



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



MODELO DE IMPLEMENTACIÓN PROGRESIVA DE MANTENIMIENTO PREDICTIVO PARA PYMES CON RECURSOS LIMITADOS

Gabriel Jaime Gómez Orrego, Fernando Jesús Guevara Carazas

Departamento de Ingeniería Mecánica, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia
E.mail: ggomezor@unal.edu.co - fjguevarac@unal.edu.co

Resumen

Este trabajo propone un método para que PYMES industriales migren, del mantenimiento correctivo (CM) hacia un modelo predictivo, con el fin de mejorar la confiabilidad operativa, reducir paradas no planificadas y mitigar riesgos financieros. El método se fundamenta en estándares internacionales y define los requisitos mínimos necesarios para la adopción del PdM en entornos con recursos limitados. Posicionando el PdM como una solución viable y estratégica para fortalecer la competitividad de las PYMES en Colombia.

1. Introducción

En el contexto actual de la Industria 4.0, la gestión de activos físicos ha evolucionado desde una función táctica y correctiva hacia un pilar estratégico para la sostenibilidad financiera y operativa de las organizaciones [1], [2]. A nivel global, la transición hacia el Mantenimiento Predictivo (PdM) y la digitalización de los procesos industriales ha demostrado ser un diferenciador clave [3], permitiendo a las empresas maximizar el ciclo de vida de sus activos y minimizar las interrupciones no planificadas [4], [5]. Sin embargo, existe una marcada asimetría en la adopción de estas tecnologías. Mientras que las grandes corporaciones capitalizan los beneficios de la analítica avanzada y el Internet de las Cosas (IoT), las Pequeñas y Medianas Empresas (PYMES), que en países como Colombia representan más del 99% del tejido empresarial y el 80% del empleo nacional, enfrentan barreras significativas de entrada [6], [7].

La problemática central radica en que la mayoría de las metodologías de implementación de PdM existentes están diseñadas para entornos con alta madurez tecnológica y presupuestos robustos [8], [9]. Las PYMES industriales, por el contrario, operan frecuentemente bajo un paradigma de Mantenimiento Correctivo, caracterizado por la carencia de datos históricos estructurados, limitaciones en infraestructura de monitoreo y una gestión del conocimiento técnico fragmentada. Esta situación perpetúa un ciclo de ineficiencia donde las paradas no programadas erosionan los márgenes de utilidad y reducen la competitividad del sector manufacturero [10], [11].

En respuesta, este trabajo propone un Modelo de Implementación Progresiva de PdM, diseñado para entornos con recursos limitados y fundamentado en estándares internacionales como ISO 55000, ISO 14224, ISO 17359 e ISO 13374, con el propósito de ofrecer una ruta técnica y escalable que permita a las PYMES transitar desde el mantenimiento reactivo hacia la confiabilidad operativa [1], [12], [13], [14].

2. Estado del Arte

El mantenimiento predictivo (PdM) se ha consolidado como uno de los pilares tecnológicos de la Industria 4.0, al integrar técnicas de monitoreo continuo, análisis de datos y modelos de pronóstico para anticipar fallas antes de que afecten la disponibilidad operacional. A nivel global, múltiples estudios han demostrado su potencial cuantitativo, posicionándolo como una estrategia determinante para aumentar la confiabilidad de los activos. Entre



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



los beneficios más citados se encuentran incrementos de disponibilidad entre el 15% y el 25% reportados en literatura técnica especializada [2], Aumento en la reducción de fallas críticas del 30% al 40% de acuerdo con la guía NASA RCM [4], y aumentos relevantes del MTBF como el caso documentado por OREDA donde se pasó de 12.500 h a 16.200 h tras la integración de esquemas de pronóstico avanzados [11]. Asimismo, mejoras en el OEE del 70% al 85% han sido reportadas en aplicaciones industriales desarrolladas por proveedores como SKF y Siemens [15], [16], confirmando la capacidad del PdM para impactar de forma directa el rendimiento global de los sistemas productivos.

Sin embargo, la expansión del PdM a nivel mundial enfrenta barreras significativas, especialmente en el contexto de pequeñas y medianas empresas. Un estudio europeo que analizó 15 compañías de siete sectores industriales determinó que las diferencias entre empresas pequeñas y grandes son más relevantes que las diferencias por sector o región en la adopción del PdM [17]. Las principales barreras incluyen los altos costos iniciales, la falta de comprensión estratégica del mantenimiento, la insuficiencia de datos de calidad, la escasez de personal con experiencia y las limitaciones en infraestructura tecnológica. Dicho estudio también concluyó que muchas organizaciones implementan el PdM como proyectos aislados de digitalización sin una integración real con los procesos operativos, lo que explica la alta tasa de abandono temprano. Paralelamente, evidencia cuantitativa confirma que integrar control de calidad y confiabilidad dentro de una estrategia de PdM es económicamente superior, logrando reducciones de costos del 26.02% respecto al mantenimiento preventivo convencional [8].

En este mismo sentido, varios casos internacionales aportan evidencia sólida adicional, en Europa, la implementación de analítica predictiva en una planta automotriz (Benteler) permitió reducir el MTTR en un 33% (de 6 h a 4 h) y aumentar el MTBF de 30 a

180 días en una cinta transportadora crítica, con proyecciones que estiman alcanzar 365 días sin fallas inesperadas [18]. En Asia, un caso aplicado a una máquina llenadora de tubos demostró que la aplicación de modelos de machine learning con componentes de bajo costo incrementó el OEE en un 13.10% (de 72.42% a 85.53%) y redujo fallas no planificadas en 62.38% tras solo tres meses de operación [19].

En el sector aeronáutico, plataformas avanzadas como PROGNOS (Air France–KLM), AiRTHM (Airbus), AVIATAR (Lufthansa Technik) y AnalytX (Boeing) evidencian mejoras significativas en confiabilidad operacional, disminución de cancelaciones, optimización del mantenimiento no programado y reducciones en el tiempo fuera de servicio en flotas comerciales y militares [20]–[25].

Otros estudios, como el caso de una máquina industrial multietapa en España, demostraron que el PdM también puede emplearse para evaluar la confiabilidad real de los MTTF suministrados por los fabricantes; allí, los niveles de confianza variaron desde 73.47% para un cilindro neumático hasta 98.02% para la herramienta de agarre, permitiendo orientar decisiones de riesgo con mayor precisión [26]. Adicionalmente, un análisis realizado en 13 casos industriales en Países Bajos concluyó que la implementación exitosa del PdM depende de cuatro elementos clave: disparador, recolección de datos, selección de técnica y toma de decisiones, siendo los fracasos atribuibles principalmente a la mala calidad de los datos y la falta de experiencia interna [27].

En el contexto latinoamericano, la literatura coincide en que la viabilidad económica es el factor decisivo para la adopción del PdM. En Ecuador, un caso aplicado a una planta industrial evidenció que la transición hacia modelos predictivos redujo el mantenimiento correctivo y mejoró significativamente la rentabilidad, justificando la inversión mediante indicadores como ROI y Payback



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



[28]. En Perú, la aplicación de técnicas basadas en TPM y Lean Manufacturing permitió mejorar el OEE de una PYME de recauchutado de neumáticos de 55.56% a 75.55%, aumentando el rendimiento del 73% al 82% y la disponibilidad del 77.48% al 92.60% [29]. Estos resultados demuestran que incluso en economías emergentes y con restricciones presupuestarias, las estrategias de PdM pueden implementarse progresivamente y generar mejoras medibles en el corto plazo.

En Colombia, los trabajos recientes muestran un avance sostenido en la adopción del PdM, especialmente en empresas grandes y medianas. La implementación de RCM como soporte del PdM en una empresa del sector de alimentos permitió aumentar la disponibilidad del 85% al 93% [30], mientras que, en el sector avícola, el Grupo Avidesa Mac Pollo logró un ahorro del 5.3% en consumo de agua —equivalente a \$14.406.240 COP anuales— gracias a la integración de monitoreo y análisis predictivo en procesos operativos [31]. Asimismo, estudios nacionales que recopilan múltiples casos de adopción bajo tecnologías 4.0 destacan la necesidad de soluciones accesibles, escalables y adaptadas al contexto tecnológico de las empresas colombianas [32].

En síntesis, la evidencia internacional y regional confirma que el mantenimiento predictivo genera beneficios cuantificables en confiabilidad, disponibilidad, costos, productividad y sostenibilidad operacional. Sin embargo, aunque existen avances importantes en Colombia, persiste una oportunidad para fortalecer modelos de implementación ajustados a las condiciones económicas, técnicas y logísticas del país, particularmente en PYMEs que enfrentan barreras de inversión y madurez digital. Este panorama establece una base sólida para proponer un modelo de implementación de mantenimiento predictivo alineado con las realidades industriales del contexto colombiano.

3. Marco conceptual

En la Figura 1 se presenta la curva típica de degradación de un activo, la cual permite analizar la relación entre el deterioro progresivo, la oportunidad de intervención y las consecuencias económicas asociadas. En este contexto, la curva P–F se consolida como un referente conceptual ampliamente aceptado para posicionar las distintas estrategias de mantenimiento en función del nivel de información disponible y de la capacidad analítica de la organización. El mantenimiento reactivo interviene únicamente tras la ocurrencia de una falla funcional, quedando fuera del dominio de la curva y asociado a elevados costos correctivos, baja disponibilidad y alta incertidumbre operativa.

El Mantenimiento preventivo introduce intervenciones programadas basadas en tiempo o uso; sin embargo, al no considerar el estado real del activo, su efectividad resulta limitada y puede derivar tanto en sobre mantenimiento como en fallas prematuras. El mantenimiento basado en condición (CBM) representa un avance al incorporar la medición de variables físicas y el uso de umbrales operativos, aunque generalmente detecta el deterioro en etapas avanzadas, reduciendo el margen para una planificación óptima.

En contraste, el PdM emplea el análisis de tendencias y modelos de degradación para anticipar fallas, ampliando significativamente la ventana de decisión y generando mejoras sustanciales en confiabilidad, disponibilidad y eficiencia operativa. Si bien el mantenimiento prescriptivo constituye una evolución natural del PdM al integrar recomendaciones óptimas, su implementación exige niveles de madurez digital, calidad de datos e infraestructura analítica que, en la mayoría de los casos, exceden la realidad operativa de las PYMES industriales.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia

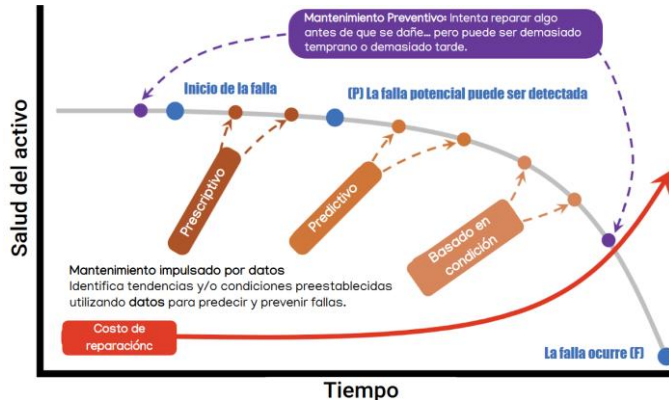


Fig 1. Curva PF típica. Elaboración propia adaptado de enDAQ. [33]

En la Figura 2, es una representación figurada de la evolución de las estrategias de mantenimiento en función del nivel de madurez organizacional, mostrando cómo a medida que aumenta la capacidad de adquisición, gestión y análisis de datos, las empresas avanzan progresivamente desde enfoques reactivos hacia modelos predictivos y prescriptivos.

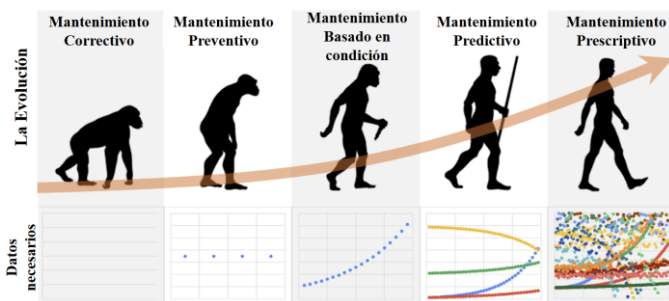


Fig 2. Tipos de Mantenimientos. Elaboración propia adaptado de enDAQ. [33]

Aunque se introduce el concepto de mantenimiento prescriptivo (RxM) como la evolución natural del mantenimiento predictivo, se aclara que el alcance del presente método está orientado exclusivamente al Mantenimiento Predictivo (PdM), dado que este representa la alternativa más viable, realista y proporcional para PYMES industriales que operan con recursos limitados. El mantenimiento prescriptivo exige capacidades de cálculo avanzado,

modelos de optimización, y arquitectura analítica basada en machine learning de alta madurez, lo cual supera las capacidades tecnológicas típicas de una PYME en etapas iniciales de transformación digital [34], [35].

No obstante, la metodología propuesta está diseñada de manera escalable, permitiendo que, una vez consolidada la infraestructura de datos y el flujo analítico conforme a ISO 13374, la organización pueda migrar progresivamente hacia capacidades prescriptivas en fases futuras.

4. Método propuesto de Implementación Progresiva de Mantenimiento Predictivo.

El modelo se estructura en cinco etapas progresivas, que permiten diagnosticar el estado actual de la organización, priorizar los equipos críticos, planificar la estrategia de mantenimiento predictivo, implementar tecnologías de monitoreo y finalmente consolidar un proceso de mejora continua basado en datos. Cada fase integra hitos verificables y resultados esperados, lo que facilita el seguimiento y control del avance del proyecto. A continuación, se describen las etapas que componen la metodología propuesta.

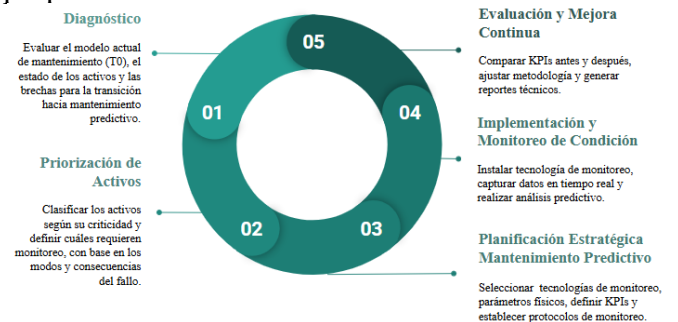


Fig 3. Método propuesto de Implementación Progresiva de PdM. [Elaboración propia]

En la Figura 4 se presenta de manera detallada cada una de las cinco etapas progresivas del modelo propuesto, junto con las actividades específicas



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



asignadas a cada fase. Esta representación permite visualizar de forma estructurada la secuencia lógica para la implementación del mantenimiento predictivo, así como los requisitos operativos, técnicos y de gestión que deben cumplirse en cada

etapa para garantizar una transición coherente y sostenible hacia niveles superiores de madurez en mantenimiento.

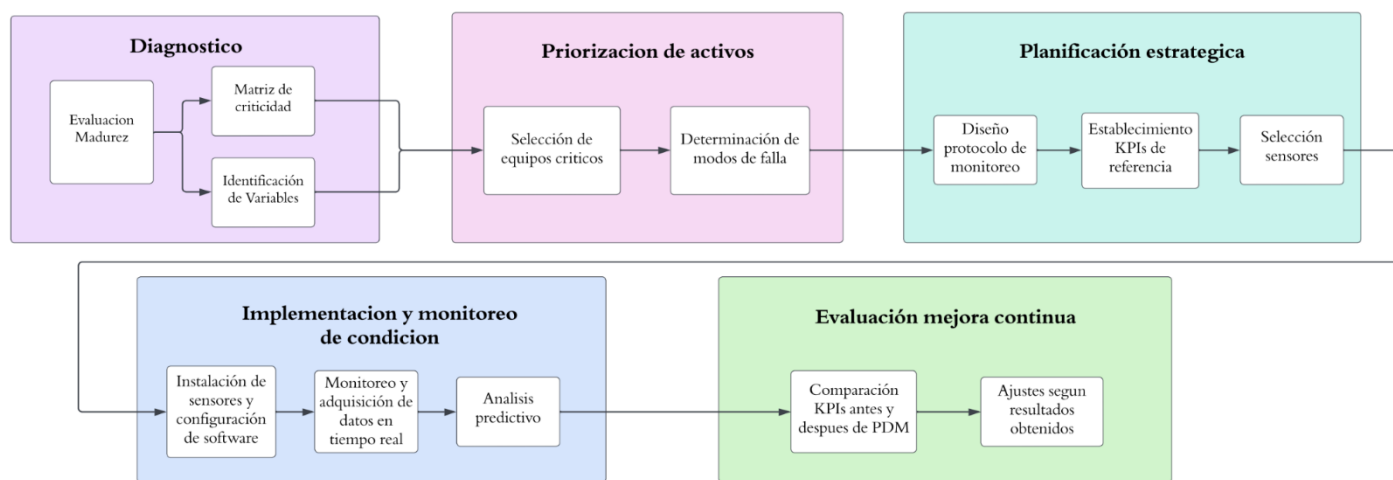


Fig 4. Método propuesto de Implementación Progresiva de Mantenimiento Predictivo detallado.
[Elaboración propia]

A. Diagnóstico inicial

La primera etapa tiene como objetivo evaluar el estado actual de la organización respecto a su nivel de madurez en gestión de activos y mantenimiento. Para ello, se emplea:

La **Evaluación de madurez** del mantenimiento puede evaluarse mediante un enfoque estructurado de evaluación que determine el grado de desarrollo y alineación de las prácticas de mantenimiento con estándares de excelencia operativa. Según el modelo de referencia, esta madurez se describe en cinco niveles progresivos: Inocencia, Conciencia, Comprensión, Competencia y Excelencia que representan la transición desde una gestión reactiva hasta una práctica madura orientada a la generación de valor estratégico.[37]

Identificación de variables, son identificadas variables operativas, incluyendo modos de falla

históricos, comportamiento del activo, frecuencia de reparaciones y condiciones ambientales.

Construcción de una **Matriz de Criticidad**, en la cual se ponderan criterios como seguridad, impacto productivo, costo asociado, disponibilidad histórica y consecuencias del fallo.

Este diagnóstico permite identificar las capacidades reales de la PYME y establecer una línea base objetiva para priorizar esfuerzos.

B. Priorización de activos

Con la matriz de criticidad como insumo principal, esta etapa selecciona los activos sobre los cuales se implementará el PdM de manera inicial. El método propone:

Selección de equipos críticos, Priorizando aquellos con mayor impacto en la producción, elevada frecuencia de fallas o cuyos costos de mantenimiento



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



son significativos. Este proceso se fundamenta en el principio de Pareto, tal como se ilustra en la Figura 5, donde se evidencia que intervenir el 20% de los activos con mayor incidencia permite generar un impacto sobre aproximadamente el 80% del riesgo operativo total, optimizando así la asignación de recursos y el retorno de la inversión en monitoreo predictivo.[36]

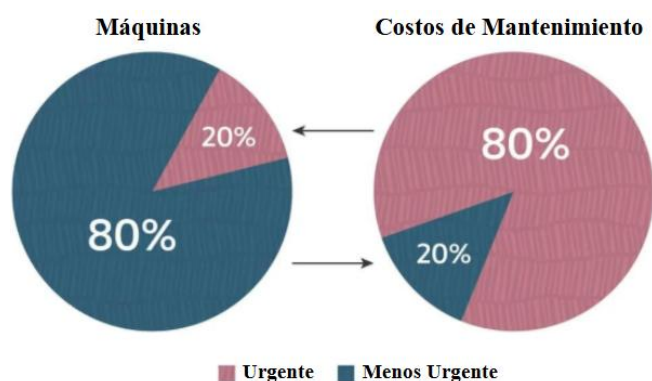


Fig 5. Principio de Pareto. Elaboración Propia

Determinación de modos de falla predominantes, empleando herramientas como FMEA o análisis histórico, con el fin de definir qué variables deben ser monitoreadas y cuál es el punto P (falla potencial) en cada caso.

La priorización asegura un inicio focalizado que maximiza retorno y minimiza riesgo, aspecto clave para PYMES con presupuestos ajustados.

C. Planificación estratégica

Esta fase estructura técnicamente el sistema de PdM, definiendo la arquitectura de monitoreo y los criterios operativos necesarios para una implementación eficaz:

Diseño del protocolo de monitoreo, estableciendo qué magnitudes serán medidas (vibración, temperatura, corriente, presión, etc.) y con qué frecuencia.

Definición de KPIs de referencia, como MTBF, MTTR, disponibilidad, consumo energético y tasa de fallas no planificadas.

Selección de sensores y fuentes de datos, privilegiando tecnología de bajo costo, fácilmente integrable y con capacidad de recolección autónoma.

La planificación se ajusta al nivel de madurez de cada PYME, permitiendo comenzar con configuraciones simples que puedan escalar posteriormente.

D. Implementación y monitoreo de condición

Corresponde a la ejecución técnica del sistema predictivo. El modelo propone iniciar con soluciones accesibles, evitando inversiones elevadas y adoptando una arquitectura mínima viable:

Instalación de sensores y configuración de software (registradores portátiles, sensores inalámbricos, gateways de comunicación).

Adquisición de datos en tiempo real, mediante plataformas abiertas o dashboards de bajo costo.

Análisis predictivo, aplicando técnicas como tendencias lineales, umbrales estadísticos, alarmas automáticas y, en etapas más avanzadas, modelos de machine learning cuando se dispone de un volumen suficiente de datos para asegurar su confiabilidad. El proceso analítico se estructura en seis bloques consecutivos, tal como se observa en la Figura 6, los cuales representan el flujo completo desde la adquisición de datos hasta la generación de avisos y decisiones de mantenimiento. Esta fase constituye la columna vertebral del modelo, pues convierte los datos crudos en información técnica accionable que permite anticipar la degradación del activo y evitar su progresión hacia la falla funcional (F), asegurando así continuidad operativa y reducción de costos asociados a paradas no planificadas.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia

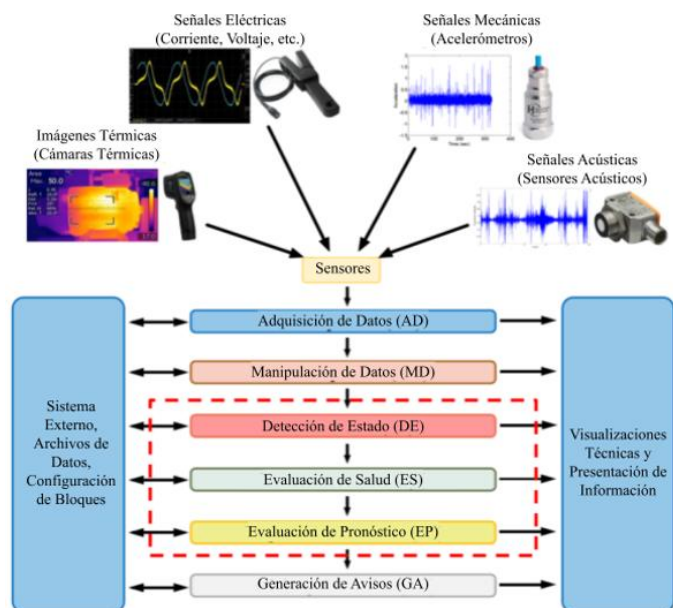


Fig 6. Diagrama de bloques de la arquitectura definida por la norma ISO 13374 para monitoreo de condición.[38]

E. Evaluación y mejora continua

El método incorpora un bucle de retroalimentación que garantiza la sostenibilidad del PdM:

Comparación de KPIs antes y después del PdM, evaluando mejoras en MTBF, disponibilidad, tiempos de parada, costos de mantenimiento y consumo energético.

Ajustes operacionales, redefiniendo umbrales, sensores, modos de falla críticos, periodicidad de análisis o estrategias de mantenimiento en función de los resultados.

Este ciclo de retroalimentación permite que el modelo se refine de forma continua sin exigir grandes inversiones, asegurando su adaptabilidad a la evolución del negocio y a la adquisición progresiva de datos.

El método propuesto constituye una **ruta estructurada y escalable** que permite a las PYMES

transitar desde el mantenimiento reactivo hacia un sistema de mantenimiento predictivo maduro, reduciendo riesgos financieros y operativos. Su enfoque modular permite implementar capacidades básicas de monitoreo desde etapas tempranas, ampliándose gradualmente conforme mejoran la madurez digital, los recursos y la disponibilidad de datos históricos.

5. Mínimos necesarios para implementar Mantenimiento Predictivo en una PYMES

Con el fin de asegurar una transición realista y técnicamente sólida hacia un modelo de PdM en el contexto de las PYMES industriales, se establecen los Mínimos Necesarios para la Implementación del Sistema PdM, los cuales no constituyen un inventario de recursos, sino los requisitos funcionales mínimos que habilitan el cumplimiento de la metodología propuesta en los capítulos anteriores. Estos mínimos se fundamentan en normas internacionales como ISO 17359 (directrices de monitoreo de condición), ISO 14224 (estructuración de datos), ISO 13374 (arquitectura de procesamiento de datos) e ISO 55000 (gestión de activos), lo que permite asegurar trazabilidad, estandarización y compatibilidad con buenas prácticas globales en confiabilidad.

Cada requisito técnico descrito a continuación se articula directamente con las fases de la metodología: diagnóstico, priorización, planificación PdM, monitoreo de condición y evaluación de desempeño. Por ejemplo, la incorporación de un sensor de vibración con rango operativo 10–1000 Hz responde a los lineamientos de ISO 10816/20816 para monitoreo de máquinas rotativas, garantizando que la captura de datos sea suficiente para identificar modos de falla típicos como desbalanceo, desalineación o defectos en rodamientos. De manera análoga, la necesidad de contar con un CMMS básico se justifica como condición indispensable para medir MTBF, MTTR y OEE, indicadores exigidos por ISO



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



22400 y por los lineamientos de desempeño utilizados en el sector industrial.

Por lo tanto, los mínimos necesarios no deben interpretarse como una lista de compras, sino como el conjunto de capacidades esenciales, basadas en normativa técnica, que permiten que la PYME ejecute cada etapa del PdM con la rigurosidad requerida, evitando que la metodología quede incompleta o improcedente por falta de elementos fundamentales. Estos mínimos constituyen la base técnica mínima para garantizar que el sistema PdM sea operable, escalable y verificable en el tiempo.

A. Infraestructura técnica básica

A.1. Sensores mínimamente requeridos

- Vibración (acelerómetro piezoeléctrico, rango típico ± 50 g, sensibilidad 100 mV/g, montaje en eje/carcasas).
- Temperatura (termopar tipo K o RTD PT100, rango según proceso).
- Corriente eléctrica (transformador de corriente o pinza, medición RMS, armónicos).
- Presión/caudal (sensores con salida 4–20 mA/0–10 V).
Justificación técnica: estos parámetros permiten detectar los fallos mecánicos y eléctricos más comunes en equipos rotativos y sistemas de fluidos [13], [34].

A.2. Sistema de adquisición de datos (DAQ) mínimo

- Capacidad de muestreo: para vibración de ruta/online considerar al menos 12.8 kHz por canal para aplicaciones rotativas; para mediciones lentas (temperatura/presiones) 1 Hz–1 sample/min según criticidad.
- Entradas: analógicas (± 10 V / 4–20 mA), digitales, protocolos Modbus TCP, OPC-UA, MQTT.

- Reloj sincronizado (timestamping) para correlación multi-sensor.

A.3. Comunicaciones

- Red local (Ethernet) con opción de gateway a Internet (para analítica en la nube).
- Seguridad mínima: VLAN separada para telemetría, cifrado mínimo TLS en transmisión hacia la nube.

B. Gestión de activos y datos

B.1. Inventario técnico

- Lista de activos con ID único, ubicación, función, criticidad y repuestos asociados.
- Codificación alineada a ISO 14224

B.2. Historial de fallas mínimo aceptable

- 12 meses preferidos; mínimo 6 meses: registros de órdenes de trabajo con campos obligatorios (fecha/hora inicio-fin, causa, modo de falla, acción tomada, costo, repuesto).

B.3. Calidad y gobernanza de datos

- Metadatos obligatorios por muestra: AssetID, PuntoMedida, RPM (condición de operación), Operador, Timestamp, Estado de máquina.
- Políticas de retención y limpieza (data cleansing): eliminar duplicados, imputar o marcar valores faltantes.

C. Software de análisis y visualización

C.1. CMMS (mínimo funcional)

- Registrar órdenes, emitir OT desde avisos PdM, asociar historial a activos.

C.2. Herramienta de monitoreo / análisis

- Capacidad de realizar: FFT, espectrograma, envolvente, cálculo de RMS, tendencias, estadísticos (kurtosis, crest factor).



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



- Software con arquitectura ISO 13374
AD→MD→DE→ES→EP→GA [38]

- Mes 5–8: evaluación T1, cálculo mejoras y ROI.

C.3. Requisitos de integración

- API o conector para exportar indicadores al CMMS.
- Paneles de visualización para operadores y reportes ejecutivos.

D. Talento humano capacitado

D.1. Roles mínimos

- Responsable PdM (ingeniero/técnico): diseño y seguimiento del piloto.
- Operador/registrador: captura de in situ, ejecución de rutas.
- Analista básico (puede ser el mismo responsable): interpretación de tendencias y generación de avisos.

D.2. Formación recomendada

- Curso básico en vibración y termografía (certificación ISO 18436 para termografía/vibración si es posible).
- Capacitación en uso del CMMS y en protocolos de muestreo.

E. Estrategia de implementación modular

E.1. Criterios para escoger activo piloto

- Alto impacto en producción (según Pareto).
- Alta tasa de falla histórica o alto costo por parada.
- Fácil instrumentación (acceso para sensores).

E.2. Fases del piloto (ejemplo 6–9 meses)

- Mes 0: diagnóstico y baseline (T0): MTBF, MTTR, OEE, tasa CM.
- Mes 1: instalación sensors + DAQ + configuración protocolo.
- Mes 2–4: recolección y ajuste de umbrales (validación).

E.3. Métricas para reportar

MTBF, MTTR, OEE, órdenes correctivas sobre totales (CM rate), coste por hora parada, tiempo medio entre paradas no planificadas.

6. Conclusiones

La metodología propuesta es coherente con prácticas internacionales y transferible a PYMES: al articular diagnóstico (madurez y criticidad), protocolos de monitoreo [13] y un ciclo analítico [14], se crea un camino técnico y verificable hacia PdM.

Los beneficios proyectados (incremento de disponibilidad +15–25 %, reducción de fallas críticas 30–40 %, incremento MTBF) son plausibles cuando la intervención se limita al 20 % de activos críticos (principio de Pareto) y se combina sensorización dirigida con buenas prácticas de datos. Estas proyecciones están respaldadas por referencias industriales y bases de datos como OREDA.

Para PYMES, un piloto pequeño (1–3 activos críticos) ofrece la evidencia técnica y financiera necesaria para escalar: indicadores de aceptación práctica ($\geq 20\%$ incremento MTBF; $\geq 30\%$ reducción CM; OEE +10 pp) son metas realistas para validar adopción.

La gestión de datos (taxonomía ISO 14224, metadatos obligatorios y calidad de registros) es condición necesaria: sin disciplina de datos, los modelos de pronóstico no alcanzan precisión operativa y los umbrales generan alto índice de falsas alarmas.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



7. Recomendaciones

Implementar un piloto estructurado (6–9 meses): mes 0 diagnóstico T_0 (MTBF, MTTR, OEE); mes 1 instalación sensors + DAQ; mes 2–4 recolección y ajuste; mes 5–8 evaluación T_1 y cálculo ROI. Documentar todas las decisiones y métricas.

Priorizar por criticidad y Pareto: instrumentar primero el 20 % de activos que generan 80 % del impacto operacional; usar matriz de criticidad (Seguridad, Ambiente, Calidad, Producción) antes de decidir sensores.

Estandarizar datos desde el inicio: adoptar codificación según ISO 14224 (AssetID, punto, condiciones de operación, timestamps) y definir plantillas obligatorias para órdenes de trabajo y muestras.

Seleccionar sensores y arquitectura acorde al objetivo: para detección temprana usar trending RMS / estadísticas; para diagnóstico usar muestreos con fs adecuados (reserva de sobremuestreo 4–10× del f_{max} relevante). Documentar SNR y validación de detectabilidad en pruebas piloto.

Integrar CMMS y generación automática deOT predictivas: definir APIs/conectores que transformen avisos en órdenes de trabajo con campos obligatorios (prioridad, acción, responsable, ETA).

Medir y reportar resultados con rigor estadístico: usar series de 6–12 meses cuando sea posible, intervalos de confianza e indicadores de incertidumbre para MTBF y RUL. Evitar decisiones con muestras insuficientes.

Plan de capacitación: al menos 1 responsable PdM, curso básico en vibración/termografía y entrenamiento CMMS; en la medida de lo posible buscar certificación ISO 18436 para analistas.

8. Referencias

- [1] ISO 55000, “Asset Management — Overview, Principles and Terminology,” International Organization for Standardization, 2014.
- [2] R. Mobley, An Introduction to Predictive Maintenance, 2nd ed., Butterworth-Heinemann, 2002.
- [3] Siemens AG, “Predictive Services for Industry 4.0,” White Paper, 2019.
- [4] NASA, “Reliability-Centered Maintenance Guide for Facilities and Collateral Equipment,” NASA, 2008.
- [5] SKF Group, “Knowledge Engineering: Improving OEE in Industrial Machinery,” SKF Technical Report, 2017.
- [6] Confecámaras, “Informe de Dinámica Empresarial en Colombia,” 2023.
- [7] Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), “Estructura Empresarial Colombiana,” 2022.
- [8] Y. He et al., “Integrated Predictive Maintenance Strategy for Manufacturing Systems,” International Journal of Production Research, 2017.
- [9] M. Alaswad and P. Xiang, “A Review on Condition-Based Maintenance,” Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2017.
- [10] Jardine, Lin & Banjevic, “A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics,” Mechanical Systems and Signal Processing, 2006.
- [11] OREDA, Offshore Reliability Data Handbook, 6th ed., 2018.
- [12] ISO 14224, “Collection and Exchange of Reliability and Maintenance Data for Equipment,” ISO, 2016.
- [13] ISO 17359, “Condition Monitoring and Diagnostics of Machines — General Guidelines,” ISO, 2018.
- [14] ISO 13374, “Condition Monitoring and Diagnostics of Machines — Data Processing, Communication and Presentation,” ISO, 2015.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



- [15] SKF, “How to Improve Conveyor Belt OEE Using Predictive Maintenance,” SKF Technical Report, 2019.
- [16] Siemens, “Predictive Services for Industry,” Siemens AG, 2020.
- [17] C. Dachs et al., “Unlocking the Potential of Predictive Maintenance for Intelligent Manufacturing,” 2021.
- [18] A. Riel et al., “Implementation and Transfer of Predictive Analytics for Smart Maintenance,” 2020.
- [19] M. Hidayat et al., “Machine Learning Application for Predictive Maintenance in a Tube Filling Machine,” 2021.
- [20] AirFrance–KLM, “PROGNOS 75 MRO Lab,” 2015.
- [21] Airbus, “AiRTHM Real-Time Health Monitoring Service,” 2017.
- [22] Lufthansa Technik, “AVIATAR Digital Platform,” 2017.
- [23] Boeing, “AnalytX Predictive Analytics,” 2018.
- [24] Safran, “EngineLife Health Monitoring,” 2018.
- [25] Lockheed Martin, “SAS Platform for Aircraft Maintenance,” 2019.
- [26] J. López et al., “An Approach for Predictive Maintenance Decisions...,” Spain, 2022.
- [27] J. Bousdekis, “Exploring Predictive Maintenance Applications in Industry,” Netherlands, 2020.
- [28] ERCO, “Predictive Maintenance Implementation Case,” Ecuador, 2019.
- [29] A. Chávez, “Modelo de Mantenimiento Basado en TPM para Mejorar la Eficiencia en una PYME,” Perú, 2020.
- [30] M. Martínez, “RCM como Estrategia de PdM en Compañía Galletas Noel,” Colombia, 2018.
- [31] Avidesa Mac Pollo, “Implementación de Tecnologías 4.0 para Control de Consumo,” 2019.
- [32] C. Duarte, “Casos de Éxito en PdM mediante Industria 4.0 en Empresas Colombianas,” 2021.
- [33] Differences Between Condition-Based, Predictive, and Prescriptive Maintenance. (s.f.). enDAQ Blog for Data Sensing and Analyzing.
- [34] A. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, pp. 1483–1510, 2006.
- [35] J. Lee et al., “Industrial AI and Predictive Analytics for Smart Manufacturing,” *Engineering*, vol. 6, no. 3, 2020.
- [36] K. Tanabe, “Pareto's 80/20 Rule and the Gaussian Distribution,” *arXiv preprint arXiv:2009.14378*, 2020.
- [37] F. J. Guevara Carazas, C. P. Yanez Ayala, S. Macias Gallego, M. V. Clavijo Mesa y C. E. Patiño Rodríguez “Excellence model for the maintenance area in a Heavy-Duty Truck Company,” *IFAC PapersOnLine*, vol. 55, no. 19, pp. 163–168, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.201.
- [38] Gonzalez-Jimenez, D., del-Olmo, J., Poza, J., Garramiola, F., & Madina, P. (2021). Data-Driven Fault Diagnosis for Electric Drives: A Review. *Sensors*, 21(12), 4024. <https://doi.org/10.3390/s21124024>

Gabriel Jaime Gomez Orrego

Ingeniero Mecánico de la Universidad Nacional de Colombia, con experiencia en mantenimiento industrial, confiabilidad de activos y análisis de fallas. Actualmente trabaja en una empresa del sector industrial dedicada a soluciones hidráulicas y al monitoreo de condición mediante sensores de vibración, participando en actividades de diagnóstico técnico y mantenimiento predictivo. Ha desarrollado proyectos en ingeniería inversa, optimización topológica, simulación por elementos finitos y gestión de activos físicos. Se encuentra en proceso de obtención del título de Especialista en Mantenimiento, fortaleciendo su formación en



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



confiabilidad y gestión estratégica del
mantenimiento industrial.

Fernando Jesús Guevara Carazas

Fernando Jesus Guevara Carazas es Doctor en Análisis de Riesgos e Ingeniero Mecánico, desempeñándose como Profesor Titular y Director del grupo GOMAC en la Universidad Nacional de Colombia. Es un experto líder en Ingeniería de Confiabilidad y Análisis RAM, especializado en movilidad sostenible y toma de decisiones basadas en riesgo para infraestructura energética. Su trayectoria se centra en el desarrollo de modelos para la optimización de activos industriales y el fortalecimiento de estándares de seguridad en sistemas complejos.