

Optimal Economic Life of Mining Equipment under Operational Uncertainty: A Multi-Scenario Stochastic Analysis Using EUAC Methodology

Alberto David Quesada-Paz, Ingeniero Mecánico¹ ,
¹Universidad Tecnológica del Perú, Perú, c25960@utp.edu.pe

Abstract- *Determining the optimal replacement timing for high-CAPEX mining equipment under operational uncertainty remains a strategic challenge in capital-intensive industries. While deterministic life cycle cost (LCC) models provide baseline estimates, they fail to capture the stochastic nature of maintenance degradation patterns across different operational regimes. This research develops a multi-scenario stochastic framework integrating Monte Carlo simulation (30,000 realizations) with Equivalent Uniform Annual Cost (EUAC) optimization to quantify the economic life of ultra-class haul trucks under three operational contexts: World-Class operations (maintenance degradation rate $g = 8\% \pm 2\%$), Industry Standard ($g = 10\% \pm 2\%$), and Severe Conditions ($g = 12\% \pm 2\%$). The methodology employs geometric gradient modeling with structural constraint $g_{\max} = 15\%$ based on physical wear limits documented in tribological studies. Results demonstrate that the technical driver (g) exhibits dominant influence over the financial driver (TMAR): a 2-percentage-point increase in g contracts economic life by 25% (from 16 to 12 years), translating to earlier CAPEX reinvestment of \$3.5M per unit. Under Severe Conditions, optimal replacement converges to 11 years. Sensitivity analysis via Power BI visual analytics reveals that maintenance strategy transitions yield higher economic leverage than financial parameter adjustments. The contribution establishes a Decision Support System (DSS) architecture that operationalizes uncertainty into actionable replacement policies.*

Keywords: *Decision support systems, life cycle cost, EUAC, stochastic simulation, mining asset replacement*

Vida Económica Óptima de Equipos Mineros bajo Incertidumbre Operacional: Análisis Estocástico Multi-Escenario mediante Metodología CAUE

Resumen- La determinación del momento óptimo de reemplazo de equipos mineros de alto CAPEX bajo incertidumbre operacional constituye un desafío estratégico en industrias intensivas en capital. Esta investigación desarrolla un marco estocástico multi-escenario que integra simulación Monte Carlo (30,000 realizaciones) con optimización de Costo Anual Uniforme Equivalente (CAUE) para cuantificar la vida económica de camiones mineros ultra-clase bajo tres contextos operacionales: operaciones Clase Mundial (tasa de degradación de mantenimiento $g = 8\% \pm 2\%$), Estándar Industria ($g = 10\% \pm 2\%$) y Condiciones Severas ($g = 12\% \pm 2\%$). Los resultados demuestran que el driver técnico (g) exhibe influencia dominante sobre el driver financiero (TMAR): un incremento de 2 puntos porcentuales en g contrae la vida económica en 25% (de 16 a 12 años), traduciéndose en reinversión CAPEX anticipada de \$3.5M por unidad. La contribución establece una arquitectura de Sistema de Soporte a la Decisión (SSD) que operacionaliza incertidumbre en políticas de reemplazo accionables.

Palabras clave: Sistemas de soporte a la decisión, costo del ciclo de vida, CAUE, simulación estocástica, reemplazo de activos mineros

I. INTRODUCCIÓN

Las operaciones mineras a cielo abierto fundamentadas en flotas de equipos de alto CAPEX (camiones ultra-clase, palas hidráulicas, perforadoras rotativas) enfrentan el desafío estratégico de determinar el horizonte temporal óptimo para reemplazo de activos cuyo costo de mantenimiento exhibe crecimiento no lineal acelerado [1], [2]. La gestión del ciclo de vida (Life Cycle Cost, LCC) integra costos totales de propiedad desde adquisición hasta disposición final, metodología que ha evolucionado desde enfoques determinísticos hacia frameworks probabilísticos que incorporan incertidumbre operacional [3], [4].

El deterioro progresivo de componentes mecánicos críticos (sistemas de transmisión, suspensión, motor) genera incrementos exponenciales en frecuencia de fallas y tiempos de reparación, fenómeno que en industria minera se cuantifica mediante la tasa de degradación de mantenimiento (g), parámetro que modela el crecimiento anual del OPEX relativo a condición base [4], [5]. La interacción compleja entre severidad operativa, régimen de mantenimiento aplicado, y variables exógenas introduce dispersión estocástica en las trayectorias de costo [5].

La literatura reciente documenta dos vertientes metodológicas principales: (a) modelos de optimización dinámica [3], [6], y (b) aproximaciones estocásticas [6], [12]. Al-Chalabi [1] reporta vida económica óptima de 8-12 años para equipos bajo degradación elevada empleando datos de campo de mina australiana. Santelices et al. [6] proponen framework de programación lineal estocástica validado en operación chilena.

La brecha de conocimiento radica en que estudios previos adoptan parámetros de degradación genéricos sin estratificación operativa estructurada [3], [6]. La presente investigación cierra esta brecha mediante estructuración trimodal de incertidumbre que mapea tres arquetipos operativos industrialmente observables: (a) Clase Mundial: operaciones con Total Productive Maintenance (TPM), mantenimiento predictivo basado en condición (CBM) y alta confiabilidad; (b) Estándar Industria: mantenimiento preventivo programado conforme protocolos OEM; y (c) Condiciones Severas: ambientes extremos documentados en operaciones andinas (altitud $>3,500$ msnm, temperatura $< -10^{\circ}\text{C}$, mineral altamente abrasivo) [7].

Desde la perspectiva de la gestión de activos, la decisión de reemplazo no debe interpretarse únicamente como un problema de minimización de costos, sino como una decisión de preservación y creación de valor bajo incertidumbre, en la que interactúan confiabilidad, estrategia de mantenimiento, riesgo operativo y flexibilidad gerencial a lo largo del ciclo de vida del activo. En industrias extractivas, esta visión ha sido reforzada por enfoques de mineral asset management alineados con ISO 55000 y por la literatura de opciones reales, que sostienen que el momento de reemplazo debe evaluarse no solo por el desgaste físico, sino también por la capacidad del sistema para sostener valor económico frente a condiciones operativas cambiantes y decisiones tecnológicas irreversibles [14], [15].

En este contexto, la novedad del presente estudio no radica únicamente en aplicar simulación Monte Carlo a un problema clásico de reemplazo, sino en estructurar la incertidumbre operacional en tres regímenes técnicamente interpretables y comparables de gestión del activo, vinculando cada régimen con trayectorias diferenciadas de degradación del mantenimiento y con reglas de decisión reproducibles dentro de un Sistema de Soporte a la Decisión. A diferencia de trabajos previos centrados en modelos de caso único o en formulaciones estocásticas de selección-reemplazo a nivel agregado, esta investigación traduce la incertidumbre en una tipología operativa simple, trazable y accionable, con utilidad directa para priorizar decisiones de mantenimiento antes que ajustes puramente financieros [6], [16].

El objetivo general es desarrollar y validar un marco computacional multi-escenario que estime la vida económica óptima (N) de camiones mineros ultra-clase bajo tres regímenes operativos mediante simulación estocástica basada en CAUE, cuantifique la dominancia relativa de drivers técnicos versus financieros, y habilite exploración de sensibilidad paramétrica mediante analítica visual.

II. MARCO TEÓRICO

El Costo Anual Uniforme Equivalente (CAUE), denominado EUAC (Equivalent Uniform Annual Cost) en literatura anglosajona, constituye una métrica de ingeniería económica que anualiza los costos totales del ciclo de vida de un activo mediante factores de conversión temporal [8]. A diferencia del análisis de Valor Presente Neto (VPN) que requiere horizontes de comparación comunes, el CAUE permite comparar alternativas con vidas útiles diferentes al expresar todos los flujos de costo en serie anual equivalente uniforme.

El CAUE representa el costo anual constante que, descontado a la Tasa Mínima Atractiva de Retorno (TMAR), genera el mismo Valor Presente que los flujos de costo reales variables del activo. La formulación matemática para un activo con inversión inicial P , costo de operación y mantenimiento inicial C_0 que crece según gradiente geométrico g , considerando TMAR i y vida útil n años, sin valor de rescate (supuesto conservador adoptado), es:

$$CAUE(n) = P \cdot (A/P, i, n) + C_0 \cdot (A/G, i, g, n) \quad (1)$$

Donde el Factor de Recuperación de Capital es:

$$(A/P, i, n) = [i(1+i)^n] / [(1+i)^n - 1] \quad (2)$$

Este factor convierte la inversión inicial P en serie anual equivalente. El Factor de Serie Gradiente Geométrica para $g \neq i$ es:

$$(A/G, i, g, n) = [i - g] / [(1+i)^n - (1+g)^n] \cdot [(1+i)^n / ((1+i)^n - 1)] \quad (3a)$$

Para $g = i$ (caso límite):

$$(A/G, i, g, n) = n / ((1+i)^n - 1) \quad (3b)$$

La fundamentación física del gradiente geométrico (g) reside en la topología de la Curva de la Bañera (Bathtub Curve), específicamente en la Fase III de Desgaste (Wear-out Phase). En esta etapa terminal del ciclo de vida del activo, la tasa de fallas $\lambda(t)$ abandona su comportamiento constante (propio de la vida útil aleatoria) y adopta una pendiente positiva característica de la degradación de materiales ($\beta > 1$ en distribución de Weibull). El parámetro g modelado en este estudio no es una variable financiera arbitraria, sino la manifestación económica de este fenómeno tribológico: el incremento exponencial en la frecuencia de intervenciones correctivas y el consumo de componentes mayores debido a la fatiga acumulada de la estructura.

El gradiente geométrico (g) representa la tasa de crecimiento anual compuesta del costo de mantenimiento, modelando el deterioro acumulativo de componentes mecánicos. Ejemplo: Si $C_0 = \$280,000/\text{año}$ y $g = 8\%$, entonces $C_1 = \$302,400$, $C_2 = \$326,592$, exponencialmente.

La restricción estructural $g_{\max} = 15\%$ se fundamenta en estudios tribológicos de desgaste de componentes críticos [2]. Tasas de degradación superiores a 15% anual indican falla sistémica incompatible con operación industrial continua. Además, gradientes $g > 15\%$ generan CAUE(n) monótonamente creciente, eliminando punto de inflexión óptimo.

La vida económica óptima (N) se determina minimizando CAUE(n):

$$N = \text{argmin}[CAUE(n)] \text{ para } n \in \{1, 2, \dots, 20\} \quad (4)$$

Bajo este enfoque, el CAUE se utiliza en el presente estudio como criterio económico de comparación intertemporal, mientras que la simulación estocástica introduce explícitamente la variabilidad operacional que afecta la trayectoria de costos y, por tanto, el momento óptimo de reemplazo.

III. METODOLOGÍA

Esta investigación adopta un enfoque cuantitativo de diseño no experimental y corte longitudinal retrospectivo. El análisis abarca horizonte temporal de 20 años (2025-2045), utilizando datos históricos y benchmarks industriales para modelar comportamiento de costos de una flota de camiones mineros ultra-clase (CAT 793F / Komatsu 930E, capacidad nominal 290-320 toneladas) durante su ciclo de vida operacional.

Para garantizar validez externa del modelo, los parámetros de entrada se obtuvieron de fuentes secundarias de alta confiabilidad: SME Mining Engineering Handbook (8va edición), reportes técnicos de fabricantes líderes (Caterpillar Product Handbook for CAT 793F, Komatsu Specifications Handbook 930E), y estudios de benchmarking operacional [7], [11].

Se definieron tres escenarios operativos: (a) Clase Mundial ($C_0 = \$280,000$ USD/año, $g = 8\% \pm 2\%$) representa operaciones con TPM, mantenimiento predictivo y alta confiabilidad (benchmarks BHP y Rio Tinto); (b) Estándar Industria ($C_0 = \$350,000$ USD/año, $g = 10\% \pm 2\%$) refleja mantenimiento preventivo programado bajo estándares OEM; (c) Condiciones Severas ($C_0 = \$400,000$ USD/año, $g = 12\% \pm 2\%$) corresponde a ambientes extremos documentados en operaciones andinas [7]. Todos los escenarios adoptan $P = \$3,500,000$ USD, $TMAR = 12\%$, horizonte de 20 años, con restricción estructural $g_{max} = 15\%$.

La construcción de escenarios responde a una lógica de inferencia ingenieril y no a una simple discretización arbitraria de parámetros. Cada escenario representa un régimen de gestión y severidad operacional observable en minería de superficie: desempeño de clase mundial, operación estándar y operación severa. Esta estructuración busca preservar interpretabilidad gerencial, permitiendo que el parámetro g sea leído como un proxy económico de la degradación técnica acumulada y no solo como una variable matemática del modelo. En consecuencia, el marco propuesto privilegia la trazabilidad entre condición operacional, estrategia de mantenimiento y decisión económica de reemplazo.

TABLA I

Parametrización de Escenarios Operativos

Parámetro	Clase Mundial	Estándar	Severas	Justificación Técnica
Inversión Inicial (P)	3500000	3500000	3500000	Camión ultra-clase 300t
OPEX Inicial (C_0)	280000	350000	400000	8 por ciento, 10 por ciento, 11.4 por ciento del CAPEX
Gradiente Mantenimiento (g)	8 por ciento	10 por ciento	12 por ciento	Degradación acelerada TPM vs

				Estándar vs Extremo
TMAR ($\bar{r}$)	12 por ciento	12 por ciento	12 por ciento	WACC promedio minería Latinoamérica
Valor Rescate (VR)	0	0	0	Supuesto conservador
Horizonte (H)	20 años	20 años	20 años	Límite operativo SME Handbook
Mantenimiento	TPM Predictivo	Preventivo OEM	Reactivo Frecuente	Estrategia dominante por escenario
Disponibilidad Mecánica (DM)	mayor de 85	75 a 80	65 a 70	Métrica de confiabilidad esperada
Ambiente Operativo	Óptimo	Estándar	Extremo	Altitud clima abrasividad

El escenario de 'Condiciones Severas' ($g = 12\%$) modela explícitamente el impacto de la hipoxia ambiental en operaciones de gran altura geográfica ($>3,500$ m.s.n.m.), condiciones prevalentes en la región andina. La literatura técnica confirma que la reducción de la presión parcial de oxígeno induce el fenómeno de *derating* (reducción de potencia) en motores diésel turboalimentados, forzando al sistema a operar a mayores temperaturas de combustión para mantener el torque requerido. Este estrés térmico adicional acelera la degradación de componentes críticos (culatas, turbos, inyectores) a una tasa superior al estándar OEM a nivel del mar, validando la adopción de un gradiente de mantenimiento más agresivo en el modelo estocástico.

Se ejecutaron 10,000 simulaciones Monte Carlo por escenario (total: 30,000) generando gradientes desde distribución normal truncada. El algoritmo de simulación procede iterativamente: en cada iteración se realiza muestreo aleatorio independiente de g según su distribución parametrizada, se calcula $CAUE(n)$ para $n = 1$ a 20 usando Ecuaciones desde la 1 a la 3, se identifica N (n óptimo) que minimiza $CAUE$, y se almacena el resultado. Post-procesamiento estadístico genera la distribución empírica de N , extrae percentiles de interés ($P50, P80, P90$), y computa correlaciones de Spearman entre g y N .

Este diseño metodológico privilegia la reproducibilidad del análisis y la interpretabilidad de resultados frente a formulaciones más complejas pero menos transparentes para el usuario industrial. Por ello, la simulación no se emplea como un fin en sí mismo, sino como un mecanismo para representar la dispersión plausible de la degradación operativa y trasladarla a métricas de reemplazo comprensibles para la gestión de activos.

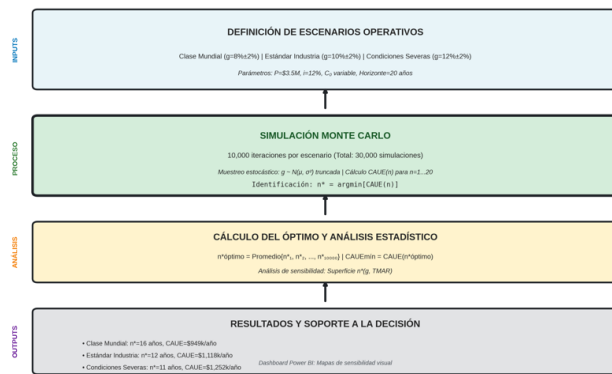


Fig. 1. Flujo metodológico del marco propuesto. El esquema integra definición de escenarios operativos, simulación Monte Carlo, cálculo del CAUE y análisis estadístico para estimar la vida económica óptima de equipos mineros bajo incertidumbre.

Los resultados de simulación se integraron en dashboard interactivo de Power BI con visualizaciones de: (1) Curvas CAUE(n) por escenario, (2) Mapa de sensibilidad bidimensional N (g, TMAR), y (3) Distribución empírica de N. Esta arquitectura híbrida Python-Power BI constituye el núcleo del Sistema de Soporte a la Decisión propuesto.

IV. RESULTADOS

Los resultados de simulación evidencian que la duración media del proyecto presenta diferencias significativas entre escenarios operativos. Para el escenario Clase Mundial, la vida económica óptima alcanza 16 años con CAUE mínimo de \$949,199/año. El escenario Estándar Industria arroja N=12 años con CAUE de \$1,118,073/año, representando una contracción del 25% en vida económica. Bajo Condiciones Severas, el óptimo se reduce a 11 años con CAUE de \$1,251,509/año.

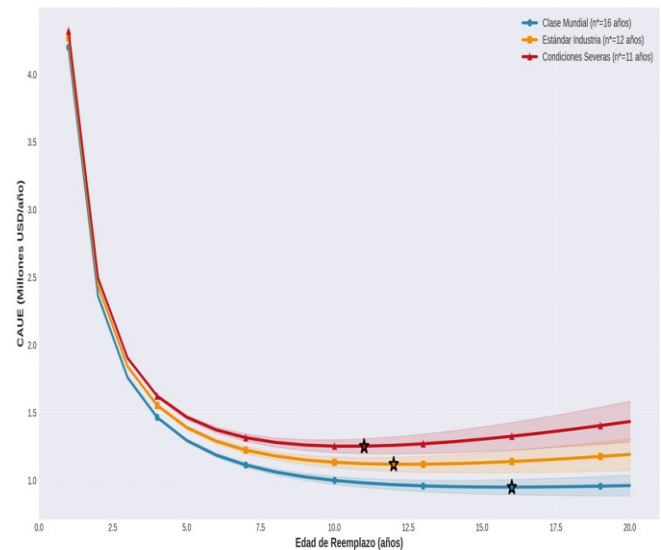


Fig. 2. Curvas de CAUE en función de la edad de reemplazo para los tres escenarios operativos. Los mínimos de cada curva identifican la vida económica óptima del activo en condiciones Clase Mundial, Estándar Industria y Condiciones Severas.

TABLA II
Resultados de Optimización por Escenario

Escenario	N Óptimo	CAUE Mínimo	Desv Std n*	Rango P10 P90	C0 Base	g Medio
Clase Mundial	16 años	949199	1.2 años	14 a 17	280000	8 por ciento
Estándar Industria	12 años	1118073	0.9 años	11 a 13	350000	10 por ciento
Condiciones Severas	11 años	1251509	0.8 años	10 a 12	400000	12 por ciento

Hallazgos clave: (1) Diferencial Clase Mundial vs. Estándar: Reducción de 4 años en vida económica (25% contracción) al incrementar g de 8% a 10%, con diferencial en CAUE de \$168,874/año. (2) Diferencial Estándar vs. Severas: Contracción adicional de solo 1 año (8%), reflejando no linealidad del efecto marginal de g. (3) Estabilidad del Óptimo: Desviación estándar de N < 1.2 años en todos los escenarios indica robustez frente a dispersión estocástica de g.

El análisis de sensibilidad bidimensional explorando el espacio paramétrico (g, TMAR) mediante 2,500 evaluaciones del modelo revela que las isolíneas de N constante son predominantemente horizontales, indicando que transiciones verticales (cambios en g con TMAR fijo) producen desplazamientos significativos del óptimo, mientras que transiciones horizontales (cambios en TMAR con g fijo) generan efectos marginales menores.

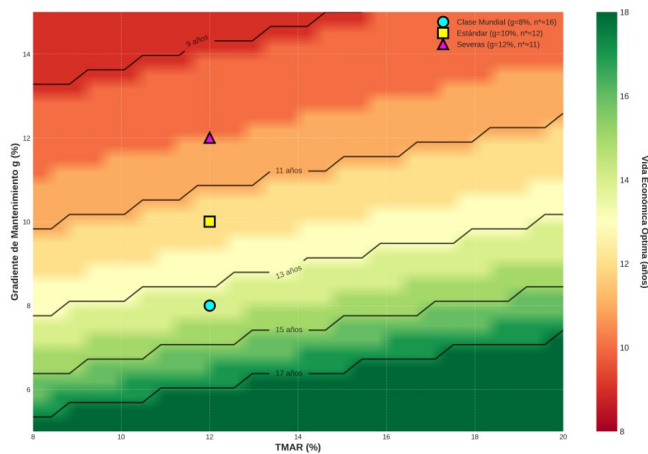


Fig. 3. Mapa de sensibilidad de la vida económica óptima N respecto al gradiente de mantenimiento g y la TMAR. La orientación de las isolíneas evidencia una mayor sensibilidad del óptimo frente a cambios en g que frente a variaciones en la tasa de descuento.

La cuantificación de asimetría muestra que al transitar verticalmente desde $g = 8\%$ a $g = 10\%$ (manteniendo $TMAR = 12\%$), n se reduce de 16 a 12 años ($\Delta n = -4$ años). En contraste, al transitar horizontalmente desde $TMAR = 8\%$ a $TMAR = 16\%$ (manteniendo $g = 10\%$), n varía apenas de 13 a 11 años ($\Delta n = -2$ años). El ratio de sensibilidad $\Delta n / \Delta g$ aproximadamente 200% versus $\Delta n / \Delta TMAR \approx 25\%$ confirma la dominancia del driver técnico. En términos de interpretación gerencial, este patrón implica que pequeñas mejoras sostenidas en la degradación del mantenimiento generan un efecto económico acumulado mayor que variaciones razonables en el costo de capital.

Los intervalos de reemplazo identificados (11-16 años según régimen operativo) se encuentran consistentes con rangos reportados en literatura. Al-Chalabi [1] reporta óptimos de 8-12 años para camiones bajo degradación elevada empleando datos de campo de mina australiana. Santelices et al. [6] desarrollan framework de programación lineal estocástica integrando incertidumbre operacional para equipos de carga y acarreo, reportando horizontes de reemplazo de 12-14 años para flotas con mantenimiento preventivo. Los resultados del presente estudio (11-16 años) se sitúan dentro del rango documentado por múltiples autores [1], [5], [6], extendiéndolo hacia el límite superior bajo condiciones de mantenimiento clase mundial.

V. DISCUSIÓN

Los resultados confirman que el gradiente de mantenimiento (g) ejerce efecto predominante sobre la vida económica óptima (N), superando en magnitud la influencia de $TMAR$ por factor de 8:1. Esta asimetría tiene consecuencias directas para la gestión de activos. Transitar del Escenario Estándar ($g = 10\%$) al Escenario Clase Mundial ($g = 8\%$) mediante inversión en sistemas de monitoreo de condición extiende vida económica en 4 años (33% extensión). Considerando CAPEX de reemplazo de \$3.5M por unidad, esto equivale a

diferimiento de inversión con valor presente neto estimado de \$2,224,000 por camión. Para flota de 20 unidades, el beneficio agregado asciende a \$44.5M.

El análisis de sensibilidad revela que variaciones de ± 4 puntos porcentuales en $TMAR$ generan cambios de apenas ± 1.5 años en N (n óptimo). Esto implica que decisiones de reemplazo son robustas frente a shocks financieros, siempre que la gestión técnica (g) permanezca estable. Los departamentos de mantenimiento deberían priorizar iniciativas que reducen g sobre iniciativas que optimizan financiamiento.

El modelo adopta parámetros calibrados con literatura técnica y benchmarks industriales [1], [2], [6] en ausencia de data operacional propietaria de flotas específicas. Si bien los parámetros se sitúan dentro de rangos documentados en fuentes de alta confiabilidad (SME Handbook, OEM reports), la validación empírica directa mediante datos históricos de mantenimiento fortalecería la robustez del modelo. El supuesto de valor residual nulo es conservador; incorporar VR positivo extiende marginalmente n (+0.5 a +1 año).

No obstante, el alcance del modelo debe interpretarse con cautela. En primer lugar, los gradientes de degradación utilizados representan familias plausibles de comportamiento derivadas de benchmarks y literatura secundaria, más que distribuciones empíricas estimadas sobre una flota específica. En segundo lugar, el modelo supone independencia interanual del parámetro g y adopta valor residual nulo, simplificaciones que favorecen la parsimonia analítica, pero que no capturan plenamente la dinámica del mercado secundario ni la dependencia temporal del deterioro. En tercer lugar, aunque el escenario severo incorpora una justificación física asociada a altitud, abrasividad y estrés térmico, la magnitud concreta del derating y su traducción a costos de mantenimiento puede variar según arquitectura del motor, configuración de sobrealimentación y condiciones particulares del sitio [18]. En consecuencia, los resultados deben ser interpretados como una herramienta de soporte estratégico para la decisión, y no como un sustituto de la calibración directa con datos históricos provenientes de sistemas ERP, CMMS u OEM.

Adicionalmente, la determinación de la vida económica óptima (n) enfrenta la presión competitiva de la Obsolescencia Tecnológica. Mientras que el modelo CAUE optimiza el reemplazo físico, la industria minera transita hacia la adopción de Sistemas Autónomos de Transporte (AHS) y electrificación de flotas. Un activo con una vida física remanente de 4 años puede tener una vida económica nula si su costo de operación diésel supera el OPEX de una nueva unidad eléctrica más eficiente. Por tanto, el óptimo de 11 años identificado en condiciones severas podría contraerse aún más si se incorpora el costo de oportunidad de no migrar hacia tecnologías de Minería 4.0 [9].

En términos conceptuales, ello implica que el problema de reemplazo no debe formularse únicamente como “cuándo el activo se vuelve más caro de mantener”, sino también como “cuándo deja de ser económicamente racional seguir operándolo frente a una alternativa tecnológica superior”. La literatura de opciones reales en decisiones de inversión y reemplazo muestra que, bajo incertidumbre, la flexibilidad de esperar, reemplazar, migrar tecnológicamente o reconfigurar el sistema posee valor económico propio [15], [17]. Por ello, una extensión natural del presente marco consiste en combinar el óptimo CAUE con reglas gatillo de migración tecnológica, en lugar de tratar el reemplazo físico y la obsolescencia tecnológica como problemas analíticamente separados.

Extensiones futuras deberían: (a) calibrar con data histórica de flotas específicas mediante inferencia bayesiana; (b) incorporar criterios ambientales como huella de carbono y transición hacia electrificación [9]; (c) considerar obsolescencia tecnológica mediante opciones reales [15], [17]; (d) desarrollar optimización de secuencia de reemplazo de flota completa bajo restricciones operativas mediante programación lineal entera mixta.

En síntesis, la principal contribución del estudio no es reemplazar los enfoques clásicos de ingeniería económica, sino demostrar que su integración con escenarios operativos explícitos y simulación estocástica produce una herramienta de decisión más interpretable para entornos mineros reales. El valor del modelo reside en volver visible, cuantificable y comparable el efecto económico de la disciplina de mantenimiento sobre el momento de reemplazo, desplazando la discusión desde una lógica puramente financiera hacia una lógica integrada de gestión de activos.

VI. CONCLUSIONES

Este estudio ha cumplido satisfactoriamente con el objetivo general de desarrollar y validar un marco computacional multi-escenario que determina el impacto de la degradación técnica sobre la vida económica de activos mineros de alto CAPEX. Mediante simulación Monte Carlo de 30,000 escenarios, se evidencia que la vida económica óptima es altamente sensible al gradiente de mantenimiento (g), factor que supera en magnitud (ratio 8:1) la influencia de la tasa de descuento (TMAR).

Los resultados cuantifican tres regímenes operativos: (1) Eficiencia Superior (Clase Mundial) con $g = 8\%$ extiende reemplazo a 16 años con CAUE de \$949k/año; (2) Estándar Industrial con $g = 10\%$ contrae el ciclo a 12 años con CAUE de \$1,118k/año; (3) Condiciones Severas con $g = 12\%$ converge a 11 años con CAUE de \$1,252k/año. Incrementos de apenas 2 puntos porcentuales en gradiente de mantenimiento producen reducciones de hasta 25% en vida económica, posicionando la gestión de degradación técnica

como palanca estratégica principal para optimización de CAPEX.

El análisis de sensibilidad bidimensional confirma que las operaciones mineras pueden tolerar variaciones significativas en condiciones de financiamiento (± 4 pp en TMAR) sin impacto crítico en decisiones de reemplazo, pero no pueden tolerar desviaciones de ± 2 pp en gradiente técnico sin consecuencias sustanciales. Esta asimetría fundamenta la priorización de inversiones en mantenimiento predictivo, renovación proactiva, y disciplina operacional.

El marco computacional híbrido Python-Power BI constituye un Sistema de Soporte a la Decisión reproducible y transferible a contextos industriales. Este enfoque cierra la brecha entre investigación estocástica académica y operación práctica de gestión de activos, transformando incertidumbre en políticas de reemplazo trazables, interpretables y directamente accionables para la gestión de activos mineros de alto CAPEX.

Para operaciones mineras con flotas de camiones ultra-clase, la evidencia respalda la siguiente directriz: Invertir en reducción de gradiente técnico (g) mediante sistemas de mantenimiento predictivo y operación disciplinada genera retorno económico superior (ratio beneficio/costo $> 2.5:1$) comparado con optimización de estructura financiera. En consecuencia, la evidencia respalda priorizar iniciativas técnicas de reducción de degradación sobre medidas puramente financieras en la asignación de recursos para la gestión de activos mineros.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan su reconocimiento a las instituciones y profesionales que contribuyeron al desarrollo de esta investigación. Se agradece especialmente a la UTP por contribuir al logro de esta investigación. Así también a los ingenieros de mantenimiento y gerentes de activos de operaciones mineras en Latinoamérica por compartir su experiencia práctica y validar los parámetros operacionales adoptados en el modelo.

REFERENCIAS

- [1] H. Al-Chalabi, "Development of an economic replacement time model for mining equipment: a case study," *Life Cycle Reliability and Safety Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 203-217, 2022. <https://doi.org/10.1007/s41872-022-00188-1>
- [2] A. M. Castañón, J. C. Gutiérrez-Díez, and M. Bascompta, "New method to study the effectiveness of mining equipment: A case study of surface drilling rigs," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 5, Art. no. 2185, 2024. <https://doi.org/10.3390/app14052185>
- [3] E. Topal and S. Ramazan, "Strategic mine planning model using network flow model and real case application," *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, vol. 26, no. 1, pp. 29-37, 2012. <https://doi.org/10.1080/17480930.2011.600827>

- [4] A. Hazrathosseini and A. Moradi Afrapoli, "Transition to intelligent fleet management systems in open pit mines: A critical review on application of reinforcement-learning-based systems," *Mining Technology*, vol. 133, no. 1, pp. 50-73, 2024. <https://doi.org/10.1177/25726668231222998>
- [5] O. D. Rivera Baena, M. V. Clavijo Mesa, C. E. Patino Rodríguez, and F. J. Guevara Carazas, "Identification of the asset life cycle stage: case study in a heavy truck fleet," *International Journal of Quality & Reliability Management*, vol. 39, no. 9, pp. 2233-2251, 2022. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-09-2020-0300>
- [6] G. Santelices, R. Pascual, A. Lüer-Villagra, A. Mac Cawley, and D. Galar, "Integrating mining loading and hauling equipment selection and replacement decisions using stochastic linear programming," *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, vol. 31, no. 1, pp. 52-65, 2017. <https://doi.org/10.1080/17480930.2015.1115589>
- [7] P. Bodziony and M. Patyk, "The influence of the mining operation environment on the energy consumption and technical availability of truck haulage operations in surface mines," *Energies*, vol. 17, no. 11, Art. no. 2654, 2024. <https://doi.org/10.3390/en17112654>
- [8] M. Goli, B. Ghodrati, and N. Eleftheroglou, "A literature review-based evaluation framework for maintenance strategy selection in heavy vehicles," *Results in Engineering*, vol. 28, Art. no. 107109, 2025. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107109>
- [9] K. Aydogdu, S. Duzgun, E. D. Yaylaci, and F. Aranoglu, "A systems engineering approach to decarbonizing mining: Analyzing electrification and CO2 emission reduction scenarios for copper mining haulage systems," *Sustainability*, vol. 16, no. 14, Art. no. 6232, 2024. <https://doi.org/10.3390/su16146232>
- [10] S. P. Upadhyay and H. Askari-Nasab, "Discrete event simulation of truck-and-shovel operations in open pit mines: A review," *Mining, Metallurgy & Exploration*, vol. 40, no. 1, pp. 185-205, 2023. <https://doi.org/10.1007/s42461-022-00712-8>
- [11] Y. Liu, J. Sun, and Z. Li, "Recent research agendas in mining equipment management: A review," *Mining*, vol. 2, no. 4, pp. 769-790, 2022. <https://doi.org/10.3390/mining2040043>
- [12] R. Goodfellow and R. Dimitrakopoulos, "Joint stochastic short-term production scheduling and fleet management optimization for mining complexes," *Optimization and Engineering*, vol. 22, pp. 1717-1743, 2021. <https://doi.org/10.1007/s11081-020-09495-x>
- [13] M. Mohtasham, M. Mirzaeian, and J. Saadat-Targhi, "Technology upgrade assessment for open-pit mines through mine plan optimization and discrete event simulation," *Minerals*, vol. 13, no. 5, Art. no. 642, 2023. <https://doi.org/10.3390/min13050642>
- [14] T. Tholana and P. N. Neingo, "Extending the application of PAS 55/ ISO 55 000 to mineral asset management," *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, vol. 116, no. 11, pp. 1043-1050, 2016. <https://doi.org/10.17159/2411-9717/2016/v116n11a6>
- [15] J. Zambujal-Oliveira and J. Duque, "Operational asset replacement strategy: A real options approach," *European Journal of Operational Research*, vol. 210, no. 2, pp. 318-325, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.09.011>
- [16] M. M. Hamasha, M. Bani-Irshid, S. Alshammari, M. A. H. Al-Hawari, and M. Alshraideh, "Strategical selection of maintenance type under different conditions," *Scientific Reports*, vol. 13, Art. no. 15560, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42751-5>
- [17] R. G. Dimitrakopoulos and S. A. Abdel Sabour, "Evaluating mine plans under uncertainty: Can the real options make a difference?," *Resources Policy*, vol. 32, no. 3, pp. 116-125, 2007. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2007.06.003>
- [18] X. Wang, Y. Ge, L. Yu, and X. Feng, "Effects of altitude on the thermal efficiency of a heavy-duty diesel engine," *Energy*, vol. 59, pp. 543-548, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.06.050>