

Desarrollo de una metodología para el cálculo de la confiabilidad en una de las áreas de proceso de la empresa ensambladora de vehículos denominada Ciauto Cía. Ltda.

Development of a methodology for calculating reliability in one of the process areas of the vehicle assembly company called Ciauto Cía. Ltda.

- ¹ Sergio Raúl Villacrés Parra  <https://orcid.org/0000-0002-9497-9795>
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH)
sergio.villacres@epoch.edu.ec
- ² Mayte Anabel Zavala León  <https://orcid.org/0009-0000-9750-7438>
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH)
mayte.zavala@epoch.edu.ec
- ³ Mayra Alexandra Viscaíno Cuzco  <https://orcid.org/0000-0003-4987-7797>
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH)
ma.viscaino@uta.edu.ec



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 09/04/2024

Revisado: 06/05/2024

Aceptado: 10/06/2024

Publicado: 16/08/2024

DOI: <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v8i3.3119>

Cítese:

Villacrés Parra, S. R., Zavala León, M. A., & Viscaíno Cuzco, M. A. (2024). Desarrollo de una metodología para el cálculo de la confiabilidad en una de las áreas de proceso de la empresa ensambladora de vehículos denominada Ciauto Cía. Ltda. Ciencia Digital, 8(3), 137-160. <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v8i3.3119>



CIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinaria, trimestral, que se publicará en soporte electrónico tiene como misión contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://cienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec



Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 International. Copia de la licencia: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>

Palabras claves:

Sistema reparable, modelo NHPP, Crow Amsaa, Log-lineal, confiabilidad.

Resumen

El análisis de confiabilidad de los sistemas críticos en el sector industrial es una herramienta de gran utilidad para mejorar la toma de decisiones en el departamento de mantenimiento. Generalmente, los métodos de análisis de confiabilidad tradicionales asumen restauraciones de los equipos a su condición original, pero en la práctica esto no sucede, pues generalmente se realizan intervenciones para corregir únicamente la falla que se presenta en ese momento; por este motivo, la presente investigación tuvo como objetivo el desarrollo de una metodología para conocer la confiabilidad actual de activos reparables en donde se ejecutan reparaciones mínimas, y su predicción a 5 años, con el cálculo de la intensidad de fallas y el tiempo medio entre fallas. La muestra se seleccionó a partir de los registros del historial de falla desde enero de 2022 a mayo de 2024 de la planta de soldadura de una ensambladora de vehículos, se realizó un diagrama Jack Knife para priorizar al análisis de los sistemas que más paradas productivas por reparación hayan generado. Se realizó un test de tendencia para determinar el sesgo que tienen los datos históricos y así poder ajustarlos a procesos estocásticos no-homogéneos de Poisson, se utilizó el modelo Crow Amsaa y Log-lineal para seleccionar aquel que mejor se ajuste a los datos y sea capaz de generar pronósticos con el menor error posible. Del estudio realizado, se determinó que los sistemas que más paradas productivas han ocasionado son las soldadoras SP-43 y SP-16, y el JIG MB-10. Para el sistema SP-43, el modelo que generó el menor error para un pronóstico dentro de 5 años fue Crow Amsaa con una estimación de 48 fallas y una falla cada 233 horas de trabajo, mientras que para los sistemas SP-16 y JIG MB-10, el modelo log-lineal presentó el mejor ajuste, pronosticando 19 fallas, una falla cada 987 horas y 22 fallas, una cada 822 horas de operación respectivamente.

Keywords:

Repairable system, NHPP model, Crow Amsaa, Log-linear, reliability.

Abstract

The reliability analysis of critical systems in the industrial sector is a very useful tool to improve decision making in the maintenance department. Generally, traditional reliability analysis methods assume restorations of the equipment to its original condition, but in practice this does not happen, since

interventions are generally carried out to correct only the failure that occurs at that moment; For this reason, the objective of this research was to develop a methodology to know the current reliability of repairable assets where minimal repairs are carried out, and its prediction for 5 years, with the calculation of the intensity of failures and the average time between failures. The sample was selected from the failure history records from January 2022 to May 2024 of the welding plant of a vehicle assembler, a Jack Knife diagram was made to prioritize the analysis of the systems that cause the most productive stops per repair have generated. A trend test was carried out to determine the bias that the historical data have and thus be able to adjust them to non-homogeneous Poisson stochastic processes, the Crow Amsaa and Log-linear model was used to select the one that best fits the data and is capable of generating forecasts with the lowest possible error. From the study carried out, it was determined that the systems that have caused the most productive stops are the SP-43 and SP-16 welding machines, and the MB-10 JIG. For the SP-43 system, the model that generated the lowest error for a forecast within 5 years was Crow Amsaa with an estimate of 48 failures and one failure every 233 work hours, while for the SP-16 and JIG MB systems -10, the log-linear model presented the best fit, predicting 19 failures, one failure every 987 hours and 22 failures, one every 822 hours of operation respectively.

Introducción

La evaluación de la confiabilidad desempeña un papel fundamental en la mejora de la disponibilidad y la productividad en la industria de ensamblaje automotriz, a través de la implementación de un mantenimiento planificado de la manera correcta (Soltanali et al., 2020). La importancia del desarrollo de una metodología para calcular la confiabilidad radica en que sirve para garantizar y mejorar el desempeño de los sistemas, permite evaluar y predecir la probabilidad de que este funcione correctamente durante un período de tiempo dado, proporciona información útil para la toma de decisiones en la gestión y planificación de mantenimiento y es útil al momento de implementar estrategias efectivas que servirán como soporte para futuros planes de mantenimiento de acuerdo a las condiciones actuales de los equipos, optimizando el proceso productivo, aumentando la

rentabilidad y la seguridad de la planta. Por este motivo, la presente investigación no solo estudia el incremento esperado de fallas en sistemas reparables con reparaciones mínimas, sino que también busca resaltar la importancia de proponer estrategias de mantenimiento más efectivas y proactivas para mejorar la situación futura.

El análisis de confiabilidad es usado ampliamente en aplicaciones industriales (Hu et al., 2021) debido a que esta metodología permite determinar y conocer el comportamiento de falla y la posible estimación de un pronóstico del número de eventos de falla, lo que conlleva a identificar cuáles son los equipos en los que se pueden presentar nuevos eventos de falla, así como su comportamiento operativo a largo plazo. El momento exacto en el que un equipo fallará no se puede determinar con certeza, no obstante, se puede usar el comportamiento del histórico de fallas y la ayuda de la estadística para estimar la probabilidad de ocurrencia del evento (Gasca et al., 2017). La validez de los resultados obtenidos depende de la precisión y exactitud de los datos, aunque en varias ocasiones no existen suficientes datos de fallas y no se pueden obtener los intervalos de confianza para los índices de confiabilidad (Carlos R Batista-Rodríguez, 2017).

La confiabilidad, disponibilidad y mantenibilidad en la industria automotriz son un factor crucial, pues las empresas buscan que exista una producción eficiente y continuidad operativa para cumplir con las demandas del mercado, reducir los costos de operación y mantenimiento, y aumentar la competitividad de su organización (Echeverr, 2018), adoptando una cultura de mejora continua (Dias et al., 2019).

Los sistemas se dividen en no reparables y reparables. En donde, si un sistema es no reparable presenta una única falla a lo largo de su vida (Brown et al., 2023), mientras que en un sistema reparable existen varios modos de falla. Los modelos más destacados para el análisis de la confiabilidad de sistemas reparables sujetos a reparaciones mínimas, son los procesos no-homogéneos de Poisson (Slimacek & Lindqvist, 2017) y para dichos sistemas, el cálculo de la confiabilidad involucra el análisis de los tiempos de operación y las tasas de fallas en ciclos de falla-reparación.

El interés por controlar la confiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad en las diferentes industrias surge debido a la necesidad de garantizar operaciones eficientes y con el menor tiempo de inactividad. La confiabilidad es la probabilidad de que un elemento pueda desempeñar su función requerida durante un intervalo de tiempo establecido y bajo condiciones definidas; si no hay fallas, el equipo es totalmente confiable; si la frecuencia de fallas es muy baja, la confiabilidad del equipo es aún aceptable; pero si la frecuencia de fallas es muy alta, el equipo es poco confiable, este análisis es de vital importancia cuando se requiere mantener la productividad. La mantenibilidad juega un papel fundamental ya que permite reparaciones rápidas y efectivas. Mientras que, la disponibilidad se refiere a la capacidad de los equipos para estar en condiciones operativas en un determinado tiempo.

El enfoque de la presente investigación es el desarrollo de una metodología eficiente que sea capaz de mejorar la gestión del mantenimiento y maximizar la confiabilidad de sus equipos, contribuyendo a una mayor eficiencia operativa. En este estudio, se aplicó dos modelos no-homogéneos de Poisson con distinta función de intensidad, el modelo Crow Amsaa y el modelo log-lineal para realizar la estimación o predicción del número de fallas en un periodo de tiempo de 5 años, con el fin de que el área de mantenimiento de la empresa tome decisiones en función de los resultados obtenidos respecto a la tasa de falla de los sistemas y a la reducción del tiempo medio entre fallas; para el cálculo se analizarán las fallas de todos los sistemas de la planta de soldadura de una ensambladora de vehículos según los datos obtenidos desde enero de 2022 a mayo de 2024.

Estado del arte:

En el ámbito de la industria automotriz, un tema de interés creciente es la mejora de la productividad, debido a la necesidad de garantizar la eficiencia y reducir los costos de mantenimiento, por lo que se han adoptado metodologías para optimizar la confiabilidad, disponibilidad y mantenibilidad (Soltanali et al., 2019).

La confiabilidad operacional constituye la capacidad de un sistema para cumplir la función requerida, dentro de un cierto contexto operacional, durante un periodo específico de tiempo (Echeverr, 2018); en términos matemáticos corresponde a la función inversa de la probabilidad de falla (Cruz et al., 2017), y permite mejorar la disponibilidad de los equipos, lo que conlleva un incremento de beneficios económicos en la organización (Montalvo et al., 2022).

La investigación de Orrantia y otros, aborda el desarrollo de una metodología para medir la confiabilidad en líneas de ensamble, dicha metodología consta de cinco etapas que incluyen la identificación del área de estudio, la recolección de información relevante como la hora de inicio y fin de una parada, el motivo y el problema ocurrido; la aplicación del modelo matemático donde las variables calculadas: capacidad de entrega, índice de eficiencia, calidad y disponibilidad, son analizadas mediante distribuciones probabilísticas y es seleccionada la distribución de mejor ajuste, la cual posee el valor más pequeño del estadístico Anderson-Darling; el análisis de resultados, etapa en la que se considera los índices críticos que afectan la confiabilidad; y por último, la propuesta de mejoras (Orrantia Daniel et al., 2022).

Según Zuo y Xiao, en el área de confiabilidad, las investigaciones pasadas suponían que el sistema analizado regresaba a su condición como cuando estaba nuevo, pero estas situaciones no son reales en la práctica, pues cuando el sistema se encuentra en operación, todos los componentes son afectados por el efecto del envejecimiento (Zuo & Xiao, 2022).

Para el análisis de confiabilidad, se identifican los sistemas no reparables y reparables, en donde se pueden realizar reparaciones mínimas, es decir actividades de mantenimiento para reparar únicamente el componente defectuoso, y reparaciones perfectas, en donde el sistema opera de manera tan efectiva como cuando estaba nuevo (Wu et al., 2024).

Mientras que, Mun y Kvam proponen el uso de modelos no homogéneos de Poisson (NHPP) para la modelación de datos de fallas monótonas por reparaciones mínimas en un sistema reparable, en donde se restaura el rendimiento de este precisamente a la misma condición en la que se encontraba antes de fallar, es decir aquel que puede ser recuperado a su condición operativa sin reemplazar necesariamente todos los componentes del sistema después de la reparación. Estos modelos son usados extensamente por ser manejables y flexibles matemáticamente debido a su capacidad para modelar una gran variedad de procesos de reparación reales (Mun et al., 2021). El modelo NHPP se caracteriza por su función de intensidad. EL ROCOF o tasa de ocurrencia de fallas del NHPP es equivalente a la función de riesgo y las formas monótonas para calcularlo son el modelo log-lineal analizado por Cox y Lewis y el modelo de ley de potencia estudiado por Crow (Krivtsov, 2007)

Los modelos de intensidad proporcional basados en NHPP, son log-lineal y Crow Amsaa que es una extensión del modelo de ley de potencia, que se caracterizan por ser capaces para modelar el comportamiento de un sistema en su etapa de vida útil (Bacha & Bellaouar, 2023).

En situaciones en las que se requiere obtener los valores más probables de una distribución se usa el método de máxima verosimilitud para estimar los parámetros de los modelos utilizando métodos numéricos como Newton-Raphson. Este enfoque permite justificar la selección del modelo que mejor se ajusta a los datos (Chávez-Cadena et al., 2020), (Bacha & Bellaouar, 2023).

Respecto al análisis del rendimiento de modelos NHPP, investigaciones con objetivos similares han usado el error cuadrático medio MSE, error absoluto medio MAE, error porcentual absoluto medio MAPE (Kim & Kim, 2016),(Chik et al., 2018), (Alsultan & Sulaiman, 2024)y el cálculo del coeficiente de correlación R^2 (N. K. Srivastava & Mondal, 2014) para determinar el modelo de mejor ajuste a los datos.

Estos estudios establecen un precedente para futuras investigaciones y resaltan la importancia del cálculo de confiabilidad en la industria automotriz para buscar soluciones óptimas, obtener la máxima producción y lograr el éxito empresarial (Paez Advincula, 2022).

Existen metodologías de simulación que permiten predecir y conocer el comportamiento operativo de los equipos, lo que hace posible la estimación de un pronóstico de eventos

de falla. En ocasiones se utilizan estimadores no paramétricos para el cálculo de la confiabilidad, que son útiles cuando se tienen datos censurados, tamaños de muestra pequeños o distribuciones desconocidas (Ramírez Montoya et al., 2022).

Materiales y métodos:

El desarrollo de esta metodología consta de cinco etapas, y previo a su desarrollo, se obtuvo los registros de fallas de una ensambladora de vehículos cuyas áreas productivas son: soldadura, pintura y ensamblaje; después de un análisis de la frecuencia de fallas y tiempos de reparación, se seleccionó la planta de soldadura por ser el área más crítica. La información recopilada, comprende los tiempos de reparación de enero de 2022 a mayo de 2024 de todos los sistemas de la planta cuyo tiempo de operación son 2880h anuales y se evaluó los sistemas que ocasionaron la mayor parte de paros de línea.

La etapa 1 consistió en la depuración de la base de datos de historial de mantenimiento de la planta de soldadura, en donde se eliminó registros duplicados, información inconsistente, modos de falla irrelevantes y errores de registro con el fin de garantizar la utilidad de los datos a analizar, este fue un paso crucial pues la cantidad y calidad de información es de gran importancia para minimizar los errores. En esta etapa se realizó una revisión y corrección minuciosa de errores en los registros de manera manual, los cuales se analizaron individualmente.

En la etapa 2 se identificó el área de estudio, en donde se realizó un diagrama Jack Knife para priorizar el análisis de los sistemas agudo-críticos de la planta, priorizando a los que posean el mayor tiempo medio de reparación (MTTR), que se calculó desde la base del histórico de fallas.

La información fue organizada a nivel de sistema como se muestra en la Tabla 1. en donde se capturó la fecha de inicio y fin de cada evento, el modo de falla, el tiempo de reparación (TTR) en horas. Además, se calculó el tiempo hasta la falla (TTF) que proporciona información valiosa para realizar pronósticos a futuro en un cierto intervalo de tiempo dado.

En la etapa 3, se realizó un estudio estadístico direccionado hacia equipos reparables, debido a que su estado operativo puede ser restaurado con una reparación después de la ocurrencia de una falla, puede presentar más de un modo de falla durante su vida útil y la tasa de fallas varía a través del tiempo. Se realizó un análisis gráfico y analítico de la tendencia de los datos del sistema con el fin de detectar si los sistemas poseen una tendencia significativa de disminución del tiempo entre fallas y pueden ser modelados con el proceso No-Homogéneo de Poisson, que es uno de los procesos estocásticos usados en ingeniería de confiabilidad por su capacidad para predecir el número de eventos que

ocurren aleatoriamente en un tiempo t con tasa de eventos variable (Alghamdi & Qurashi, 2023).

La etapa 4, consta de la aplicación del modelo Crow Amsaa y Log-lineal, para el pronóstico del número acumulado de fallas en un tiempo acumulado de operación, así como el MTBF estimado para por próximos cinco años de operación del sistema.

En la etapa final, se evaluó la precisión de los modelos utilizados mediante el cálculo de errores de pronóstico, con el fin de elegir aquel que garantice predicciones confiables.

Diagrama Nelson Aalen:

En la Figura 1. se observa de manera gráfica la tendencia de los datos de tiempo de falla y la degradación de la confiabilidad a lo largo del tiempo para un sistema reparable que ha tenido intervenciones mínimas a lo largo de su vida útil.

Test de tendencia de Laplace

El test de Laplace, es una prueba monótona que permite verificar si los datos siguen un proceso estocástico (Alghamdi & Qurashi, 2023) y se utiliza ampliamente para identificar tendencias en grupos de datos, pues se considera la prueba más apropiada para inferir si el conjunto de datos es de tipo NHPP (Hou et al., 2022).

El test de tendencia de Laplace cuando el sistema ha sido observado hasta t_0 se representa mediante la ecuación (1).

$$U = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n t_i}{n} - \frac{t_0}{2}}{t_0 \cdot \sqrt{\frac{1}{12 \cdot n}}}, \quad (1)$$

Donde, t_i son los tiempos acumulados de falla, t_0 es el tiempo de observación de las fallas y n es el número de eventos ocurridos.

Además, facilita reconocer el crecimiento o disminución de la confiabilidad, las hipótesis por comprobar son: Si $U = 0$ el proceso es estacionario, si $U > 0$ existe una tendencia creciente (sistema triste) y si $U < 0$ existe una tendencia decreciente (sistema feliz).

Modelo no-homogéneo de Poisson

Entre las teorías para modelar la confiabilidad de sistemas reparables, se encuentra el proceso no-homogéneo de Poisson, que es robusto y dispone la ventaja de manejar datos discretos tales como, número o tasa de ocurrencia de fallas, por lo que, son aplicados al análisis de fallas y de vida útil de diversos sistemas de ingeniería (Hashimoto & Takizawa, 2021).

Modelo Crow-Amsaa: El modelo Crow AMSAA, también conocido como proceso de ley de potencia (PLP) es usado y estudiado para el análisis de crecimiento de la confiabilidad. (P. W. Srivastava & Jain, 2011)

Al usar la estimación de máxima verosimilitud, los parámetros $\hat{\beta}$ y $\hat{\lambda}$, se puede calcular con las ecuaciones (2) y (3)

$$\hat{\beta} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{t_n}{t_i}\right)}, \quad (2)$$

$$\hat{\lambda} = \frac{n}{t_n^{\hat{\beta}}}, \quad (3)$$

Donde, t_i es el intervalo de tiempo acumulado para cada falla, t_n es el tiempo acumulado hasta la última falla y n es el total del registro de fallas.

Las hipótesis por comprobar son:

Si $\beta > 1$ deterioro de la confiabilidad

Si $\beta < 1$ crecimiento de la confiabilidad

Si $\beta = 1$ tasa de falla es constante.

El incremento o disminución de la confiabilidad puede ser cuantificado al observar aspectos como el MTBF o la tasa de fallo a través del tiempo (P. W. Srivastava & Jain, 2011).

La función de intensidad de fallas $\lambda(t)$ está dada por la ecuación (4).

$$\lambda(t) = \beta\lambda t^{\beta-1}; t \geq 0; \lambda, \beta > 0 \quad (4)$$

Donde, β es el parámetro de forma, que representa la tendencia de la tasa de fallas respecto al tiempo y λ es el parámetro de escala, que evidencia la intensidad de fallas en el sistema.

Mientras que el cálculo del tiempo medio entre fallas (MTBF), está definido por la ecuación (5)

$$MTBF(t) = \frac{1}{\lambda(t)}, \quad (5)$$

Modelo Log-Lineal

El modelo log-lineal es capaz de describir procesos con tendencia monótona durante el tiempo de funcionamiento

La tasa de fallas instantánea está dada por la ecuación (6).

$$\lambda(t) = e^{\alpha_0 + \alpha_1 t}, \quad (6)$$

Donde, α_0 es el parámetro de escala, α_1 es el parámetro de crecimiento que determina la mejora o deterioro del sistema a lo largo del tiempo y t es el tiempo de operación (Hashimoto & Takizawa, 2021).

Los parámetros α_1 y $\hat{\alpha}_0$ están dados por las ecuaciones (7) y (8).

$$\sum_{i=1}^n t_i + \frac{n}{\alpha_1} = \frac{nt_n}{1 - e^{-\alpha_1 t_n}}, \quad (7)$$

$$\hat{\alpha}_0 = \ln\left(\frac{n\hat{\alpha}_1}{e^{\alpha_1 t_n} - 1}\right), \quad (8)$$

El cálculo del número esperado de fallas está definido por la ecuación (9).

$$E(N(t_2) - N(t_1)) = \frac{e^{\alpha_0}}{\alpha_1} (e^{\alpha_1 t_2} - e^{\alpha_1 t_1}), \quad (9)$$

En cambio, el número esperado de fallas durante la vida útil se obtiene con la ecuación (10)

$$n(t) = \frac{e^{\alpha_0}}{\alpha_1} (e^{\alpha_1 t}), \quad (10)$$

El MTBF se calcula con la ecuación (11).

$$MTBF(t_1, t_2) = \frac{\alpha_1(t_2 - t_1)}{e^{\alpha_0}(e^{\alpha_1 t_2} - e^{\alpha_1 t_1})}, \quad (11)$$

Medición del error de los modelos

Existen criterios para la selección del modelo que se ajuste mejor a los datos. El criterio más significativo es el criterio de determinación y criterios de calidad de ajuste como el sesgo, error cuadrático medio (MSE), error medio absoluto (MAE), y el error porcentual absoluto medio (MAPE), además se realizó la medida del coeficiente de determinación R^2 (Alghamdi & Qurashi, 2023). A continuación, se encuentran las expresiones para medir cada error.

Coefficiente de determinación

El valor R es capaz de medir el ajuste exitoso del modelo, desde la varianza de los datos evaluados (Kim & Kim, 2016).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (m_t - \hat{m}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (m_t - \bar{m})^2}, \quad (12)$$

Donde, m_t son los valores observados de la variable dependiente, \hat{m}_t son las predicciones del modelo y \bar{m} es la media de los valores observados.

El modelo con el R^2 mayor y cercano a 1, se considera el modelo más eficiente (Kim & Kim, 2016).

Error cuadrático medio (MSE)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n |m(t) - \hat{m}(t)|^2}{n - k}, \quad (13)$$

Donde, n es el número total de datos observados, m_t son los valores observados, \hat{m}_t son los valores pronosticados por el modelo para cada observación y k es el número de parámetros estimados en el modelo.

Error medio absoluto (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |m(t) - \hat{m}(t)|, \quad (14)$$

Donde, n es el número total de datos observados, m_t son los valores observados, \hat{m}_t son los valores pronosticados por el modelo.

Error porcentual absoluto medio (MAPE)

Para realizar una comparación de los modelos y determinar cuál es el mejor, se usa también el error porcentual absoluto medio (MAPE), según la siguiente fórmula:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|m(t) - \hat{m}(t)|}{m(t)}, \quad (15)$$

Donde $m(t)$ representa el valor real, $\hat{m}(t)$ el valor estimado y n el número de observaciones (Alsultan & Sulaiman, 2024).

En la etapa final, se evaluó la capacidad predictiva de cada modelo y se seleccionó el que muestre la menor tasa de error posible.

Resultados y discusión:

En el presente estudio, se analizaron modelos predictivos para analizar sistemas reparables en una planta de soldadura de una ensambladora de vehículos, con el objetivo de evaluar la confiabilidad mediante la predicción del número acumulado de fallas y el tiempo medio entre fallas (MTBF).

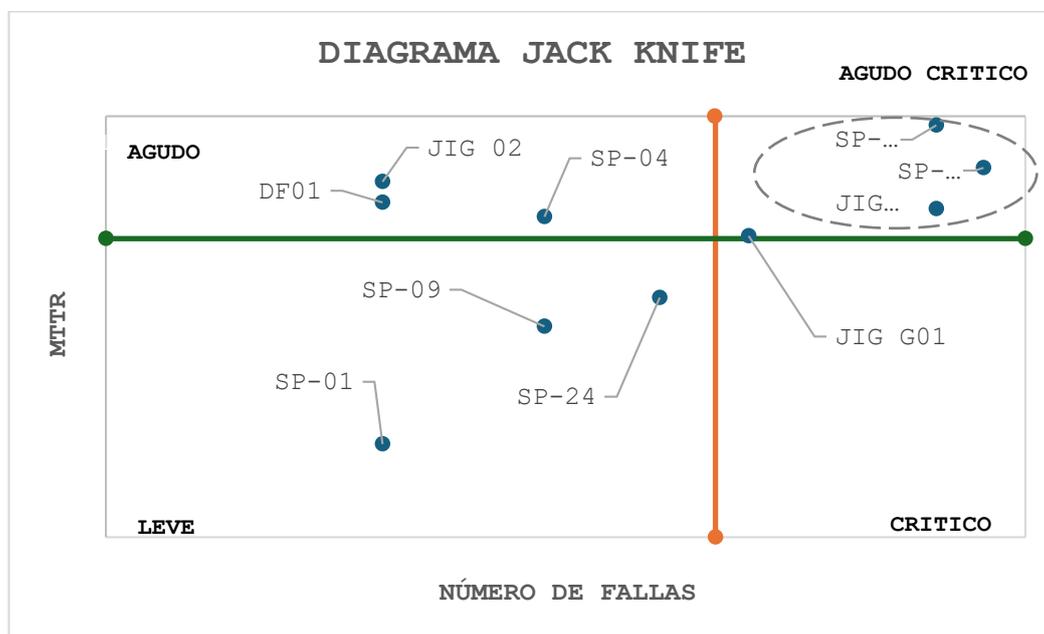
En este apartado, se presentan los resultados obtenidos una vez finalizadas las cinco etapas de la investigación.

En la Figura 1. se muestra un gráfico de dispersión logarítmica, denominado diagrama Jack Knife, usado como método de priorización el cual permite identificar los sistemas que más paros de línea han ocasionado en la planta de soldadura, es decir los que más han afectado a la productividad de la empresa según los registros de 2022 a 2024.

Se logró clasificar los sistemas en diferentes categorías: agudo crítico, crítico, agudo, y leve. El resultado de este método de priorización determinó que los sistemas SP-01, SP-09 y SP-24, forman parte de una zona leve; DF01, JIG 02 y SP-04 son considerados agudos; JIG G01 se encuentra en la zona crítica; mientras que los sistemas SP-43, SP-16 y JIG MB-10 requieren de mayor atención por parte del departamento de mantenimiento, al ser considerados agudo-críticos por ocasionar mayores interrupciones y ocurrir con mayor frecuencia respecto a los demás sistemas de la planta.

Figura 1

Diagrama Jack Knife - Método de priorización



Una vez identificados los sistemas agudo-críticos, se procedió al análisis de los datos y se calculó los tiempos hasta la falla.

Tabla 1*Tiempos de reparación de la soldadora SP-43*

SOLDADORA SP-43					
N°	FECHA INICIO	FECHA FIN	MODO DE FALLA	TTR	TTF
1	04/01/2022 11:48	04/01/2022 12:02	Falla eléctrica de pistola	0,23	
2	03/08/2022 11:46	03/08/2022 12:52	Cable de balancín SP43B roto	1,10	5064,83
3	27/10/2022 8:35	27/10/2022 8:55	Puntas de pistola desalineadas	0,33	2036,05
4	09/12/2022 14:55	09/12/2022 16:47	Falla eléctrica de pistola	1,87	1039,87
5	10/04/2023 8:22	10/04/2023 9:30	Falla eléctrica de pistola	1,13	2920,72
6	12/05/2023 9:45	12/05/2023 10:00	Cable de balancín roto	0,25	768,50
7	22/06/2023 12:00	22/06/2023 13:30	Espiral de soldadora roto	1,50	987,50
8	04/08/2023 12:35	04/08/2023 12:45	Cable secundario roto	0,17	1031,25
9	07/09/2023 7:55	07/09/2023 8:07	Cable primario roto	0,20	811,37

Tabla 2*Tiempos de reparación de la soldadora SP-16*

SOLDADORA SP-16					
N°	FECHA INICIO	FECHA FIN	MODO DE FALLA	TTR	TTF
1	31/10/2022 11:45	31/10/2022 12:20	Falla eléctrica de pistola	0,58	
2	17/01/2023 12:57	17/01/2023 13:11	Falla eléctrica de pistola	0,23	1872,85
3	27/03/2023 9:20	27/03/2023 10:00	Cable de balancín roto	0,67	1652,82
4	09/08/2023 8:27	09/08/2023 8:40	Falla eléctrica de pistola	0,22	3238,66
5	05/09/2023 10:15	05/09/2023 12:15	Falla eléctrica de pistola	2,00	651,58
6	13/10/2023 8:45	13/10/2023 9:00	Cable secundario roto	0,25	908,75
7	15/01/2024 9:55	15/01/2024 13:15	Falla eléctrica de pistola	3,33	2260,25
8	29/05/2024 11:05	29/05/2024 11:25	Cable de balancín roto	0,33	3238,17

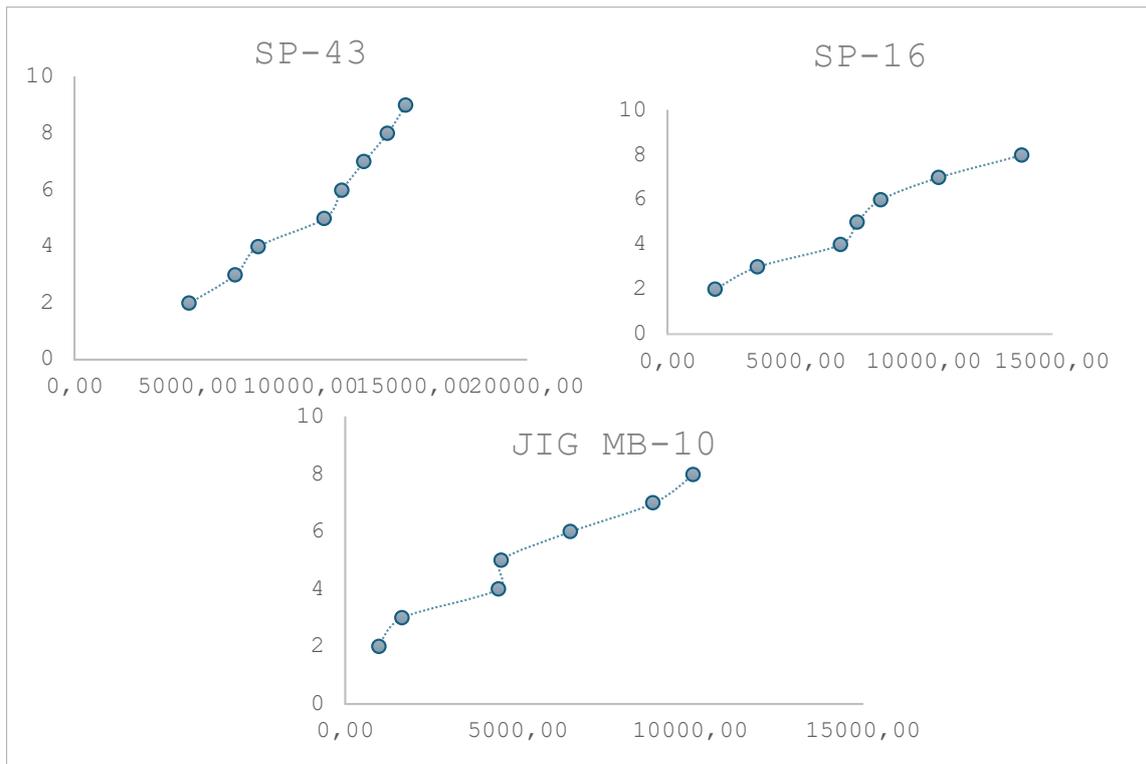
Tabla 3*Tiempos de reparación de equipo de sujeción MB-10*

EQUIPO DE SUJECIÓN MB-10					
N°	FECHA INICIO	FECHA FIN	MODO DE FALLA	TTR	TTF
1	18/01/2022 7:50	18/01/2022 8:30	Pin roto	0,67	
2	28/02/2022 10:35	28/02/2022 10:45	Pin roto	3,22	989,30
3	28/03/2022 8:43	28/03/2022 8:50	Pin roto	0,12	667,03
4	22/07/2022 11:25	22/07/2022 11:45	Kit de pistón roto	0,33	2786,92
5	25/07/2022 14:16	25/07/2022 14:30	Sensor doble señal desregulado	0,23	74,75
6	17/10/2022 7:45	17/10/2022 7:52	Pin roto	0,12	2009,37
7	25/01/2023 9:00	25/01/2023 9:15	Manguera de control rota	0,25	2401,38
8	14/03/2023 10:15	14/03/2023 10:47	Sensor inductivo desregulado	0,53	1153,53

En la Figura 2. se presenta el análisis de supervivencia denominado, diagrama Nelson-Aalen, usado como método gráfico para la visualización de la acumulación de tiempos hasta la falla en un intervalo de tiempo. Se observa una tendencia creciente por lo que se asume que la tasa de falla aumenta con el tiempo y que son sistemas inestables.

Figura 2

Diagrama Nelson-Aalen



Para verificar la hipótesis de que los datos de falla satisfacen las características que posee un NHPP, y verificar si es idóneo, se realizó un test estadístico denominado test de Laplace usando la ecuación (1), con un nivel de significancia de 0,10.

Tabla 4

Test de tendencia

SISTEMA	ESTADÍSTICO U
SP-43	2,16
SP-16	0,37
JIG MB-10	0,24

Todos los valores obtenidos son $U > 0$, por lo que se acepta la hipótesis de la existencia de una tendencia creciente y se asume que se trata de un sistema triste.

Se estimó los parámetros de los modelos estudiados con las ecuaciones obtenidas con el método de máxima verosimilitud, ecuación (2) y (3) para el modelo Crow Amsaa y (7) y (8) para los parámetros del modelo log-lineal. Para este último modelo se usó el método numérico de Newton-Raphson con la ayuda de la biblioteca scipy en Python.

Tabla 5

Estimación de parámetros de los modelos

MODELO	PARÁMETROS	SP-43	SP-16	JIG MB-10
Crow Amsaa	β	2,611	1,278	1,110
	λ	$1,05 \times 10^{-10}$	$3,05 \times 10^{-5}$	$2,51 \times 10^{-4}$
Log-lineal	α_0	-9,373	-7,842	-7,435
	α_1	0,0002056	$3,54 \times 10^{-5}$	$3,13 \times 10^{-5}$

Una vez calculados los parámetros de los modelos, se los utilizó para la estimación o pronóstico del número de fallas esperado en un periodo de operación t para sistemas reparables, en los cuales se realiza la reparación mínima requerida para poner al equipo en operación nuevamente. El número de fallas pronosticadas para los próximos 5 años con los dos modelos estudiados se muestra en la tabla 3.

Tabla 6

Número estimado de fallas en 5 años

Tiempo acumulado de operación (h)	Número esperado de fallas					
	SP-43		SP-16		JIG MB-10	
	Modelo Crow Amsaa	Modelo Log-lineal	Modelo Crow Amsaa	Modelo Log-lineal	Modelo Crow Amsaa	Modelo Log-lineal
17545,56	13	8	9	9	9	9
20425,56	19	13	11	11	12	12
23305,56	27	23	13	13	14	15
26185,56	36	41	15	16	16	18
29065,56	48	74	17	19	19	22

Las Figuras 3, 4 y 5 corresponden a las gráficas del número acumulado de fallas en un tiempo acumulado de operación de los sistemas SP-43, SP-16 y JIG MB-10 respectivamente. Los primeros puntos comprenden las fallas acumuladas conocidas y tomadas de la base de datos del histórico de mantenimiento, mientras que los siguientes forman parte de una zona de pronóstico y son valores aleatorios creados a partir de la información previa recopilada. Para dichas gráficas, se presenta los pronósticos del modelo Crow Amsaa en el lado izquierdo (a) y del modelo log-lineal en el lado derecho (b).

Figura 3

Número de fallas proyectadas (SP-43)

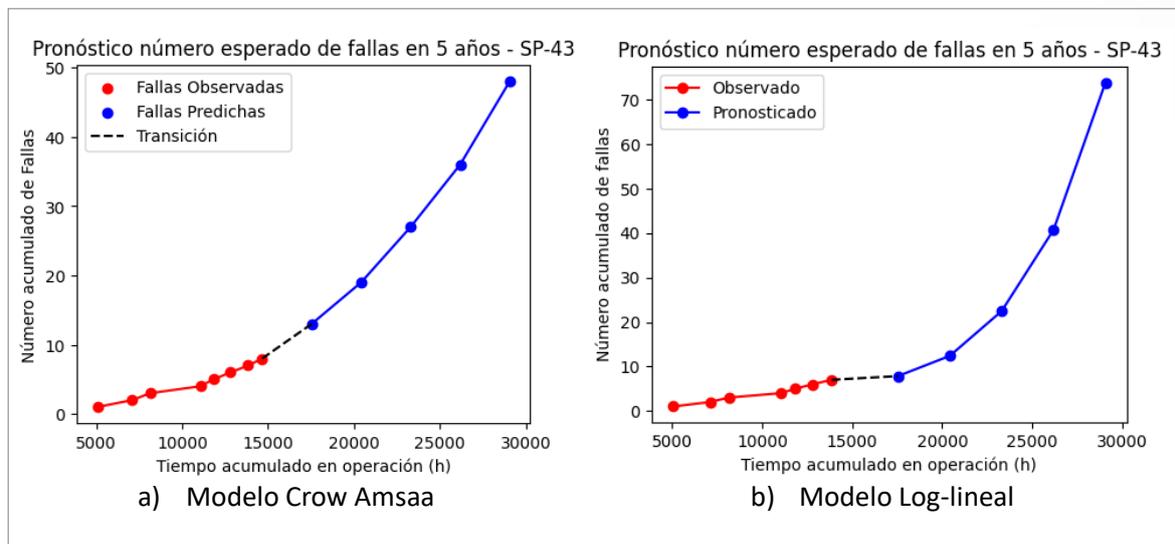


Figura 4

Número de fallas proyectadas (SP-16)

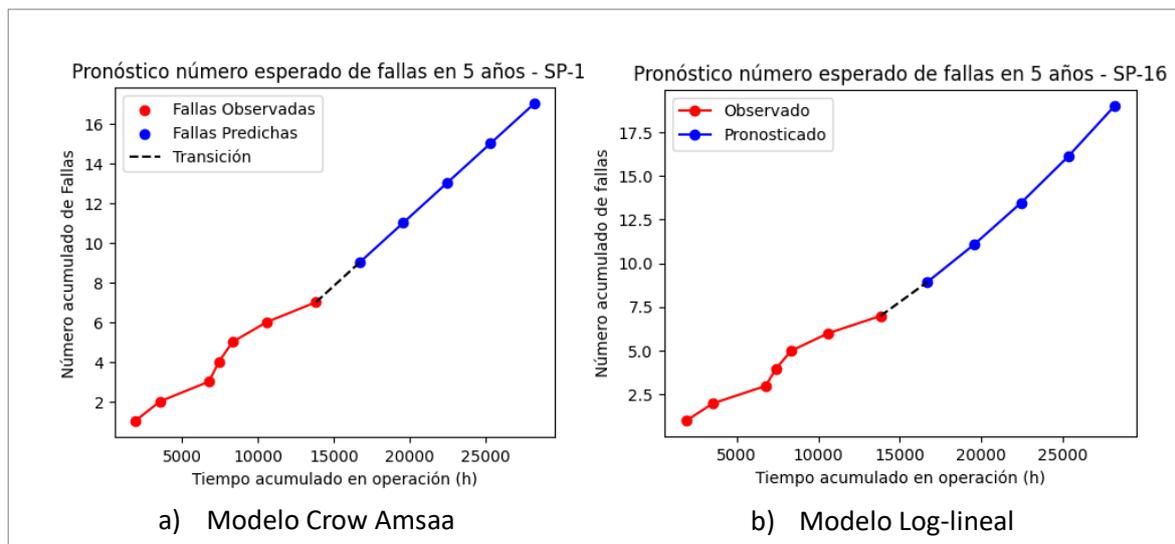
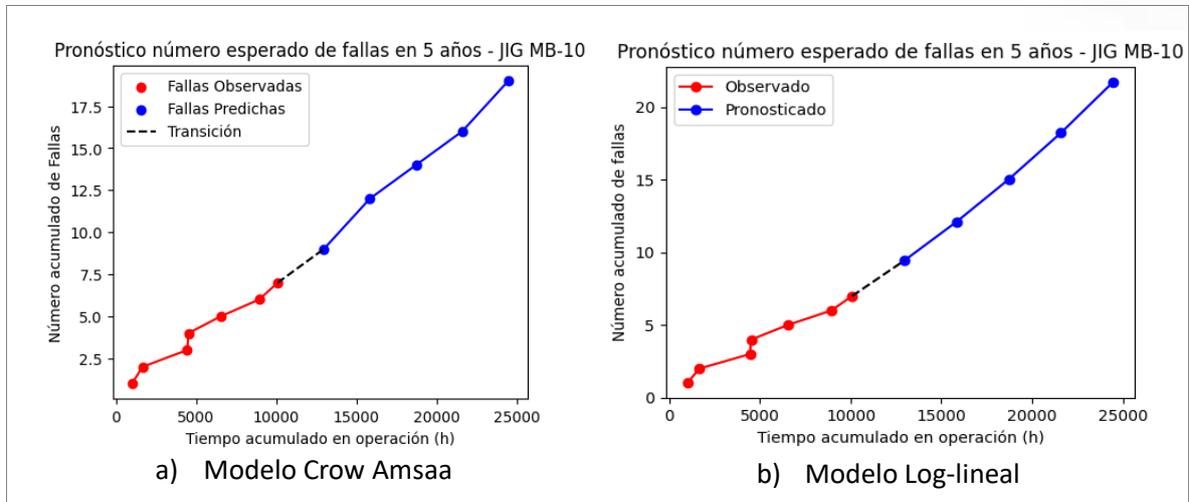


Figura 5

Número de fallas proyectadas (JIG MB-10)



Para el sistema SP-43, el modelo de Crow Amsaa pronosticó 13 fallas en el primer año a partir de la última observación, 19, 27, 36 y 48 para el año dos, tres, cuatro y cinco respectivamente, mientras que el modelo log-lineal 8, 12, 22, 40 y 73 fallas. Para SP-16, el modelo Crow Amsaa estimó 9, 11, 13, 15 y 17 fallas para los próximos 5 años de operación; mientras que el modelo log-lineal 8, 11, 13, 16 y 19 fallas. Para el JIG MB-10, el modelo Crow Amsaa, proyectó 9, 12, 14, 16 y 19 fallas para los siguientes 5 años; por otro lado, el modelo log-lineal 9, 12, 15, 18 y 21 fallas.

Este incremento pronosticado refleja la degradación de los sistemas analizados en su conjunto debido a que únicamente se hacen reparaciones mínimas que pueden acumularse a lo largo del tiempo y generar fallas con mayor frecuencia.

Para el análisis de confiabilidad, se calculó el tiempo medio entre fallas (MTBF), con el fin de conocer el intervalo en horas que puede transcurrir para que ocurra una falla, conocer este tiempo es significativo porque es un indicador del rendimiento esperado del equipo (de Abreu et al., 2018).

Figura 6

Tiempo medio entre fallas proyectadas para los próximos 5 años

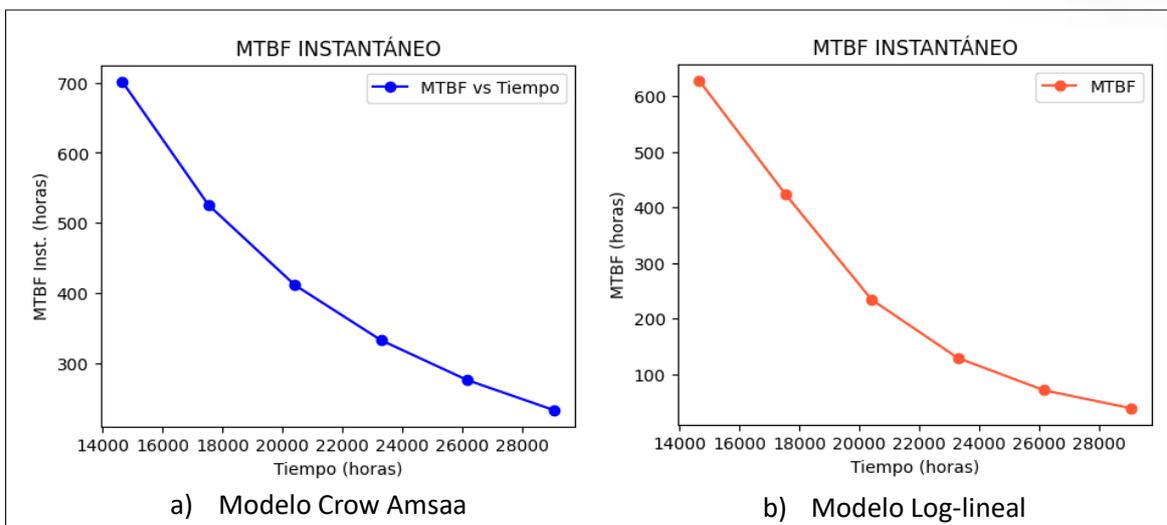


Figura 7

Tiempo medio entre fallas proyectadas para los próximos 5 años

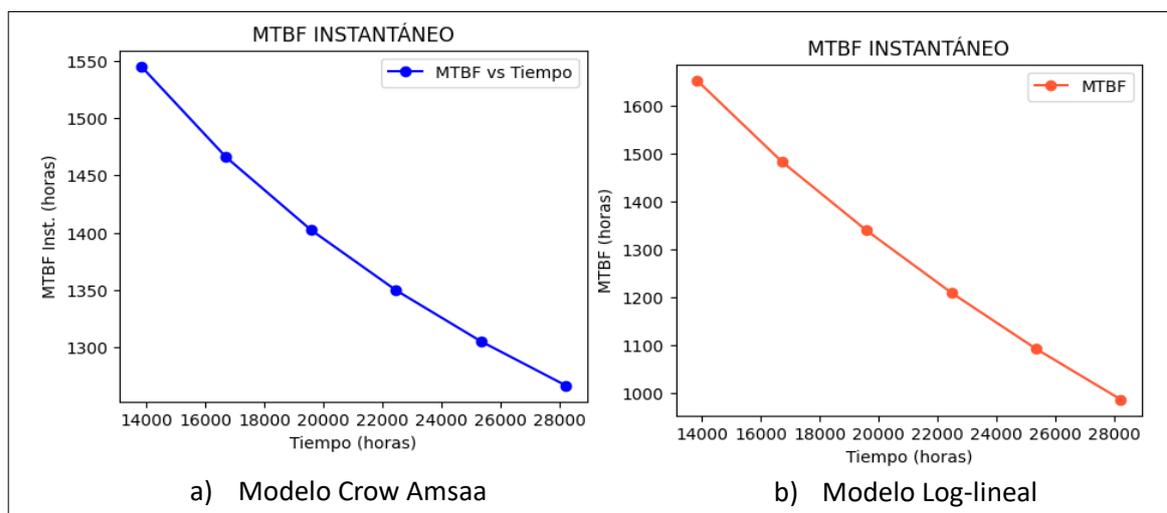
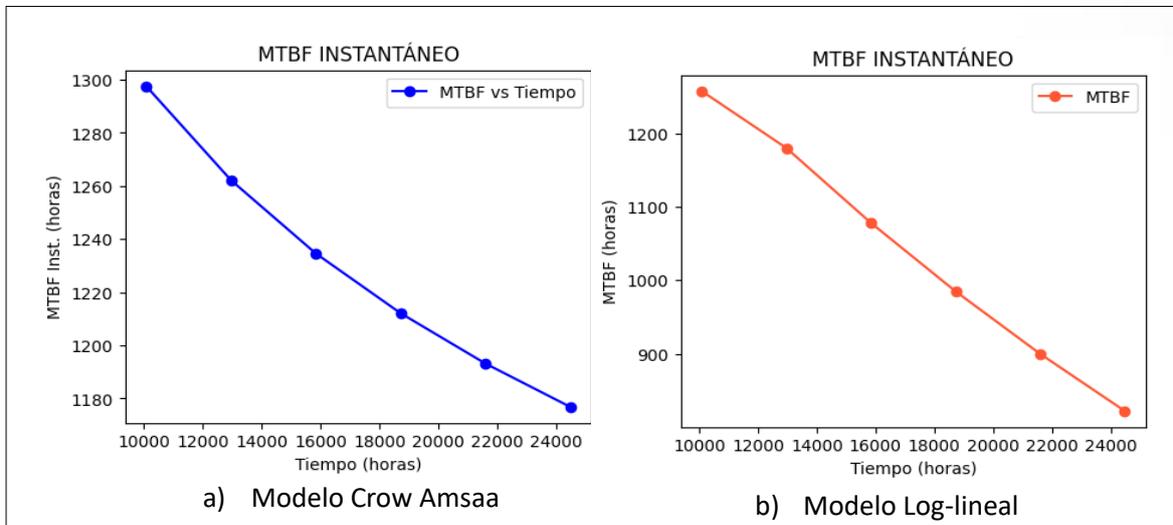


Figura 8

Tiempo medio entre fallas proyectadas para los próximos 5 años



Las Figuras 6, 7 y 8 muestran las gráficas del MTBF en función del tiempo de los sistemas SP-43, SP-16 y JIG MB-10 respectivamente, modelo Crow Amsaa (derecha) y modelo log-lineal (izquierda). En estas gráficas se observa una notable reducción de los tiempos entre fallas, por lo que se deben plantear estrategias de mantenimiento efectivas para optimizar el funcionamiento con el paso del tiempo.

La calidad de las estimaciones calculadas debe ser validada e incurrir en el menor error posible. Se realizó la medición del error para cuantificar la diferencia entre los valores predichos y los valores reales.

El desempeño de los modelos NHPP implementados se evaluó a través de la medida del coeficiente de determinación R^2 , error cuadrático medio (MSE), error medio absoluto (MAE), y el error porcentual absoluto medio (MAPE) para garantizar la precisión del modelo que se plantea en el estudio. Los resultados se muestran en la tabla 7.

Tabla 7

Medición de errores de los modelos

CRITERIOS	SP-43		SP-16		JIG MB-10	
	Crow-AMSAA	Log-Lineal	Crow-AMSAA	Log-Lineal	Crow-AMSAA	Log-Lineal
R^2	0,931	0,080	0,843	0,895	0,889	0,918
MSE	0,359	4,827	0,628	0,304	0,445	0,238
MAE	0,455	1,099	0,661	0,479	0,519	0,458
MAPE	19,11 %	24,24 %	22,26 %	16,22 %	21,35 %	19,79 %

Para la selección del mejor modelo se tomó como criterio principal el valor del error obtenido; el modelo Crow-Amsaa presentó todos los errores evaluados con el menor valor. Además, se determinó un valor del coeficiente de determinación R^2 igual a 0,932, es decir que el 93,2 % de la variabilidad en la variable dependiente, es explicado por el modelo predictivo, por lo que se asume que se trata de un modelo cuyas estimaciones se ajustan adecuadamente a los datos observados del sistema SP-43.

En el caso del sistema SP-16 y JIG MB-10 el modelo de mejor ajuste fue log-lineal según la observación de los errores y el coeficiente R^2 de 0,895 y 0,918 respectivamente.

Conclusiones

- En este estudio, se ha explorado dos modelos fundamentales para la evaluación de la confiabilidad de sistemas reparables: Crow-AMSAA y el modelo Log-lineal, los cuales ofrecen herramientas poderosas para analizar y predecir la tasa de fallas, y el tiempo medio entre fallas (MTBF), parámetros esenciales para la efectiva gestión de activos y la planificación del mantenimiento.
- La evaluación comparativa realizada, ha demostrado la capacidad que tienen ambos modelos para pronosticar de manera efectiva el número de fallas y estimar el MTBF. La precisión de estas predicciones se determinó utilizando métricas estándar como el Error Cuadrático Medio (MSE), el Error Absoluto Medio (MAE) y el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), proporcionando una medida cuantitativa que permita observar el mejor ajuste del modelo con relación a los datos observados, con el fin de seleccionarlo y aplicarlo correctamente. Según la medición de errores se determinó que para el sistema SP-43, el modelo Crow Amsaa tiene mayor capacidad de pronóstico, mientras que para los sistemas SP-16 y JIG MB10 el modelo log-lineal presenta un mejor ajuste; dichos modelos pueden ser usados para monitorear y mejorar la confiabilidad, y optimizar la gestión de mantenimiento de la planta.
- Según el análisis, se observa que la tasa de reparación de los sistemas aumenta con el tiempo, y existe una disminución de los intervalos de tiempo medio entre fallas (MTBF), lo que indica un deterioro de la confiabilidad de estos, por lo que es necesario plantear estrategias de mantenimiento que permitan aumentar el tiempo medio entre fallas, reducir las paradas productivas, y tener una evaluación continua de fallas para la planificación, programación y ejecución de tareas de mantenimiento.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

Referencias Bibliográficas

- Alghamdi, S. M. A., & Qurashi, M. E. (2023). A comparison between the nonhomogeneous Poisson and α -series processes for estimating the machines' fault time of thermal electricity. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 10(5), 12–19. <https://doi.org/10.21833/ijaas.2023.05.002>
- Alsultan, F. A., & Sulaiman, M. S. (2024). Bayesian Estimation of Power Law Function in Non-homogeneous Poisson Process Applied in Mosul Gas Power Plant - Iraq. *Iraqi Journal of Science*, 65(5), 2596–2604. <https://doi.org/10.24996/ijcs.2024.65.5.20>
- Bacha, S., & Bellaouar, A. (2023). Assessment of the Effectiveness of Maintenance Actions and the Influence of Covariates on the Reliability of Gas Turbines using the Extended Generalized Proportional Intensity Model. *International Journal of Performability Engineering*, 19(4), 283–290. <https://doi.org/10.23940/ijpe.23.04.p7.283290>
- Brown, B., Liu, B., McIntyre, S., & Revie, M. (2023). Reliability evaluation of repairable systems considering component heterogeneity using frailty model. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 237(4), 654–670. <https://doi.org/10.1177/1748006X221109341>
- Carlos R Batista-Rodríguez, R. I. U.-S. (2017). Proposal of a bootstrapping methodology to calculate reliability indexes. *Ingeniería y Competitividad*, 19(2), 102–108.
- Chávez-Cadena, M. I., Jiménez-Cargua, J. W., & Cucuri-Pushug, M. I. (2020). Análisis de confiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad (CMD) del sistema de reinyección de agua de formación. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 5(9), 249. <https://doi.org/10.35381/r.k.v5i9.647>
- Chik, L., Albrecht, D., & Kodikara, J. (2018). Modeling Failures in Water Mains Using the Minimum Monthly Antecedent Precipitation Index. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 144(4), 1–6. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)wr.1943-5452.0000926](https://doi.org/10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000926)
- Cruz, P., Echaveguren, T., & González, P. (2017). Estimación del potencial de rollover de vehículos pesados usando principios de confiabilidad. *Revista Ingeniería de Construcción*, 32(1), 5–14. <https://doi.org/10.4067/s0718-50732017000100001>
- de Abreu, M. N. G., Esquerre, K. P. S. O. R., Massa, A. R. C. d. G., & Pessoa, R. W. S. (2018). Reliability analysis associated with maintenance of online analyzers. In *Computer Aided Chemical Engineering* (Vol. 44, Issue 2004). Elsevier Masson

SAS. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-64241-7.50220-2>

Dias, P., Silva, F. J. G., Campilho, R. D. S. G., Ferreira, L. P., & Santos, T. (2019). Analysis and improvement of an assembly line in the automotive industry. *Procedia Manufacturing*, 38(2019), 1444–1452. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.143>

Echeverr, A. (2018). *Análisis bibliográfico de la confiabilidad operacional en sistemas técnicos complejos*.

Gasca, M. C., Camargo, L. L., & Medina, B. (2017). Sistema para Evaluar la Confiabilidad de Equipos Críticos en el Sector Industrial. *Informacion Tecnologica*, 28(4), 111–124. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642017000400014>

Hashimoto, T., & Takizawa, S. (2021). Prediction of membrane failure in a water purification plant using nonhomogeneous poisson process models. *Membranes*, 11(11). <https://doi.org/10.3390/membranes11110800>

Hou, Y. F., Huang, C. Y., & Fang, C. C. (2022). Using the Methods of Statistical Data Analysis to Improve the Trustworthiness of Software Reliability Modeling. *IEEE Access*, 10, 25358–25375. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3154103>

Hu, Z., Mansour, R., Olsson, M., & Du, X. (2021). Second-order reliability methods: a review and comparative study. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 64(6), 3233–3263. <https://doi.org/10.1007/s00158-021-03013-y>

Kim, K. S., & Kim, H. C. (2016). The performance analysis of the software reliability NHPP log-linear model depend on viewpoint of the learning effects. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(37). <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i37/101785>

Krivtsov, V. V. (2007). Practical extensions to NHPP application in repairable system reliability analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, 92(5), 560–562. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2006.05.002>

Montalvo, R. B., Villar, L., Armando, L., Concepción, D., Alfonso, A., Ángel, A., Soto, R., & Rodríguez, A. (2022). *Modificación de la metodología 6 Sigma para comprobación del rediseño de un filtro rotatorio de un producto biológico*. 30, 124–133.

Mun, B. M., Kvam, P. H., & Bae, S. J. (2021). Mixed-Effects Nonhomogeneous Poisson Process Model for Multiple Repairable Systems. *IEEE Access*, 9, 71900–71908. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3077605>

- Orrantia Daniel, G., Sánchez Leal, J., De la Riva Rodríguez, J., Reyes Martínez, R. M., & Herrera Ríos, E. B. (2022). Metodología para medir la confiabilidad en líneas de ensamble. *RIDE Revista Iberoamericana Para La Investigación y El Desarrollo Educativo*, 12(24). <https://doi.org/10.23913/ride.v12i24.1217>
- Paez Advincula, R. R. (2022). Importancia de la ingeniería de confiabilidad operacional para el desarrollo empresarial. *Industrial Data*, 25(1), 137–156. <https://doi.org/10.15381/idata.v25i1.21224>
- Ramírez Montoya, J., Ramos Ramírez, E., & Martínez Salazar, J. L. (2022). Estimación de la función de confiabilidad usando remuestreo Jackknife y transformaciones. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 32(1), 71–82. <https://doi.org/10.18359/rcin.5682>
- Slimacek, V., & Lindqvist, B. H. (2017). Nonhomogeneous Poisson process with nonparametric frailty and covariates. *Reliability Engineering and System Safety*, 167, 75–83. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2017.05.026>
- Soltanali, H., Garmabaki, A. H. S., Thaduri, A., Parida, A., Kumar, U., & Rohani, A. (2019). Sustainable production process: An application of reliability, availability, and maintainability methodologies in automotive manufacturing. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 233(4), 682–697. <https://doi.org/10.1177/1748006X18818266>
- Soltanali, H., Rohani, A., Tabasizadeh, M., Abbaspour-Fard, M. H., & Parida, A. (2020). Operational reliability evaluation-based maintenance planning for automotive production line. *Quality Technology & Quantitative Management*, 17(2), 186–202. <https://doi.org/10.1080/16843703.2019.1567664>
- Srivastava, N. K., & Mondal, S. (2014). Predictive maintenance using FMECA method and NHPP models. *International Journal of Services and Operations Management*, 19(3), 319–337. <https://doi.org/10.1504/IJSOM.2014.065367>
- Srivastava, P. W., & Jain, N. (2011). Reliability prediction during development phase of a system. *Quality Technology and Quantitative Management*, 8(2), 111–124. <https://doi.org/10.1080/16843703.2011.11673251>
- Wu, J., Dohi, T., & Okamura, H. (2024). A novel lifetime analysis of repairable systems via Daubechies wavelets. *Annals of Operations Research*, 1–4. <https://doi.org/10.1007/s10479-024-06074-6>
- Zuo, K., & Xiao, M. (2022). A repairable multi-state system with a general α -series process and an order-replacement policy. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 51(20), 7021–7037. <https://doi.org/10.1080/03610926.2020.1869991>

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Ciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Ciencia Digital**.



Indexaciones

