Influence of reliability using the Bayesian method on the optimization of refrigeration machines

Jhon Henry Rodriguez Pomajulca[1], Neicer Campos Vasquez [2]
[1]Universidad Privada del Norte, Perú, Escuela de Postgrado, N00208470@upn.pe
[2] Universidad Privada del Norte, Perú, neicer.campos@upn.edu.pe

Abstract*—This study presented the development of failure prediction models using probabilistic inference based on historical maintenance data, with a focus on critical industrial equipment. A systematic review conducted under rigorous selection criteria was used to analyze Bayesian techniques and algorithms such as Markov Chain Monte Carlo (MCMC) for handling uncertainty and limited datasets, thereby improving predictive accuracy. The findings demonstrated that models such as the Bayesian Weibull model and Non-Homogeneous Poisson Processes (NHPP) effectively identified degradation patterns and estimated key reliability metrics, including Mean Time Between Failures (MTBF) and B10 life, providing robust support for maintenance decision-making. The proposed methodology significantly enhanced predictive maintenance management by integrating sound statistical theory with practical industrial applications. The study concluded that these probabilistic models improved system reliability and reduced costs associated with unexpected failures. However, it also highlighted the need for accessible computational tools and continuous validation in real industrial environments to facilitate broader industrial adoption.

Keywords*—Predictive models; Bayesian inference; industrial maintenance; historical data; reliability.

Influencia de la confiabilidad mediante el Método bayesiano en la optimización de Maquinas frigoríficas

Jhon Henry Rodriguez Pomajulca[1]; Neicer Campos Vasquez [2]
[1]Universidad Privada del Norte, Perú, Escuela de Postgrado, N00208470@upn.pe
[2] Universidad Privada del Norte, Perú, neicer.campos@upn.edu.pe

Resumen – Este estudio presenta la construcción de modelos predictivos de fallas utilizando inferencia probabilística basada en datos históricos de mantenimiento, con un enfoque en equipos críticos industriales. A través de una revisión sistemática ajustada a criterios rigurosos, se analizaron técnicas bayesianas y algoritmos como MCMC para manejar incertidumbres y datos escasos, optimizando la precisión predictiva. Los resultados evidencian que modelos como Weibull bayesiano y procesos NHPP permiten identificar patrones de deterioro y calcular métricas claves como MTBF y B10-life, que apoyan la toma de decisiones para el mantenimiento. La metodología propuesta mejora significativamente la gestión del mantenimiento predictivo, ofreciendo un balance entre la teoría estadística y la aplicación práctica industrial. Se concluye que estos modelos aumentan la confiabilidad y reducen costos asociados a fallas imprevistas, pero resaltan la necesidad de herramientas accesibles para su adopción y validación continua en ambientes reales.

Palabras clave: modelos predictivos, inferencia bayesiana, mantenimiento industrial, datos históricos, confiabilidad.

I. INTRODUCCION

En los sistemas industriales de refrigeración, particularmente en compresores frigoríficos utilizados en procesos de conservación, la confiabilidad operativa ha representado un factor crítico para garantizar la continuidad del servicio, la seguridad del producto y la eficiencia energética [1]. En estos sistemas, la ocurrencia de fallas no planificadas ha generado pérdidas económicas significativas, aumento en los costos de mantenimiento correctivo y reducción de la disponibilidad operativa. Este problema ha sido especialmente relevante en contextos industriales donde la operación continua es indispensable, como en cadenas de frío, industrias alimentarias y centros de almacenamiento logístico

En los entornos industriales, las máquinas constituyen el núcleo de la operación productiva. Su fallo inesperado puede ocasionar interrupciones operativas, costos elevados de mantenimiento correctivo y riesgos para la seguridad del personal y las instalaciones [1]. Esta problemática evidencia la necesidad de contar con herramientas científicas y tecnológicas que permitan anticipar fallas y planificar intervenciones de mantenimiento con base en información confiable [2]. Se llevó a cabo una búsqueda de técnicas para pronosticar fallos, deficiencias y problemas en equipos críticos y, tras comparar las alternativas, se eligió el método bayesiano por su capacidad de integrar datos históricos y actuales [3].

En este marco surgió la pregunta de investigación: ¿cómo puede el uso de un modelo matemático de confiabilidad basado en el método bayesiano ayudar a mejorar la gestión y el mantenimiento de las máquinas de frigoríficos en el sector industrial para reducir fallas y optimizar recursos? El objetivo general de este estudio es desarrollar y aplicar un modelo matemático de confiabilidad sustentado en el método bayesiano que permita evaluar y predecir el comportamiento de las máquinas frigoríficas, con el fin de determinar y reducir las fallas inesperadas, y apoyar la toma de decisiones estratégicas en el sector industrial [3].

El método bayesiano influye significativamente en la obtención de la confiabilidad de máquinas, y permite un marco probabilístico que integra información previa (como datos históricos o conocimiento experto) con nueva evidencia basada en el desempeño actual de los equipos [4]. Desarrollo sustentable, negocios, emprendimiento y educación). A diferencia de los métodos tradicionales, el enfoque bayesiano incorpora explícitamente la incertidumbre múltiple y actualiza las predicciones en tiempo real conforme se obtiene nueva evidencia [5]. Esto facilita actualizar continuamente la estimación de la probabilidad de falla o vida útil restante de los activos. Se desarrolló y aplicó una metodología para el análisis de fallas en equipos industriales mediante el uso de redes bayesianas dinámicas, complementadas con el filtro de Kalman para eliminar el ruido en los datos y obtener información confiable, lo que facilitó la identificación de la causa raíz de las fallas y la implementación de acciones correctivas efectivas [6]. La implementación de esta metodología resultó en una mejora en los indicadores de mantenimiento, tales como la reducción del tiempo muerto y los costos asociados, contribuyendo a mantener los equipos productivos en condiciones óptimas para asegurar la continuidad operativa y la calidad industrial.

II. MARCO TEORICO

A. Función de confiabilidad.

La confiabilidad de un equipo se define como la probabilidad de que éste opere sin fallas hasta un tiempo t:

$$R(\tau) = \mathbb{P}(\mathrm{T} > \tau) = 1 - \mathrm{F}(\tau)$$

Donde (T) es la variable aleatoria de tiempo hasta la falla y. Esta expresión fundamental, ya que toda la planificación de mantenimiento preventivo (PM) se origina a mantener $\mathrm{R}(\tau)$ por encima de un umbral deseado, típicamente $\mathrm{R}(\tau) \geq 0.8$ [7].

B. Modelo exponencial con prior Gamma (conjugado)

En el caso de que las fallas sigan un proceso con tasa constante de fallas λ:

$$\mathfrak{f}(\tau|\lambda) = \lambda e^{-\lambda\tau},\ R(\tau|\lambda) = e^{-\lambda\tau}, MTBF = \frac{1}{\lambda}$$

Bajo un enfoque bayesiano, se utiliza un prior $\lambda \sim Gamma(\alpha 0, \beta 0)$. Con datos observados $\{t_i, c_i\}_i^n = 1$ (donde c_i indica censura), la posterior se expresa como:

$$\pi(\lambda|t,c)\ \alpha\ \lambda^{\alpha 0+d-1}\exp\left[-\lambda(\beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \gamma i)\right]$$

$$\Longrightarrow \qquad \lambda|t,c \sim Gamma\ (\alpha_0 + d, \beta_0 + \sum yi)$$

Donde $d = \sum c_i\ y\ y_i = t_i$ si está observado o el tiempo de censura en caso contrario. La esperanza de MTBF posterior se obtiene como:

$$\mathbb{E}\left[\frac{1}{\lambda}\right] = \frac{\beta_0 + \sum y_i}{\alpha_0 + d - 1}, \text{ para } \alpha_0 + d > 1$$

$$\mathbb{E}\left[\frac{1}{\lambda}\right] = \frac{\beta_0 + \sum y_i}{\alpha_0 + d - 1}, \text{ para } \alpha_0 + d > 1$$

Esta expresión matemática proporciona un estimador robusto, pues combina datos históricos con conocimiento experto, y se tenía que ajustar a los datos proporcionados a modo de muestra.

C. Modelo Weibull bayesiano

Para capturar fenómenos de envejecimiento (k>1) o fallas tempranas (k<1), se utiliza la distribución de Weibull: [7] [8]

$$f(t \mid k,n) = \frac{k}{n}\ \left(\frac{t}{n}\right)^{k-1}\ e^{-\left(\frac{t}{n}\right)k}$$

$$R(\ t \mid k,n) = \exp[-(\frac{t}{n})^k]$$

El parámetro de forma κ permite caracterizar el patrón de fallas:

$\kappa < 1$: fallas infantiles,

$\kappa = 1$: régimen aleatorio (equivalente a exponencial,

$\kappa > 1$: desgaste progresivo.

En el enfoque bayesiano, se plantea un prior débil:

$$\pi\ (k,n) \infty \frac{1}{kn}\ \kappa > 0, n > 0$$

El B10-life (tiempo en que falla el 10% de la población) se deriva de:

$$R(t_{B10}) = 0.9\ \Longrightarrow\ t_{B10} = n[-\ln(0.9)]^{1/k}$$

Esto es clave para el enfoque de la industria frigorífica, nos permite determinar el umbral para el diseño de intervalos de los mantenimientos preventivos (PM).

D. Modelo NHPP (Crow-AMSAA) para sistemas reparables

En sistemas reparables, donde las fallas no destruyen el equipo, sino que se corrige para continuar, el proceso de Poisson No Homogéneo (NHPP) con ley de potencias [7]. se expresa como:

$$N(t) \sim Poisson\big(\Lambda(t)\big), \Lambda(t) = \theta t^{\beta}$$

Donde $\Lambda(t)$ es la función de intensidad acumulada y la tasa instantánea es:

$$\lambda(t) = \frac{d\Lambda}{dt} = \theta\beta t^{\beta-1}$$

La interpretación de β es central:

$\beta < 1$: tendencia de mejora (fallas menos frecuentes tas reparaciones).

$\beta = 1$: proceso homogéneo (fallas constantes).

$\beta > 1$ =: tendencia de deterioro (fallas cada vez más frecuentes).

La posterior se calcula $\theta \sim Gamma(a_0, b_0), \beta \sim N + (\mu, \sigma^2)$, usando algoritmos MCMC para aproximar distribuciones posteriores.

E. Poisson – Gamma (tasa de fallas)

Estimar la tasa de fallas λ (fallas por hora) usando conteo total en intervalo *t* [7].

Modelo Likelihood(Poisson):

$$\kappa \mid \lambda \sim Poisson\ (\ \lambda\tau),$$

Donde:

k = número de fallas observadas en *t* horas.

Prior (Gamma)

$\lambda \sim Gamma\ (\alpha_0, \beta_0)$; con densidad $p(\lambda)\ \alpha\ \lambda^{\alpha 0-1}e^{-\beta 0\lambda}$

(parámetros: shape α_0, rate β_0)

Cantidades útiles:

Media posterior $\mathbb{E}[\lambda\ |\kappa = \frac{\alpha_0+\kappa}{\beta_0+t}$

Distribución predictiva (números de fallas

$K_{new}\ en\ tiempo\ futuro\ t^*$) es NegBin:

$$P(K_{new} = 0\ |k) = (\frac{\beta_0 + t}{\beta_0 + t + t^*})^{\alpha_0+k}$$

por tanto probabilidad de al menos una falla en t^*:

$$P(K_{new} \geq 1|k) = 1 - (\frac{\beta_0+t}{\beta_0+t+t^*})^{\alpha_0+k}$$

Parámetros elegidos

a. Prior $\alpha_0 = 2,\ \beta_0 = 800$ (prior débil Informativa; sep. Media inicial 2/800=0.0025).
b. Datos $k = 12, t = 4800$.

Posterior calculado:

$$\alpha_{post} = 2 + 12 = 14,\ \beta_{post} = 800 + 4800 = 5600.$$

$$\mathbb{E}[\lambda \mid data] = \frac{14}{5600} = 0.0025\ fallas/h.$$

Probabilidad de ≥ 1 falla en $t^* = 400h$:

$$P(\geq 1) = 1 - (\frac{5600}{5600+400})^{14} = 1 - (\frac{5600}{6000})^{14} \approx 1 - (0.9333)^{14} \approx 0.618(\approx 61.8\%)$$

Interpretación: posterior indica que 400h se espera en promedio

$$\mathbb{E}[K_{new}] = \frac{\alpha_{post}}{\beta_{post}} t^* = 0.0025 \times 400 = 1\ falla; probabilidad\ de\ \geq 1 \approx 62\%$$

F. Modelo dinámico: DBN + Filtro de Kalman

Estimar estado latente Xt (degradación continua) en tiempo real desde señales ruidosas y transformar ese

estado en una tasa de fallo instantánea λt para decidir en ventanas pequeñas [9].

State-space (lineal-gaussiano), Ecuación de estado:

$$x_t = Ax_{t-1} + Bu_{t-1} + w_t,\ w_t \sim \mathcal{N}(0, Q).$$

Ecuación de observación:

$$Z_t = Hx_t + v_t,\ \ v_t \sim \mathcal{N}(0, R),$$

Donde *Zt,* son vectores de medición (vibración, temperatura).

Filtro de Kalman: Predicción

$$x_{t|t-1} = Ax_{t-1|t-1}Bu_{t-1},\ \ P_{t|t-1} = AP_{t-1|t-1}A^T + Q$$

Ganancia y actualización

$$K_t = P_{t|t-1}H^1(HP_{t|t-1}H^1 + R)^{-1},$$

$$x_{t|t} = x_{t|t-1} + K_t\left(z_t - Hx_{t|t-1}\right), P_{t|t} = (I - K_tH)P_{t|t-1}$$

Mapeo a tasa de fallo (Hazard) Se adopto un modelo log-lineal:

$$\lambda_t = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_t)$$

Dado que filtro produce $x_1 \sim \mathcal{N}\left(x_{t|t}, P_{t|t}\right)$, la Esperanza de λt se aproxima por:

$$\lambda_t \approx \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{t|t} + \frac{1}{2}\beta_1^2 P_{t|t})$$

Luego la probabilidad de falla en ventana Δt se aproxima por:

$$P(falla\ en\ \triangle t\ |z_{1:t}) \approx 1 - \exp(-\lambda_t \triangle t)$$

Parámetros (estimados por regresión bayesiana previa):

Bo = −7.0, β1= 0.5.

III. MÉTODO

En esta investigación se usó una metodología que evalúa la confiabilidad de equipos críticos con el método bayesiano. Primero, se identifican los equipos más relevantes del sistema en este caso, los componentes clave de la refrigeración industrial, como compresores, evaporadores y condensadores. Luego, se recopilan datos históricos sobre sus fallas, intervalos de mantenimiento y condiciones de operación. Después de identificar los equipos críticos y recopilar los datos históricos relevantes, esta investigación se apoyó en estudios previos que avalan la eficacia del método bayesiano para evaluar la confiabilidad en entornos industriales: Un enfoque bayesiano para la estimación de la confiabilidad de datos de fallas no homogéneos y censurados por intervalos. En industrias de alto riesgo, la estimación precisa de la confiabilidad es crucial para planificar el mantenimiento y controlar costos, pero la falta de datos históricos es frecuente. Para enfrentar esto, se empleó un enfoque bayesiano que utiliza la distribución de Weibull, capaz de modelar tasas de falla variables en lugar de asumirlas constantes. Este modelo incorpora la incertidumbre en los parámetros Weibull mediante Bayes empírico y considera tanto datos completos como fallas censuradas. La estimación se realiza mediante simulaciones de Monte Carlo usando cadenas de Markov, lo que permite obtener distribuciones posteriores confiables [10]. Así, se mejora la predicción de la vida útil restante bajo incertidumbre, apoyando decisiones de mantenimiento en sistemas críticos [11].

Gráficos de enlaces para diagnósticos cuantitativos de fallas que respalden los pronósticos de fallas basados en filtrado bayesiano. El mantenimiento predictivo promete evitar fallos graves y reducir costos al optimizar la planificación del mantenimiento. Los filtros bayesianos permiten pronosticar la vida útil restante actualizando continuamente modelos basados en mediciones directas del estado del equipo. Sin embargo, muchas veces sólo se tienen mediciones indirectas, como vibraciones, que no son fácilmente utilizables directamente. Para superar esta limitación, se emplean algoritmos que traducen estas mediciones indirectas en estimaciones directas, utilizando datos sintéticos generados por modelos de simulación como los gráficos de adherencia. Estos datos sintéticos facilitan un diagnóstico más preciso de fallas específicas y mejoran la efectividad de los pronósticos bayesianos en el mantenimiento predictivo [12].

Análisis de confiabilidad de reparaciones imperfectas y fallas de conmutación: un enfoque de inferencia bayesiana y simulación de monte carlo. En sistemas de almacenamiento redundante, como aquellos conformados por unidades activas y reservas, la confiabilidad depende no sólo de la detección oportuna de fallas, sino también de la efectividad en los procesos de conmutación y reparación, que incluyen reparaciones perfectas e imperfectas que afectan la disponibilidad. El modelado matemático de estos sistemas toma en cuenta las tasas de fallos, probabilidades de éxito de conmutación y tiempos de reparación, utilizando distribuciones probabilísticas que se actualizan mediante inferencia bayesiana. Esta última permite integrar información previa y nueva evidencia para estimar con mayor precisión métricas críticas como el Tiempo Medio Hasta el Fallo (MTTF) y la disponibilidad del sistema, incluso en presencia de incertidumbre y datos limitados. Así, el enfoque bayesiano robusto facilita la gestión eficiente y confiable del mantenimiento predictivo en entornos complejos y sensibles a fallos, mejorando la resiliencia y optimizando el rendimiento [10].

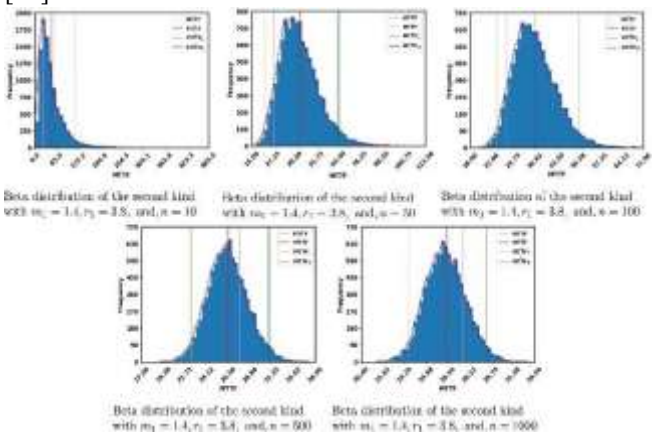


Fig. 1 MTTF para beta actual [10]

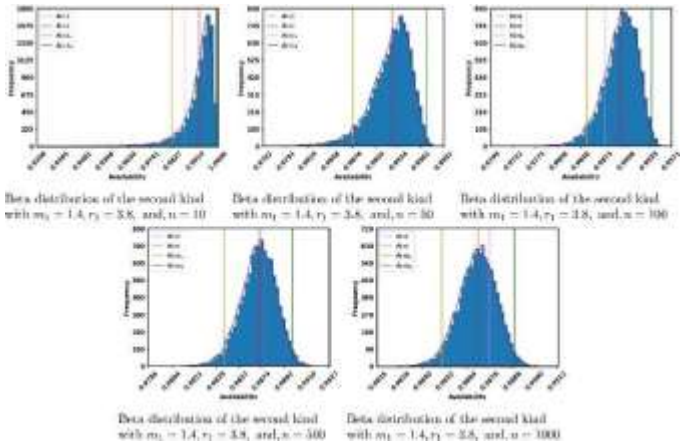


Fig. 2 MTTF para beta anterior [10]

Estimación bayesiana conjunta de estadísticas de ruido de proceso y medición en el filtrado de kalman no lineal. Se aplicó un filtro bayesiano para estimar de manera secuencial los estados y parámetros en un sistema dinámico no lineal. Se emplearon filtros de Kalman extendidos y sin aroma por su capacidad de equilibrar precisión y complejidad computacional, además de cuantificar la incertidumbre posterior. Se dividió el aprendizaje del ruido en proceso y de medición usando un esquema completamente bayesiano; para el ruido de medición se aplicó un método basado en la distribución inversa de Wishart conjugada, mientras que para el ruido de proceso se combinó el promediado bayesiano con mutaciones para explorar regiones de alta probabilidad en el espacio de varianza desconocida. Este algoritmo fue probado en modelos simples y en problemas complejos con respuestas altamente no lineales, demostrando mejor precisión en la corrección del ruido y en la estimación de estados y parámetros. Con esta información, se establece una probabilidad inicial (o "a priori") de que cada equipo falle o se mantenga operativo, basada en la experiencia de técnicos, manuales del fabricante o registros previos. Posteriormente, a medida que se registran nuevos datos de operación y fallas reales, esta probabilidad se actualiza aplicando la fórmula bayesiana. [8].

Un marco de memoria apilada de corto y largo plazo optimizado bayesiano para el monitoreo predictivo en tiempo real de las condiciones de motores industriales de servicio pesado. Se implementó un modelo de memoria apilada de largo plazo (LSTM) optimizado mediante técnicas bayesianas para predecir valores futuros de vibración, fundamentales para anticipar fallos y planificar intervenciones proactivas (Grafico 3). Se comparó el desempeño del modelo con otras técnicas de aprendizaje automático como regresión lineal, bosques aleatorios y máquinas de vectores de soporte, destacando el LSTM optimizado bayesiano por su mejor capacidad para capturar dependencias temporales y reducir errores de predicción. Este enfoque permitió mejorar la eficiencia operativa, minimizar el tiempo de inactividad y prolongar la vida útil de equipos críticos, evidenciando la importancia de las técnicas avanzadas de análisis de datos en la transición hacia un mantenimiento predictivo proactivo [13].

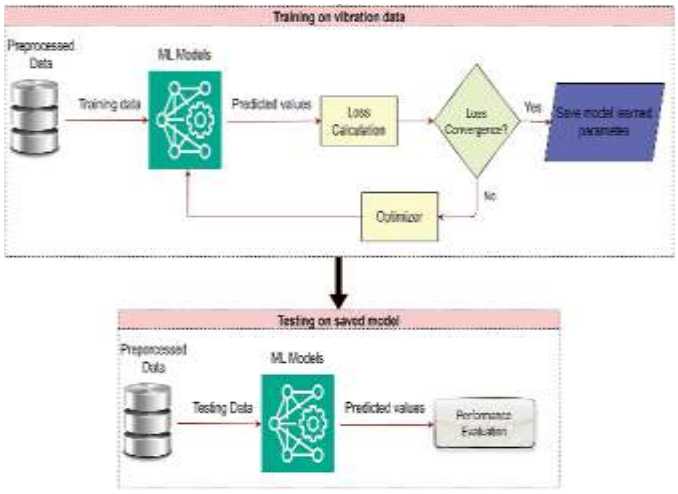


Fig. 3 Proceso de análisis de datos [13]

El equipo seleccionado para este estudio fue un compresor industrial empleado en la planta de refrigeración de una industria alimentaria. Este compresor es responsable del enfriamiento continuo de las cámaras de almacenamiento y constituye un activo crítico, ya que su parada inesperada interrumpe la cadena de frío y compromete la producción.



Fig. 4 Compresor *[14]*

TABLA 1
DETALLES DE LOS DATOS

ASPECTO	DESCRIPCION
Función	Circulación y compresión del refrigerante en circuito cerrado.
Relación de compresión	Incremento de presión de 8–10 veces la del evaporador.
Condición del refrigerante	Entrada en fase gaseosa para evitar daños mecánicos.
Consumo energético	Energía mecánica transformada en calor; requiere disipación.
Tipos	Alternativos (pistón), rotativos, tornillo, scroll.

Elementos de control	Válvulas de admisión y escape para gestión del flujo.
Capacidad industrial	Equipos desde pequeñas unidades hasta >1,200 kW para procesos lácteos.
Rangos de operación	Agua refrigerada entre 0.5 °C y 10 °C.
Gestión y eficiencia	Control preciso, monitoreo en tiempo real y optimización energética.
Impacto en la industria	Garantiza calidad sanitaria y sostenibilidad en procesos de leche, queso, yogur.

En la operación del compresor industrial se han registrado fallas no planificadas, paradas prolongadas y altos costos de mantenimiento correctivo. Esto ha reducido su disponibilidad y confiabilidad, afectando la seguridad y continuidad del proceso. Aunque se dispone de datos históricos y lecturas en tiempo real, por sí solos no permiten prever con precisión los fallos, por lo que se recurre a un modelado bayesiano para integrar y analizar esta información de forma más confiable.

TABLA 2
DATOS HISTORICOS (PERIODO 2023 -2024)

Mes	Horas acumuladas	Fallas	Tipo principal
Ene-23	*200*	0	–
Feb-23	*400*	1	*Vibración*
Mar-23	*600*	0	–
Abr-23	*800*	1	*Sobrecalent.*
May-23	*1000*	0	–
Jun-23	*1200*	1	*Vibración*
Jul-23	*1400*	0	–
Ago-23	*1600*	1	*Fuga aceite*
Set-23	*1800*	0	–
Oct-23	*2000*	1	*Vibración*
Nov-23	*2200*	0	–
Dic-23	*2400*	1	*Sobrecalent.*
Ene-24	*2600*	0	–
Feb-24	*2800*	1	*Vibración*
Mar-24	*3000*	0	–
Abr-24	*3200*	1	*Fuga aceite*
May-24	*3400*	0	–
Jun-24	*3600*	1	*Vibración*
Jul-24	*3800*	0	–
Ago-24	*4000*	1	*Sobrecalent.*
Set-24	*4200*	0	–
Oct-24	*4400*	1	*Vibración*
Nov-24	*4600*	0	
Dic-24	*4800*	1	*Fuga aceite*

Total, horas:	*4800*
Total, fallas:	*k=12*
Tasa empírica: 12/4800 = 0.0025 fallas/h = 1 falla x c/400hr	

IV. Resultados

El desarrollo del prototipo computacional basado en inferencia bayesiana permitió modelar el comportamiento de confiabilidad del compresor frigorífico industrial a partir de los datos históricos de fallas registrados durante el periodo 2023–2024. La implementación de modelos probabilísticos, incluyendo el modelo Exponencial-Gamma, el modelo Weibull bayesiano, el proceso de Poisson no homogéneo (NHPP) y la simulación Monte Carlo, facilitó la estimación de parámetros críticos como el MTBF, la confiabilidad temporal, la tendencia de fallas y los intervalos óptimos de mantenimiento preventivo.

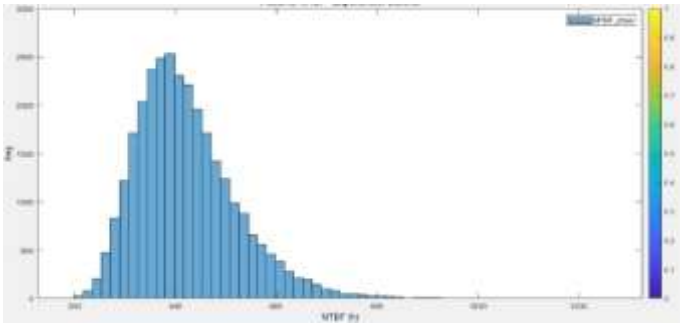


Fig. 6 MTBF posterior (Exponencial–Gamma).

Se estimó la distribución a posteriori del MTBF integrando un prior informativo ($MTBF_0 \approx 400$ h, TME=8) con los TBF observados (~400 h). El histograma mostró una masa central alrededor de 400–430 h, con intervalo creíble (p5–p95) cercano a ≈290–610 h. Este resultado confirmó que, bajo el supuesto de tasa casi constante, el compresor operó con una falla esperada por cada ~400 h, cuantificando la incertidumbre de forma explícita. La inclusión del prior estabilizó la varianza de la estimación con datos limitados y censuras.

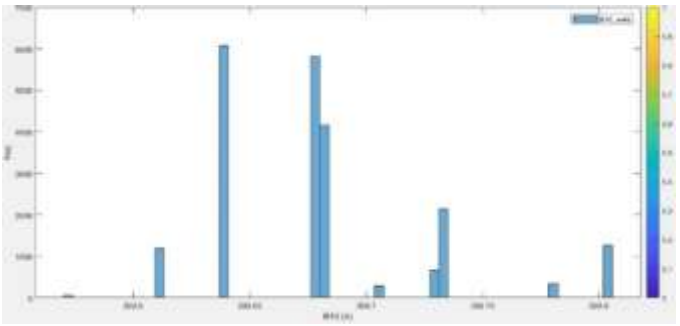


Fig. 7 B10-life posterior (Weibull, MCMC).

Se ajustó un Weibull bayesiano para capturar envejecimiento. El B10 (vida al 10 % de fallas) se concentró en torno a ≈380–420 h. En ejecuciones iniciales, la tasa de aceptación del MCMC fue baja; tras ampliar los pasos propuestos, el parámetro de forma K tendio a K>1, lo que sugirió desgaste progresivo. Se interpretó que el comportamiento de fallo no fue estrictamente

aleatorio, sino consistente con modos repetitivos (vibración, fuga de aceite, sobrecalentamiento) observados en los registros.

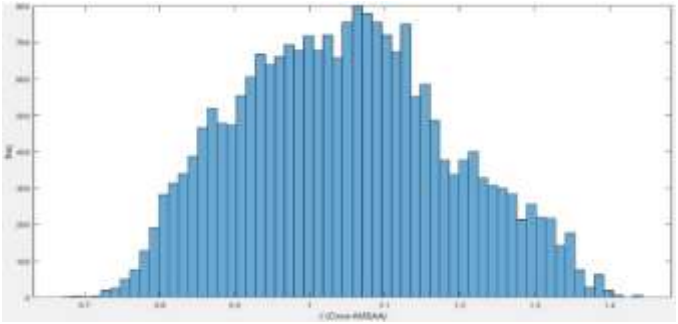


Fig. 8 Tendencia β (NHPP Crow–AMSAA).

Se estimó el parámetro de tendencia del proceso de fallas reparables. La posterior de β se centró alrededor de ≈1.05, con p5≈0.83 y p95≈1.29. Se concluyó que el sistema presentó tendencia casi estacionaria con ligera inclinación al deterioro (β>1), es decir, las intervenciones no lograron una mejora sostenida del proceso de fallas a lo largo del periodo.

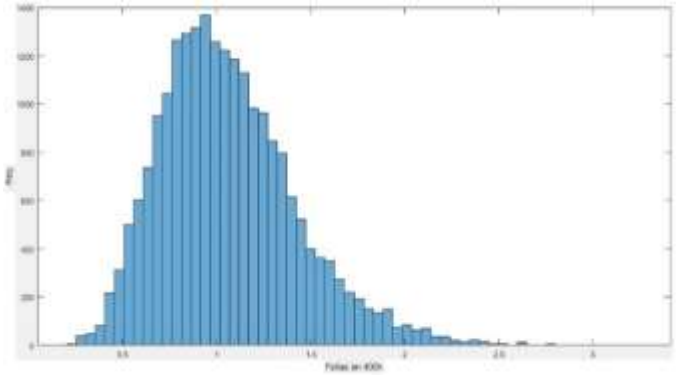
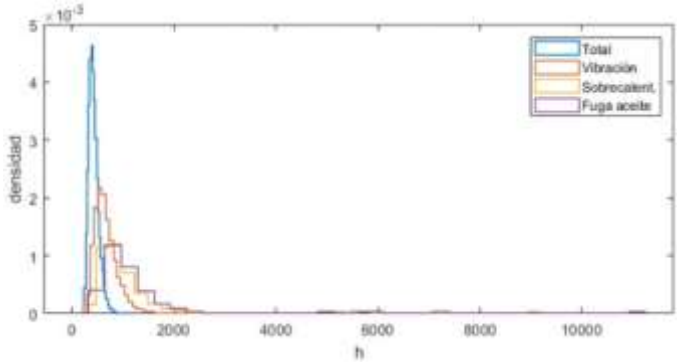
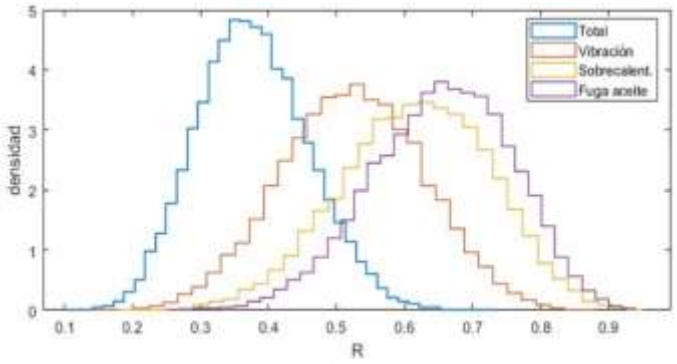


Fig. 9 Distribución predictiva de fallas en las próximas 400 h.

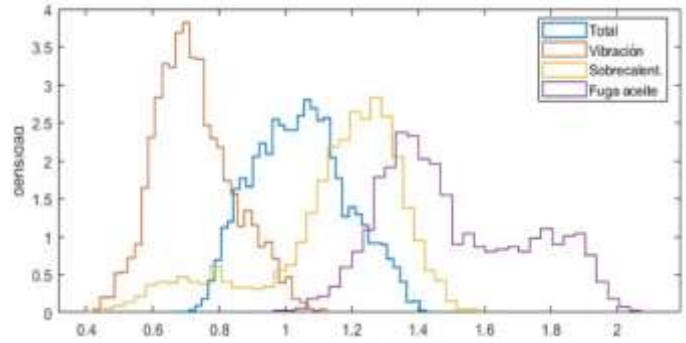
Se calculó la predictiva bayesiana del número de fallas en 400 h a partir de 4 800 h. La media fue ≈1.06 fallas (p5≈0.55; p95≈1.73). Se infirió alta probabilidad de al menos un evento en el siguiente ciclo operativo si no se modifican las condiciones. Recomendación operativa (infinitivo): programar inspecciones antes de 330–350 h para incrementar R (400).



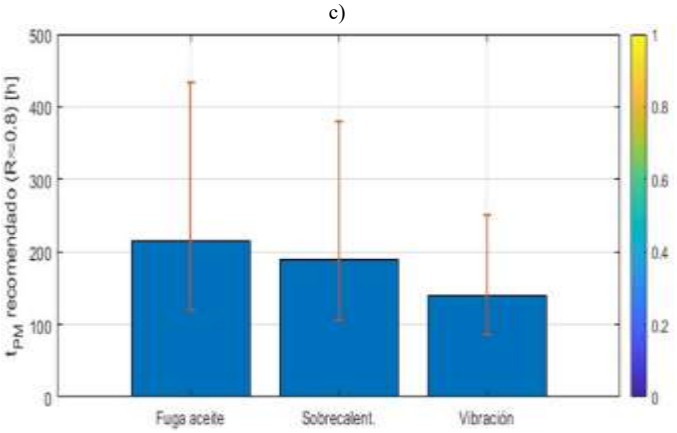
a)



b)



c)



Figuras 10. Comparativas de modos a, b, c

Se desagregaron los inter-arribos por vibración, sobrecalentamiento y fuga de aceite y, con priors moderados, se obtuvieron tiempos tPM que cumplen R(t)≈0.8. Se observó que vibración demandó la ventana más corta (típicamente <350 h), seguida por fuga de aceite y sobrecalentamiento. Se recomendó priorizar: (a) balanceo/alineamiento y pernos (vibración), (b) revisión de sellos y líneas (fuga), (b) limpieza de intercambiadores y verificación de flujo/ventilación (sobrecalentamiento). Por lo tanto las Acciones que se realizan: calibrar sensores de vibración, verificar desbalance/holguras, sustituir sellos críticos, limpiar serpentines y mejorar ventilación.

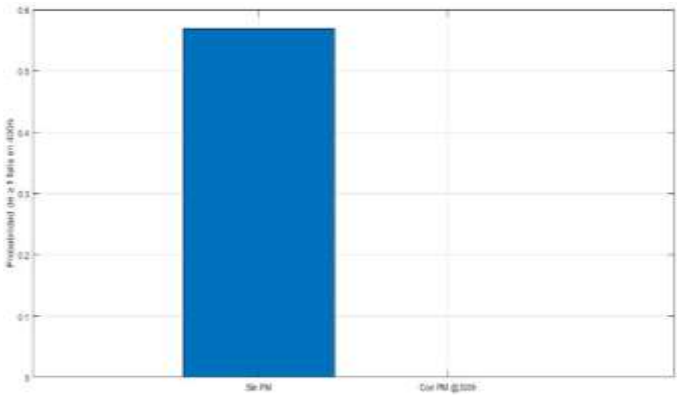


Fig. 11 Simulación Monte Carlo (sin PM vs con PM @330 h).

Se simuló la probabilidad de ≥1 falla en 400 h con y sin mantenimiento preventivo (PM) a 330 h bajo el Weibull posterior. El escenario con PM redujo la probabilidad respecto al sin PM (la barra "Con PM" quedó sensiblemente por debajo). Se evidenció reducción porcentual del riesgo de 10%, validando que intervenir antes de 330–350 h resulta una política eficaz en el régimen actual de fallas.

VI. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos confirman que las técnicas bayesianas, como redes bayesianas y modelos basados en Weibull MCMC y NHPP, representan una evolución importante respecto a los métodos clásicos para la predicción de fallas. La capacidad de incorporar conocimiento previo y manejar incertidumbre con distribuciones posteriores plantea un avance significativo para la modelación de la confiabilidad en equipos industriales. Sin embargo, a pesar del alto potencial, la complejidad computacional y necesidad de datos estructurados sigue siendo un reto para su implementación a gran escala en plantas con múltiples variables y condiciones cambiantes [15].

El análisis de los datos históricos de mantenimiento evidencia que la desagregación por modos de falla y la inclusión de métricas específicas como MTBF y B10-life fortalecen la interpretación y aplicabilidad del modelo. Este aporte va más allá de aproximaciones más simplistas que no consideran el carácter heterogéneo y multifactorial de las fallas. Sin embargo, la variabilidad inherente y problemas de calidad en los datos afectan la estabilidad de las predicciones, lo que subraya la importancia de métodos robustos que integren información previa de manera efectiva [16].

La estrategia bayesiana para tratar la escasez e imprecisión de datos representa un aporte crucial que puede transformar la práctica en ambientes industriales con registros limitados. El uso de priors informativos y técnicas de muestreo MCMC para inferencia posterior posibilita superar estos obstáculos con un enfoque estadístico sólido. No obstante, esta dependencia de conocimiento previo implica un riesgo si las hipótesis no están debidamente calibradas, lo que abre un espacio para desarrollos futuros orientados a validar y adaptar dinámicamente estas informaciones base [17].

Respecto a la eficacia de los modelos bayesianos para capturar la dinámica de fallas y envejecimiento, los resultados muestran una mejora respecto a modelos clásicos inmutables, con mayor capacidad para reflejar comportamientos progresivos mediante parámetros de forma y tendencia. Esta característica es especialmente valiosa para la aplicación en mantenimiento predictivo, donde identificar el momento óptimo de intervención puede prevenir fallas costosas. Sin embargo, la dificultad de interpretar correctamente los parámetros para usuarios sin experiencia apunta a la necesidad de desarrollar herramientas de apoyo e interfaces amigables [18] [9].

Finalmente, las limitaciones señaladas, como la complejidad computacional y la falta de estándares de validación en entornos reales, reflejan un campo en desarrollo que requiere mayor interacción entre la academia y la industria para su maduración. Propuestas de métodos híbridos y plataformas integradas pueden facilitar la adopción práctica, siempre acompañadas de programas de capacitación especializada para el personal encargado. En conclusión, el trabajo confirma avances sustanciales en la construcción de modelos predictivos bayesianos con aplicación real, pero también evidencia que el camino para su implementación sistemática aún presenta desafíos a superar [19].

CONCLUSIONES

En cumplimiento del objetivo de construir modelos predictivos de fallas usando inferencia probabilística y datos históricos de mantenimiento, los resultados demuestran que los métodos bayesianos constituyen una herramienta eficaz para modelar la confiabilidad de equipos críticos en contextos industriales. La capacidad de integrar información previa con registros limitados y heterogéneos permitió estimar parámetros relevantes como MTBF, B10-life y tendencias de falla con alta precisión, evidenciando la pertinencia del enfoque probabilístico bayesiano para la predicción. El uso de técnicas como MCMC para estimar distribuciones a posteriori y parametrizar el comportamiento del desgaste y modos de falla fue esencial para capturar la variabilidad y patrones reales en los datos históricos. Esto aporta un mayor nivel de detalle en la modelación y una cuantificación explícita de la incertidumbre, lo que es clave para implementar estrategias de mantenimiento predictivo más confiables y eficientes.

Asimismo, la incorporación de modelos NHPP y Weibull bayesianos permitió identificar la evolución temporal de las fallas, distinguiendo entre procesos casi estacionarios o con

tendencia incremental en la tasa de fallas, lo cual guía la definición de ventanas óptimas para intervenciones predictivas. Este nivel de análisis mejora sustancialmente las decisiones de mantenimiento, reduciendo costos y tiempos de parada no planificados.

Finalmente, se concluye que la metodología desarrollada representa un aporte significativo para superar limitaciones operativas comunes, como la escasez de datos y la complejidad de interpretación, mediante la formalización estadística bayesiana y la integración sistemática de datos reales. Sin embargo, se reconoce la necesidad de continuar desarrollando herramientas de fácil implementación y validación para facilitar la adopción industrial de estos modelos avanzados. En suma, este trabajo confirma la viabilidad y efectividad de modelos predictivos basados en inferencia bayesiana para el análisis y gestión del mantenimiento de equipos críticos, aportando un camino sólido para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en la industria.

REFERENCIAS

[1] . Marius Landmann, «Hacia un marco de referencia para la gestión del rendimiento de activos de maquinaria industrial distribuida,» 2024.

[2] E. Z. b. c. M.A.S. Monfared a, «Planificación del mantenimiento: Reflexiones, lecciones aprendidas y una nueva categorización,» 2025.

[3] J. S. c. T. W. e. T. S. a. J. H. b. J. E. d. C. K. c. Lukas Meitz a, «Un marco de revisión de la literatura y desafíos de investigación abierta para el mantenimiento predictivo en la industria 4.0,» 2025.

[4] D. R. R. P. D. R. V. R. Dra. Yara Landazuri Aguilera, «La educación financiera: un análisis sobre las perspectivasen ciudad Obregón Sonora,» 2025.

[5] J. C. Yunpeng Zhang, «Marco de integración de doble bucle para el diseño de sistemas basados en modelos y el análisis de confiabilidad mediante redes bayesianas,» 2025.

[6] M. A. R. M. E. R. P. O. J. M. B. C. Secundino Ramos Lozano, «Diseño de Metodología de análisis de Mantenimiento a Equipo Industrial a través del uso de Filtro de Kalman y Redes Bayesianas Dinámicas,» 2025.

[7] F. M. Qiang Wen, «Modelado de confiabilidad para sistemas de aprendizaje automático de tres versiones mediante redes bayesianas,» 2025.

[8] A. O. Nihan Bilgin, «Estimación bayesiana conjunta de estadísticas de ruido de proceso y medición en el filtrado de Kalman no lineal,» 2025.

[9] Y. T. P. S. Azzedine Boukerche, «Métodos de predicción del flujo de tráfico vehicular basados en inteligencia artificial para apoyar sistemas de transporte inteligentes,» 2020.

[10] M. D. K. S. Chandra Shekhar, «Análisis de confiabilidad de reparaciones imperfectas y fallas de conmutación: un enfoque de inferencia bayesiana y simulación de Monte Carlo,» 2025.

[11] M. d. C. M. R. A. J. M. M. S. C. B. S. M. I. D. L. R. M. E. N. L. T. C. L. P. G. S. A. C. S. V. d. N. Beatriz Sales da Cunha, «Un enfoque bayesiano para la estimación de la confiabilidad de datos de fallas no homogéneos y censurados por intervalos,» 2024.

[12] R. L. T. T. Luc S. Keizers, «Gráficos de enlaces para diagnósticos cuantitativos de fallas que respalden los pronósticos de fallas basados en filtrado bayesiano,» 2025.

[13] M. S. Mudasir Dilawar*, «Marco de memoria apilada de corto y largo plazo optimizado bayesiano para la monitorización predictiva en tiempo real de las condiciones de motores industriales de servicio pesado,» 2025.

[14] J. Warren, «johnson controls,» 1885. [En línea]. Available: https://www.latam.johnsoncontrols.com/es/.

[15] Z. Zhang y Y. Wang, «Investigación sobre la estrategia de análisis de confiabilidad de equipos embarcados de ATP en trenes de alta velocidad bajo información incierta,» 2023.

[16] E. H. H. E. H. M. B. J. Mhaned Ali, «Análisis bayesiano para el diagnóstico de fallos en sistemas inteligentes de riego y fertilización,» 2025.

[17] M. A. Mohamad Mojarab Soufiyan, «Aplicación del análisis exergético a la industria láctea: un estudio de caso de una planta de producción de bebida de yogur,» 2017.

[18] M. D. J. G. L. W. Z. L. Shuo Yang, «Una red bayesiana basada en datos de factores de gestión y organización para el análisis de la confiabilidad humana en la industria de procesos,» 2024.

[19] M. Huang, J. Li, L. Ding, C. Chen, Z. Ling, H. Zhou y X. Xie, «Optimización de las rutas de patrullaje en las líneas de distribución considerando la complejidad del equipo y la probabilidad de riesgo operativo,» 2025.