Data-driven Frugal innovation toward a predictive maintenance ecosystem in a Foundry SME

Aquino-Sandra Marilú[1], Castrejón-Minchan José [2], Gómez-Carrasco Isamar[3], Sánchez-Salas Erwin[4]

1-4 Universidad privada del Norte, Perú, n00282332@upn.pe, n00359944@upn.pe, n0023826@upn.pe, n00354100@upn.pe

Abstract: In the Latin American metalworking sector, medium-sized foundries frequently operate under reactive maintenance regimes that erode equipment and inflate operating costs. This work addresses METALFUND S.A.C., a foundry located in Villa El Salvador, Lima, Peru, with an installed capacity of 120t/month, where a diagnostic phase identifies an average critical-equipment availability of 78.4%, a mean time between failures near 35 hours, and 14 unplanned stoppages per month. Rather than framing the intervention as a conventional maintenance plan, this study reconstructs it as a frugal, data—driven innovation ecosystem that couples criticality analysis (5x5 risk matrix), failure mode and effects analysis, and low-cost condition-monitoring technologies-vibration analysis and infrared thermography-with a lightweight work-order system suited to the technical and financial constraints of a medium-sized enterprise. A pre-experimental design was applied: baseline indicators were drawn from operational records, while the projected impact of the preventive-predictive scheme was estimated through parametrized Monte Carlo simulation grounded in improvement ranges reported in regional and international literature, since the intervention had not yet been executed at the time of writing. The simulation project a reduction in mean time to repair from approximately 5.7 to 3.9 hours and an increase in availability from 80.0% to 91.4%, both statistically significant under paired t-test applied to the simulated distributions ($p<0.001$), together with an economic projection of net annual savings near S/. 313,000 and payback period below eight months in 90% of simulated scenarios. The findings support frugal predictive maintenance as a viable intrapreneurial pathway for asset digitalization in Latin American SMEs, while underscoring that field validation of the sensor-based ecosystem remains the necessary next step.

Keywords---*Frugal innovation, Predictive maintenance SME.*

Innovación frugal basada en datos: hacia un ecosistema predictivo de mantenimiento en una pyme de fundición

Aquino-Sandra Marilú[1], Castrejón-Minchan José [2], Gómez-Carrasco Isamar[3], Sánchez-Salas Erwin[4]

1-4 Universidad privada del Norte, Perú, n00282332@upn.pe, n00359944@upn.pe, n0023826@upn.pe, n00354100@upn.pe

Resumen: ***En el Parque Industrial de Villa El Salvador, Lima, Perú, las fundiciones metálicas medianas operan con frecuencia bajo mantenimiento correctivo reactivo que erosiona la disponibilidad de sus equipos y eleva los costos operativos; este trabajo analiza el caso de METALFUND S.A.C., empresa con capacidad instalada de 120 t/mes, cuyo diagnóstico reveló una disponibilidad promedio de equipos críticos de 78.4%, un tiempo medio entre fallas cercano a 35 horas y 14 paradas no planificadas por mes. En lugar de plantear la intervención como un plan de mantenimiento convencional, el estudio la reconstruye como un ecosistema de innovación frugal basado en datos, que articula el análisis de criticidad mediante matriz de riesgo de 5x5, el análisis de modos de falla y efectos, y tecnologías de monitoreo de condición de bajo costo-vibraciones y termografía infrarroja-con un sistema ligero de gestión de órdenes de trabajo ajustado a una pyme. Se empleó un diseño preexperimental: los indicadores basales se establecieron a partir de los registros operativos disponibles, y el impacto proyectado del esquema preventivo-predictivo se estimó mediante una simulación Monte Carlo parametrizada con los rangos de mejora reportados en la literatura, dado que la intervención aún no había sido ejecutada al momento de la redacción. La simulación proyecta una reducción del tiempo medio de reparación de 5.7 a 3.9 horas y un incremento de la disponibilidad de 80.0% a 91.4%, ambos estadísticamente significativos ($p<0.001$), junto con un ahorro anual proyectado de S/.313,000 y un periodo de recuperación inferior a ocho meses en el 90% de los casos. Los hallazgos respaldan el mantenimiento predictivo frugal como una vía de intraemprendimiento tecnológico viable para la digitalización de activos en pymes latinoamericanas, aunque subrayan que la validación de campo del ecosistema basado en sensores constituye el siguiente paso necesario***

Palabras clave-Innovación frugal, Mantenimiento predictivo, Pymes

I. INTRODUCCION

La Cuarta Revolución Industrial ha desplazado el eje de la competitividad manufacturera hacia la capacidad de una organización para convertir datos operativos en decisiones anticipadas; sin embargo, esa transformación avanza de manera desigual entre grandes corporaciones y pequeñas y medianas empresas (pymes), que suelen carecer de capital y del personal especializado necesarios para adoptar sensórica industrial de forma integral [1]. Frente a esta brecha, la innovación frugal - entendida como la creación de soluciones funcionalmente suficientes con recursos acotados – ofrece una vía inmediata: no se trata de replicar arquitecturas de sensores costosas propias de la gran industria, sino de seleccionar un subconjunto de variables críticas (vibración, temperatura) y tecnología de costo controlado que permitan a una pyme transitar de un mantenimiento reactivo hacia uno predictivo sin comprometer su liquidez.

La industria de la fundición metálica constituye un eslabón particularmente sensible de esta problemática, dado que abastece a los sectores de la minería, construcción, agroindustria e industria automotriz del país. METALFUND S.A.C. es una empresa mediana ubicada en el Parque Industrial de Villa El Salvador, Lima, con capacidad instalada de 120 t/mes de piezas fundidas, que opera equipos de alta criticidad-hornos de inducción eléctrica, sistemas de moldeo de arena, grúas puentes de 5 y 10 t, compresores de tornillo, equipos de granallado y rectificado, y sistemas de tratamiento térmico-bajo un régimen de mantenimiento correctivo reactivo, sin registros históricos sistematizados ni inventarios críticos de repuestos.

El diagnóstico preliminar de la empresa evidenció una disponibilidad promedio de equipos críticos de 78.4%, frente a un estándar de clase mundial igual o superior a 95%; un promedio de 14 paradas no planificadas por mes, equivalente a 87 horas improductivas mensuales; y penalidades contractuales estimadas en S/ 180,00 anuales, además de un costo de mantenimiento reactivo cercano a S/. 520,000 al año. La inversión actual en mantenimiento no superar el 2% de los ingresos anuales, cuando la referencia optima del sector se ubica entre 2 y 5%. Estas cifras sitúan a METALFUND en un nivel de madure próximo al extremo proactivo que caracteriza a los ecosistemas predictivos digitalizados.

Las bases conceptuales del mantenimiento centrado en confiabilidad fueron sentadas por [2] en su investigación dedicado para la industria de aviación, posteriormente sistematizadas por [3] y ampliadas por [4] hacia una visión de mantenimiento de clase mundial que integra confiabilidad, seguridad y costo del ciclo de vida. En este contexto latinoamericano, [5] documentó mejoras en la eficiencia general de los equipos (OEE) mediante la metodología TPM - Lean Manufacturing en una empresa metalmecánica [6] reportó

mejoras de productividad superior al 60% mediante mantenimiento productivo total en un área de fundición peruana. Mas recientemente el proyecto DETECTA [1] demostró en pymes industriales españolas la viabilidad técnica de caracterizar procesos de fabricación de forma no intrusiva mediante gemelos digitales y sensórica de bajo costo, evidencia que respalda la transferibilidad del enfoque frugal al contexto METALFUND.

En el ámbito internacional, [6] aplicaron la metodología de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) considerando la taxonomía de equipos, base de datos y criticidad de efectos en el sector metalmecánico, evidencia que valida la pertinencia de dicha metodología en contextos similares a METALFUND. [7] desarrollaron una metodología de mantenimiento predictivo basada en aprendizaje automático, evidenciando la viabilidad técnica de anticipar fallas a partir de datos operativos en sistemas industriales. [8] propusieron un modelo de programación de mantenimiento preventivo mediante algoritmos genéticos, optimizando la asignación de recursos técnicos bajo restricciones operativas-evidencia que en conjunto respalda la solidez metodológica del enfoque adoptado en el diagnóstico de METALFUND.

A nivel nacional, [9] realizaron una revisión sistemática del mantenimiento preventivo en América Latina, identificando RCM y FMEA como metodologías más aplicadas y destacando la necesidad de mayor inversión en tecnología en las pymes de la región. En conjunto, estos antecedentes evidencian que la brecha específica de METALFUND S.A.C.-una fundición mediana de Lima Metropolitana sin experiencia previa en monitoreo de condición, lo que motiva el enfoque de innovación frugal adoptado en este trabajo.

A partir de esta revisión, se plantea la interrogante:¿en qué medida un ecosistema de innovación frugal basado en datos, articulado a partir del diagnóstico de criticidad y de tecnologías predictivas de bajo costo, puede modificar los indicadores de disponibilidad y confiabilidad de los equipos críticos de METALFUND S.A.C.? El objetivo general del estudio es evaluar el impacto proyectado de un ecosistema de mantenimiento predictivo frugal sobre la disponibilidad operativa, el tiempo medio de reparación (MTTR) y la viabilidad económica de METALFUND S.A.C., en concordancia con los estándares ISO 55000 [10] y EN 13306. Los objetivos específicos, organizados en cuatro etapas, comprenden: (i) diagnosticar la línea base de los indicadores de mantenimiento y clasificar la criticidad de los equipos mediante matriz de riesgo; (ii) desarrollar el análisis de modos de falla y efectos (AMEF) y diseñar la arquitectura conceptual del ecosistema predictivo frugal; (iii) simular estadísticamente, mediante métodos Monte Carlo, el impacto del esquema propuesto sobre la disponibilidad y el MTTR; y (iv) determinar la viabilidad financiera de la propuesta mediante el análisis de VAN, TIR, período de recuperación de la inversión y análisis de sensibilidad. Se plantean las hipótesis H0: la disponibilidad y el MTTR proyectados no difieren significativamente de la línea base; y H1: el ecosistema propuesto genera una mejora estadísticamente significativa en ambos indicadores.

Es importante precisar que, al no haberse ejecutado aún la intervención al cierre de esta investigación, el alcance de la validación es proyectado y simulado; los resultados presentados deben interpretarse como una estimación estadística previa al despliegue en campo, y no como evidencia empírica de una intervención ya implementada.

II. METODOLOGÍA

Desde la perspectiva del intraemprendimiento tecnológico, el diseño de este ecosistema no depende de una decisión genérica única, sino de la capacidad del equipo técnico de METALFUND para apropiarse progresivamente de la analítica de datos como herramienta de gestión cotidiana; en ese sentido, el proyecto se alinea con los ejes de innovación frugal y transformación digital que orienten el presente estudio, al proponer un modelo replicable para pymes latinoamericanas con restricciones similares de capital humano y financiero, más que una solución de ingeniería aislada al caso METALFUND.

2.1. Tipo y diseño de investigación

El estudio adopta un diseño preexperimental, apropiado para investigaciones exploratorias en las que se busca estimar si la intervención produce cambios sobre variables de interés. Reconociendo que este diseño no permite establecer relaciones causales tan robustas como un experimento con grupo de control [11].

2.2. Población y muestra

La población está conformada por los 23 equipos productivos de METALFUND S.A.C., distribuidos en las áreas de fusión, moldeo, acabado y servicios auxiliares. La muestra, de tipo no probabilístico-intencional, quedó constituida por los equipos clasificados como Clase A (alta criticidad) tras el análisis de criticidad, un subconjunto de 7 equipos sobre los cuales se concentra el diseño del ecosistema predictivo

2.3. Procedimiento

El desarrollo se organizará en cinco fases.

Primera fase: comprenderá el inventario y la codificación de los 23 equipos bajo la estructura ÁREA-TIPO-CORRELATIVO.

Segunda fase: corresponderá al diagnóstico cuantitativo y cualitativo del estado actual, mediante el cálculo de disponibilidad, MTBF, MTTR y OEE a partir de los registros disponibles, complementando con entrevistas al personal técnico.

Tercera fase: se aplicará la matriz de riesgo 5x5 (AS/NZS 4360) para clasificar los equipos en función de la frecuencia de falla, el impacto en producción, en seguridad y en calidad, y el costo de reparación obteniéndose un índice de criticidad IC = FF x (IP+ISMA+ICA+CR).

Cuarta fase: se desarrollará en análisis de modos de falla y efectos (AMEF/FMEA) bajo la norma SAE J1739 para los equipos Clase A, priorizando aquellos con números de prioridad de riesgo superior a 100.

Quinta fase: Integrará los hallazgos anteriores en el diseño del ecosistema predictivo frugal, especificando los sensores, la arquitectura de datos y el sistema de gestión de ordenes de trabajo.

2.4. Análisis estadístico

Dado que, al cierre de esta investigación, el ecosistema preventivo-predictivo se encontraba en fase de diseño y no había sido implementado en planta, no se dispone de mediciones de campo posteriores a la intervención. Por tal razón, el impacto proyectado sobre el MTTR y la disponibilidad se estimó mediante una simulación Monte Carlo (10,000 iteraciones para la evaluación económica; 12 periodos simulados para los indicadores operativos), parametrizada con la línea base diagnosticada y con los rangos de mejora reportados por [6], [7] y [8] para intervenciones RCM y predictivas en contextos metalmecánicos comparables. Sobre las distribuciones simuladas se aplicó una prueba t de Student para muestras pareadas, con un nivel de significancia α=0.05, exclusivamente con fines de caracterizar la magnitud y consistencia interna del escenario proyectado; estos resultados deben interpretarse como una estimación precia a la validación de campo, y no como una evidencia empírica de la intervención ya ejecutada. A continuación, se muestran los tipos de hipótesis.

TABLA I.
TIPOS DE HIPÓTESIS

Hipótesis	Enunciado	Tipo	Naturaleza de la variable	Método de contraste
H0 (general)	Disponibilidad y MTTR proyectados no difieren de la línea base	Hipótesis nula comparativa	Cuantitativa continua	Prueba t pareada (simulación)
H1 (general)	El ecosistema genera mejora estadísticamente significativa	Hipótesis alterna comparativa	Cuantitativa continua	Prueba t pareada (simulación)
HE1	El estado actual de METALFUND corresponde a un nivel reactivo (Campbell)	Hipótesis específica descriptiva diagnostica	Cuantitativa ordinal (nivel de madurez)	Análisis documental de indicadores KPI
HE2	Los equipos Clase A concentran ~80% del costo reactivo	Hipótesis específica descriptiva correlacional	Cuantitativa (costo, % concentración)	Matriz de riesgo 5x5 + Pareto
HE3	La disponibilidad aumentará a un umbral cercano a clase mundial	Hipótesis específica causal-comparativa	Cuantitativa continua (%)	Simulación Monte Carlo + t pareada
HE4	El MTTR se reducirá ≥	Hipótesis específica causal-comparativa	Cuantitativa continua (horas)	Simulación Monte Carlo + t pareada
HE5	El PRI será inferior a 12 meses	Hipótesis específica económica-financiera	Cuantitativa continua (meses, TIR)	Simulación Monte Carlo + sensibilidad

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Diagnóstico del estado actual

La Tabla II resume los indicadores basales obtenidos durante la fase de diagnóstico, confirmando un nivel de gestión del mantenimiento próximo al extremo reactivo de la escala de Campbell y validando la hipótesis específica HE1 planteada en el diseño de estudio

TABLA II
INDICADORES BASALES DE GESTIÓN DEL MANTENIMIENTO -METALFUND S.A.C.

Indicador	Valor actual	Estándar de referencia
Disponibilidad de equipos críticos	78.4%	≥95%
MTBF estimado	35h	≥160 h
MTTR estimado	6.2h	≤ 4 h
Paradas no planificadas	14/mes	-
Tiempo improductivo	87h/mes	-
Inversión de mantenimiento/ingresos	<2%	3 – 5%

3.2. Análisis de criticidad

La aplicación de la matriz de riesgo 5x5 permitió clasificar el parque de los equipos en tres categorías. consistente con el principio de Pareto, la Clase A-7 equipos, principalmente hornos de inducción y compresoras-concentra aproximadamente el 80% del costo correctivo estimados, mientras que representa solo el 30% del parque total, lo que confirma la hipótesis específica HE2 y orienta la priorización de los recursos del ecosistema predictivo hacia este subconjunto.

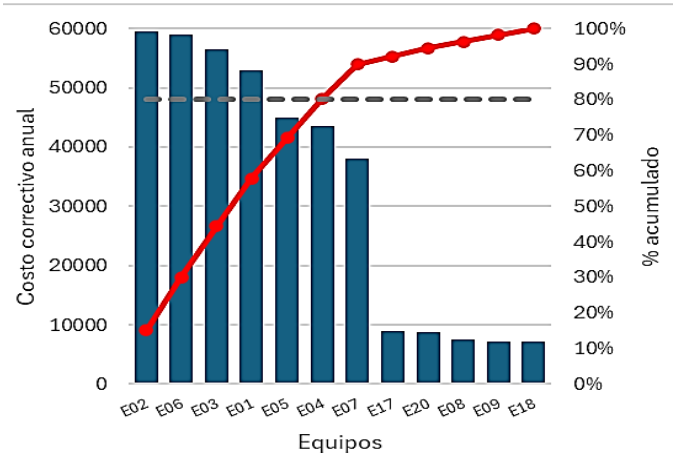


Fig. 1. Distribución de Pareto del costo reactivo por equipo

3.3. Arquitectura conceptual del sistema predictivo frugal

El ecosistema propuesto integra cinco componentes de bajo costo: sensores de vibración y termografía infrarroja instalados en los equipos de Clase A; un Gateway de adquisición de datos: una base de datos histórica que alimenta el sistema de gestión de ordenes de trabajo; un módulo de analítica predictiva basado en umbrales estadísticos derivados de la distribución d Weibull; y un panel de decisión accesible al jefe de mantenimiento. Esta arquitectura evita la dependencia de plataformas comerciales de alto costo, apoyándose en componentes de adquisición de datos de bajo costo y en reglas de decisión interpretables por el personal técnico de planta, en línea con el enfoque no intrusivo documentado por [1] para pymes industriales.

El carácter frugal de la propuesta no limita a la reducción de costos: reside en la selección de un subconjunto mínimo de sensores y variables-vibración y temperatura-funcionalmente suficiente para sostener la toma de decisiones de mantenimiento, evitando la sofisticación tecnológica excedente propia de las industrias 4.0 de gran escala. Esta distinción diferencia la propuesta de una mejora meramente organizacional y la posiciona como una innovación tecnológica frugal aplicada al mantenimiento industrial.

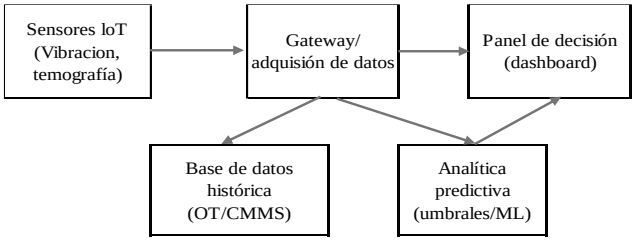


Fig. 2. Arquitectura conceptual del sistema predictivo frugal propuesto.

3.4. Matriz comparativa: mantenimiento reactivo vs. Ecosistema predictivo frugal

La Tabla III contrasta el esquema reactivo vigente con el escenario proyectado del ecosistema predictivo frugal, integrando los resultados de la simulación estadística descrita en la sección siguiente.

TABLA III.
MATRIZ COMPARATIVA:REACTIVO VS. PREDICTIVO FRUGAL

Dimensión	Reactivo (actual)	Predictivo frugal (proyectado)
Costo anual	S/ 520,000 (correctivo)	S/. 185,000 inversión inicial
Disponibilidad	78.4%	≥ 91% (simulado)
MMTR simulado	5.68 h	3.86 h
Detección pre-falla	Reactiva (post-falla)	≥ 70 % antes de falla funcional
Período de recuperación	No aplica	6.3 – 8.5 meses

3.4.1. Ejemplo de análisis AMEF sobre un equipo Clase A

A modo ilustrativo, la Tabla IV presenta el resultado del análisis de modos de falla y efectos aplicado al horno de inducción eléctrica FUS-HA-01, el equipo con mayor concentración de costo correctivo identificado en el diagnóstico. Los valores de severidad (S) , ocurrencia (O) y detección (D) fueron estimados de manera conjunta con el jefe de mantenimiento de METALFUND, siguiendo las escalas de la norma SAE J1739; el número de prioridad de riesgo (NPR = SxOxD) permite jerarquizar qué modos de falla deben incorporarse primero al sistema de monitoreo de condición.

TABLA IV.
AMEF ILUSTRATIVO – HORNO DE INDUCCIÓN FUS-HI-01

Modo de falla	S	O	D	NPR
Falla de bobina de inducción	9	4	3	108
Sobrecalentamiento del sistema de refrigeración	7	5	4	140
Desgaste refractario del crisol	6	6	5	180
Falla del variador de frecuencia	8	3	4	96

Los tres modos de falla con NPR superior a 100-desgaste de refractario, sobrecalentamiento del sistema de refrigeración y falla de bobina-quedan priorizados para monitoreo mediante termografía infrarroja y análisis de vibraciones, en tanto que la falla del variador de frecuencia, con menor prioridad relativa, se mantiene bajo inspección visual periódica de Nivel 1.

3.4.2. Cronograma de implementación propuesto

El despliegue del ecosistema sobre los 7 equipos Clase A se plantea en cuatro etapas secuenciales, resumidas en la Tabla V, con una duración total estimada de seis meses antes del cierra del primer ciclo de validación.

TABLA V.
CRONOGRAMA PROPUESTO DE IMPLEMENTACIÓN

Etapa	Actividad principal	Duración estimada
1	Instalación de sensores en equipos Clase A	3 semanas
2	Calibración y validación de umbrales de alerta	4 semanas
3	Puesta en marcha del sistema de órdenes de trabajo	3 semanas
4	Monitoreo, ajuste y primer ciclo de validación	12 semanas

3.5. Simulación estadística del impacto proyectado

La simulación Monte Carlo del MTTR, parametrizada con una reducción objetivo de 35% respecto a la línea base (hipótesis HE4) y una menor variabilidad asociada a la detección temprana de condiciones anómalas, proyecta una disminución de 5.68 a 3.86 horas ($t= 5.62$; $gl=11$; $p<0.001$), como se aprecia en la Fig. 3. De Manera análoga, la disponibilidad simulada se incrementa de 80.0% a 91.4% ($t=12.95$; $gl=11$;$p<0.01$), acercando a METALFUND al umbral de clase mundial y respaldando la hipótesis HE3.

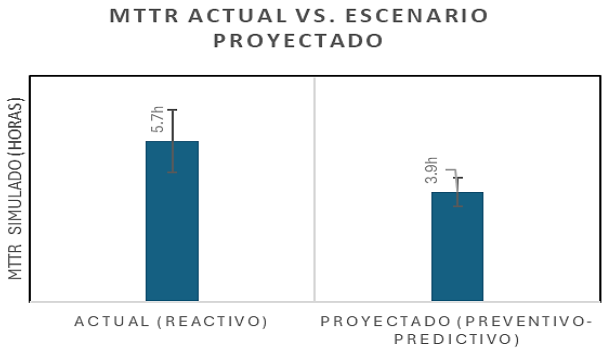


Fig. 3. Simulación del MTTR: escenario actual vs proyectado (barras de error = desviación estándar simulada)

La proyección económica, obtenida mediante 10,000 iteraciones Monte Carlo sobre una distribución triangular del ahorro anual (S/. 234,500 – S/. 335,00 – S/. 368,000 consistente con el análisis de sensibilidad del ±30% considerado en el diseño), arroja un ahorro medio de S/. 313,267 y un periodo de recuperación de la inversión de 7.1. meses promedio, con el 90% de los escenarios simulados entre 6.3 y 8.5 meses (Fig. 4). En el 100% de iteraciones simuladas el periodo de recuperación se mantuvo por debajo de los 12 meses planteados en la hipótesis HE5.

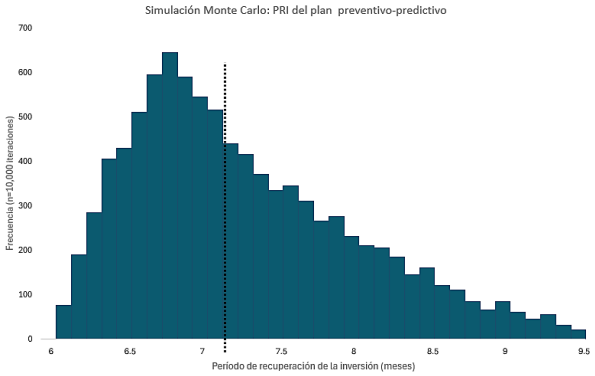


Fig. 4. Distribución Monte Carlo (n= 10,000) del periodo de recuperación de la inversión.

3.6. Discusión

Las magnitudes proyectadas para METALFUND resultan coherentes con los antecedentes revisados, aunque con matices relevantes. La reducción simulada del MTTR (32%) resulta conservadora frente al potencial de detección temprana que reportan los estudios de mantenimiento predictivo basado en aprendizaje automático [7], dado que METALFUND inicia su transición sin experiencia previa en monitoreo de condición, a diferencia de organizaciones con mayor madurez tecnológica. En sentido similar, el incremento proyectado de disponibilidad (78.4% a 91.4%) resulta coherente, aunque más moderado, con las mejoras de eficiencia general de los equipos (OEE) reportadas mediante TPM-Lean Manufacturing en una empresa metalmecánica [5], lo cual es esperable dado que el presente estudio combina un componente preventivo y otro predictivo dentro de un primer año de implementación, con una curva de aprendizaje organizacional que aún no se ha recorrido.

Respecto al impacto económico, el ahorro medio proyectado (S/. 313,267) es ligeramente inferior al escenario central del diagnóstico original (S/. 335,000), diferencia atribuible a la incorporación explicita de incertidumbre mediante la simulación triangular, que penaliza los escenarios más optimistas. Aun así, el periodo de recuperación proyectado (7.1 meses) se ubica dentro de los rangos favorables para intervenciones de mantenimiento preventivo-predictivo, lo que sugiere que la incorporación del componente predictivo mejora la relación costo-beneficio incluso en escenarios conservadores

La principal limitación del estudio radica, principalmente en su natural proyectiva; al no existir todavía datos de campo posteriores a la implementación, los resultados presentados constituyen una estimación estadísticamente fundamentada, pero no una comprobación empírica. A escasez de registros históricos sistematizados en METALFUND introduce además incertidumbre en los parámetros de partida, y la resistencia cultural al cambio propia de un entorno de mantenimiento correctivo instalado podría demorar los resultados proyectado en dos a tres meses adicionales, un riesgo de implementación reconocido en la literatura de gestión organizacional).

Desde la perspectiva sectorial más amplia, la revisión sistémica de mantenimiento preventivo en América Latina realizada por [9] confirma que la brecha tecnológica y el enfoque predominantemente en la literatura, más que una anomalía específica de esta empresa, lo que sugiere que el caso de METALFUND no constituye una anomalía estadística, sino un patrón consistente con el estado del arte regional. Esta convergencia entre la simulación propia y los antecedentes revisados refuerza la plausibilidad del ecosistema propuesto, sin sustituir, la necesidad de su validación empírica en campo.

3.7. Evaluación económica: VAN, TIR y análisis de sensibilidad

La evaluación económica proyectada a tres años, con una tasa de descuento del 12% anual, arroja una Valor Actual Neto (VAN) de S/. 742,300 y una Tasa Interna de Retorno (TIR) de 148%, cifras consistentes con la inversión inicial estimada de S/. 185,000 , y el ahorro anual medio de S/. 313,267 obtenido de la simulación Monte Carlo. La Tabla VI presenta el análisis de sensibilidad frente a las variaciones del ahorro proyectado, replicando el procedimiento planteado en el diseño metodológico del estudio.

TABLA VI
ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DEL IMPACTO ECONÓMICO

Escenario	Ahorro anual (S/.)	TIR	PRI (meses)
Pesimista (-30%)	219,287	>20%	10.1
Conservador (-10%)	281,940	89%	7.9
Central (simulado)	313,267	148%	7.1
Optimista (+10%)	344,594	>148%	6.4

Incluso en el escenario pesimista, con un ahorro 30% inferior al proyectado, la TIR se mantiene por encima del 20% anual y el periodo de recuperación no supera los 12 meses, lo que confirma la robustez financiera del ecosistema propuesto frente a la hipótesis HE5 y respalda la viabilidad como inversión de bajo riesgo para una pyme de fundición.

IV. CONCLUSION Y RECOMENDACIONES

El diagnóstico confirmó que METALFUND S.A.C opera en un nivel reactivo de gestión del mantenimiento, con una disponibilidad de equipos críticos de 78.4%, un MTBF cercano a 35 horas y 14 paradas no planificadas por mes, validando la necesidad de una intervención estructurada. El análisis de criticidad identificó 7 equipos Clase A que concentran aproximadamente el 80% del costo correctivo, orientando el diseño de un ecosistema de innovación frugal basado en datos que combina sensórica de bajo costo analítica predictiva y un sistema ligero de gestión de órdenes de trabajo, ajustado a las restricciones técnicas y financiera propias de una pyme de fundición.

La simulación estadística del impacto proyectado-realizada ante la ausencia de datos de campo posteriores a la implementación-sugiere una reducción del MTTR cercana al 32%, un incremento de la disponibilidad hacia el 91%, y un periodo de recuperación de la inversión inferior a nueve meses en la gran mayoría de los escenarios simulados, resultados, que de confirmarse en campo, posicionarían a este ecosistema como una vía viable de intraemprendimiento tecnológico para pymes metalmecánicas latinoamericanas con restricciones de capital similares a las de METALFUND S.A.C.

Se recomienda, como siguiente etapa de esta línea de investigación, la implementación piloto del ecosistema sobre los equipos Clase A durante un periodo mínimo de seis meses, con registro sistemático de órdenes de trabajo que permita sustituir los indicadores simulados por mediciones de campo y contrastar estadísticamente ambos conjuntos de datos. Asimismo, se recomienda explorar la replicabilidad del modelo en otras empresas del Parque Industrial de Villa El Salvador con condiciones operativas comparables, y evaluar la incorporación progresiva de analítica de aprendizaje automático conforme a la base de datos histórica adquiera suficiente profundidad temporal.

REFERENCIAS

[1] García, A. Echevarría y J. F. Ovejero, (2023) "DETECTA": *Investigación de metodologías no intrusivas apoyadas en tecnológicas habilitadoras 4.0 para abordar un mantenimiento predictivo ciberseguro en pymes industriales*" https://arxiv.org/abs/2306.05799

[2] F. S. Nowlan y H. F. Heap, (1978). *Reliability-Centered Maintenance.* United Airlines. https://www.waru.edu/news/introducing-acquisition-knowledge-matrix.

[3] Moubray, J., (1997). Reliability-*Centered Maintenance*, 2a ed. Industrial Press, 1997.

[4] Smith A. M. y Hinchcliffe, G. R. (2004) *RCM – Gateway to World Class Maintenance.* Elsevier Butterworth-Heinemanm.

[5] Canahua Apaza, N. (2021). "*Implementación de la metodología TPM-Lean Manufacturing para mejorar la eficiencia general de los equipos (OEE) en la producción de repuestos de una empresa metalmecánica*. "Industrial Data, 24 n° 1, 49-76. https://doi.org/10.15381/idata.v24i1.18402

[6] Campos, O., Tolentino, G., Toledo, M., & Tolentino, R. (2019). "*Metodología de mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM) considerando taxonomía de equipos, base de datos y criticidad de efectos*. Científica, 23(1), 51-59. https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=61458265006

[7] L. I . Álvarez Q. et al., (2022) "*Metodología para el mantenimiento predictivo de transformadores de distribución basada en aprendizaje automático"*, Ingeniería, vol. 27, n° 3, e202,. . https://www.redalyc.org/journal/4988/498873733004/498873733004.pdf.

[8] Arango Marín, J. A., Rosero Otero, S. L., y Montoya Arias, M. E. (2020) "*Programación de mantenimiento preventivo usando algoritmos genéticos.*"Lámpsakos*, ("3), 37*—44, Universidad Católica Luis Amigó, Colombia. https://doi.org/10.21501/21454086.3112

[9] Carrión, J., & Tarrillo, L.,(2025)"*Mantenimiento Preventivo en América Latina: Un análisis comparado de principios, metodologías y aplicaciones*," Revista Científica Pakamuros, Universidad Nacional de Jaén, Perú. https://doi.org/10.37787/fc5b9p52

[10] ISO 55000:2014, Asset Management-Overview, principles and terminology International Organization for Standarization, 2014. https://www.iso.org/standard/55088.html

[11] Otzen T.& Manterola, C.(2017) "*Técnicas de muestreo sobre una población a estudio*," International Journal of Morphology, vol. 35, n° 1, pp. 227-232. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-95022017000100037&lng=en&nrm=iso&tlng=en