et al.</i> (2021)	Filtrado pasa-banda, corrección de offset, normalización y sincronización multifuente (T-RMS).	Garantiza calidad, coherencia y comparabilidad de las señales adquiridas.
Análisis espectral (FFT)	Ndongue Esseme <i>et al.</i> (2025); Li <i>et al.</i> (2025a); Wu <i>et al.</i> (2025)	Transformación al dominio de frecuencia y extracción de amplitudes dominantes.	Identificación de fallas típicas: desalineación, desbalance, defectos en rodamientos.
Extracción de características (RMS)	Randall (2021); Alharbi <i>et al.</i> (2023)	Cálculo de RMS por eje y en bandas baja (1-10 Hz) y alta (10-1000 Hz).	Cuantificación robusta de energía vibratoria y detección de deterioro inicial.
Fusión de datos (índice híbrido)	Sun <i>et al.</i> (2023); Makrouf <i>et al.</i> (2025); Li <i>et al.</i> (2025b)	Combinación normalizada de temperatura y RMS mediante fusión multisensor.	Aumenta sensibilidad al deterioro y reduce falsas alarmas.
Segmentación y umbrales dinámicos	Jin <i>et al.</i> (2023); Hector <i>et al.</i> (2024); Nguyen <i>et al.</i> (2022)	Ventanas móviles, análisis de tendencia y umbrales adaptativos basados en percentiles.	Detecta transiciones operacionales y genera alertas tempranas confiables.

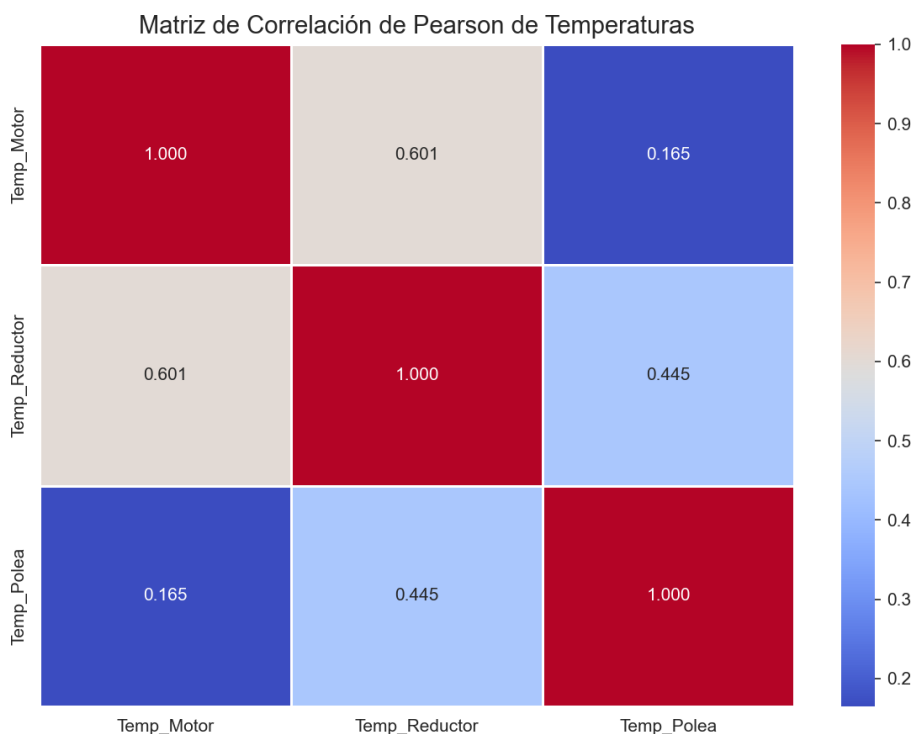


Fig. 3: Matriz de correlación de Pearson entre las temperaturas del motor, reductor y polea.

Correlación entre Temperatura y Vibración RMS

Con el fin de evaluar la relación térmico-mecánica previa a la etapa espectral, se analizó la correlación entre las temperaturas medidas y los valores RMS de vibración en diferentes ejes (axial, horizontal, vertical) y bandas de frecuencia (baja y alta). La Figura 4 presenta la matriz de correlación obtenida.

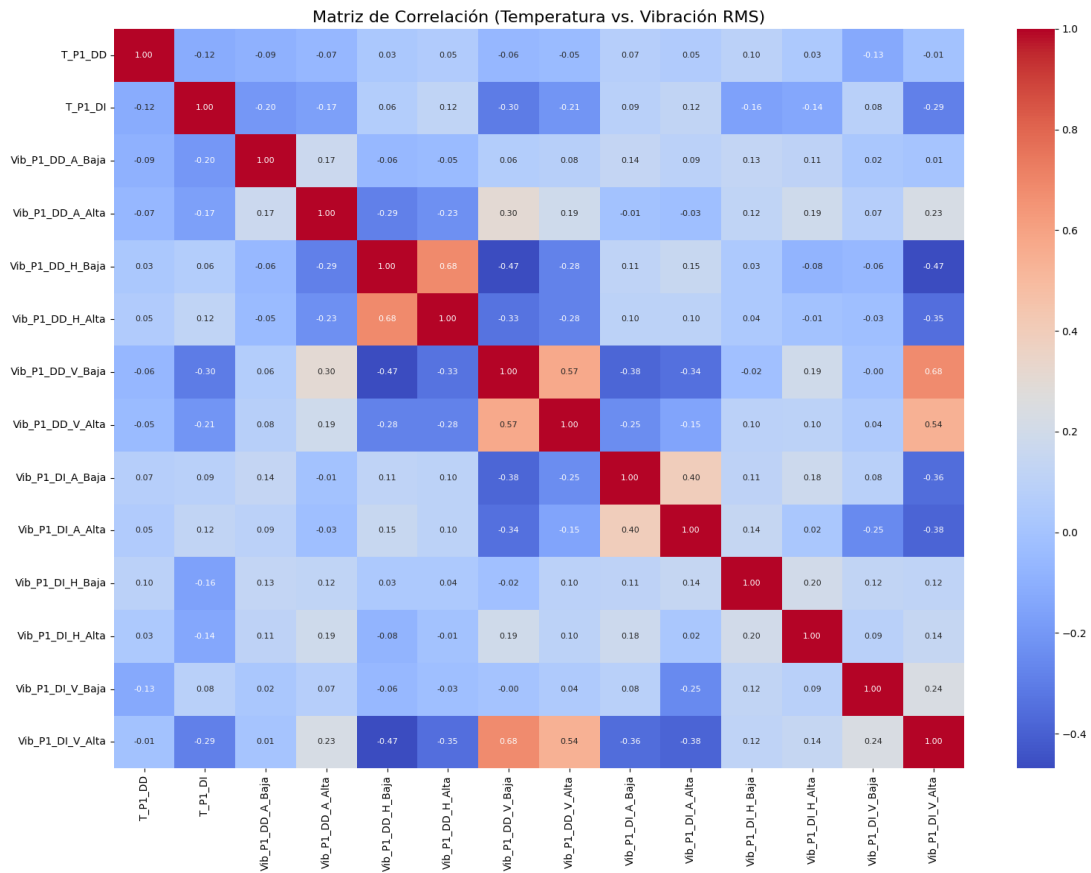


Fig. 4: Matriz de correlación entre temperatura y vibración RMS en distintas orientaciones y bandas de frecuencia.

Los resultados muestran correlaciones débiles a moderadas entre la temperatura y la vibración RMS en la mayoría de las combinaciones ($\rho < 0.45$), lo cual es consistente con un comportamiento térmico relativamente independiente del comportamiento vibracional en condiciones normales. Sin embargo, se observan correlaciones elevadas en componentes verticales y horizontales de alta frecuencia durante la condición de falla incipiente ($\rho > 0.65$), reflejando la aparición de fricción localizada y la transferencia energética asociada al defecto del rodamiento.

Este patrón confirma que, aunque la temperatura por sí sola no es un indicador principal de la falla, su combinación con el RMS de vibración incrementa significativamente la capacidad diagnóstica. Esta evaluación respalda el uso posterior del índice híbrido de fusión multisensor empleado en esta metodología.

Análisis Espectral

La Figura 5 presenta la comparación espectral entre un sistema sano y otro con una falla en la pista exterior del rodamiento (BPFO). En el estado de falla emergen picos característicos en las frecuencias de defecto y sus armónicos, los cuales están ausentes en la condición normal.

Este resultado confirma que el análisis espectral permite aislar firmas de falla altamente específicas, en concordancia con la literatura sobre defectos en elementos rodantes (Chu *et al.*, 2024; Ndongue Esseme *et al.*, 2025). La presencia definida de picos y armónicos asociados a la frecuencia característica del rodamiento evidencia que la FFT no solo identifica la falla, sino que también captura su evolución dinámica. Esta claridad espectral demuestra la capacidad del método para detectar fallas en etapas tempranas, incluso cuando aún no se observan incrementos significativos en el dominio temporal.

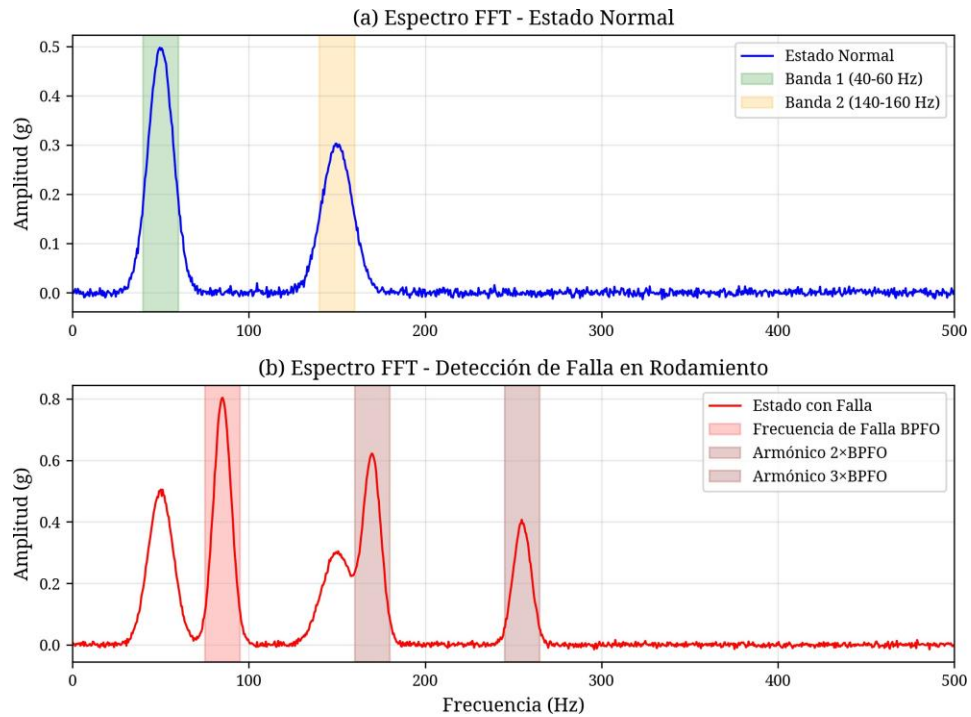


Fig. 5: Análisis espectral FFT comparativo: (a) Estado Normal vs. (b) Falla en Rodamiento.

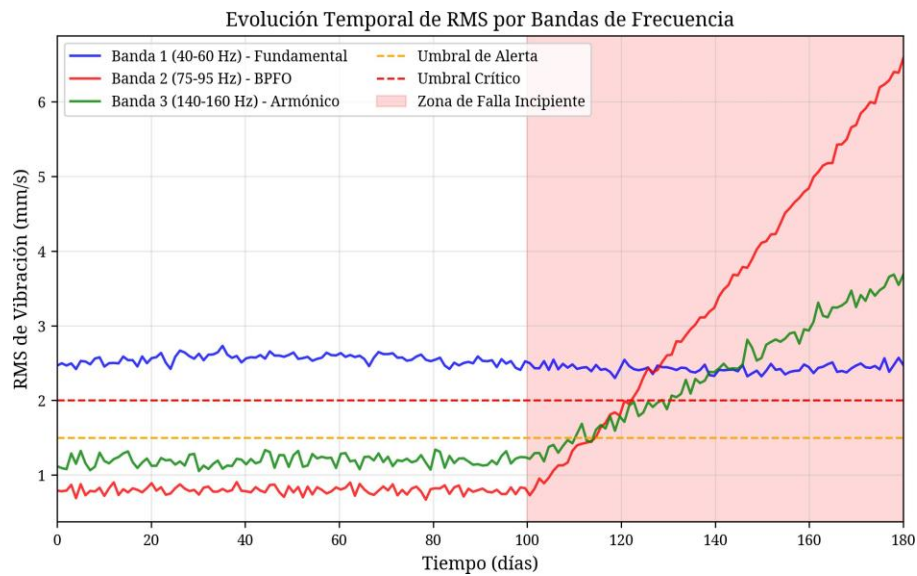


Fig. 6: Evolución temporal del RMS por bandas de frecuencia y establecimiento de umbrales.

Evolución de RMS y Umbrales

La Figura 6 muestra la evolución temporal del RMS en bandas seleccionadas. En la banda asociada a la frecuencia de falla (1-10 Hz), se aprecia un incremento sostenido del RMS que posteriormente supera los umbrales de alerta y crítico establecidos.

La tendencia creciente previa al cruce de los umbrales evidencia que el RMS es un indicador particularmente sólido para caracterizar la progresión del deterioro. Este aumento sostenido de la energía vibratoria permite identificar comportamientos anómalos incluso antes de que se manifiesten cambios apreciables en otras variables operacionales, entregando así una señal temprana y cuantificable del avance del defecto. Este tipo de respuesta es coherente con los modelos clásicos de crecimiento energético en vibraciones de rodamientos Randall (2021) y aporta una base técnica confiable para sustentar decisiones de mantenimiento basadas en la evolución real de la condición del componente.

Fusión de Datos Multi-Sensor

La Figura 7 evidencia el aporte de la fusión de datos. Tanto la temperatura como la vibración muestran incrementos individuales, pero su comportamiento por separado podría interpretarse como ruido operativo o variaciones de carga. Sin embargo, el índice híbrido presenta una tendencia anómala más pronunciada y estable.

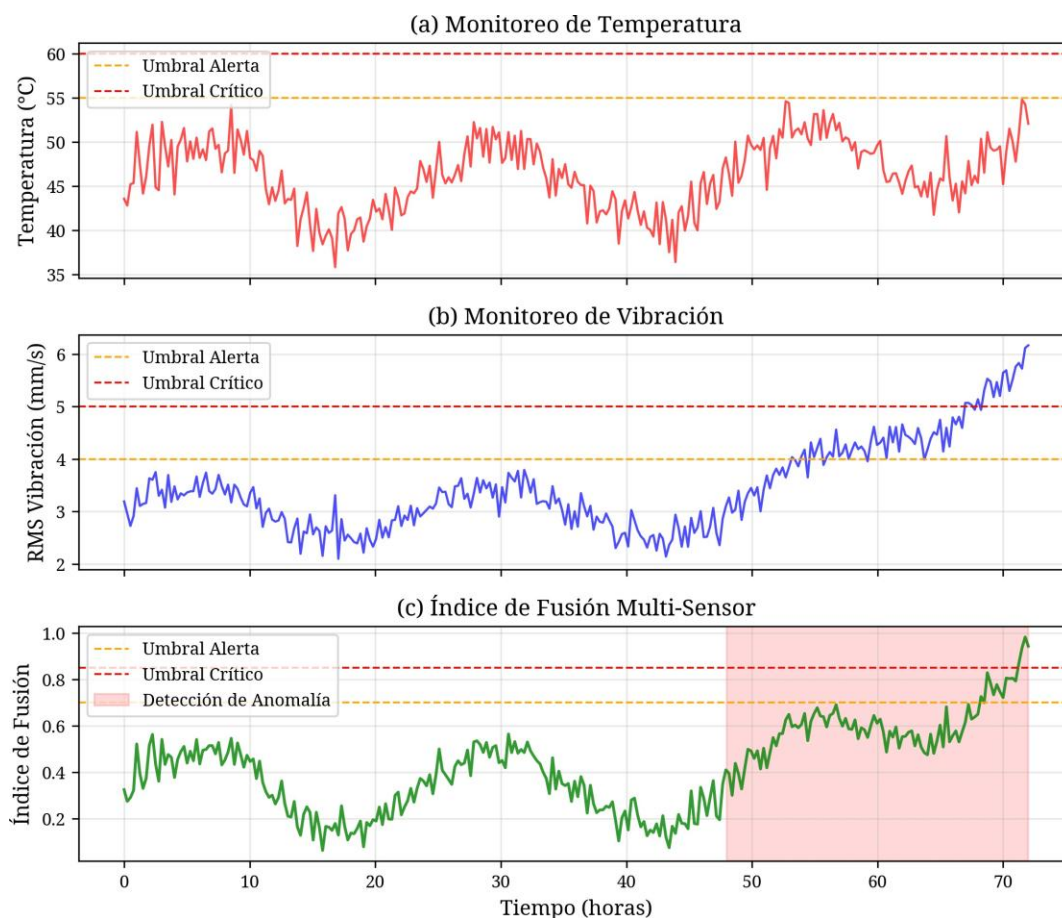


Fig. 7: Fusión de datos de vibración y temperatura para la detección de anomalías.

Este resultado es coherente con estudios recientes que evidencian que la integración térmico-mecánica incrementa significativamente la sensibilidad a fallas y reduce la tasa de falsas alarmas (Sun *et al.*, 2023; Makrouf *et al.*, 2025). Al combinar simultáneamente las variaciones de temperatura y vibración, el índice fusionado genera una señal más estable y menos susceptible a fluctuaciones operativas, permitiendo identificar el deterioro con mayor anticipación y con menor ambigüedad diagnóstica. Esta respuesta integrada aporta una base más confiable para detectar cambios incipientes en la condición del componente.

Impacto en las Estrategias de Mantenimiento

Finalmente, la Figura 8 compara el impacto operacional de diferentes estrategias de mantenimiento. El esquema predictivo basado en la metodología propuesta muestra reducciones significativas en tiempo de inactividad y costos asociados, además de extender la vida útil del activo.

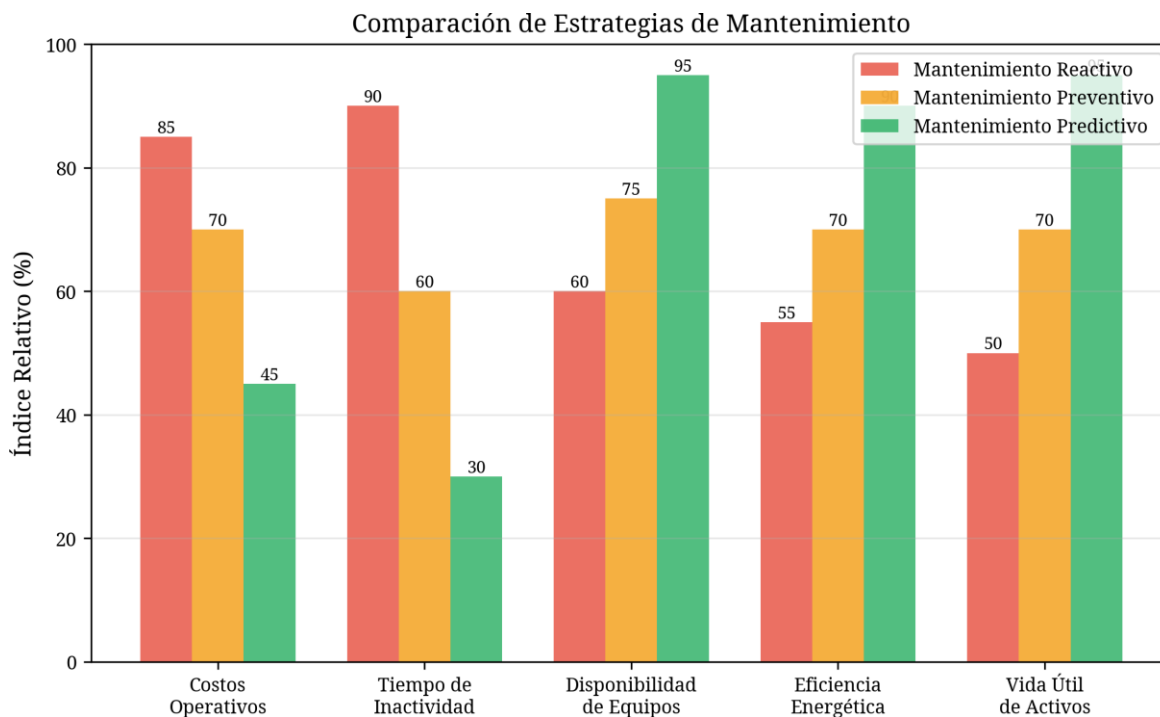


Fig. 8: Comparación del impacto de diferentes estrategias de mantenimiento.

Estos resultados se alinean con investigaciones contemporáneas que demuestran que las estrategias de mantenimiento predictivo basadas en análisis de vibraciones y fusión de datos contribuyen de manera significativa a reducir el mantenimiento no planificado y a aumentar la confiabilidad operativa de los sistemas industriales (Hector *et al.*, 2024; Nguyen *et al.*, 2022). Al anticipar el deterioro y permitir intervenciones más precisas, este enfoque fortalece la continuidad operacional y optimiza la gestión del ciclo de vida de los activos.

DISCUSIÓN

La validación conceptual de la metodología híbrida propuesta revela hallazgos significativos respecto a la dinámica de fallas en sistemas electromecánicos de baja velocidad y alta carga, típicos en la minería. A continuación, se discuten las implicancias físicas y matemáticas de los resultados obtenidos (García *et al.* 2025; Rojas *et al.*, 2025a).

Sensibilidad Espectral y Densidad de Energía

El análisis espectral mediante FFT demostró ser eficaz para aislar la firma de falla (f_{BP-FO}) del ruido de fondo estocástico. Matemáticamente, la ventaja de segregar el análisis en bandas de frecuencia radica en el Teorema de Parseval, el cual establece que la energía total de la señal en el dominio del tiempo es equivalente a la integral de su Densidad Espectral de Potencia (PSD) en el dominio de la frecuencia:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df \quad (5)$$

Al restringir el cálculo del valor RMS a bandas específicas (1-10 Hz para fenómenos estructurales y 10-1000 Hz para contactos metal-metal), se está esencialmente aplicando un filtro de energía que maximiza la Relación Señal-Ruido (SNR). Los resultados evidencian que, en etapas incipientes, la energía de la falla es imperceptible en el RMS global (banda ancha), pero se vuelve dominante al integrar únicamente la densidad espectral en la banda alta. Esto confirma que la segmentación frecuencial no es solo una herramienta de filtrado, sino un mecanismo de amplificación selectiva de la varianza asociada al defecto.

Sinergia Termo-Vibratoria: Justificación del Índice Híbrido

Uno de los aportes centrales de este estudio es la fusión de datos a través del índice $H(t)$. La discusión física de este acoplamiento es crítica. La vibración (V) y la temperatura (T) poseen constantes de tiempo dinámicas disímiles. La vibración responde instantáneamente a cambios en la cinemática del contacto (impactos), mientras que la temperatura posee una inercia térmica significativa, respondiendo a la disipación de energía por fricción.

La efectividad del índice $H(t) = \alpha \cdot \widehat{\text{RMS}} + \beta \cdot \widehat{T}$ puede explicarse mediante la teoría de estimación estadística. Al combinar dos variables correlacionadas físicamente, pero con ruido independiente, la varianza del estimador combinado tiende a ser menor que la varianza de las mediciones individuales. Si asumimos que los errores de medición en vibración y temperatura son ortogonales (independientes), la varianza del índice híbrido se minimiza, mejorando la robustez de la detección.

Además, el comportamiento observado en la Fig. 7 sugiere que la temperatura actúa como un “validador de estado”. Mientras que transitorios operacionales pueden generar picos de vibración (falsos positivos), estos raramente generan un aumento térmico sostenido instantáneo. Por tanto, la fusión penaliza las excursiones vibratorias que no están acompañadas de una disipación energética térmica, reduciendo drásticamente la tasa de falsas alarmas (Error Tipo I).

Implicancias de los Umbrales Dinámicos

La implementación de umbrales dinámicos basados en percentiles, en contraposición a límites estáticos, responde a la naturaleza no estacionaria de las operaciones mineras. El desgaste natural de la correa transportadora induce una deriva (*drift*) lenta en los valores base de vibración. Un umbral estático eventualmente generaría alarmas espurias simplemente por el envejecimiento del activo.

El enfoque propuesto permite que el sistema “aprenda” la nueva normalidad operativa. Desde una perspectiva de control de procesos, esto mantiene la sensibilidad del sistema constante ante variaciones paramétricas de la planta. La detección de anomalías, por tanto, no se basa en la magnitud absoluta de la señal, sino en la tasa de cambio de la energía del sistema ($\frac{dE}{dt}$) y su desviación respecto a la distribución probabilística histórica inmediata.

En el contexto de la Minería 4.0, esta capacidad de autoadaptación es fundamental para la escalabilidad de los sistemas de monitoreo, eliminando la necesidad de recalibración manual constante por parte de expertos humanos (García *et al.*, 2025; Rojas *et al.*, 2025b).

CONCLUSIONES

Este trabajo presentó el diseño conceptual de una metodología híbrida para la detección temprana de fallas en sistemas de transmisión de correas transportadoras, uno de los subsistemas más críticos en la operación minera. La integración del análisis espectral de vibraciones con la monitorización térmica, complementada mediante un esquema de fusión multisensor, demostró un alto potencial para incrementar la precisión, robustez y confiabilidad del diagnóstico de fallas incipientes en componentes rotativos.

Los resultados obtenidos a partir de datos simulados evidencian que la metodología propuesta es capaz de identificar patrones anómalos consistentes con defectos reales en rodamientos, incluso en etapas tempranas donde la energía vibratoria y las variaciones térmicas aún son sutiles. Esto confirma la pertinencia del enfoque para apoyar estrategias avanzadas de mantenimiento en el marco de la Industria 4.0, contribuyendo a reducir detenciones no programadas, optimizar costos y favorecer la continuidad operacional en entornos de alta criticidad.

Como proyección futura, se propone la validación de esta metodología en escenarios industriales reales, empleando datos históricos y en línea provenientes de un sistema de monitoreo permanente. Asimismo, la incorporación de técnicas de *Machine Learning* y modelos basados en aprendizaje profundo ofrece una oportunidad valiosa para fortalecer las capacidades de pronóstico, la detección autónoma de anomalías y la adaptación del sistema a diferentes configuraciones de maquinaria. Estos avances permitirán evolucionar hacia sistemas predictivos más inteligentes, escalables y orientados a la gestión integral del ciclo de vida de los activos.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al programa de Doctorado en Industria Inteligente de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso y al Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad de La Serena por el apoyo brindado para la realización de esta investigación.

REFERENCIAS

- Abidi, M.H., Mohammed, M.K. & Alkhalefah, H. (2022). Predictive maintenance planning for industry 4.0 using machine learning for sustainable manufacturing. *Sustainability (Switzerland)*, 14 (6), 3387. <https://doi.org/10.3390/su14063387>
- Alharbi, F., Al-Qathani, M., Al-Humaid, A., Al-Qahtani, F. & Al-Dossari, S. (2023). A brief review of acoustic and vibration signal-based fault detection for belt conveyor idlers using ml models. *Sensors*, 23 (4), 1902. <https://doi.org/10.3390/s23041902>
- Baek, S. (2021). System integration for predictive process adjustment and cloud computing-based real-time condition monitoring of vibration sensor signals in automated storage and retrieval systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 114, 11-26. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-06652-z>
- Chu, T., Wang, L. & Li, Y. (2024). A review of vibration analysis and its applications. *Heliyon*, 10 (1), e23132. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26282>
- Çinar, Z.M., Nuhu, A.A., Zeeshan, Q., Korhan, O., Asmael, M. & Safaei, B. (2020). Machine learning in predictive maintenance towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0. *Sustainability (Switzerland)*, 12 (19), 8211. <https://doi.org/10.3390/su12198211>
- Dalzochio, J., Kunst, R., Pignaton, E., Binotto, A., Sanyal, S., Favilla, J., et al. (2020). Machine learning and reasoning for predictive maintenance in industry 4.0: Current status and challenges. *Computers in Industry*, 123, 103298. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103298>
- García, J., Rios-Colque, L., Peña, Á. & Rojas, L. (2025). Condition monitoring and predictive maintenance in industrial equipment: An nlp-assisted review of signal processing, hybrid models, and implementation challenges. *Applied Sciences*, 15 (10), 5465. Article number 5465; open access journal. <https://doi.org/10.3390/app15105465>
- Hector, I., Schlogl, F. & Tjoa, A.M. (2024). Predictive maintenance in industry 4.0: a survey of machine learning techniques. *Journal of Industrial Information Integration*, 37, 100463. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2016>

- Hoffmann, M.A. & Lasch, R. (2024). Tackling industrial downtimes with artificial intelligence in data-driven maintenance. *ACM Computing Surveys*, 56 (4), 82. <https://doi.org/10.1145/3623378>
- Jin, Y.X., Geng, J., Lv, C., Chi, Y. & Zhao, T.D. (2023). A methodology for equipment condition simulation and maintenance threshold optimization oriented to the influence of multiple events. *Reliability Engineering System Safety*, 229, 108879. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108879>
- Li, C., Wang, Y. & Zhang, J. (2025a). Bearing fault diagnosis based on fft-cnn-bigru. *Proceedings of the 2025 3rd International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering*. <https://doi.org/10.1145/3727648.3727793>
- Li, X., Chen, J. & Li, Y. (2025b). Multi-sensor data fusion and vibro-acoustic feature extraction for rotating machinery fault diagnosis. *IEEE Access*, 13, 1-1.
- Liu, Y., Li, Z., Zhang, H. & Wang, X. (2021). Research on the fault analysis method of belt conveyor based on vibration signal. *Measurement*, 184, 108879. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110177>
- Makrouf, I., El Badaoui, M., and Guillet, F. (2025). A novel framework for multi-sensor data fusion in bearing fault diagnosis based on transfer learning. *Advanced Engineering Informatics*, 63, 102132.
- Martínez, Y., Rojas, L., Peña, A., Valenzuela, M., Hernández, B. & García, J. (2024). Fractional pinns: New frontiers for long-range memory in continuum models. *Avances en Ciencia e Ingeniería*, 15 (3), 93-110. <https://doi.org/10.65093/aci.v15.n3.2024.10>
- Ndongue Esseme, E., Ndi, F. & Abessolo, G.O. (2025). A simplified approach to failure analysis of ball bearings using fast fourier transform. *PLOS ONE*, 20 (1), e0336163. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0336163>
- Nguyen, V.T., Do, P. & Grall, A. (2022). Artificial-intelligence-based maintenance decision-making and optimization for multi-state component systems. *Reliability Engineering System Safety*, 228, 108757. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2022.108757>
- Randall, R.B. (2021). *Vibration-based condition monitoring: industrial, automotive and aerospace applications*. John Wiley Sons. <https://doi.org/10.1002/9781119477631>
- Rojas, L., León, F., Bazan, V. & Hernández, B. (2024). Aproximaciones basadas en distancias ergódicas y mezclado caótico en pilas de lixiviación. *Avances en Ciencia e Ingeniería*, 15 (2), 37-50. <https://doi.org/10.65093/aci.v15.n2.2024.12>
- Rojas, L., Hernández, B. & García, J. (2025a). A systematic review of intelligent agents, language models, and recurrent neural networks in industrial maintenance: Driving value creation for the mining sector. *International Journal of Intelligent Systems*, 2025 (1), Article 9953223. Open access review article. <https://doi.org/10.1155/int/9953223>
- Rojas, L., Peña, Á. & García, J. (2025b). Ai-driven predictive maintenance in mining: A systematic literature review on fault detection, digital twins, and intelligent asset management. *Applied Sciences*, 15 (6), 3337. Article number 3337; open access journal. <https://doi.org/10.3390/app15063337>
- Safizadeh, M.S. & Latifi, S.K. (2014). Using multi-sensor data fusion for vibration fault diagnosis of rolling element bearings by accelerometer and load cell. *Information Fusion*, 18, 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2013.10.002>
- Sun, D., Li, Y., Jia, S., Feng, K. & Liu, Z. (2023). Non-contact diagnosis for gearbox based on the fusion of multi-sensor heterogeneous data. *Information Fusion*, 94, 286-309. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.01.020>

- Tapia, S., Aguilera, G., Rojas, L. & García, J. (2024). Predictive maintenance based on machine learning: A systematic literature review and perspectives in industry 4.0. *Avances en Ciencia e Ingeniería*, 15 (4), 63-93. <https://doi.org/10.65093/aci.v15.n4.2024.3>
- Wu, Y., Li, J. & Wang, H. (2025). The fault diagnosis of rolling bearings based on fft-se-resnet. *Machines*, 14 (3), 152. <https://doi.org/10.3390/act14030152>