

Análisis de históricos de fallas como instrumento para establecer fechas de mantenimiento preventivo

Analysis of historical failure data as a tool for establishing preventive maintenance schedules

Recibido: 12 de enero de 2025

Aprobado: 13 de junio de 2025

publicación: 01 de septiembre de 2025

Forma de citar: C. A. Mejía Rodríguez, J. H. Torres Lombana, and L. M. Arévalo Vergel, "Análisis de históricos de fallas como instrumento para establecer fechas de mantenimiento preventivo", Mundo Fesc, vol. 15, no. 33, pp. 44-56 Sep. 2025, doi: 10.61799/2216-0388.1997.

Carlos Alberto Mejía Rodríguez.



Magíster en Big Data y Ciencia de Datos,
Universidad Internacional de Valencia.
Docente Investigador de la Universidad Popular del Cesar.
calbertomejia@unicesar.edu.co
<https://orcid.org/0000-0001-5084-6010>

José Humberto Torres Lombana.



Magíster en Big Data y Ciencia de Datos.
Docente Investigador de la Universidad Popular del Cesar.
torreslombana@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0000-3781-2780>

Lina Marcela Arévalo Vergel.



Magister en Tecnologías Digitales Aplicadas a la Educación.
Docente Investigadora de la Universidad Popular del Cesar.
linamarcelaarevalo@unicesar.edu.co
<https://orcid.org/0000-0002-7731-5444>

***Autor para correspondencia:**

Email: calbertomejia@unicesar.edu.co



Análisis de históricos de fallas como instrumento para establecer fechas de mantenimiento preventivo

Resumen

Los datos históricos de fallas en equipos industriales constituyen un insumo fundamental para el análisis estadístico orientado a la optimización de las estrategias de mantenimiento preventivo. Esta investigación es de enfoque cuantitativo y alcance correlacional, y se basa en el análisis de datos históricos de fallas de motores eléctricos con características operativas similares, obtenidos a partir de registros de mantenimiento en una planta industrial. La técnica de recolección de datos corresponde a la revisión documental de bases de datos históricas de mantenimiento. Los datos fueron ajustados a un modelo de probabilidad para variables continuas, específicamente la distribución Weibull, con el fin de estimar probabilidades de falla y niveles de confiabilidad en función del tiempo. Los resultados evidencian un adecuado ajuste de los datos a la distribución Weibull, con parámetros estimados $\alpha = 2,058$ y $\beta = 707,0037$, lo que permitió calcular probabilidades de falla crecientes a lo largo del tiempo, alcanzando valores superiores al 90 % en periodos cercanos a la vida útil esperada del equipo. Como conclusión, el análisis estadístico del histórico de fallas permite establecer y ajustar de manera objetiva las frecuencias de mantenimiento preventivo, contribuyendo a la reducción de costos operativos y al mejoramiento de la confiabilidad de los equipos.

Palabras clave: Ciencia de Datos, Estrategia de mantenimiento, Modelo de probabilidad.

Analysis of historical failure data as a tool for establishing preventive maintenance schedules

Abstract

Historical failure data of industrial equipment constitutes a fundamental input for statistical analysis aimed at optimizing preventive maintenance strategies. This study follows a quantitative research approach with a correlational scope and is based on the analysis of historical failure records of electric motors with similar operational characteristics, obtained from maintenance databases of an industrial production plant. The data collection technique corresponds to documentary reviews of historical maintenance records. The failure data were fitted to a continuous probability model, specifically the Weibull distribution, to estimate failure probabilities and reliability levels as a function of time. The results show an adequate fitness of the data to the Weibull distribution, with estimated parameters $\alpha = 2.058$ and $\beta = 707.0037$, which allowed the calculation of increasing failure probabilities over time, reaching values above 90% near the expected useful life of the equipment. These results provide quantitative support for evaluating current preventive maintenance frequencies. It is concluded that statistical analysis of historical failure data enables the objective establishment and adjustment of preventive maintenance schedules, contributing to cost reduction and improvement of equipment reliability in industrial environments.

Keywords: Data Science, Maintenance Strategy, Probability Model.

Introducción

En los entornos industriales actuales, caracterizados por altos niveles de automatización y complejidad operativa, la gestión eficiente del mantenimiento constituye un factor determinante para garantizar la confiabilidad, disponibilidad y continuidad de los procesos productivos. En este contexto, las empresas de mantenimiento industrial requieren la aplicación rigurosa de técnicas estadísticas para el análisis de datos históricos de fallas, con el fin de apoyar la toma de decisiones relacionadas con la planificación y optimización de las estrategias de mantenimiento [1], [2].

En diversos estudios se ha demostrado que una proporción significativa de los costos operativos en plantas industriales está asociada al mantenimiento correctivo y a las fallas no planificadas de los equipos, las cuales generan incrementos en las horas hombre requeridas, consumo adicional de repuestos y afectaciones directas sobre los indicadores clave de desempeño (KPI), tales como la disponibilidad y la confiabilidad de los activos [3], [4]. Por ello, el análisis estadístico de los históricos de fallas se consolida como una herramienta fundamental para evaluar la efectividad de las estrategias de mantenimiento existentes y determinar la necesidad de ajustar sus frecuencias o métodos de intervención.

Es por ello, que se puede afirmar que la ingeniería de confiabilidad emplea modelos probabilísticos para describir el comportamiento de los tiempos hasta falla de los componentes, siendo la distribución Weibull una de las más utilizadas debido a su flexibilidad y capacidad para representar distintos patrones de fallas a lo largo del ciclo de vida de los equipos [5]. Esta distribución permite modelar fases de fallas tempranas, aleatorias o por desgaste, lo que la convierte en una herramienta ampliamente aceptada en estudios de mantenimiento industrial y análisis de confiabilidad [6], [7].

En este sentido, la presente investigación tiene como objetivo proponer un procedimiento estadístico basado en el análisis de datos históricos de fallas y el ajuste de un modelo de probabilidad continuo, específicamente la distribución Weibull, para establecer y definir frecuencias de mantenimiento preventivo en equipos industriales. El estudio se apoya en datos reales de fallas de motores eléctricos con características operativas similares, obtenidos a partir de registros históricos de mantenimiento en dos plantas de producción industrial. El impacto esperado de esta investigación radica en la generación de información cuantitativa que permita optimizar las estrategias de mantenimiento preventivo, reducir costos asociados a fallas no planificadas y mejorar la confiabilidad de los equipos, contribuyendo así a una gestión más eficiente de los activos industriales.

Por lo tanto, es importante abordar los conceptos teóricos y estadísticos que fundamentan el desarrollo de la investigación, los cuales están directamente relacionados con el análisis de datos históricos de fallas, la ingeniería de confiabilidad y la optimización de estrategias de mantenimiento preventivo. En particular, se abordan los conceptos de distribución de probabilidad, pruebas de bondad de ajuste, distribución Weibull y el uso del software estadístico R como herramienta de apoyo para el análisis de datos.

Análisis estadístico de datos de fallas

El análisis estadístico de datos históricos de fallas permite describir, modelar y predecir el comportamiento temporal de los equipos industriales a partir de información empírica. En este enfoque, los tiempos hasta la falla se consideran variables aleatorias continuas, cuyo estudio requiere el uso de distribuciones de probabilidad adecuadas para representar su comportamiento y variabilidad [8]. La correcta selección del modelo probabilístico es un paso crítico, ya que de ello depende la validez de las estimaciones de confiabilidad y de las decisiones de mantenimiento derivadas del análisis.

Adicionalmente, la literatura reciente en ingeniería de confiabilidad destaca que el análisis estadístico de fallas debe contemplar no solo el ajuste matemático del modelo, sino también la coherencia entre los parámetros estimados y los mecanismos físicos de falla del equipo. [9] señalan que un modelo estadístico es verdaderamente útil en mantenimiento industrial cuando sus resultados permiten interpretar el proceso de degradación del activo y apoyar decisiones operativas basadas en riesgo. En este sentido, el análisis de datos de fallas se consolida como un componente esencial de los enfoques modernos de confiabilidad y mantenimiento basado en la condición, al proporcionar una base cuantitativa para evaluar el desempeño de los equipos y anticipar eventos de falla.

Asimismo, recientes investigaciones destacan que el análisis de históricos de fallas es un componente esencial de la ciencia de datos aplicada al mantenimiento, ya que facilita la identificación de patrones, tendencias y comportamientos no evidentes mediante análisis descriptivos tradicionales [10].

Distribuciones de probabilidad en ingeniería de confiabilidad

Las distribuciones de probabilidad constituyen el fundamento matemático para el modelamiento de fenómenos aleatorios en ingeniería. En el contexto de la confiabilidad, estas distribuciones se emplean para describir la variabilidad de los tiempos de vida de componentes y sistemas, permitiendo estimar probabilidades asociadas a la ocurrencia de fallas en intervalos específicos de operación [11].

Entre las distribuciones continuas más utilizadas en confiabilidad se encuentran la exponencial, lognormal, gamma y Weibull. La selección del modelo adecuado depende tanto del comportamiento empírico de los datos como de la naturaleza del proceso de falla. Por esta razón, la literatura enfatiza la importancia de evaluar múltiples modelos y aplicar criterios estadísticos formales para determinar el más apropiado [12].

Distribución Weibull y modelamiento del tiempo hasta falla

La distribución Weibull es uno de los modelos probabilísticos más utilizados en ingeniería de confiabilidad debido a su versatilidad para representar diferentes comportamientos de falla mediante la variación de sus parámetros. Sea una variable aleatoria continua que representa el tiempo hasta falla; sigue una distribución Weibull con parámetros de forma y escala si su función de densidad está definida como:

$$f(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} e^{-(t/\alpha)^\beta}, t \geq 0 \quad (1)$$

donde t representa el tiempo hasta falla del equipo, α es el parámetro de forma y β es el parámetro de escala de la distribución.

La función de distribución acumulada asociada a la distribución Weibull se define como:

$$F(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\alpha} \right)^\beta \right] \quad (2)$$

donde $F(t)$ corresponde a la probabilidad acumulada de que ocurra una falla antes del tiempo t .

La función de confiabilidad o función de supervivencia se expresa como:

$$R(t) = \exp \left[- \left(\frac{t}{\alpha} \right)^\beta \right] \quad (3)$$

donde $R(t)$ representa la probabilidad de que el equipo opere sin fallar hasta el tiempo t .

La función de tasa de falla instantánea (hazard rate) está definida como:

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha} \right)^{\beta-1} \quad (4)$$

donde $h(t)$ describe la tasa de ocurrencia de fallas en el instante t .

El valor esperado o vida media del tiempo hasta falla se obtiene mediante:

$$E(T) = \alpha \Gamma \left(\frac{1}{\beta} \right) \quad (5)$$

donde $E(T)$ es la esperanza matemática del tiempo hasta falla y Γ denota la función Gamma.

Finalmente, la varianza del tiempo hasta falla está dada por:

$$Var(T) = \alpha^2 \left[\Gamma^2 \left(\frac{1}{\beta} \right) \right] \quad (6)$$

donde $Var(T)$ mide la dispersión de los tiempos hasta falla alrededor del valor esperado.

Estimación de parámetros y pruebas de bondad de ajuste

En el análisis de confiabilidad, la estimación de los parámetros de un modelo probabilístico constituye un paso fundamental para garantizar que la distribución seleccionada represente adecuadamente el comportamiento de los tiempos hasta falla. Para la distribución Weibull, los

parámetros de forma y de escala pueden ser estimados mediante diversos métodos, entre los cuales el método de máxima verosimilitud (Maximum Likelihood Estimation, MLE) es uno de los más utilizados en estudios de datos de vida debido a sus propiedades de consistencia y eficiencia estadística [13], [14].

Conceptualmente, el método de máxima verosimilitud se basa en la construcción de una función que mide la probabilidad conjunta de observar un conjunto de datos dado un modelo probabilístico con parámetros desconocidos. Para una muestra de tiempos hasta falla asumidos independientes y con distribución Weibull, la función de verosimilitud se define como:

$$L(\beta, \alpha) = \prod_{i=1}^n \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (7)$$

donde t_i representa el tiempo hasta falla del i -ésimo equipo, β es el parámetro de forma y α es el parámetro de escala. La estimación de los parámetros se obtiene maximizando la función de verosimilitud o, de manera equivalente, su logaritmo natural, proceso que se realiza mediante procedimientos numéricos iterativos [13].

Una vez estimados los parámetros del modelo, es necesario evaluar la bondad de ajuste, es decir, determinar en qué medida la distribución teórica representa adecuadamente los datos observados. Entre las pruebas estadísticas más empleadas para evaluar la bondad de ajuste de modelos probabilísticos continuos se encuentra la prueba de Kolmogorov–Smirnov, la cual compara la función de distribución acumulada empírica de los datos con la función de distribución acumulada teórica del modelo ajustado. Esta prueba permite cuantificar la discrepancia máxima entre ambas funciones y es ampliamente utilizada en análisis de confiabilidad y datos de vida debido a su simplicidad e interpretación directa [15].

El estadístico de la prueba de Kolmogorov–Smirnov se define como:

$$D = \sup_t |F_n(t) - F(t)| \quad (8)$$

donde $F_n(t)$ corresponde a la función de distribución empírica de la muestra y $F(t)$ es la función de distribución acumulada de la distribución Weibull evaluada con los parámetros estimados.

La literatura especializada recomienda complementar las pruebas estadísticas formales con herramientas gráficas, como los gráficos de probabilidad Weibull, con el fin de reforzar la interpretación del ajuste y detectar posibles desviaciones sistemáticas del modelo teórico respecto a los datos empíricos [16].

Metodología

La investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo que busca analizar de manera objetiva y sistemática la información recolectada a través de las técnicas de recolección de datos [17], los resultados se originan del análisis de información medible [18] con alcance correla-

cional, orientado al modelado estadístico del tiempo hasta falla de equipos industriales a partir de datos históricos. Este enfoque permite establecer relaciones cuantificables entre el tiempo de operación y la probabilidad de falla, constituyendo una base objetiva para la definición de frecuencias de mantenimiento preventivo [19]. El estudio se centró en motores eléctricos industriales con condiciones operativas similares, lo que permite asumir homogeneidad en los mecanismos de falla y favorece la validez del modelo probabilístico aplicado [20].

Por otro lado, la población estuvo conformada por registros históricos de fallas de motores eléctricos pertenecientes a dos plantas de producción industrial. Se seleccionó una muestra no probabilística de tipo intencional, integrada exclusivamente por eventos de falla completos y debidamente documentados. Cada observación corresponde al tiempo transcurrido hasta la ocurrencia de la falla (medido en días).

Para la recolección de datos se realizó mediante revisión documental de bases de datos de mantenimiento. Los datos fueron sometidos a un proceso de depuración para eliminar inconsistencias y registros incompletos, siguiendo prácticas recomendadas en estudios de confiabilidad basados en datos reales [21]. En total se trabajó con 125 registros.

En Tabla 1 se presenta la estructura de los datos y se muestran los primeros registros, En la columna (T_falla) se registra los datos de las fallas en días la cual es la variable de interés y estudio en este proyecto.

Tabla I. Estructura de la base de datos de histórico de falla de motores eléctricos industriales

MotorN	Tag	Nombre del Componente	Estado	FechaRepara	T_falla
1	M02-XXX-81202G	Motor Elec G Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	6/08/2019	563
2	M01-XXX-81102E	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	7/06/2019	270
3	M01-XXX-81102F	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	28/08/2019	353
4	M01-XXX-81102G	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	9/09/2019	421
5	M01-XXX-81102F	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	28/08/2019	425
6	M01-XXX-81102A	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	4/03/2020	443
7	M01-XXX-81102D	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	6/06/2019	504
8	M01-XXX-81102H	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	19/06/2019	560
9	M01-HEM-81102C	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	29/05/2019	718
10	M01-XXX-81102F	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	28/08/2019	778
11	M01-XXX-81104A	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	27/05/2019	528
12	M041-XXX-81104C	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	11/03/2019	914
13	M01-HEM-81102F	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	28/08/2019	778
14	M071-HEM-81104A	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	27/05/2019	728
15	M031-XXX-81104E	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	11/05/2019	514
16	M01-XXX-81104C	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	11/03/2019	914
17	M01-XXX-81102F	Motor Elect Aeroenfriador Amina Pobre	Existente	28/08/2020	578
18	M011-XXX-81104A	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	27/07/2019	628
19	M021-XXX-81104E	Motor Elect Aeroenfriador Condensa Ref	Existente	11/06/2019	714

Análisis estadístico y validación del modelo

El análisis estadístico se inició con una descripción general de los tiempos hasta falla, seguida del ajuste de la distribución Weibull como modelo probabilístico para representar el comporta-

miento de falla de los motores eléctricos. La estimación de los parámetros de forma (k) y escala (λ) se realizó mediante el método de máxima verosimilitud, ampliamente recomendado por su robustez y eficiencia en estudios de confiabilidad con datos completos [19].

En este sentido, la validación del ajuste se efectuó mediante la prueba de Kolmogorov–Smirnov, complementada con el gráfico de probabilidad Weibull, prácticas habituales para verificar la consistencia entre la distribución empírica y el modelo teórico [22]. Estos procedimientos permitieron confirmar la adecuación del modelo para el análisis de confiabilidad y la estimación de probabilidades de falla, apoyando su aplicación en la planificación del mantenimiento preventivo [23].

Por su parte, el procesamiento y análisis de los datos se realizó utilizando el software estadístico R, empleando librerías especializadas para el ajuste de distribuciones y el análisis de confiabilidad, lo que garantizó la reproducibilidad y consistencia de los resultados.

Resultados y discusión

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico de los datos históricos de fallas de motores eléctricos. El objetivo es evaluar el ajuste de un modelo probabilístico Weibull, estimar sus parámetros y analizar la evolución de la probabilidad de falla y la confiabilidad en función del tiempo de operación.

Ajuste de los datos a la distribución Weibull

A partir de los registros de tiempos hasta falla se realizó un análisis gráfico preliminar con el fin de identificar la distribución de probabilidad que mejor representa el comportamiento de los datos. Utilizando el software estadístico R, se ajustó una distribución Weibull mediante el uso de la librería fitdistrplus, ampliamente empleada en estudios de confiabilidad.

La Figura 1 muestra los gráficos de ajuste obtenidos, donde se observa una adecuada concordancia entre la distribución empírica de los datos y la distribución Weibull teórica, lo que sugiere que este modelo es apropiado para describir el comportamiento del tiempo hasta falla de los motores eléctricos analizados.

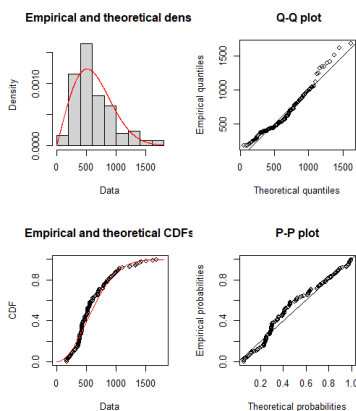


Figura 1. Evaluación gráfica del ajuste de la distribución Weibull

Estimación de parámetros del modelo

Una vez realizado el ajuste, se procedió a la estimación de los parámetros de la distribución Weibull. Los valores obtenidos fueron:

Parámetro de forma:

Parámetro de escala: días

El valor del parámetro indica un comportamiento de tasa de falla creciente, característico de una fase de desgaste del equipo, lo cual es consistente con motores eléctricos que han superado su etapa inicial de operación. El parámetro representa la vida característica del equipo, es decir, el tiempo para el cual aproximadamente el 63,2 % de los motores ha fallado.

Evaluación de la bondad de ajuste

Con el fin de validar estadísticamente el modelo propuesto, se aplicó la prueba de Kolmogorov-Smirnov con un nivel de significancia del 5 %. Se plantearon las siguientes hipótesis, Hipótesis nula () e hipótesis alternativa ():

: Los datos provienen de una distribución Weibull

: Los datos no provienen de una distribución Weibull

El valor obtenido del p-valor fue 0,05849, el cual es mayor que el nivel de significancia establecido. Por lo tanto, no se rechaza la hipótesis nula, concluyéndose que no existe evidencia estadísticamente significativa para afirmar que los datos no se ajustan a una distribución Weibull. Este resultado confirma la validez del modelo probabilístico ajustado para el análisis posterior de confiabilidad y probabilidad de falla.

Cálculo de probabilidades de falla y confiabilidad

Una vez validado el modelo, se calcularon las probabilidades de falla y la función de confiabilidad para diferentes tiempos de operación, utilizando los parámetros estimados del modelo Weibull. Los resultados se presentan en la Tabla 2, donde se evidencia la evolución del riesgo de falla a lo largo del tiempo.

En particular, se observa que, para un tiempo de operación de 540 días, la probabilidad de falla alcanza un valor de 43,68 %, mientras que la confiabilidad se reduce al 56,31 %. Este resultado es relevante desde el punto de vista operativo, ya que coincide con la frecuencia de inspección actualmente aplicada a los motores eléctricos en la planta analizada.

Tabla II. Resultados de probabilidad de falla y confiabilidad estimados mediante la distribución Weibull.

T/días	Prob /falla	Confiabilidad	T/días	Prob /falla	Confiabilidad
150	4,028 %	95,97 %	930	82,765 %	17,235 %
180	5,809 %	94,19 %	960	84,695 %	15,305 %
210	7,890 %	92,11 %	990	86,462 %	13,538 %
240	10,254 %	89,75 %	1020	88,074 %	11,926 %

270	12,879 %	87,12 %	1050	89,535 %	10,465 %
300	15,740 %	84,26 %	1080	90,855 %	9,145 %
330	18,810 %	81,19 %	1110	92,040 %	7,960 %
360	22,062 %	77,94 %	1140	93,099 %	6,901 %
390	25,465 %	74,54 %	1170	94,041 %	5,959 %
420	28,989 %	71,01 %	1200	94,876 %	5,124 %
450	32,603 %	67,40 %	1230	95,611 %	4,389 %
480	36,277 %	63,72 %	1260	96,256 %	3,744 %
510	39,982 %	60,02 %	1290	96,820 %	3,180 %
540	43,688 %	56,31 %	1320	97,309 %	2,691 %
570	47,369 %	52,63 %	1350	97,732 %	2,268 %
600	51,000 %	49,00 %	1380	98,097 %	1,903 %
630	54,557 %	45,44 %	1410	98,409 %	1,591 %
660	58,019 %	41,98 %	1440	98,676 %	1,324 %
690	61,369 %	38,63 %	1470	98,902 %	1,098 %
720	64,591 %	35,41 %	1500	99,094 %	0,906 %
750	67,671 %	32,33 %	1530	99,255 %	0,745 %
780	70,599 %	29,40 %	1560	99,390 %	0,610 %

Nota: Elaboración propia

Análisis gráfico de la probabilidad de falla y la confiabilidad

La Figura 2 presenta la relación entre la probabilidad de falla y la confiabilidad en función del tiempo de operación. El comportamiento observado es consistente con la teoría de confiabilidad: a medida que aumenta el tiempo de operación, la probabilidad de falla crece de forma progresiva, mientras que la confiabilidad disminuye.

Figura 2. Curva de confiabilidad y probabilidad de falla vs. tiempo

Este análisis gráfico refuerza los resultados numéricos obtenidos y permite identificar intervalos de tiempo críticos en los cuales el riesgo de falla se incrementa de manera significativa, lo que constituye una base cuantitativa para la revisión y ajuste de las frecuencias de mantenimiento preventivo.

Conclusiones

El mantenimiento preventivo es un elemento clave para garantizar la confiabilidad, disponibilidad y seguridad de los equipos en entornos industriales. La correcta definición de las frecuencias de intervención impacta directamente en la reducción de fallas y en la eficiencia de los recursos, evitando tanto el submantenimiento como intervenciones innecesarias que incrementen costos operativos.

Es así que, con el análisis estadístico de los datos históricos de fallas se consolida como una herramienta esencial para fundamentar decisiones sobre planes de mantenimiento. Los resultados obtenidos demuestran que la distribución Weibull permite estimar de manera objetiva la probabilidad de falla y ajustar las estrategias existentes, aportando información cuantitativa confiable.

En el caso estudiado, la inspección programada de los motores eléctricos cada 540 días coincide con una probabilidad de falla del 43,68 %, lo que evidencia que el plan actual puede optimizarse. Esta evaluación sugiere oportunidades para reducir costos por repuestos y horas hombre sin comprometer la seguridad o la continuidad operacional.

Los resultados arrojados demuestra que la combinación de análisis histórico, modelamiento probabilístico y reflexión crítica permite no solo ajustar estrategias de mantenimiento, sino también generar conocimiento operativo que fortalece la gestión de activos y la toma de decisiones en la planta industrial.

Referencias

- [1] R. B. Abernethy, *The New Weibull Handbook*, 5th ed. Tucson, AZ: ReliaSoft Publishing, 2006.
- [2] R. K. Mobley, *An Introduction to Predictive Maintenance*, 2nd ed. Boston, MA: Butterworth-Heinemann, 2002.
- [3] L. Silva and R. Pinheiro, "Reliability applied to the Preventive Maintenance on Wind Farms using Weibull distribution with a Financial Approach," *Renewable Energy and Power Quality Journal*, vol. 1, pp. 340–343, Apr. 2017, doi: 10.24084/repqj15.314.
- [4] A. K. S. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," *Mech Syst Signal Process*, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2005.09.012>.
- [5] H. Rinne, *The Weibull Distribution: A Handbook*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2009.
- [6] L. C. Blanco, *Probabilidad*. Bogotá, Colombia: Universidad Nacional de Colombia, 2004.
- [7] J. Serrano, "Comparación de métodos para determinar los parámetros de Weibull para la generación de energía eólica," *Scientia et Technica*, vol. 18, no. 2, pp. 384–389, 2013.
- [8] D. A. Lind, W. G. Marchal, and S. A. Wathen, *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. México: McGraw-Hill, 2012.
- [9] P. D. T. O'Connor and A. V Kleyner, *Practical Reliability Engineering*. Wiley, 2025. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=-NpZEEQAAQBAJ>
- [10] T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, and S. G. S. Alcalá, "A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance," *Comput Ind Eng*, vol. 137, p. 106024, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>.
- [11] D. C. Montgomery and G. C. Runger, *Applied Statistics and Probability for Engineers*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2018.

- [12] A. M. Law, *Simulation Modeling and Analysis*. in McGraw-Hill series in industrial engineering and management science. McGraw-Hill Education, 2015. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=0qdNMAEACAAJ>
- [13] W. Q. Meeker, L. A. Escobar, and F. G. Pascual, *Statistical Methods for Reliability Data*. in Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 2021. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=39ZKEAAAQBAJ>
- [14] N. Wayne, *Applied Life Data Analysis*. in Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 2003. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=qyyjJIL40S0C>
- [15] J. D. Gibbons and S. Chakraborti, "Nonparametric Statistical Inference," in *International Encyclopedia of Statistical Science*, M. Lovric, Ed., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 977–979. doi: 10.1007/978-3-642-04898-2_420.
- [16] Y. Dodge, *The Concise Encyclopedia of Statistics*. in The Concise Encyclopedia of Statistics. Springer New York, 2008. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=k2zkIGOBRDwC>
- [17] E. Castaño, L. Palmera, T. Velásquez, y D. Ríos, "Modelo de gestión de un cuadro de mando integral de servicios de TI para empresas del sector transporte", *Revista Temario Científico*, 5(2), 2025. e25522. DOI: <https://doi.org/10.47212/rtcAlinin.3.225.15>
- [18] U. Escalante-Manosalva, H. F. Noriega-Quintana, J. Flórez-Vergara and O. A. Numa "Estudio socioeconómico para la viabilidad de una plaza de mercado satélite en Aguachica, Cesar", *Mundo Fesc*, vol. 14, no. 30, 2024, pp. 8-29 doi: 10.61799/2216-0388.1720.
- [19] C. W. Zhang, "Weibull parameter estimation and reliability analysis with zero-failure data from high-quality products," *Reliab Eng Syst Saf*, vol. 207, p. 107321, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107321>.
- [20] P. H. Tsarouhas, "Reliability, availability and maintainability analysis in food production lines: A review," *Int J Food Sci Technol*, vol. 47, no. 11, pp. 2243–2251, 2012, doi: 10.1111/j.1365-2621.2012.03073.x.
- [21] R. K. Mobley, *An Introduction to Predictive Maintenance*. in Plant Engineering. Butterworth-Heinemann, 2002. [Online]. Available: <https://books.google.com.co/books?id=SjqXzxpAzSQC>
- [22] Y. M. Gómez, D. I. Gallardo, C. Marchant, L. Sánchez, and M. Bourguignon, "An in-depth review of the Weibull model with a focus on various parameterizations," *Mathematics*, vol. 12, no. 1, p. 56, 2024, doi: 10.3390/math12010056.
- [23] M. G. M. Khan and M. R. Ahmed, "Bayesian method for estimating Weibull parameters for wind resource assessment in a tropical region: A comparison between two-parameter and three-parameter Weibull distributions," *Wind Energy Science*, vol. 8, pp. 1277–1298, 2023, doi: 10.5194/wes-8-1277-20