



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



DESARROLLO Y EVALUACIÓN DE UN MODELO DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA PROCESO DE INCORPORACIÓN DE ACTIVOS ARTICULADO BAJO LA NORMA ISO 55001:2024

Fundación Universitaria Los Libertadores

Carrera 16 # 63ª-68

E.mail: jdrodriguez01@libertadores.edu.co

Bogotá, D.C. – Colombia

Planteamiento del problema

En la actualidad, las decisiones de incorporación de activos suelen basarse en hojas de cálculo y modelos deterministas que no logran capturar la complejidad de entornos dinámicos ni la incertidumbre asociada a la confiabilidad. Esto genera riesgos de subestimar costos de fallas o sobrestimar beneficios, derivando en inversiones poco rentables.

La norma ISO 55001:2024 [1] ofrece un marco para alinear la gestión de activos con los objetivos estratégicos, promoviendo transparencia y trazabilidad. Sin embargo, no define una metodología que integre de forma efectiva el análisis de costos del ciclo de vida (LCCA), los modelos de confiabilidad y los indicadores financieros. De manera complementaria, la literatura en gestión de activos muestra que la distribución de Weibull permite estimar tasas de falla con mayor precisión [2], mientras que el aprendizaje automático ha demostrado mejorar la predicción de fallas y apoyar la toma de decisiones [3], [4]. No obstante, estas iniciativas suelen aplicarse de forma aislada, sin un marco que combine de manera conjunta la norma ISO 55001:2024, confiabilidad, análisis de costos del ciclo de vida (LCCA) e indicadores financieros como VPN, TIR, Payback e índice de rentabilidad (PI).

La falta de un modelo integral limita a las organizaciones a contar con herramientas para reducir la incertidumbre y evaluar con solidez la rentabilidad de las alternativas de inversión.

En este sentido, la investigación se orienta a responder la siguiente pregunta:

¿De qué manera un modelo de aprendizaje automático, integrado al análisis de costos del ciclo de vida y articulado bajo los lineamientos de la norma ISO 55001:2024, puede mejorar la estimación de fallas y la evaluación financiera de alternativas de incorporación de activos?

Marco teórico

1. Gestión de Activos y Norma ISO 55001:2024

La gestión de activos constituye un enfoque estratégico que busca maximizar el valor que generan los activos físicos a lo largo de su ciclo de vida. La norma ISO 55001:2024 establece un marco de referencia para alinear la gestión técnica y financiera con los objetivos de la organización, lo cual permite mejorar la trazabilidad, eficiencia y sostenibilidad en entornos intensivos en infraestructura [5]. Asimismo, la norma propone estructurar las etapas del ciclo de vida como se ilustra en la figura 1.



Figura 1. Etapas del ciclo de vida del activo según la norma ISO 55001:2024. Fuente: Elaboración propia a partir de ISO 55001 y Microsoft Office.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



2. Análisis de Costos del Ciclo de Vida (LCCA)

El análisis de costos del ciclo de vida por sus siglas en inglés (LCCA) constituye una metodología clave para estimar los costos totales de un activo desde su adquisición hasta su disposición final, integrando tanto gastos de inversión (CAPEX) como de operación y mantenimiento (OPEX) [6], [7]. Se ha aplicado en sectores como construcción, pavimentación, energía y manufactura, favoreciendo decisiones de incorporación sostenibles [8], [9], [10].

Siguiendo los lineamientos de la norma 55001 sin dejar de lado las normas, ASTM E917[11] e ISO 15686-5[12] que generalmente son orientadas a otro tipo de activos, pero, permiten guiar el proceso para la estimación total de costos del ciclo de vida, así como sus indicadores financieros. En base a lo anterior, la ecuación 1 relaciona los costos totales que se analizan en el ciclo de vida.

$$LCC = \sum_{t=0}^n \frac{C_t}{(1+i)^t} \quad (1)$$

Donde;

LCC, representa el costo de ciclo de vida del producto.

t, Años de análisis particular, puede ir desde 0 hasta **N**.

Ct, Suma de todos los costos incluidos costos iniciales y futuros, menos los flujos de caja positivos, en el período t.

n, Es el número de años del período en estudio.

i, Es la tasa de descuento utilizada para ajustar los flujos de cajas a valores actuales.

3. Confiabilidad y Distribución de Weibull

La confiabilidad $R(t)$ modelada a partir de la distribución de Weibull de dos parámetros (forma β y escala η) [13], adecuada para

equipos electromecánicos con tasas de falla decrecientes, constantes o crecientes. A partir de lo anterior, como ecuaciones fundamentales del modelo Weibull según Rinne[14] y Torres[15] se tiene la ecuación 2:

$$R_t = \exp \left[- \left(\frac{t - t_0}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (2)$$

Donde;

t_0 , Es el parámetro de posición en tiempo de la vida mínima y define la distribución.

t, Es el tiempo total de análisis.

η , Es el parámetro de escala que representa la extensión de la distribución a lo largo del eje del tiempo.

β , Es el parámetro de forma.

Por otro lado, la ecuación 3 y la ecuación 4 presentan la función acumulativa de fallos (F_t) y la tasa de fallos (λ_t) respectivamente.

$$F_t = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t - t_0}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (3)$$

$$\lambda_t = \frac{\beta}{\eta} \cdot \left(\frac{t - t_0}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (4)$$

Asimismo, para la estimación de los tiempos entre fallas (TBF) por cada camión y de los valores de β y η se utiliza el método de rangos medianos (MRR) y se grafica en el papel de Weibull. Del cual, se ajusta una línea recta a los puntos graficados en donde la pendiente de esta recta corresponde a β , mientras que la intercepción se utiliza para estimar el parámetro de escala η . En la figura 2, se puede observar un ejemplo de esta pendiente junto con valores de otro caso de estudio diferente.



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia

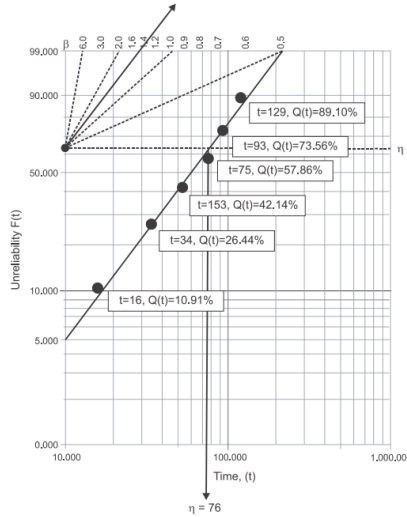


Figura 1: Resolución de rangos medianos utilizando el gráfico de Weibull. Tomada de Torres [15].

Finalmente, la tasa media entre fallas (MTBF) se determina mediante la ecuación 5 Rinne[14], donde Γ , corresponde a la función gama la cual indica que tan lejana está el promedio de la tasa media entre fallas de la vida característica η y el parámetro de forma β .

$$MTBF = \eta \Gamma \left(1 + \frac{1}{\beta} \right) \quad (5)$$

Por otro lado, el tiempo al 10% de fallas se encuentra dado a partir de la ecuación 6.

$$t_{10} = \eta (-\ln 0.9)^{1/\beta} \quad (6)$$

4. Indicadores Financieros en la Evaluación de Activos

Los indicadores financieros son indispensables para complementar el LCCA y evaluar la viabilidad económica de los proyectos. Dentro de dichos indicadores se encuentran:

a) Valor Presente Neto (VPN)

Es la diferencia entre el valor presente de flujos de caja futuros y la inversión inicial. Permite saber cuánto valor adicional generará un proyecto en términos de dinero de hoy y está dado por la ecuación 5.

$$VPN = \sum_{t=0}^n \frac{B_t - C_t}{(1+i)^t} \quad (7)$$

Donde;

B_t , Corresponde a los beneficios en el periodo t .

C_t , Corresponde a los costos en el periodo t .

t , Período de tiempo.

i , Tasa de descuento.

n , Horizonte de análisis o número total de periodos.

b) Tasa Interna de Retorno (TIR)

Es la tasa de descuento que hace que el VPN sea igual a cero. En otras palabras, es la rentabilidad promedio anual del proyecto y está dado por la ecuación 8.

$$0 = \sum_{t=0}^n \frac{B_t - C_t}{(1 + TIR)^t} \quad (8)$$

c) Periodo de Recuperación (Payback)

Es el tiempo que tarda un proyecto en recuperar la inversión inicial a través de los flujos de caja. Generalmente entre más corto sea el período de recuperación, menor es el riesgo de no recuperar la inversión.

d) Índice de Rentabilidad (PI)

El índice de rentabilidad es el cociente entre el valor presente de los flujos futuros y la inversión inicial. Permite priorizar proyectos cuando hay



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



recursos limitados, ya que indica cuántas unidades de valor se generan por cada invertida y está dado por la ecuación 7.

$$PI = \frac{\sum_{t=0}^n \frac{B_t}{(1+i)^t}}{\sum_{t=0}^n \frac{C_t}{(1+i)^t}} \quad (7)$$

5. Aprendizaje automático e inteligencia artificial

Hoy en día, las técnicas de aprendizaje automático se han posicionado como una alternativa poderosa para mejorar las predicciones en confiabilidad y optimizar costos de ciclo de vida. Estudios en sectores como transporte, energía y defensa muestran que algoritmos como Random Forest, Gradient Boosting y Redes Neuronales han logrado mejorar la planificación de mantenimiento y reducir la incertidumbre en la toma de decisiones. Por ejemplo, Scaife [16], analiza como la detección temprana de anomalías utilizando digital twins en un sistema de calefacción, ventilación, y aire acondicionado (HVAC, por sus siglas en inglés) de un edificio permite corregir fallas detectadas por IA pueden generar ahorros energéticos anuales de varios miles de dólares. Por su parte, Neupane et al., [3], se encargan de hacer una revisión sistemática de la literatura de modelos de regresión lineal simple (SLR, por sus siglas en inglés) de 78 artículos y luego aplica un modelo de decisión multicriterio (MCDM, por sus siglas en inglés) que integra el proceso analítico jerárquico (AHP, por sus siglas en inglés) y la técnica de ordenación por preferencia por similitud a la solución ideal (TOPSIS, por sus siglas en inglés) para ranquear algoritmos de aprendizaje automático útiles en LCCA. También, Muthu SS [7], en Julio de 2025 presentó una revisión de algunos casos de estudios de LCCA que incorporan la integración de aprendizaje automático. Sin embargo, algunos de estos casos

de estudio se aplican mayormente hacia la industria de pavimentación y construcción de edificios. Por otro lado, un estudio mayormente integrado en la industria del gas y petróleo (O&G, por sus siglas en inglés) como lo hizo Wieke [17], consistió en realizar un análisis de sensibilidad de variables como las horas de operación y la tasa de descuento en una red de compresores de gas en Alemania utilizando el método de Montecarlo integrado con aprendizaje automático. A partir de lo anterior, se han desarrollado marcos conceptuales que exploran la integración de aprendizaje automático en LCCA y gestión de activos, aunque su aplicación aún es incipiente y carece de un enfoque estandarizado como lo sugiere Ihemegbulem y Baglee [5], alineados con la norma.

TABLA I. MODELOS DE ML APLICADOS EN GESTIÓN DE ACTIVOS

Algoritmo / Técnica	Sector de aplicación	Ventaja reportada	Referencia
Random Forest	Infraestructura ferroviaria, energía	Alta precisión en predicción de fallas y robustez frente a datos incompletos	[3], [7]
Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM)	Pavimentos, construcción	Mejora la estimación de LCCA, maneja no linealidades	[2], [6]
Redes Neuronales Artificiales (ANN)	Energía, sistemas de potencia	Capacidad de modelar relaciones complejas y no lineales en fallas	[18]
Support Vector Machines (SVM)	Energías renovables, diagnósticos	Buen desempeño en clasificación binaria de fallas	[19]
Modelos Probabilísticos (Knowledge Graphs, clasificadores bayesianos)	Mantenimiento o predictivo en activos complejos	Representación de incertidumbre y propagación de fallas	[20]
Regresión Supervisada	Análisis financiero y de costos (LCCA)	Fácil interpretabilidad y aplicabilidad con pocos datos	[8]

De la revisión se concluye que la literatura aborda por separado la gestión de activos con la norma ISO 55001:2024, el análisis de ciclo de vida, la



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



Asociación Colombiana
de Ingenieros

confiabilidad mediante Weibull, los indicadores financieros y el aprendizaje automático. Sin embargo, no existe un modelo integral que articule estos elementos bajo un marco unificado de decisión.

Metodología aplicada

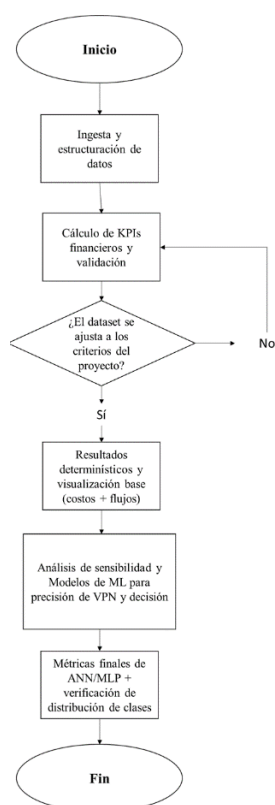


Figura 2: Diagrama de flujo de desarrollo y evaluación de modelo de aprendizaje automático. Autor.

Datos Simulados

Se generó un conjunto de datos simulados con el propósito de analizar, bajo incertidumbre, el desempeño económico y la decisión de incorporación de tres activos móviles de izaje (camiones grúa) previamente evaluados mediante LCCA en Excel. Como insumo base se utilizaron

las series anuales extraídas por alternativa (costos de incorporación CI, operación CO, mantenimiento CMP y MM, costo por evento de fallo CTPF, valor de reposición VR, costos de desincorporación CD, depreciación Dep e ingresos), junto con los parámetros de confiabilidad Weibull β y η estimados para cada camión. A partir de estos datos se construyó un diseño de experimentos sintético mediante Latin Hypercube Sampling (LHS), fijando un número N de escenarios y semillas reproducibles, para muestrear variables globales que capturan la variación de supuestos financieros y técnicos: tasa de descuento (discount_rate) y multiplicadores para ingresos (m_rev), incorporación (m_ci), operación (m_op), mantenimiento (m_mp) y desincorporación/renovación (m_vr), dentro de rangos plausibles definidos para la organización y el contexto de aplicación. En paralelo, se perturbó el modelo de confiabilidad por camión mediante muestreo de β y η , calculando el MTBF y derivando un multiplicador informado por confiabilidad (m_ctpf) que ajusta el CTPF por escenario y alternativa. Con ello se obtuvieron, por cada escenario, tres registros (uno por camión), conformando un dataset con estructura escenario–alternativa que preserva la trazabilidad entre supuestos, costos y resultados.

Para cada registro se recalcularon los KPIs financieros siguiendo el criterio tipo Excel (flujos en $t=1..n$): la utilidad se estimó como ingresos menos costos totales, los impuestos se aplicaron únicamente cuando la utilidad fue positiva y el flujo neto correspondió a la utilidad neta. A partir de este flujo se computaron VPN/NPV, PI y el payback (según la regla operativa adoptada), y la TIR/IRR se estimó numéricamente mediante bisección en un intervalo de tasas no negativas; por ello, en una fracción de escenarios la TIR puede resultar no definida (NaN) cuando no existe una raíz en el intervalo, lo cual se registró mediante un



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



Asociación Colombiana
de Ingenieros

indicador de control (tir_defined) para documentar la cobertura del cálculo. Adicionalmente, se derivó una variable de decisión (recommended_truck) a nivel escenario, definida como la alternativa que maximiza el VPN bajo los supuestos de cada escenario, permitiendo formular el problema tanto como regresión (predicción de KPIs) como clasificación (camión recomendado). Finalmente, se realizaron verificaciones mínimas de consistencia (dimensión esperada $N \times 3$ presencia de variables clave, ausencia de duplicidades de columnas y revisión de distribuciones de clase), y se guardó el dataset final para alimentar los apartados de sensibilidad, comparaciones determinísticas y entrenamiento/validación de modelos de aprendizaje automático en las secciones posteriores.

Análisis y Discusión

Los resultados del caso base con tres camiones grúa muestran que la decisión económica no depende únicamente del CAPEX, sino de la estructura completa de costos y de la forma en que estos afectan el flujo neto a lo largo del horizonte. La desagregación CAPEX-OPEX-CTPF y las curvas de flujo neto (anual y acumulado) evidencian que, aunque la inversión inicial condiciona el arranque, los costos operativos y, especialmente, los costos por evento de fallo (CTPF) pueden deteriorar de manera sustancial los indicadores financieros y modificar la conveniencia relativa entre alternativas. Esto refuerza la necesidad de un enfoque “informado por confiabilidad”, ya que captura un componente de riesgo económico que suele quedar diluido cuando se evalúa únicamente por costos de adquisición o supuestos promedio.

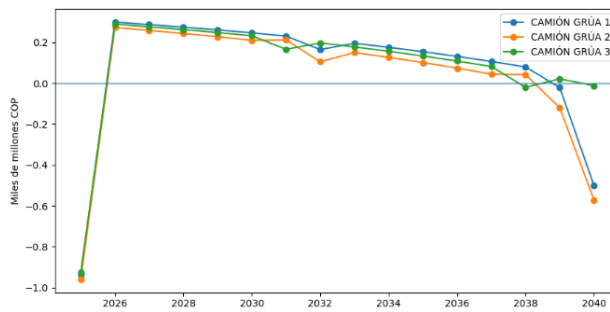


Figura 3: Flujo neto anual. Autor.

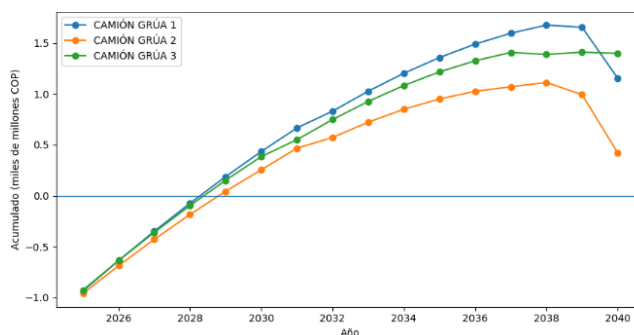


Figura 4: Flujo neto acumulado. Autor.

El análisis de sensibilidad confirma este hallazgo y constituye el resultado más contundente: dentro de los rangos evaluados, el CTPF (a través del multiplicador asociado a confiabilidad) es la variable con mayor capacidad para reducir el VPN y provocar cambios en la alternativa recomendada, mientras que la tasa de descuento afecta el nivel del VPN de forma más uniforme y el OPEX presenta influencia relevante pero menos disruptiva que CTPF. Con base en el dataset sintético, los metamodelos de aprendizaje automático replican la decisión obtenida por el procedimiento financiero con alta consistencia: los modelos no lineales superan a la línea base lineal en predicción de KPIs, y la red neuronal tipo MLP alcanza una exactitud elevada en la clasificación del camión recomendado, lo que respalda su uso como motor de evaluación rápida de escenarios. En conjunto, estos resultados sostienen que incorporar explícitamente el CTPF como vínculo entre confiabilidad y economía mejora la



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



trazabilidad de la decisión y permite mapear condiciones bajo las cuales la recomendación puede cambiar, aportando evidencia cuantitativa para reducir el riesgo de incorporación en una PYME.

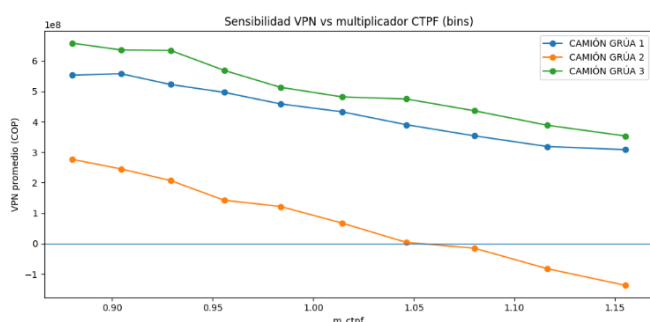


Figura 5: Sensibilidad del valor presente neto vs multiplicador CTPF. Autor.

Conclusiones

El estudio consolidó un procedimiento replicable para la incorporación de activos en una PYME, articulando el análisis de costos del ciclo de vida con los principios de ISO 55001:2024 e incorporando explícitamente la confiabilidad mediante un modelo Weibull para estimar el impacto económico del fallo a través del CTPF. Los resultados muestran que la evaluación basada únicamente en CAPEX puede ser insuficiente, ya que los costos operacionales y, especialmente, los costos asociados a eventos de falla pueden desplazar de manera significativa el desempeño financiero de las alternativas. En consecuencia, la decisión se vuelve más trazable y defendible cuando la confiabilidad se integra al flujo de caja del LCCA y se complementa con indicadores financieros consistentes (VPN, TIR cuando sea definida, PI y payback), permitiendo comparar opciones bajo una perspectiva de riesgo técnico-económico.

El análisis de sensibilidad confirmó que el CTPF es el principal driver de cambio en la

recomendación bajo incertidumbre, por encima de la tasa de descuento y del OPEX dentro de los rangos evaluados, lo que refuerza la pertinencia de priorizar variables de confiabilidad en la planeación de incorporación y en la definición de supuestos. Adicionalmente, el uso de modelos de aprendizaje automático entrenados sobre escenarios sintéticos demostró viabilidad como metamodelos de decisión: los enfoques no lineales (incluida una red neuronal MLP compacta) reprodujeron con alta consistencia la recomendación obtenida por el procedimiento financiero, habilitando exploración rápida de escenarios y apoyo a la toma de decisiones con datos mínimos. Como trabajo futuro, se propone calibrar el modelo con órdenes de trabajo y registros operativos reales, incorporar correlaciones entre variables de costo y ampliar la generalización a otras familias de activos electromecánicos.

Referencias

- [1] ISO, ISO 55001:2024, Asset management — Asset management system — Requirements. 2024. Accessed: Sep. 19, 2025. [Online]. Available: <https://www.iso.org/es/contents/data/standard/08/30/83054.html?browse=ics>
- [2] C. Parra, A. Crespo, F. Kristjanpoller, and P. Viveros, "Stochastic model of reliability for use in the evaluation of the economic impact of a failure using life cycle cost analysis. Case studies on the rail freight and oil industries," *Proc. Inst. Mech. Eng. O J. Risk Reliab.*, vol. 226, no. 4, pp. 392–405, Aug. 2012, doi: 10.1177/1748006X12441880;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.
- [3] B. Neupane *et al.*, "Machine learning algorithms for supporting life cycle



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



- assessment studies: An analytical review,” *Sustain. Prod. Consum.*, vol. 56, pp. 37–53, Jun. 2025, doi: 10.1016/J.SPC.2025.03.015.
- [4] S. Wieke, “Decision-making in major investment projects with a life cycle cost: improvement with sensitivity analysis and sustainability assessment,” *Scientific Review Engineering and Environmental Sciences (SREES)*, vol. 33, no. 3, pp. 227–242, Aug. 2024, doi: 10.22630/SREES.9824.
- [5] I. Ithemgbulem and D. Baglee, “The Implementation of ISO 55000 in Small and Medium Enterprises: Requirements and Constraints,” *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, pp. 3–14, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-48021-9_1.
- [6] X. Gao and P. Pishdad-Bozorgi, “A framework of developing machine learning models for facility life-cycle cost analysis,” 2019, doi: 10.1080/09613218.2019.1691488.
- [7] O. Alshboul, A. Shehadeh, and M. Tamimi, “Sustainability-Focused Pavement Management under Climate Variability,” *J. Constr. Eng. Manag.*, vol. 151, no. 7, p. 04025076, Apr. 2025, doi: 10.1061/JCEMD4.COENG-15829.
- [8] S. S. Muthu, *Life Cycle Costing: Case Studies*. Springer, Cham, 2025. doi: 10.1007/978-3-031-94422-2_1.
- [9] S. Jalota and M. F. Ayazi, “Advances in integration of machine learning and life cycle assessment within construction sector: a literature review,” *Innovative Infrastructure Solutions*, vol. 10, no. 7, pp. 1–17, Jul. 2025, doi: 10.1007/S41062-025-02124-5/METRICS.
- [10] M. H. Jahangir and R. Alimohamadi, “Application of Life Cycle Costing in Building Energy Performance,” *Environmental Footprints and Eco-Design of Products and Processes*, vol. Part F1544, pp. 1–26, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-40993-6_1.
- [11] M. S. Amjad, D. McCleary, S. Nagaraj, and N. Diaz-Elsayed, “Integrating Carbon Credits with Life Cycle Costing for Economic Sustainability in SMEs,” *Procedia CIRP*, vol. 116, pp. 672–677, Jan. 2023, doi: 10.1016/J.PROCIR.2023.02.113.
- [12] ASTM International, *Practice for Measuring Life-Cycle Costs of Buildings and Building Systems*. West Conshohocken, PA: ASTM International, 2023. doi: 10.1520/E0917-17E01.
- [13] ISO, *ISO 15686-5, Buildings and constructed assets — Service life planning Part 5: Life-cycle costing*. 2017. Accessed: Sep. 19, 2025. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/61148.html>
- [14] R. B. . Abernethy, *The new Weibull handbook*. R.B. Abernethy ; Distributed by Society of Automotive Engineers, 1998.
- [15] H. Rinne, *The Weibull Distribution : A Handbook*. Chapman and Hall/CRC, 2008. doi: 10.1201/9781420087444.
- [16] L. Torres, *Gestión Integral De Activos Físicos Y Mantenimiento*, 1st ed. 2015. Accessed: Sep. 19, 2025. [Online]. Available: <https://www.alpha-editorial.com/Papel/9789587781175/Gesti%C3%B3n+Integral+De+Activos+F%C3%ADsicos+Y+Mantenimiento>
- [17] K. Elansari, A. Idrissi, and H. Tifernine, “Machine Learning to Predict Railway Infrastructure Defects,” *Studies in Computational Intelligence*, vol. 1166, pp. 391–406, 2024, doi: 10.1007/978-3-031-65038-3_31.
- [18] A. Ghoroghi, Y. Rezgui, I. Petri, and T. Beach, “Advances in application of



XXVIII CONGRESO INTERNACIONAL DE MANTENIMIENTO Y GESTIÓN DE ACTIVOS

22 AL 24 DE ABRIL DE 2026. Bogotá - Colombia



machine learning to life cycle assessment: a literature review,” *The International Journal of Life Cycle Assessment* 2022 27:3, vol. 27, no. 3, pp. 433–456, Mar. 2022, doi: 10.1007/S11367-022-02030-3.

- [19] X. X. Romeiko *et al.*, “A review of machine learning applications in life cycle assessment studies,” *Science of The Total Environment*, vol. 912, p. 168969, Feb. 2024, doi: 10.1016/J.SCITOTENV.2023.168969.
- [20] A. D. Scaife, “Improve predictive maintenance through the application of artificial intelligence: A systematic review,” *Results in Engineering*, vol. 21, p. 101645, Mar. 2024, doi: 10.1016/J.RINENG.2023.101645.
- [21] S. Wieke, “Life Cycle Cost Analysis: Applying Monte Carlo Simulation on Energy Costs in Case Studies for Investments in Natural Gas Infrastructure,”

Springer Proceedings in Business and Economics, pp. 625–639, 2024, doi: 10.1007/978-3-031-49105-4_37.

J.D. Rodríguez-Aragón, Obtuvo los títulos en Ingeniería Aeronáutica e Ingeniería Mecánica en 2022, el posgrado como especialista en Gestión de Activos en el año 2024 y actualmente está terminando la maestría en Ingeniería, todas ellas en la Fundación Universitaria Los Libertadores. Bogotá, Colombia. Desde 2023, es profesor adjunto en el Departamento de Ingeniería Mecánica de la Fundación Universitaria Los Libertadores. Sus intereses de investigación incluyen: gestión de activos, mantenimiento, modelización en CFD y FEA; análisis de datos y aplicaciones de IoT.
ORCID: 0000-0003-1620-2558.