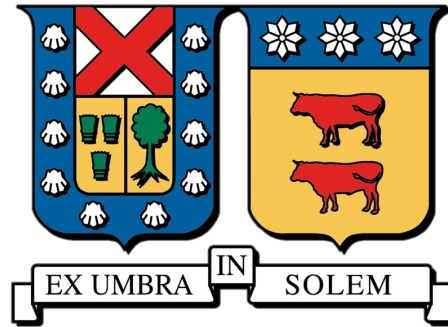




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

PHM-COVARIABLES: MAPEO DE CONSUMO DE COMBUSTIBLE
SEGÚN VISIÓN ARTIFICIAL Y DESPACHO

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

AUTOR

GABRIEL BUSTAMANTE GARCÍA HUIDOBRO

PROFESOR GUÍA

PhD. DAVID GODOY

PROFESOR CO-REFERENTE

JOSE MIGUEL GONZALEZ PAUL

VITACURA, 26 DE NOVIEMBRE 2025



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: PHM–Covariables: Mapeo de consumo de combustible según visión artificial y despacho.

Nombre del candidato(a): Gabriel Bustamante García-Huidobro

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Vitacura **Departamento:** Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, David Godoy R., en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 15-01-2026 **Firma:**

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 15/09/2026 **Firma:**

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Tabla de Contenidos

1	Resumen	5
2	Abstract	7
3	Introducción	9
4	Marco Teórico y Problema de Investigación	11
4.1	Gestión de Activos, Confiabilidad y Consumo de Combustible	11
4.2	Activos Mineros y Caminos mineros	13
4.3	Interpretación Artificial de Rugosidad mediante Inteligencia Artificial	16
5	Objetivos	20
5.1	Objetivo General	20
5.2	Objetivos Específicos	20
6	Alcance	21
7	Metodología	22
7.1	Enfoque y diseño de la investigación	22
7.2	Fuentes y variables de información	23
7.3	Formulación del modelo PHM–Markov	23
7.3.1	Modelo de Riesgos Proporcionales (PHM)	24
7.3.2	Proceso de falla Markov	25
7.3.3	Resolución numérica del sistema de Kolmogórov	26

7.3.4	Vida útil remanente (RUL)	26
7.4	Estimación de parámetros por Máxima Verosimilitud (MLE)	27
7.5	Curvas de intervención y fronteras de decisión	29
7.6	Procedimiento metodológico	31
7.7	Herramientas computacionales	32
7.8	Síntesis metodológica	32
8	Resultados	38
8.1	Descripción de los datos	38
8.2	Limpieza y preparación de datos	39
8.3	Criterios de segmentación operacional	40
8.4	Aplicación del modelo PHM–Markov	41
8.5	Parámetros estimados del modelo PHM–Markov	42
8.6	Escenario 1: Bajada–Descargado	44
8.7	Escenario 2: Bajada–Cargado	51
8.8	Escenario 3: Subida–Descargado	56
8.9	Escenario 4: Subida–Cargado	62
8.10	Síntesis comparativa de los cuatro escenarios operacionales	68
9	Conclusiones	70

Lista de Tablas

1	Efectos de las condiciones de los caminos en la operación de camiones mineros . .	15
2	Parámetros estimados del modelo PHM–Markov para el uso normalizado del tra- mo vial.	42

3	Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 1 (bajada–descargado). .	46
4	Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 1.	48
5	Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 2.	52
6	Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 2.	54
7	Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 3.	57
8	Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 3.	59
9	Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 4.	63
10	Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 4.	65
11	Comparación teórica de severidad, pérdida de confiabilidad y vida útil remanente entre los cuatro escenarios operacionales.	68

Lista de Figuras

1	Síntesis metodológica del procedimiento PHM–Markov aplicado a los datos de despacho, rugosidad simulada y análisis de escenarios.	33
2	Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 1 (bajada–descargado). .	45
3	Vida útil remanente normalizada $RUL(u)$ para el Escenario 1.	47
4	Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 1.	49
5	Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 2 (bajada–cargado). . .	51
6	Vida útil remanente normalizada $RUL(u)$ para el Escenario 2.	53
7	Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 2.	55
8	Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 3 (subida–descargado). .	56
9	Vida útil remanente normalizada para el Escenario 3.	59
10	Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 3.	61
11	Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 4 (subida–cargado). . .	63



12	Vida útil remanente normalizada para el Escenario 4.	65
13	Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 4.	67

1 Resumen

La condición superficial de los caminos mineros es un factor crítico para la operación de equipos de transporte en faenas de gran escala, ya que influye directamente en su desempeño, seguridad y demanda de mantenimiento. Variaciones en la rugosidad del camino afectan la estabilidad del vehículo, incrementan los esfuerzos mecánicos y pueden provocar consumos anómalos de combustible, repercutiendo tanto en la continuidad operacional como en los costos asociados. A pesar de su relevancia, el monitoreo de la condición del camino suele basarse en inspecciones visuales o mediciones puntuales, las cuales no permiten capturar adecuadamente la dinámica de deterioro ni anticipar escenarios de riesgo operativo.

En este contexto surge la necesidad de contar con un modelo capaz de representar la evolución del deterioro en función de variables operacionales reales, integrando de forma explícita la rugosidad del camino, el estado de carga del camión, la pendiente del tramo y el uso acumulado. Este trabajo responde a dicha necesidad mediante el desarrollo de un modelo predictivo basado en Proportional Hazards Model (PHM) con evolución Markoviana de la rugosidad, que permite estimar la confiabilidad condicional y la vida útil remanente (RUL) del camino bajo distintos escenarios operacionales.

El objetivo general de esta memoria es formular, implementar y evaluar un modelo PHM–Markov que caracterice el deterioro superficial del camino en función de su uso acumulado y severidad operativa, entregando métricas de confiabilidad, vida remanente y fronteras de intervención basadas en riesgo. Los resultados muestran diferencias claras entre escenarios: condiciones benignas presentan mayor estabilidad y RUL prolongado, mientras que escenarios de alta severidad exhiben deterioro acelerado y reducciones significativas en la confiabilidad.

Se concluye que el modelo PHM–Markov constituye una herramienta robusta para representar la degradación del camino bajo condiciones reales de operación. Como trabajo futuro, se propone incorporar nuevas covariables operacionales, extender la metodología a otros activos y añadir un enfoque económico que permita definir fronteras óptimas de intervención basadas en costo esperado.

2 Abstract

The surface condition of mining haul roads is a critical factor influencing the performance, safety, and maintenance requirements of large-scale truck fleets. Variations in road roughness affect vehicle stability, increase mechanical loading, and may trigger abnormal fuel consumption events, impacting operational continuity and associated costs. Despite its importance, road condition assessment in mining is often based on visual inspections or isolated measurements that do not capture degradation dynamics or anticipate operational risks.

This motivates the need for a modeling framework capable of characterizing surface deterioration as a function of real operational conditions, explicitly integrating road roughness, truck loading state, segment slope, and accumulated usage. To address this gap, this thesis develops a predictive framework based on the Proportional Hazards Model (PHM) with Markovian evolution of roughness, enabling the estimation of conditional reliability and Remaining Useful Life (RUL) under heterogeneous operating scenarios.

The main objective is to formulate, implement, and evaluate a PHM–Markov model that characterizes road surface degradation in terms of accumulated usage and operational severity, providing reliability metrics, RUL estimates, and risk-based intervention boundaries. The results show clear differences across scenarios: benign conditions exhibit stable reliability and extended RUL, whereas severe conditions—such as uphill loaded travel—display accelerated degradation and sharp reductions in both $R(u)$ and RUL. Additionally, risk-based intervention boundaries derived from reliability thresholds delineate safe operating zones, warning regions, and immediate intervention areas.

It is concluded that the PHM–Markov framework offers a robust and operationally mea-

ningful representation of haul road degradation, outperforming purely time-based approaches by capturing the effect of effective usage. Future research may incorporate additional operational covariates, extend the methodology to other assets, and integrate economic criteria to derive cost-optimal intervention policies.

3 Introducción

La industria minera es uno de los principales motores económicos a nivel global, y particularmente en Chile representa un sector estratégico por su aporte al PIB, a las exportaciones y al empleo. El carácter intensivo en capital y el alto nivel de exigencia de esta industria generan una presión constante por mejorar la eficiencia, reducir costos y asegurar la continuidad operacional de los procesos productivos. En este contexto, la gestión de los caminos mineros adquiere una relevancia fundamental, pues constituyen la columna vertebral del transporte interno de materiales y un factor crítico para la productividad de la faena.

Los caminos mineros no solo permiten la circulación continua de los camiones de gran tonelaje, sino que además inciden directamente en aspectos clave como la seguridad de los equipos y operadores, el desgaste de los componentes mecánicos, el consumo de combustible y, en consecuencia, en la huella ambiental de la operación. Un diseño geométrico inadecuado, una rugosidad excesiva o un deterioro en los cordones de seguridad pueden generar incrementos significativos en los costos de transporte, reducir la confiabilidad de los activos y exponer a la empresa a sanciones regulatorias.

El consumo de combustible, en particular, constituye uno de los principales indicadores de eficiencia y sostenibilidad en minería. Estudios y experiencias operacionales han demostrado que este indicador está estrechamente vinculado con la condición de la vía: pendientes pronunciadas, radios de curva reducidos, superficies irregulares o falta de compactación generan sobreconsumo que no solo incrementa los costos directos de operación, sino que también aumenta las emisiones de gases de efecto invernadero, tensionando los compromisos ambientales de la industria. En un escenario de creciente fiscalización y presión por reducir la huella de carbono, la optimización del

consumo de combustible en transporte minero se convierte en un desafío estratégico.

El problema se complejiza aún más por la imposibilidad de detener las operaciones para realizar mediciones tradicionales. La continuidad operacional es un requisito ineludible en minería, lo que obliga a explorar métodos alternativos de monitoreo y diagnóstico que no interfieran con la producción. Aquí surge el potencial de las tecnologías emergentes, tales como la visión artificial, el análisis de datos de despacho y los modelos de confiabilidad predictiva. Estas herramientas permiten capturar información en línea sobre las condiciones geométricas y funcionales de los caminos, vinculándolas con el desempeño de los camiones, y abren la posibilidad de anticipar escenarios de sobreconsumo y planificar intervenciones de mantenimiento de manera proactiva.

En este marco, resulta necesario contar con una metodología robusta que integre las condiciones viales, los factores operativos y el consumo de combustible en diversos escenarios operacionales de los camiones en un modelo predictivo. El enfoque de Proportional Hazards Model (PHM), ampliamente desarrollado en la literatura de confiabilidad Jardine y Tsang (2006); Banjevic y Jardine (2006), permite modelar el riesgo de eventos indeseados —en este caso, el sobreconsumo— en función de covariables que reflejan el estado de los activos o del entorno. Complementariamente, los procesos de Markov ofrecen un marco adecuado para representar la evolución estocástica de dichas covariables en el tiempo, capturando la dinámica de deterioro de los caminos.

La presente investigación se sitúa, por tanto, en la intersección entre confiabilidad y minería, con el objetivo de desarrollar un modelo que permita anticipar el sobreconsumo de combustible en camiones mineros a partir de la condición geométrica y funcional de los caminos. Este trabajo no solo busca aportar a la reducción de costos operacionales, sino también entregar una herramienta metodológica que respalde decisiones estratégicas de mantenimiento vial y gestión de flotas en un contexto de creciente digitalización de la industria.

4 Marco Teórico y Problema de Investigación

4.1 Gestión de Activos, Confiabilidad y Consumo de Combustible

La gestión de activos constituye un pilar estratégico en las industrias intensivas en capital, al integrar de manera coordinada la planificación, operación, mantenimiento y renovación de los activos físicos a lo largo de su ciclo de vida. De acuerdo con la norma ISO 55000, la gestión de activos busca maximizar el valor que las organizaciones obtienen de sus activos, alineando las decisiones técnicas con los objetivos estratégicos de negocio. En minería, donde los equipos de alto tonelaje y la infraestructura de transporte representan inversiones multimillonarias, la gestión eficiente de activos es esencial para asegurar continuidad operacional, competitividad y sostenibilidad.

Dentro de este marco, la confiabilidad emerge como un elemento clave. Se entiende como la probabilidad de que un activo cumpla su función en condiciones establecidas y durante un período determinado. Modelos tradicionales como el mantenimiento centrado en confiabilidad (RCM, Reliability-Centered Maintenance) y las técnicas asociadas (FMEA, análisis Weibull, FTA) han permitido identificar modos de falla y planificar estrategias de mantenimiento óptimas. Sin embargo, la creciente disponibilidad de datos operacionales y sensores ha impulsado una transición hacia metodologías avanzadas de mantenimiento predictivo, capaces de anticipar no solo fallas, sino también pérdidas de desempeño asociadas a variables de operación como el consumo energético.

En este contexto, el Proportional Hazards Model (PHM) introducido por Cox (1972) se consolida como una herramienta fundamental para modelar el riesgo condicional en función de covariables. El PHM expresa la tasa de riesgo como una combinación de una función base de

pendiente de la edad del activo y un término exponencial que incorpora variables de condición, abriendo así la posibilidad de integrar información operativa directamente en el cálculo de confiabilidad. Posteriormente, Jardine y Tsang (2006), junto con Banjevic y Jardine (2006), ampliaron su aplicación en el ámbito del mantenimiento, destacando su capacidad para calcular funciones de confiabilidad condicional y proyectar la vida útil remanente (Remaining Useful Life, RUL).

En minería, el consumo de combustible constituye un indicador crítico que refleja simultáneamente la eficiencia operacional, los costos y el impacto ambiental de la faena. La literatura evidencia que el transporte mediante camiones de extracción representa más del 30 % de la energía consumida en un yacimiento y genera más del 50 % de las emisiones directas de gases de efecto invernadero Bodziony y Patyk (2025). Asimismo, el diésel consumido por los camiones puede llegar a equivaler a más del 20 % de los costos operativos totales de una operación minera Stempkowska et al. (2024). Estas cifras posicionan el combustible no solo como un insumo estratégico, sino como un activo energético cuya gestión impacta directamente en la rentabilidad y sostenibilidad del negocio.

El sobreconsumo de combustible se configura entonces como un problema técnico y económico de primera magnitud. Condiciones operacionales desfavorables, como pendientes elevadas, rugosidad excesiva o deficiencias en la compactación de los caminos mineros, incrementan la resistencia al rodado y las vibraciones transmitidas al vehículo, elevando la demanda energética de los motores y reduciendo su eficiencia. Hasan et al. (2022) demostraron que pendientes superiores al 8 % incrementan de manera significativa la tasa de consumo por tonelada transportada, mientras que Bodziony y Patyk (2025) reportaron reducciones de hasta un 20 % en consumo al mejorar las condiciones superficiales de los caminos mineros.

De esta forma, la confiabilidad ya no debe entenderse únicamente como la capacidad de un

activo para evitar fallas mecánicas, sino también como la capacidad de sostener un desempeño eficiente en el tiempo. Al integrar modelos de confiabilidad condicional como el PHM con variables de desempeño, se abre la posibilidad de anticipar escenarios de sobreconsumo, calcular funciones de confiabilidad y proyectar la vida útil remanente asociada al consumo eficiente de combustible. Este enfoque permite extender el alcance del mantenimiento predictivo hacia una visión más amplia de gestión de activos basada en eficiencia, alineada con los objetivos de reducción de costos y mitigación de impactos ambientales.

La gestión de activos en minería, cuando se aborda desde la óptica de la confiabilidad, debe incorporar no solo la predicción de fallas, sino también el análisis del desempeño de los camiones. La integración entre modelos de confiabilidad condicional y métricas de consumo de combustible ofrece un marco metodológico robusto para comprender cómo las condiciones operativas, en particular la rugosidad de los caminos mineros, afectan la eficiencia de los activos y generan escenarios de sobreconsumo. Este vínculo constituye la base para avanzar hacia metodologías predictivas que orienten decisiones de mantenimiento vial en faenas mineras.

4.2 Activos Mineros y Caminos mineros

En minería a cielo abierto, los camiones de extracción de alto tonelaje constituyen activos estratégicos, ya que concentran una parte significativa de los costos y la productividad de la faena. Diversos estudios han mostrado que el transporte en camiones puede representar entre un 45 % y un 60 % del costo total de producción en una mina a cielo abierto Bodziony y Patyk (2025). Este porcentaje refleja que cualquier variación en la eficiencia de estos equipos, ya sea por factores operativos o de infraestructura, impacta directamente en la rentabilidad de la operación.

Más del 80 % de las minas a cielo abierto a nivel mundial utilizan camiones como principal

método de transporte Bodziony y Patyk (2025), lo que convierte a los caminos mineros en infraestructuras críticas para garantizar la continuidad productiva. Sin embargo, estas vías internas están expuestas a condiciones extremas: altas cargas cíclicas, tráfico constante, climas adversos y limitaciones geotécnicas que aceleran su deterioro. Esto exige mantener un estándar de construcción y mantenimiento riguroso para evitar pérdidas de eficiencia y seguridad.

La literatura reciente demuestra que la calidad de los caminos mineros incide directamente en la eficiencia y la confiabilidad de los camiones. Bodziony y Patyk (2025) muestran que la modificación del estado superficial de los caminos puede reducir el consumo de combustible hasta en casi un 20 %, dependiendo del tipo de camión, al disminuir la resistencia al rodado y optimizar la tracción en tramos inclinados. De manera similar, Hasan et al. (2022) destacan que las pendientes excesivas elevan significativamente la tasa de consumo de combustible, recomendando que los caminos de acarreo mantengan inclinaciones inferiores al 8 %.

Más allá del consumo, la condición del camino también incide en la confiabilidad de los equipos. En un estudio reciente, Stempkowska et al. (2024) reportan que en minas de superficie un deterioro del entorno operativo (superficies irregulares, resistencias de rodado elevadas) aumenta la intensidad de fallas de los camiones y reduce su disponibilidad. La simulación discreta aplicada en ese trabajo mostró que al mejorar la calidad del camino, el tiempo total de operación disminuyó un 11,2 %, las interrupciones por fallas se redujeron un 44 %, el mantenimiento bajó un 15 % y los trayectos vacíos decrecieron en un 9 %. Estos resultados confirman que el camino es un determinante tanto de la eficiencia energética como de la confiabilidad técnica.

La durabilidad de los neumáticos es otro aspecto afectado. En condiciones adversas de camino, la vida útil de los neumáticos OTR (Off-The-Road) se reduce por vibraciones y mayores esfuerzos laterales, lo que eleva los costos asociados al recambio Kowalczyk et al. (2022). Asimismo,

mo, estudios han demostrado que intervalos extendidos entre mantenimientos de la vía incrementan la resistencia al rodado, afectando de manera directa el consumo de energía Vericom (2023).

En la Tabla 1 se sintetizan algunos de los principales efectos documentados en la literatura reciente sobre la relación entre la condición de los caminos y el desempeño de los camiones.

Tabla 1: Efectos de las condiciones de los caminos en la operación de camiones mineros

Condición del camino	Impacto en operación
Rugosidad elevada	Aumento del consumo de combustible (hasta +25 %) y mayor desgaste de componentes.
Mejora de superficie	Reducción del consumo de combustible (12,5 %) y mejor tracción en pendientes.
Optimización de caminos	Disminución de los tiempos de ciclo de camiones (11,2 %).
Caminos en mal estado	Mayor frecuencia de fallas mecánicas, reducción de disponibilidad.
Caminos bien mantenidos	Menor resistencia al rodado, reducción de vibraciones y prolongación de la vida útil de neumáticos y suspensiones.

Los caminos mineros deben ser considerados activos estratégicos dentro de la operación minera, pues su condición influye en tres dimensiones críticas: eficiencia, productividad y confiabilidad de los camiones. Este vínculo directo con el consumo de combustible y el desgaste de componentes móviles demuestra que el mantenimiento vial no es un aspecto periférico, sino central para la sostenibilidad y la competitividad de la faena. El análisis de esta relación abre así una línea de investigación clave: el desarrollo de modelos predictivos que integren estas variables y permitan anticipar escenarios de sobreconsumo y deterioro operacional, lo que conecta directamente con el problema de investigación planteado en esta memoria.

4.3 Interpretación Artificial de Rugosidad mediante Inteligencia Artificial

La creciente digitalización de la minería ha abierto nuevas posibilidades para caracterizar las condiciones de operación sin necesidad de recurrir a mediciones tradicionales en terreno. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) y, en particular, la visión por computador, se han consolidado como herramientas fundamentales para la estimación automática de la rugosidad de los caminos mineros. Esta perspectiva responde a la necesidad de contar con información confiable, continua y de bajo costo, que permita explicar fenómenos operativos como el sobreconsumo de combustible asociado a condiciones viales desfavorables Zhao et al. (2021).

La rugosidad es un parámetro crítico, pues describe las irregularidades superficiales que afectan directamente la resistencia al rodado, la estabilidad dinámica de los camiones y la demanda energética de sus motores. Tradicionalmente, su medición requería equipos especializados y campañas puntuales de terreno, lo que implicaba interrupciones en la operación y elevados costos. La interpretación artificial busca reemplazar este enfoque mediante el procesamiento de datos digitales capturados por cámaras embarcadas, drones u otros sensores, de modo de generar índices de rugosidad a partir de información visual y sin intervención manual Li et al. (2022).

Los avances recientes en aprendizaje automático han demostrado la capacidad de algoritmos de clasificación y de aprendizaje profundo para identificar patrones complejos en imágenes, lo que ha permitido construir modelos capaces de distinguir diferentes niveles de rugosidad en superficies de transporte. Wang et al. (2020) mostraron que el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) supera en precisión a métodos tradicionales de procesamiento de señales para la clasificación de rugosidad en pavimentos. Aunque desarrollados en contextos urbanos, estos enfoques son altamente transferibles a la minería, donde los caminos presentan condiciones dinámicas

y variables que requieren monitoreo continuo.

Adicionalmente, se ha explorado el uso de imágenes aéreas capturadas por drones para la detección de deterioros superficiales. Hou et al. (2021) demostraron que la combinación de imágenes UAV con algoritmos de segmentación semántica permite identificar patrones de deterioro y estimar métricas de rugosidad de forma automática y en gran escala. Aunque estas metodologías se han aplicado principalmente en entornos urbanos y de transporte vial, su extrapolación a los caminos mineros constituye una línea de investigación prometedora.

En paralelo, estudios en minería destacan la importancia de vincular las condiciones de los caminos con indicadores de desempeño. Stempkowska et al. (2024) evidencian que las condiciones del entorno operativo influyen directamente en la eficiencia y la disponibilidad técnica de los camiones, lo que refuerza la pertinencia de utilizar IA para generar métricas computacionales de rugosidad que se conecten con el consumo de combustible y la confiabilidad de los activos.

La literatura contemporánea converge en la viabilidad de utilizar inteligencia artificial, en particular técnicas de visión por computador y aprendizaje profundo, para la interpretación automática de la rugosidad. Estas metodologías permiten sustituir mediciones manuales en terreno por aproximaciones computacionales continuas y objetivas, entregando así un marco teórico sólido para vincular la condición de los caminos mineros con el consumo de combustible y la confiabilidad de la operación.

Problema de Investigación

A pesar de los avances recientes en el monitoreo operacional de flotas mineras, la gestión del consumo de combustible continúa enfrentando importantes desafíos derivados de la heterogeneidad de los caminos viales y de las condiciones dinámicas bajo las cuales operan los camiones

de extracción. La evidencia reportada en la literatura muestra que factores como la rugosidad del camino, la pendiente, el estado de carga y el uso acumulado influyen de manera significativa en la demanda de combustible del equipo. Paralelamente, el desarrollo de técnicas de visión artificial ha permitido obtener métricas de rugosidad con mayor precisión; sin embargo, estos indicadores suelen utilizarse de forma aislada, sin integrarlos dentro de un marco probabilístico que capture su relación con el deterioro y el sobreconsumo de combustible.

Actualmente existe una brecha metodológica: no se dispone de un modelo que combine simultáneamente los datos operacionales de despacho con métricas de rugosidad interpretadas mediante visión artificial dentro de un esquema de riesgo que permita evaluar de manera conjunta el deterioro del camino, el consumo de combustible y la variabilidad operacional. Los estudios existentes abordan típicamente el consumo de combustible sin considerar explícitamente la condición del camino, o analizan la rugosidad sin vincularla a impactos cuantificables, generando una separación que limita la capacidad de anticipar escenarios de sobreconsumo y de orientar la toma de decisiones de mantenimiento vial desde una perspectiva basada en confiabilidad.

Esta falta de integración metodológica tiene efectos directos en la operación minera: la identificación tardía de tramos críticos puede generar sobrecostos significativos en combustible, aumentar la variabilidad operativa del ciclo de transporte y reducir la continuidad operacional, especialmente en contextos de alta pendiente o superficies degradadas. Asimismo, la ausencia de umbrales cuantitativos de confiabilidad dificulta la planificación preventiva, conduciendo a intervenciones reactivas que incrementan la severidad operativa y aceleran el deterioro del camino.

En este contexto, surge la necesidad de desarrollar un modelo predictivo que permita cuantificar el riesgo de sobreconsumo incorporando simultáneamente la rugosidad como covariable dinámica y el comportamiento estocástico del deterioro del camino. Este enfoque debe entregar

herramientas para anticipar desviaciones críticas en el consumo, definir zonas óptimas de intervención y apoyar la gestión del mantenimiento vial en función de indicadores de confiabilidad.

En consecuencia, el problema central de investigación se formula de la siguiente manera:

¿Cómo integrar las métricas de rugosidad obtenidas mediante visión artificial con los datos operacionales de despacho dentro de un modelo probabilístico de confiabilidad basado en PHM–Markov, de manera que sea posible estimar el riesgo de sobreconsumo de combustible y determinar umbrales de intervención para la gestión vial bajo condiciones operativas variables?

5 Objetivos

5.1 Objetivo General

Desarrollar un modelo predictivo de confiabilidad condicional basado en un esquema PHM–Markov que integre datos operacionales de despacho con un indicador simulado de rugosidad del camino, con el fin de caracterizar el deterioro y proyectar la vida útil remanente del consumo de combustible en distintos escenarios operacionales, para apoyar la toma de decisiones de mantenimiento vial orientadas a mejorar la continuidad operativa.

5.2 Objetivos Específicos

1. Analizar y caracterizar el comportamiento del consumo de combustible en función de la rugosidad simulada del camino y las condiciones operacionales de pendiente y carga, identificando patrones de deterioro relevantes para el modelamiento.
2. Formular e implementar un modelo PHM–Markov que integre el uso acumulado normalizado, la rugosidad simulada y el consumo instantáneo de combustible como covariables, estimando los parámetros del riesgo basal y evaluando la confiabilidad condicional y la vida útil remanente para distintos escenarios operacionales.
3. Construir fronteras óptimas de intervención basadas en confiabilidad y analizar comparativamente cuatro escenarios operacionales, con el propósito de identificar condiciones críticas del camino y orientar decisiones de mantenimiento preventivo y correctivo.

6 Alcance

El presente estudio se enmarca en la gestión de caminos mineros y su impacto en el desempeño de camiones de gran tonelaje. El trabajo se centra específicamente en el análisis del consumo de combustible condicionado por las características geométricas y funcionales de las vías mineras. El análisis se desarrollará a partir de datos históricos de despacho y simulación de la rugosidad, con el fin de asegurar robustez en la estimación y contraste de resultados.

El alcance metodológico de esta investigación es principalmente correlacional y predictivo. Correlacional, en cuanto busca establecer la relación entre la condición geométrica y funcional de los caminos y el consumo de combustible; y predictivo, al proyectar funciones de confiabilidad condicional y vida útil remanente asociadas al consumo eficiente. La representación estocástica de la evolución de las condiciones de los caminos se abordará mediante procesos de Markov, integrados con un modelo de *Proportional Hazards Model* (PHM) con covariables.

De este modo, el alcance de la investigación queda acotado a los objetivos definidos: diagnosticar y caracterizar la relación entre las condiciones de los caminos y el consumo de combustible, implementar un modelo PHM–Markov con covariables relevantes, y proyectar indicadores de confiabilidad que sirvan de base para el diseño de políticas de mantenimiento vial orientadas a mejorar la eficiencia, aumentar disponibilidad y garantizar continuidad operacional

7 Metodología

El presente capítulo describe el diseño metodológico empleado para desarrollar el modelo de confiabilidad condicional que integra los datos de operación y de condición del camino minero. Se exponen el enfoque de investigación, las fuentes de información, las variables utilizadas y el desarrollo matemático que sustenta el modelo propuesto. A su vez, se detalla el procedimiento completo de implementación, los criterios de validación aplicados y las herramientas computacionales empleadas.

7.1 Enfoque y diseño de la investigación

La investigación adopta un enfoque cuantitativo, explicativo y predictivo, orientado a modelar la influencia de las condiciones de los caminos mineros sobre el consumo de combustible. Dado que el estudio busca generar una herramienta predictiva aplicable a la gestión de mantenimiento vial, se enmarca dentro de un diseño aplicado, donde se integran datos reales de operación provenientes de sistemas de despacho y mediciones de condición superficial del camino obtenidas mediante simulación.

El diseño metodológico se estructura en tres fases principales:

1. **Caracterización y depuración de datos:** Análisis de las fuentes de información y construcción de las variables de entrada al modelo.
2. **Modelación PHM–Markov:** Formulación y resolución del modelo de confiabilidad condicional que combina el riesgo proporcional con las transiciones de estado de rugosidad.
3. **Aplicación y análisis de resultados:** Implementación del modelo en los cuatro escenarios operacionales definidos (pendiente $\times$ carga), cálculo de las curvas de confiabilidad condicio-

nal y de la vida útil remanente (RUL), y determinación de umbrales de intervención. Esta fase permite interpretar el impacto de la rugosidad sobre el riesgo de sobreconsumo y evaluar las implicancias operacionales para la gestión de los caminos mineros.

7.2 Fuentes y variables de información

Las fuentes de información utilizadas son dos:

- **Base de datos de despacho:** Contiene los registros de operación de los camiones, incluyendo coordenadas, velocidad promedio, pendiente, tiempo de ciclo y consumo de combustible.
- **Simulación de rugosidad del camino:** Dado que no se dispone de mediciones directas de rugosidad obtenidas mediante visión artificial o sensores especializados, se generó un conjunto de indicadores de rugosidad simulados a partir de la variación vertical del terreno (z) y su relación con el desplazamiento. Esta simulación permite incorporar un comportamiento coherente con la dinámica esperada del camino, posibilitando evaluar el impacto de distintos niveles de rugosidad en el modelo PHM–Markov.

A partir de estas fuentes, se definen las siguientes variables:

- **Variable dependiente:** Evento de sobreconsumo de combustible.
- **Covariables del camino:** Rugosidad $Z_1(t)$ y consumo combustible $Z_2(t)$

7.3 Formulación del modelo PHM–Markov

El modelo de confiabilidad condicional propuesto integra dos estructuras complementarias: el *Proportional Hazards Model* (PHM), que permite cuantificar la tasa de riesgo de sobreconsumo en función de covariables del camino, y los procesos de Markov, que describen la evolución

estocástica de las condiciones de rugosidad en el tiempo.

7.3.1. Modelo de Riesgos Proporcionales (PHM)

El modelo PHM, introducido por Cox (1972) y aplicado al ámbito del mantenimiento por Jardine y Tsang (2006), expresa la tasa de riesgo o *hazard rate* como una función multiplicativa entre una tasa base h_0 y una componente exponencial que incorpora las covariables del sistema:

$$h(t) = h_0 \exp \left(\sum_{i=1}^n \gamma_i Z_i(t) \right), \quad (1)$$

donde:

- h_0 corresponde a la tasa base de riesgo, constante en este estudio, dado que no se considera el efecto de la edad del camión.
- $Z_i(t)$ representa la i -ésima covariable que caracteriza la condición del camino en el instante t (por ejemplo, rugosidad).
- γ_i es el coeficiente asociado a la covariable $Z_i(t)$, estimado mediante el método de Máxima Verosimilitud (ver Subsección 7.4).

La función de confiabilidad condicional asociada se define como:

$$R(t|Z) = \exp \left[- \int_0^t h(u|Z(u)) du \right], \quad (2)$$

que expresa la probabilidad de que no ocurra un evento de sobreconsumo hasta el tiempo t , dadas las condiciones del camino observadas.

7.3.2. Proceso de falla Markov

Sea $Z(t) \in \{1, 2, \dots, m\}$ el estado de rugosidad del camino en el tiempo t , donde m representa el número de niveles discretos definidos (baja, media, alta rugosidad). Las transiciones entre estados se modelan mediante un proceso de Markov con matriz generadora $\tilde{\Lambda}(t)$.

La dinámica conjunta de las transiciones de estado y de la probabilidad de supervivencia del sistema se describe mediante la matriz $L(x, t) = [L_{ij}(x, t)]$, donde cada elemento representa la probabilidad de encontrarse en el estado j en el tiempo t , sin que haya ocurrido un evento de sobreconsumo, dado que el sistema estaba en el estado i en el tiempo x :

$$\frac{\partial L(x, t)}{\partial t} = L(x, t) (\tilde{\Lambda}(t) - D(t)), \quad L(x, x) = I. \quad (3)$$

Esta ecuación, introducida por Banjevic y Jardine (2006), corresponde a la *ecuación de Kolmogórov hacia adelante con término de muerte*, en la cual:

- $\tilde{\Lambda}(t)$ es la matriz de intensidades de transición entre estados de rugosidad.
- $D(t) = \text{diag}(h_1(t), h_2(t), \dots, h_m(t))$ es una matriz diagonal que contiene los valores del hazard asociados a cada estado, definidos por el modelo PHM (Ecuación 1).

La confiabilidad condicional del sistema en el estado i se obtiene mediante:

$$R(t|x, i) = \sum_j L_{ij}(x, t), \quad (4)$$

y la confiabilidad global, siguiendo la notación empleada por Banjevic y Jardine (2006), se expresa

como:

$$R(x, t) = \sum_i \sum_j \pi_i(x) L_{ij}(x, t), \quad (5)$$

donde $\pi_i(x)$ representa la probabilidad de que el sistema se encuentre en el estado i en el tiempo x y aún no haya ocurrido el evento de sobreconsumo.

7.3.3. Resolución numérica del sistema de Kolmogórov

La ecuación diferencial (Ecuación 3) no posee solución analítica general. Por ello, se aplica el método product-property propuesto por Banjevic y Jardine (2006), que permite aproximar $L(x, t)$ mediante una multiplicación secuencial de exponentes matriciales:

$$L(x, t) \approx \prod_{k: [k\Delta, (k+1)\Delta] \subset [x, t]} \exp((\tilde{\Lambda}(k\Delta) - D(k\Delta)) \Delta), \quad (6)$$

donde Δ corresponde al paso temporal de discretización. Este procedimiento preserva la estabilidad numérica y facilita la implementación computacional del modelo en Python o MATLAB.

7.3.4. Vida útil remanente (RUL)

Una vez obtenida la función de confiabilidad condicional, la vida útil remanente (*Remaining Useful Life*, *RUL*) se calcula como el tiempo esperado hasta el evento de sobreconsumo, dado que el sistema sigue operativo en el tiempo t y se encuentra en el estado $Z(t)$:

$$e(t, Z(t)) = E[T - t | T > t, Z(t)] = \int_0^\infty R(u|t, Z(t)) du. \quad (7)$$

Esta métrica permite cuantificar la durabilidad energética del camino y proyectar cuándo las condiciones de rugosidad implicarán un riesgo elevado de sobreconsumo.

7.4 Estimación de parámetros por Máxima Verosimilitud (MLE)

Los parámetros del modelo propuesto se estiman utilizando el método de *Máxima Verosimilitud* (MLE), siguiendo la formulación descrita por Liu y Makis (1996) para el modelo de riesgos proporcionales con distribución base Weibull. En este estudio se considera una única covariable temporal $Z(t)$, correspondiente a la rugosidad del camino, la cual puede variar en el tiempo.

a) Modelo de riesgo

El modelo de hazard instantáneo se define como:

$$h(t|Z(t)) = h_0(t) \exp\{\gamma Z(t)\}, \quad (8)$$

donde $h_0(t)$ corresponde a la función de riesgo base Weibull:

$$h_0(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1}. \quad (9)$$

En consecuencia, el hazard total es:

$$h(t|Z(t)) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp\{\gamma Z(t)\}, \quad (10)$$

donde los parámetros a estimar son:

- η : parámetro de escala (vida característica),
- β : parámetro de forma,
- γ : peso o sensibilidad de la rugosidad sobre el riesgo instantáneo.

b) Función de verosimilitud

Sea un conjunto de n observaciones independientes. Cada observación i se caracteriza por el tiempo al evento o censura t_i , el indicador δ_i (1 si ocurre falla, 0 si está censurada), y la trayectoria de rugosidad $Z_i(t)$ en el intervalo $[0, t_i]$.

La función de verosimilitud se expresa como:

$$L(\eta, \beta, \gamma) = \prod_{i=1}^n [h(t_i|Z_i(t_i))]^{\delta_i} \exp\left(-\int_0^{t_i} h(u|Z_i(u)) du\right). \quad (11)$$

El primer término representa la probabilidad de ocurrencia de las fallas observadas, mientras que el segundo término corresponde a la probabilidad de supervivencia hasta el tiempo t_i .

c) Log-verosimilitud

Al tomar logaritmos, se obtiene:

$$\ell(\eta, \beta, \gamma) = \sum_{i=1}^n \left\{ \delta_i \left[\ln\left(\frac{\beta}{\eta}\right) + (\beta - 1) \ln\left(\frac{t_i}{\eta}\right) + \gamma Z_i(t_i) \right] - \int_0^{t_i} \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{u}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp\{\gamma Z_i(u)\} du \right\}. \quad (12)$$

Si la covariable $Z_i(t)$ se mide por tramos, el término integral se aproxima como suma discreta:

$$\int_0^{t_i} h(u|Z_i(u)) du \simeq \sum_{k=1}^{m_i} \exp\{\gamma Z_{i,k}\} \left[\left(\frac{\tau_{i,k}}{\eta}\right)^{\beta} - \left(\frac{\tau_{i,k-1}}{\eta}\right)^{\beta} \right], \quad (13)$$

donde $Z_{i,k}$ representa el valor de la rugosidad en el subintervalo $[\tau_{i,k-1}, \tau_{i,k})$.

d) Estimación de los parámetros

Los estimadores de máxima verosimilitud $(\hat{\eta}, \hat{\beta}, \hat{\gamma})$ se obtienen resolviendo el sistema no lineal formado por:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \eta} = 0, \quad \frac{\partial \ell}{\partial \beta} = 0, \quad \frac{\partial \ell}{\partial \gamma} = 0. \quad (14)$$

Dado que este sistema no posee solución analítica, se emplean métodos numéricos iterativos, como *Newton–Raphson* o *BFGS*, restringiendo $\eta > 0$ y $\beta > 0$. El proceso de estimación se inicia con valores preliminares obtenidos de un ajuste Weibull sin covariable, y posteriormente se actualizan las tres variables hasta alcanzar convergencia.

Una vez estimados los parámetros, éstos permiten caracterizar el comportamiento del riesgo de falla del sistema y se emplean en la siguiente sección para el cálculo de la confiabilidad condicional y del tiempo de vida remanente (RUL).

7.5 Curvas de intervención y fronteras de decisión

A partir del modelo PHM–Markov propuesto, la tasa de riesgo instantánea para un tramo vial se modela como

$$\lambda(u \mid Z) = \lambda_0(u) \exp\{Z\}, \quad (15)$$

donde $u \in [0, 1]$ representa el uso acumulado normalizado del tramo, $\lambda_0(u)$ es la tasa de riesgo basal asociada a la distribución de Weibull, y Z es una covariable compuesta que resume el efecto operativo de la rugosidad y del consumo de combustible. Para la Weibull basal se tiene

$$\lambda_0(u) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{u}{\eta} \right)^{\beta-1}, \quad H_0(u) = \left(\frac{u}{\eta} \right)^{\beta}, \quad (16)$$

donde $H_0(u)$ es la función de riesgo acumulado, y η y β corresponden a los parámetros de escala y forma, respectivamente.

Bajo este esquema, la confiabilidad condicional para un nivel dado de covariable compuesta Z se expresa como

$$R(u | Z) = \exp\{-H_0(u) \exp(Z)\}. \quad (17)$$

Con el fin de traducir el resultado probabilístico en reglas operativas de mantenimiento, se definen dos umbrales de confiabilidad R_{gy} y R_{yr} , con $R_{gy} > R_{yr}$, que separan tres zonas de decisión:

- zona de operación segura (no intervenir), cuando $R(u | Z) \geq R_{gy}$;
- zona de preparación de intervención, cuando $R_{yr} < R(u | Z) < R_{gy}$;
- zona de intervención inmediata, cuando $R(u | Z) \leq R_{yr}$.

Para cada valor de uso u se obtienen las fronteras de decisión resolviendo la ecuación

$$R(u | Z) = R_{thr}, \quad (18)$$

donde R_{thr} corresponde al umbral de confiabilidad considerado (R_{gy} o R_{yr}). Reemplazando (17) en (18) y despejando Z se obtiene

$$Z(u; R_{thr}) = \ln\left(-\frac{\ln R_{thr}}{H_0(u)}\right) = \ln\left(-\frac{\ln R_{thr}}{(u/\eta)^\beta}\right). \quad (19)$$

La expresión (19) define, para cada u , las curvas frontera $Z_{gy}(u)$ y $Z_{yr}(u)$ que delimitan las tres regiones de decisión en el plano (u, Z) . Gráficamente, el área bajo $Z_{gy}(u)$ se interpreta como

zona verde (operación segura), la franja entre $Z_{gy}(u)$ y $Z_{yr}(u)$ como zona amarilla (preparar intervención) y el área sobre $Z_{yr}(u)$ como zona roja (intervención inmediata). De este modo, el modelo PHM–Markov se traduce en un mapa de decisión operativo que relaciona el avance del uso del tramo con la severidad combinada de las covariables, permitiendo definir políticas de mantenimiento basadas en confiabilidad.

7.6 Procedimiento metodológico

El proceso de implementación del modelo PHM–Markov se desarrollará en las siguientes etapas:

1. **Adquisición y procesamiento de datos:** recopilación de registros históricos de despacho y de imágenes del camino; normalización de unidades y depuración de valores atípicos.
2. **Cálculo de indicadores de condición:** procesamiento de imágenes mediante visión artificial para generar un índice continuo de rugosidad, posteriormente clasificado en tres estados discretos (baja, media, alta).
3. **Estimación transiciones de Markov:** cálculo de la matriz generadora $\tilde{\Lambda}(t)$ a partir de las frecuencias y tiempos de permanencia en cada estado.
4. **Estimación de parámetros PHM:** Implementación del método de Máxima Verosimilitud para estimar los parámetros (η, β, γ) , donde γ cuantifica el efecto de la rugosidad del camino sobre el riesgo de sobreconsumo de combustible.
5. **Construcción del modelo PHM–Markov:** integración de los resultados anteriores mediante la resolución numérica del sistema de Kolmogórov (Ecuación 3), usando el método *product-property*.

6. **Cálculo de confiabilidad y RUL:** evaluación de $R(t|Z)$ y $e(t, Z)$ para cada estado, generando curvas de confiabilidad condicional y umbrales de intervención.

7.7 Herramientas computacionales

El procesamiento de datos, la implementación del modelo, La resolución numérica del sistema de Kolmogórov y la simulación de la confiabilidad se realizarán a través de Python, permitiendo generar las curvas de confiabilidad, los mapas de RUL por estado y umbrales de intervención.

7.8 Síntesis metodológica

La Figura 1 presenta de forma resumida el procedimiento seguido en este trabajo para aplicar un modelo PHM–Markov a los datos de despacho y rugosidad del camino minero. A continuación se describe en detalle cada una de las etapas consideradas, con el objetivo de entregar una visión integrada de la metodología implementada.

Integración de datos de despacho y rugosidad

El punto de partida de la metodología es la integración de dos fuentes principales de información: los datos del sistema de despacho de camiones y un conjunto de indicadores de rugosidad generados de forma simulada a partir de la geometría del terreno.

Por una parte, los datos de despacho contienen el historial de operación de los camiones, incluyendo al menos la identificación del equipo, tiempo y posición de cada evento, condición de carga (cargado o descargado), pendiente del tramo y consumo de combustible. Por otra parte, dado que no se dispone de mediciones directas de rugosidad obtenidas mediante visión artificial o sensores embarcados, la información de rugosidad se construyó mediante una simulación basada en la variación vertical del camino (z) y su relación con el desplazamiento. A partir de esta apro-

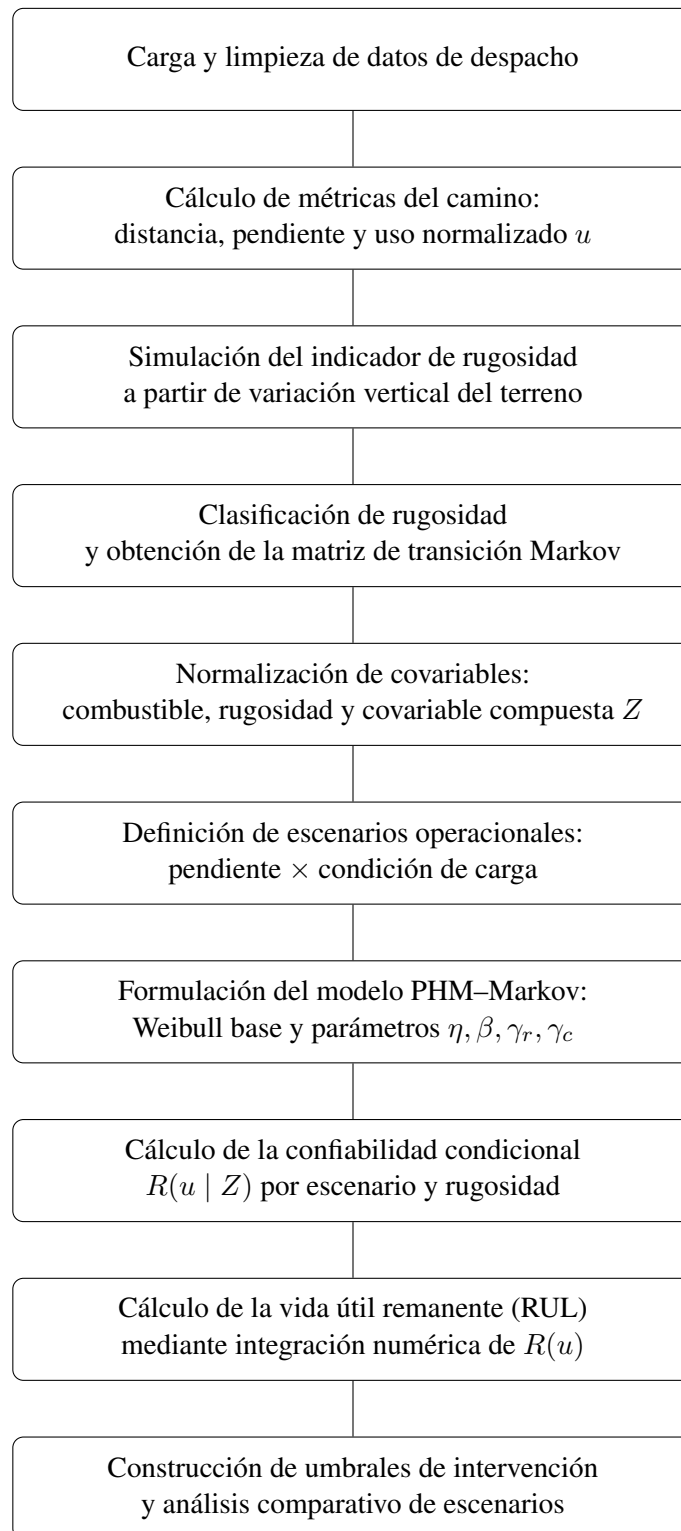


Figura 1: Síntesis metodológica del procedimiento PHM-Markov aplicado a los datos de despacho, rugosidad simulada y análisis de escenarios.

ximación geométrica se definieron indicadores coherentes con el comportamiento esperado de la irregularidad del terreno en cada segmento recorrido.

Ambas fuentes se sincronizan espacial y temporalmente para asociar, a cada observación de uso del camino, un conjunto coherente de variables: uso acumulado, condición de carga, pendiente, consumo de combustible y nivel de rugosidad simulada del tramo.

Clasificación de rugosidad en tres estados discretos

Una vez integrada la base de datos, se construyen indicadores de rugosidad a nivel de tramo. Sobre la base de estos indicadores se realiza una discretización en tres niveles de severidad: rugosidad baja, media y alta.

Esta clasificación se implementa mediante umbrales definidos sobre el indicador continuo de rugosidad, de forma que cada observación de la base queda asignada a uno de los tres estados discretos. El resultado es una secuencia de estados de rugosidad asociada al uso del camino, la cual posteriormente se modela como un proceso de Markov continuo en la variable “uso acumulado”.

Adicionalmente, y siguiendo el trabajo previo de Pérez (2025), se consideran cuatro escenarios operacionales determinados por la combinación de pendiente del camino (alta/baja) y condición de carga del camión (cargado/descargado). Para cada uno de estos escenarios se dispone de un consumo promedio de combustible, que más adelante se utilizará como covariable en el modelo de riesgos proporcionales.

Aplicación del modelo PHM–Markov

Sobre la base de la información anterior se especifica un modelo de riesgos proporcionales (PHM) con hazard basal Weibull y dos covariables principales: el estado de rugosidad y un

indicador de severidad operacional asociado al consumo medio de combustible por escenario. En términos generales, la tasa de falla condicional se modela como:

$$h(u \mid Z(u)) = \lambda_0(u) \exp(\gamma_r Z_r(u) + \gamma_c Z_c(u)) \quad (20)$$

donde u representa el uso acumulado del camino, $\lambda_0(u)$ es la tasa basal Weibull, $Z_r(u)$ corresponde al estado discreto de rugosidad (baja, media, alta) y $Z_c(u)$ representa el nivel de consumo de combustible normalizado asociado al escenario operacional. Los parámetros γ_r y γ_c cuantifican el efecto de cada covariable sobre el riesgo de falla.

Los parámetros del modelo PHM se estiman mediante máxima verosimilitud, utilizando historiales de fallo y censura expresados en función del uso acumulado. La covariable de rugosidad aporta información dinámica a través de los cambios de estado observados en la operación, mientras que la covariable de consumo introduce el efecto global de la severidad de cada escenario (pendiente y carga).

En paralelo, la secuencia de estados de rugosidad se modela como un proceso de Markov continuo en u . A partir de las frecuencias de transición entre los tres estados discretos se estima una matriz de transición de probabilidad por intervalo y, a partir de ella, la matriz generadora de tasas Q , que describe la dinámica de cambio de rugosidad en función del uso.

La integración de ambas componentes da origen a un modelo PHM–Markov: la parte PHM define, para cada estado de rugosidad y escenario operacional, la tasa de fallo instantánea, mientras que la parte Markov describe cómo el sistema va migrando entre niveles de rugosidad a medida que se acumula uso.

Cálculo de confiabilidad condicional y curvas $R(u | Z)$ por escenario

Definidas las matrices de tasas de transición Q y de fallo $D(u)$ (esta última obtenida a partir del modelo PHM, la rugosidad y el escenario considerado), se resuelve numéricamente la ecuación de Kolmogórov hacia adelante para el proceso PHM–Markov. Este paso permite obtener, para cada escenario operacional y para cada estado inicial de rugosidad, la probabilidad de que el sistema se mantenga en operación sin fallar hasta un cierto nivel de uso acumulado u .

La solución de esta ecuación se implementa de forma discreta, aproximando el uso acumulado mediante una malla y aplicando el método de producto de matrices (product–integral) sobre el generador total del proceso. El resultado es la función de confiabilidad condicional $R(u | Z)$, es decir, la probabilidad de supervivencia del sistema condicionada a la información disponible sobre rugosidad y escenario de operación.

Para cada uno de los cuatro escenarios definidos a partir del trabajo de Pérez (2025) (pendiente alta/baja y camión cargado/descargado) se generan curvas de confiabilidad condicional $R(u | Z)$ diferenciadas por estado de rugosidad (baja, media y alta). Estas curvas muestran de manera explícita cómo, en un mismo nivel de uso, la combinación de condiciones operacionales y rugosidad del camino impacta la probabilidad de que el sistema se mantenga operativo.

Resultados, RUL y umbrales de intervención

Finalmente, a partir de las curvas de confiabilidad condicional se calculan indicadores de interés para la toma de decisiones de mantenimiento. En particular, se estima la vida útil remanente (RUL) bajo distintas condiciones iniciales de estado y escenario, y se proponen umbrales de intervención basados en niveles críticos de confiabilidad.

De este modo, la metodología PHM–Markov desarrollada permite pasar desde datos históricos de despacho y simulaciones de rugosidad, inicialmente utilizados solo para análisis descriptivo de consumo, a un modelo probabilístico capaz de cuantificar el efecto conjunto de la rugosidad del camino y de las condiciones de operación (pendiente y carga) sobre la confiabilidad del sistema, entregando como salida curvas $R(u \mid Z)$ por escenario, estimaciones de RUL y lineamientos para definir umbrales de intervención preventiva.

8 Resultados

El presente capítulo expone los resultados obtenidos a partir de la aplicación del modelo PHM–Markov sobre los datos operacionales y las covariables construidas para el estudio. En primer lugar, se describe el conjunto de datos utilizado y el proceso de preparación previo al modelamiento. Posteriormente, se presentan los criterios de segmentación operacional empleados para definir los cuatro escenarios de análisis y, finalmente, se muestran los resultados del modelo, incluyendo las curvas de confiabilidad condicional, la estimación de la vida útil remanente (RUL) y los umbrales de intervención para cada escenario. Estos elementos permiten evaluar de manera integrada cómo las condiciones de operación afectan la evolución del deterioro y el riesgo de sobreconsumo en el camino analizado.

8.1 Descripción de los datos

El estudio utiliza una base operacional proveniente de ciclos viales mineros, en la cual se registran variables asociadas a la trayectoria del camión, su condición operativa y el perfil geométrico del camino. La base contiene información de posición tridimensional (x, y, z) , velocidad promedio, pendiente instantánea del tramo, tiempo de ciclo, condición de carga (cargado o descargado) y tasa de consumo de combustible por unidad de tiempo. Estos registros permiten reconstruir con precisión la trayectoria efectiva de los equipos y caracterizar las condiciones de circulación bajo las cuales opera la flota.

Dado que no se disponía de mediciones directas de rugosidad mediante visión artificial o sensores embarcados, se generó un conjunto de indicadores de rugosidad mediante un proceso de simulación basado en la variación vertical del terreno. Esta aproximación permite reproducir de forma coherente la irregularidad superficial del camino y habilita su uso como covariable en el

análisis de confiabilidad.

El conjunto final de observaciones, posterior a la depuración y estandarización, permite evaluar el deterioro funcional del camino bajo distintas condiciones operativas y constituye la base para la aplicación del modelo PHM–Markov.

8.2 Limpieza y preparación de datos

Previo al modelamiento, se realizó un proceso exhaustivo de depuración orientado a asegurar consistencia, trazabilidad y calidad en las observaciones. Este procedimiento incluyó:

- eliminación de registros incompletos o inconsistentes,
- corrección de formatos y ordenamiento temporal por turno,
- filtrado de tramos con desplazamientos nulos o valores anómalos,
- cálculo de distancia incremental y acumulada para cada ciclo,
- normalización del uso acumulado del camino como variable de exposición,
- clasificación de la rugosidad simulada en estados discretos.

La normalización del uso resulta fundamental, ya que la degradación del camino depende del tránsito efectivo y no del tiempo calendario. El uso acumulado normalizado $u \in [0, 1]$ permite representar la fracción de vida consumida del tramo de manera proporcional a su solicitud real.

Como resultado, se obtuvo un conjunto de datos limpio, homogéneo y estructurado, apto para la aplicación de modelos basados en riesgo y evolución estocástica.

8.3 Criterios de segmentación operacional

La segmentación de los tramos se realizó considerando dos dimensiones clave que influyen en la severidad del tránsito: el estado de carga del camión y la condición de pendiente del camino.

Estado de carga

El estado de carga se determinó mediante la variable *payload*. Consistente con la flota utilizada, un registro se clasificó como *cargado* cuando su valor superó las 250 toneladas, y como *descargado* en caso contrario. Esta distinción es relevante, ya que la carga influye directamente en los esfuerzos mecánicos ejercidos sobre la vía.

Condición de pendiente

La pendiente se estimó aplicando una regresión lineal a los puntos espaciales de cada clúster de trayectoria. El coeficiente de la regresión permitió asignar a cada segmento una categoría de pendiente baja o alta, proporcionando una medida robusta de la inclinación del tramo.

Escenarios operacionales

A partir de ambas dimensiones, se definieron cuatro escenarios operacionales:

- **Escenario 1:** bajada–descargado,
- **Escenario 2:** bajada–cargado,
- **Escenario 3:** subida–descargado,
- **Escenario 4:** subida–cargado.

Esta clasificación permite distinguir condiciones operativas con distintos niveles de exigencia y, por ende, diferentes trayectorias de deterioro del camino. Escenarios como subida–cargado representan condiciones de alta severidad, mientras que bajada–descargado constituye un escenario benigno.

8.4 Aplicación del modelo PHM–Markov

Para caracterizar el riesgo de sobreconsumo de combustible bajo condiciones operativas variables, se empleó un modelo PHM complementado con una evolución Markoviana del estado de rugosidad.

Modelación del riesgo mediante PHM

El riesgo instantáneo se modeló mediante un Proportional Hazards Model dependiente de dos covariables: la rugosidad del camino, representada por tres estados discretos, y la tasa de consumo de combustible normalizada. La confiabilidad condicional se expresa como:

$$R(u \mid Z) = \exp \left[-H(u) \exp(\gamma_r Z_r + \gamma_c Z_c) \right], \quad (21)$$

donde $H(u)$ corresponde al riesgo acumulado Weibull, cuyo crecimiento varía según un parámetro de severidad asociado al escenario operacional analizado.

Evolución Markoviana de la rugosidad

La rugosidad simulada evoluciona a través de tres estados discretos (baja, media y alta). La transición entre ellos se modela mediante una cadena de Markov, lo que permite capturar la persistencia de condiciones desfavorables o favorables a lo largo del trayecto.

Integración del modelo

La combinación del modelo PHM con la evolución Markoviana permite capturar simultáneamente la variabilidad estocástica de la rugosidad, el impacto del consumo, la severidad asociada a cada escenario operacional y el deterioro acumulado en función del uso u . Esto habilita la generación de curvas de confiabilidad por escenario, estimaciones de vida útil remanente (RUL) y determinación de umbrales de intervención basados en riesgo.

8.5 Parámetros estimados del modelo PHM–Markov

La calibración del modelo se realizó mediante la estimación conjunta de los parámetros del riesgo basal Weibull y los coeficientes de las covariables incorporadas en el modelo PHM. En particular, se consideraron como explicadores del riesgo el estado de rugosidad del terreno (Z_r) y el consumo instantáneo de combustible (Z_c), ambos normalizados en el intervalo $[0, 1]$ y clasificados de acuerdo con los criterios definidos en las secciones previas.

Los parámetros obtenidos se presentan en la Tabla 2. Estos valores constituyen la base para la obtención de las curvas de confiabilidad condicional, la estimación de la vida útil remanente (RUL) y la construcción de las fronteras de intervención mostradas en las subsecciones posteriores para cada escenario operacional.

Tabla 2: Parámetros estimados del modelo PHM–Markov para el uso normalizado del tramo vial.

Parámetro	Descripción	Valor estimado
η	Parámetro de escala de la distribución Weibull basal	0,80
β	Parámetro de forma de la distribución Weibull basal	3,80
γ_r	Coficiente de la covariable rugosidad Z_r	0,25
γ_c	Coficiente de la covariable combustible Z_c	0,55

Análisis de los parámetros

El parámetro de escala η indica el nivel de uso acumulado a partir del cual el deterioro del camino comienza a acelerarse de manera significativa. Puede interpretarse como el “punto crítico” del ciclo de uso: antes de η , la confiabilidad disminuye de manera gradual, mientras que después la pendiente de deterioro se vuelve más pronunciada debido al término $(u/\eta)^\beta$. En este estudio, el valor estimado de $\eta = 0,80$ sugiere que el tramo mantiene una degradación moderada hasta aproximadamente el 80 % del uso normalizado, momento en que la vulnerabilidad del camino aumenta con mayor rapidez. Valores menores de η indicarían un deterioro acelerado más temprano, mientras que valores mayores representarían una mayor resistencia del camino a lo largo de su ciclo operativo.

Por su parte, el parámetro de forma $\beta = 3,80$ es indicativo de un mecanismo de deterioro envejeciente. Valores de $\beta > 1$ representan procesos donde la tasa de falla aumenta con el uso, y valores cercanos a $\beta \approx 4$ son característicos de dinámicas de fatiga acumulativa, propias de caminos mineros donde la superficie experimenta deformaciones progresivas, pérdida de material y variaciones estructurales que incrementan la severidad operacional conforme avanza el ciclo.

Respecto de las covariables, el coeficiente asociado a la rugosidad, $\gamma_r = 0,25$, indica que un incremento unitario en Z_r multiplica la tasa instantánea de riesgo por un factor $\exp(\gamma_r) \approx 1,28$. Esto implica un aumento cercano al 28 % del riesgo debido exclusivamente a la condición superficial del camino. Este resultado es coherente con modelos similares reportados en la literatura, donde la rugosidad opera como un agravante mecánico que incrementa las solicitaciones locales sobre la estructura vehicular y sobre la propia vía.

El coeficiente asociado al consumo de combustible, $\gamma_c = 0,55$, presenta el mayor peso

relativo dentro del modelo. El riesgo se multiplica por un factor $\exp(\gamma_c) \approx 1,73$ ante un cambio unitario en Z_c , lo que implica un aumento aproximado del 73 % en el riesgo instantáneo. Este comportamiento es consistente con la interpretación del combustible como una covariable sintética que captura simultáneamente el efecto de la carga transportada, la pendiente, el perfil de velocidad y la interacción con la superficie del camino. En consecuencia, desviaciones del consumo esperado se manifiestan como indicadores tempranos de operación en condiciones severas.

Finalmente, la relación $\gamma_c > \gamma_r$ revela que, bajo la normalización empleada, el modelo asigna una mayor capacidad explicativa al combustible que a la rugosidad. Esto no implica una menor relevancia física de la rugosidad, sino que su efecto se captura parcialmente a través del consumo energético, reforzando su rol como variable *proxy* de las exigencias operacionales del ciclo. Estos parámetros proporcionan un marco sólido para analizar, en las subsecciones siguientes, el comportamiento de la confiabilidad condicional, el RUL y las fronteras de intervención para cada escenario operacional.

8.6 Escenario 1: Bajada–Descargado

En este primer escenario se analiza el comportamiento del riesgo y la degradación bajo condiciones operacionales favorables: el camión circula en descenso y sin carga útil. Esta configuración representa el caso de menor severidad mecánica dentro del conjunto de escenarios evaluados, ya que tanto el esfuerzo aplicado sobre el motor como la exigencia estructural sobre el tramo vial son reducidos. A continuación, se presentan las curvas de confiabilidad condicional, las estimaciones de vida útil remanente (RUL) y las fronteras óptimas de intervención obtenidas para los tres estados de rugosidad definidos en el modelo PHM–Markov.

Confiabilidad condicional

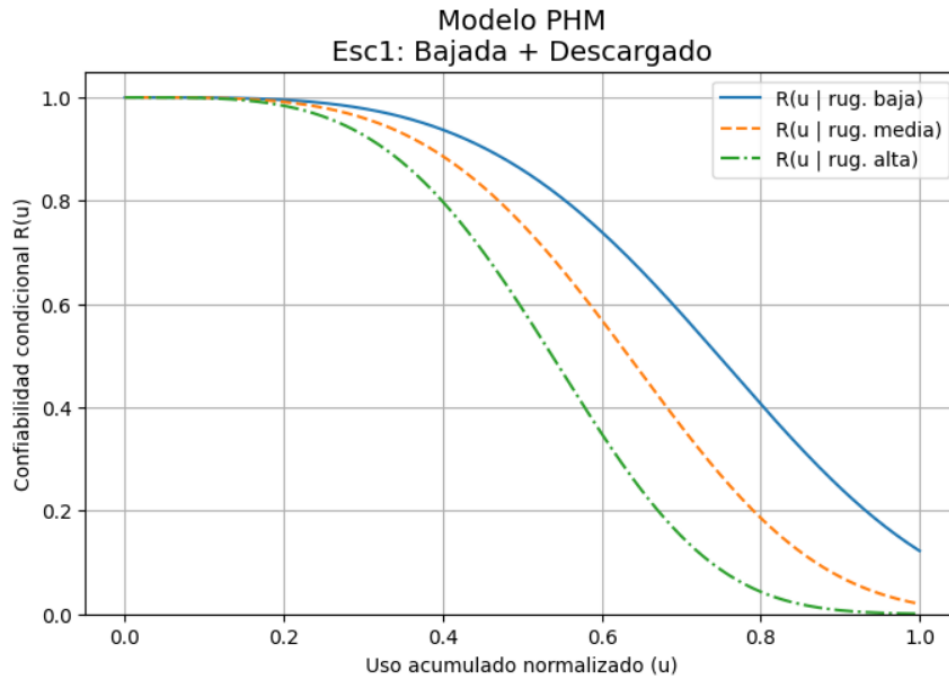


Figura 2: Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 1 (bajada–descargado).

La Figura 2 muestra las curvas de confiabilidad $R(u)$ para los estados de rugosidad baja, media y alta. Se observa un comportamiento monótonamente decreciente de la confiabilidad conforme aumenta el uso acumulado normalizado u , coherente con un proceso envejeciente caracterizado por $\beta > 1$. La rugosidad actúa como un modificador multiplicativo del riesgo, generando tres trayectorias claramente separadas: el estado de rugosidad alta exhibe una pérdida acelerada de confiabilidad respecto de los estados de rugosidad baja y media.

Tabla 3: Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 1 (bajada–descargado).

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.9997	0.9994	0.9988
0.2	0.9954	0.9914	0.9839
0.3	0.9786	0.9604	0.9272
0.4	0.9375	0.8863	0.7982
0.5	0.8600	0.7545	0.5908
0.6	0.7397	0.5694	0.3492
0.7	0.5819	0.3636	0.1511
0.8	0.4068	0.1863	0.0433
0.9	0.2448	0.0721	0.0074
1.0	0.1224	0.0198	0.0007
Mean	0.7308	0.6292	0.5349
SD	0.2903	0.3600	0.3999

La Tabla 3 resume los valores discretos de confiabilidad utilizados para la interpretación cuantitativa del escenario. Durante las primeras fases del ciclo ($u < 0,3$), la confiabilidad se mantiene por sobre el 97 % en los tres estados, lo que indica que, en condiciones de baja utilización, el tramo presenta un comportamiento robusto incluso ante rugosidad elevada. A partir de $u \approx 0,4$ se observa una separación marcada entre estados: para este nivel de uso, la rugosidad alta pierde cerca de 14 puntos porcentuales de confiabilidad respecto del estado medio y más de 14 puntos adicionales respecto del estado bajo, reflejando un efecto multiplicativo significativo del coeficiente γ_r sobre la tasa de deterioro.

En la zona intermedia del ciclo ($0,4 < u < 0,7$), la pendiente de las curvas se incrementa y las diferencias entre estados se amplifican. Por ejemplo, para $u = 0,6$, el estado de rugosidad baja mantiene una confiabilidad del 74 %, mientras que el estado alto cae a 35 %, evidenciando que la irregularidad superficial del camino acelera la pérdida de confiabilidad en casi 40 puntos porcentuales respecto del caso benigno. En etapas avanzadas ($u > 0,8$), todas las trayectorias convergen rápidamente hacia valores cercanos a cero, coherente con un agotamiento casi completo

de la vida útil del tramo.

Los estadísticos de resumen refuerzan esta lectura. El estado de rugosidad baja presenta el mayor valor promedio de confiabilidad (0,7308) y la menor desviación estándar (0,2903), lo que indica una degradación más lenta y homogénea a lo largo del ciclo. A medida que aumenta la rugosidad, el promedio disminuye y la variabilidad crece: el estado alto alcanza un promedio de 0,5349 con una desviación estándar de 0,3999, reflejando un comportamiento más incierto y sensible a pequeñas variaciones en el uso acumulado. En términos operacionales, esto implica que caminos en rugosidad alta no sólo presentan menores niveles de confiabilidad, sino también una mayor dispersión en su desempeño, lo que dificulta la planificación de intervenciones si no se emplean herramientas basadas en riesgo como las utilizadas en este trabajo.

Vida útil remanente (RUL)

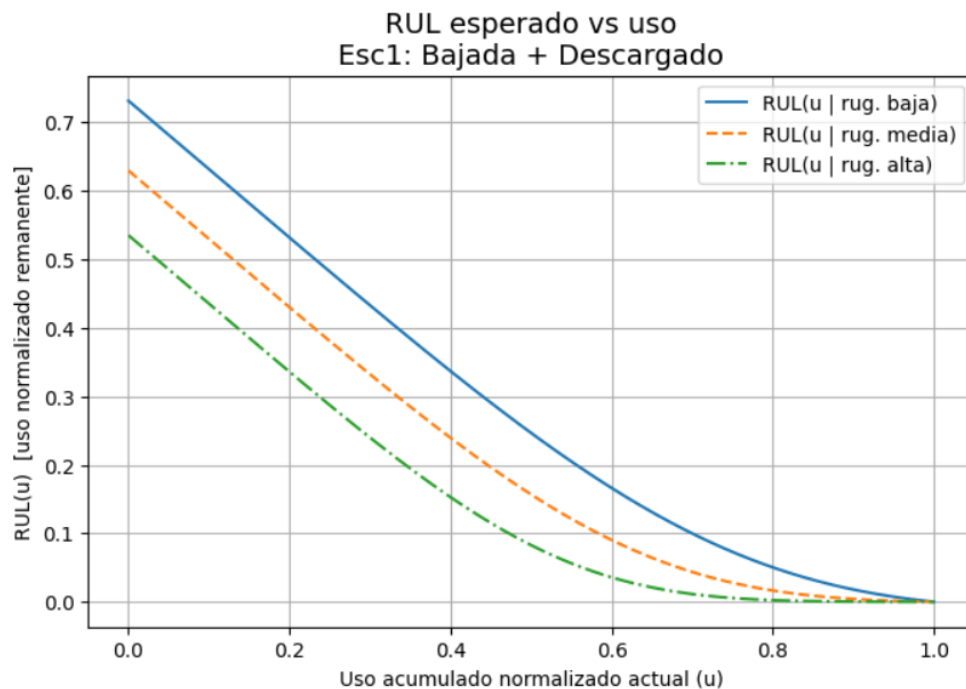


Figura 3: Vida útil remanente normalizada $RUL(u)$ para el Escenario 1.

La Figura 3 presenta la vida útil remanente esperada $RUL(u)$ para los tres estados de

rugosidad. En todos los casos, el RUL presenta una caída suavemente convexa, coherente con la integración de una confiabilidad decreciente. El estado de rugosidad baja entrega sistemáticamente los mayores valores de vida remanente, seguido por el estado medio y finalmente el estado alto, reproduciendo la jerarquía observada en las curvas de confiabilidad.

Tabla 4: Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 1.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.6314	0.5296	0.4351
0.2	0.5316	0.4299	0.3357
0.3	0.4327	0.3321	0.2397
0.4	0.3367	0.2393	0.1527
0.5	0.2464	0.1568	0.0827
0.6	0.1661	0.0902	0.0357
0.7	0.0998	0.0436	0.0114
0.8	0.0503	0.0165	0.0024
0.9	0.0180	0.0042	0.0003
1.0	0.0000	0.0000	0.0000
Mean	0.2874	0.2152	0.1559
SD	0.2273	0.1990	0.1689

Los valores presentados en la Tabla 4 permiten caracterizar de forma clara la influencia de la rugosidad en la vida útil remanente del tramo bajo condiciones operacionales favorables. Para niveles bajos de uso ($u < 0,3$), el RUL permanece alto en los tres estados, superando el 0,43 incluso en rugosidad elevada, lo que indica un deterioro acumulado reducido durante la primera parte del ciclo.

A partir de $u \approx 0,4$, las trayectorias comienzan a separarse de forma más evidente: la rugosidad alta pierde vida útil de manera significativamente más rápida. Para $u = 0,5$, el estado alto presenta menos de la mitad del RUL disponible en rugosidad baja, evidenciando un efecto acelerador del deterioro cuando la superficie del camino es más irregular. En etapas avanzadas ($u > 0,8$), todas las curvas convergen rápidamente hacia cero, reflejando el agotamiento natural

del ciclo útil, aunque la rugosidad alta alcanza este punto de manera más temprana.

Los estadísticos resumen confirman esta tendencia. El valor promedio del RUL disminuye conforme aumenta la rugosidad: 0,2874 para rugosidad baja, 0,2152 para rugosidad media y 0,1559 para rugosidad alta. Esto indica que, en términos globales, los tramos más irregulares ofrecen menos vida útil remanente a lo largo del ciclo.

La desviación estándar revela además que la rugosidad alta presenta mayor variabilidad en el deterioro (0,1689), mientras que la rugosidad baja es más estable (0,2273). Esto implica que los tramos con rugosidad elevada no solo se degradan antes, sino que también lo hacen de manera menos predecible. En consecuencia, incluso en un escenario benigno como bajada–descargado, la condición superficial sigue siendo un factor determinante en la planificación de mantenimiento y en la anticipación de intervenciones.

Zonas óptimas de intervención

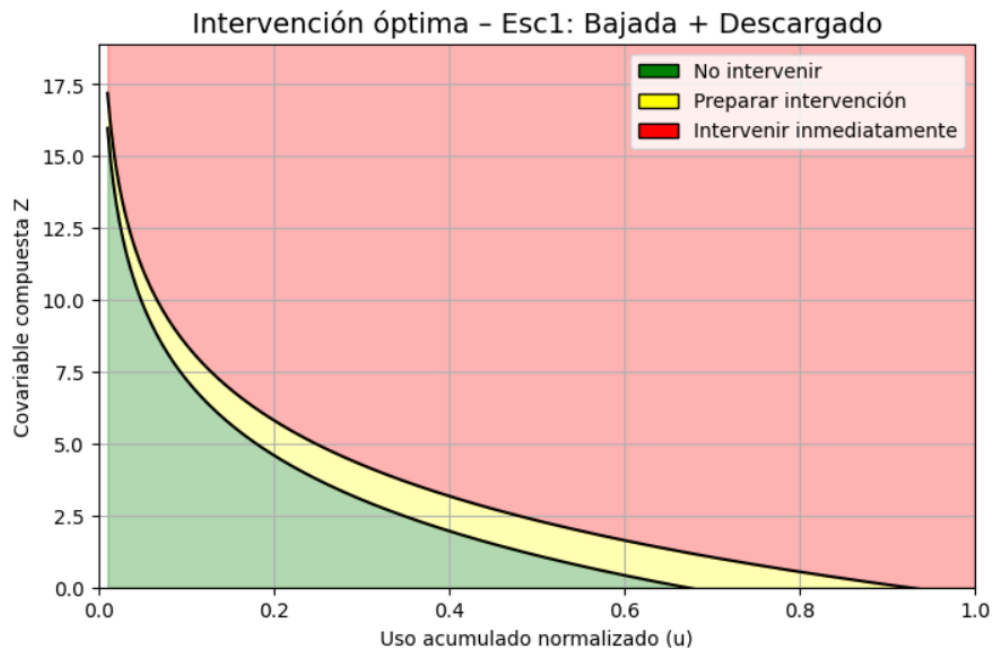


Figura 4: Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 1.

La Figura 4 muestra las fronteras óptimas de intervención derivadas del modelo PHM–Markov. Se distinguen tres regiones: una zona segura de operación (verde), una zona de preparación de intervención (amarillo) y una zona crítica donde se recomienda intervención inmediata (rojo). En este escenario, la frontera entre operación segura y preparación es más amplia que en los escenarios de mayor severidad, reflejando que el descenso sin carga ofrece un margen operativo significativamente mayor. Para valores bajos de uso ($u < 0,3$), incluso niveles moderados de la covariable compuesta Z se mantienen en zona verde, consistente con los altos niveles de confiabilidad observados.

Sin embargo, a medida que el uso se aproxima a valores intermedios ($0,3 < u < 0,6$), la frontera de preparación de intervención comienza a desplazarse hacia valores más bajos de Z , anticipando la necesidad de planificar acciones de mantenimiento aun cuando la condición superficial del camino no sea extremadamente severa. En etapas avanzadas del ciclo ($u > 0,7$), la frontera de intervención inmediata adquiere una pendiente pronunciada, reduciendo rápidamente el espacio operativo seguro. Esto indica que, incluso en condiciones favorables, el envejecimiento basal del tramo (capturado por $\beta = 3,8$) ejerce un efecto dominante sobre la decisión óptima de mantenimiento.

El Escenario 1 constituye la condición menos riesgosa dentro del conjunto evaluado; no obstante, la interacción entre el avance del uso y la covariable Z revela que una gestión preventiva basada en confiabilidad sigue siendo necesaria para evitar la entrada temprana en zonas de riesgo elevado y aprovechar de forma eficiente el margen de operación disponible en este contexto benigno.

8.7 Escenario 2: Bajada–Cargado

El segundo escenario corresponde al tránsito en descenso con carga útil, condición que aumenta las solicitaciones mecánicas respecto del escenario anterior. Aunque el movimiento descendente reduce parcialmente el esfuerzo del motor, el transporte de carga introduce una demanda energética y estructural adicional que se refleja tanto en el patrón de consumo de combustible como en la interacción dinámica vehículo–superficie. Este escenario, por tanto, representa una condición de severidad intermedia dentro del conjunto operacional evaluado.

Confiabilidad condicional

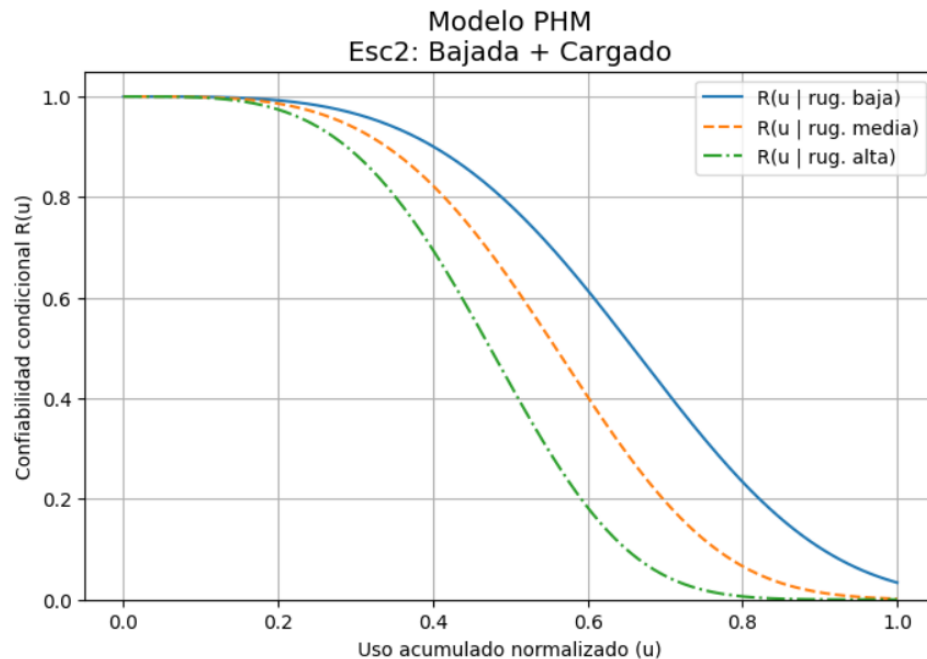


Figura 5: Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 2 (bajada–cargado).

La Figura 5 presenta las curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para las tres categorías de rugosidad. En comparación con el Escenario 1, todas las trayectorias experimentan un deterioro más acelerado, reflejando el efecto combinado de la carga útil y el parámetro de severidad asignado a este escenario.

Tabla 5: Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 2.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.9995	0.9990	0.9981
0.2	0.9925	0.9861	0.9742
0.3	0.9657	0.9369	0.8853
0.4	0.9011	0.8231	0.6952
0.5	0.7841	0.6438	0.4279
0.6	0.6149	0.4031	0.1832
0.7	0.4175	0.1955	0.0474
0.8	0.2343	0.0665	0.0063
0.9	0.1033	0.0144	0.0004
1.0	0.0338	0.0018	0.0000
Mean	0.6529	0.5559	0.4719
SD	0.3461	0.3931	0.4133

En este escenario, todas las curvas presentan un desplazamiento hacia la izquierda respecto del Escenario 1, indicando una pérdida de confiabilidad más temprana. Este comportamiento es coherente con la incorporación del estado de carga en la severidad operacional: el transporte de material incrementa las fuerzas aplicadas sobre el motor y la interacción vía-vehículo, aumentando el riesgo instantáneo incluso en condiciones de rugosidad baja.

La separación entre estados de rugosidad se vuelve más pronunciada que en el escenario anterior. Mientras en $u = 0,5$ el estado de rugosidad baja mantiene cerca del 78 % de confiabilidad, la rugosidad media baja a 64 % y la alta a solo 43 %. Para $u > 0,7$, el estado de rugosidad alta prácticamente colapsa, registrando valores menores al 1 %, lo que evidencia un deterioro severo inducido por la combinación de carga y rugosidad.

Los promedios presentan una disminución sistemática conforme aumenta la rugosidad: 0,6529 para rugosidad baja, 0,5559 para rugosidad media y 0,4719 para rugosidad alta. Esto confirma que el deterioro acumulado se intensifica bajo carga, reduciendo la confiabilidad global del ciclo incluso en descenso.

La desviación estándar muestra un patrón creciente con la rugosidad (0,3461, 0,3931 y 0,4133, respectivamente). Esto indica que, además de una menor confiabilidad esperada, los tramos con rugosidad alta presentan una dinámica de deterioro más variable y menos predecible, reforzando la necesidad de monitoreo continuo en caminos cargados.

Vida útil remanente (RUL)

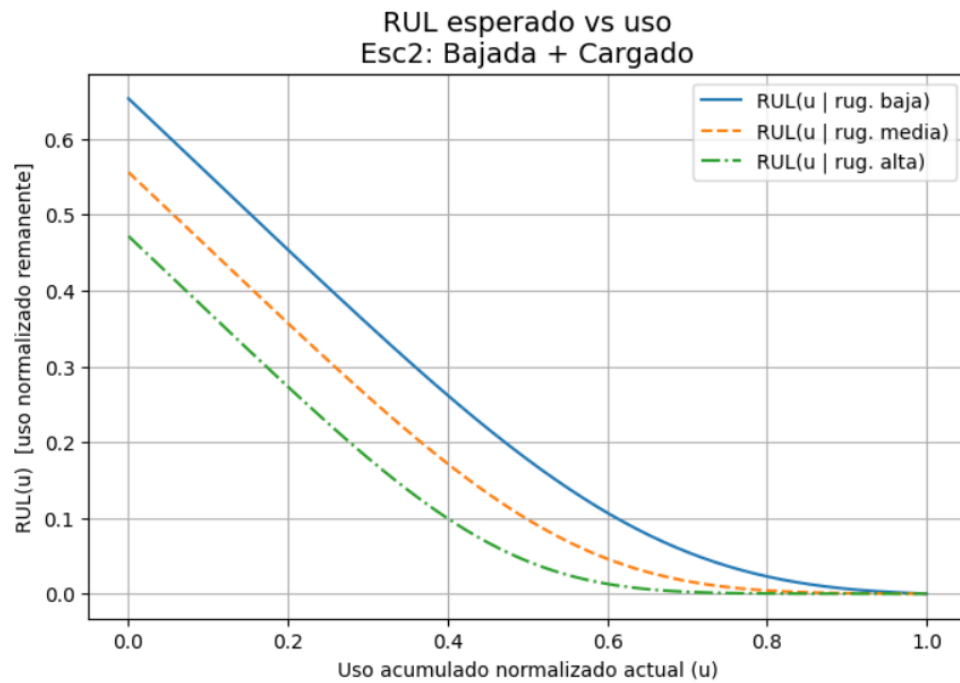


Figura 6: Vida útil remanente normalizada $RUL(u)$ para el Escenario 2.

La Figura 6 presenta el comportamiento del RUL para los tres estados de rugosidad. El deterioro es más acelerado que en el Escenario 1: para $u = 0,5$, la vida remanente en rugosidad baja es un 28 % menor que en el caso descargado, mientras que en rugosidad alta la reducción alcanza casi el 50 %.

Tabla 6: Vida útil remanente $RUL(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 2.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.5533	0.4561	0.3718
0.2	0.4536	0.3566	0.2729
0.3	0.3555	0.2601	0.1792
0.4	0.2618	0.1741	0.0993
0.5	0.1770	0.0980	0.0428
0.6	0.1067	0.0460	0.0129
0.7	0.0550	0.0165	0.0024
0.8	0.0227	0.0042	0.0002
0.9	0.0064	0.0006	0.0000
1.0	0.0000	0.0000	0.0000
Mean	0.2314	0.1683	0.1213
SD	0.2060	0.1759	0.1468

El RUL confirma la aceleración del deterioro inducido por la carga útil. En comparación con el Escenario 1, todas las curvas son más empinadas y convergen antes hacia cero. Para $u = 0,5$, la vida remanente en rugosidad baja cae a 0,1770, y en rugosidad alta desciende a solo 0,0428, indicando una degradación acumulada mucho más severa.

Las medias y desviaciones estándar muestran una tendencia clara: menor vida útil remanente y mayor concentración del deterioro en estados de mayor rugosidad. En términos prácticos, el escenario bajada–cargado presenta un desgaste significativamente más prematuro, incluso sin tratarse del caso de máxima severidad (subida–cargado).

Zonas óptimas de intervención

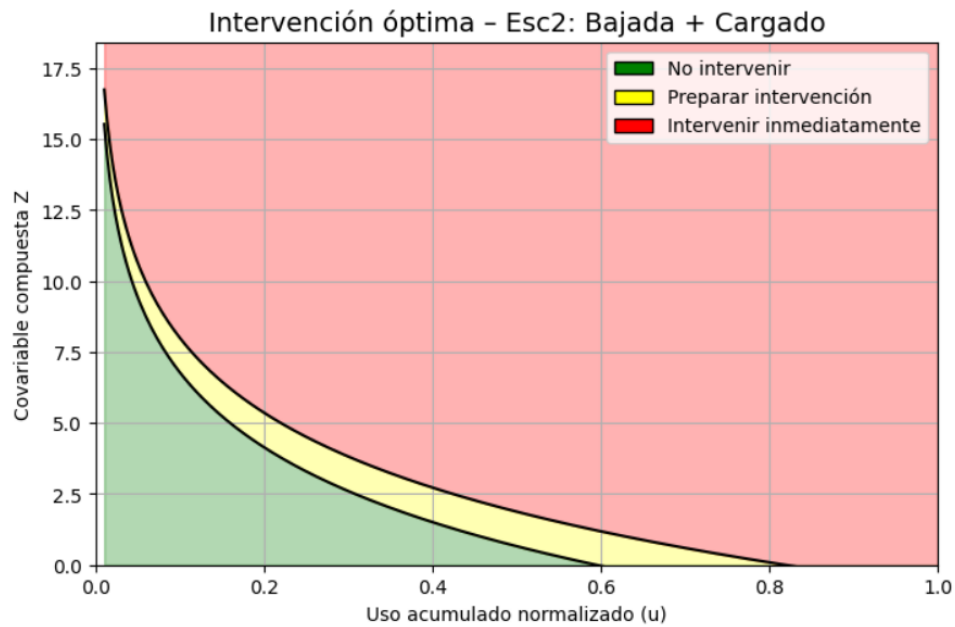


Figura 7: Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 2.

La Figura 7 muestra las fronteras óptimas de intervención derivadas del modelo. En contraste con el Escenario 1, la zona verde de operación segura se reduce considerablemente, especialmente para $u > 0,2$. La presencia de carga útil desplaza las curvas frontera hacia abajo, lo que implica que valores moderados de la covariable compuesta Z sitúan rápidamente al sistema en zona de preparación de intervención.

El límite superior, asociado a intervención inmediata, se vuelve más estricto conforme aumenta el uso. Para $u > 0,5$, prácticamente cualquier valor de Z superior a la media del escenario conduce a zona roja, indicando que el deterioro acumulado restringe fuertemente el funcionamiento continuo del tramo.

Este escenario evidencia que, aunque se trate de un descenso, la combinación de carga y rugosidad modifica sustancialmente la dinámica de deterioro y exige políticas de mantenimiento más conservadoras.

8.8 Escenario 3: Subida–Descargado

El tercer escenario corresponde al tránsito en subida sin carga útil. Aunque la ausencia de material transportado reduce las solicitaciones asociadas al peso, la pendiente positiva exige un mayor esfuerzo del motor y amplifica la sensibilidad del consumo de combustible frente a irregularidades del camino. En términos de severidad operacional, este caso se sitúa entre los escenarios de bajada–cargado y subida–cargado, representando una condición donde la pendiente pasa a ser el principal factor de degradación.

Confiabilidad condicional

La Figura 8 presenta las curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para los tres estados de rugosidad en este escenario.

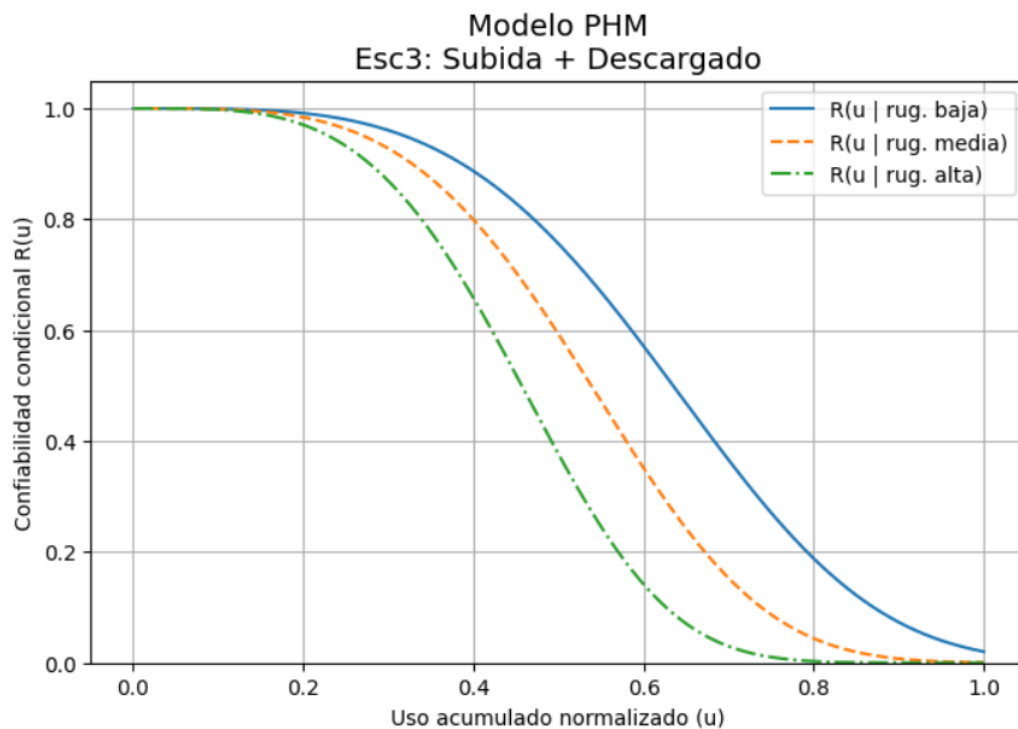


Figura 8: Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 3 (subida–descargado).

Los valores discretos asociados se muestran en la Tabla 7.

Tabla 7: Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 3.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.9994	0.9888	0.9978
0.2	0.9914	0.9841	0.9704
0.3	0.9606	0.9272	0.8522
0.4	0.8871	0.8200	0.6956
0.5	0.7559	0.5922	0.3796
0.6	0.5755	0.3106	0.1416
0.7	0.3660	0.1530	0.0300
0.8	0.1884	0.0574	0.0044
0.9	0.0734	0.0076	0.0000
1.0	0.0203	0.0007	0.0000
Mean	0.6302	0.5359	0.4549
SD	0.3594	0.3996	0.4152

En comparación con los escenarios de bajada, las curvas muestran un deterioro más acelerado en todo el rango de uso, especialmente en los estados de rugosidad media y alta. Para $u = 0,5$, la confiabilidad en rugosidad baja desciende a 75,6 %, mientras que en rugosidad media cae a 59,3 % y en rugosidad alta a 37,7 %. Estos valores son consistentemente menores que los observados en los escenarios de bajada, lo que indica que la pendiente en subida constituye un factor de riesgo más relevante que la ausencia de carga por sí sola.

La separación entre estados de rugosidad se torna especialmente marcada a partir de $u \approx 0,4$. En esta región, el estado de rugosidad alta pierde cerca de 23 puntos porcentuales adicionales de confiabilidad respecto del estado medio, y más de 40 puntos en relación con el estado de rugosidad baja. Este comportamiento es coherente con el efecto multiplicativo del término $\exp(\gamma_r Z_r)$ en el modelo PHM, reforzado por el mayor consumo de combustible inducido por la subida.

En la zona de alta utilización ($u > 0,8$), la confiabilidad en rugosidad alta es prácticamente nula, mientras que en rugosidad media y baja se mantiene solo un remanente marginal. Esto sugiere

que operar tramos en subida, incluso sin carga, bajo condiciones de rugosidad media o elevada es altamente riesgoso desde la perspectiva de fallo por sobreconsumo.

Las estadísticas muestran que la confiabilidad media disminuye sistemáticamente al aumentar la rugosidad: 0,6302 (estado 1), 0,5359 (estado 2) y 0,4549 (estado 3). Este patrón confirma que la rugosidad continúa siendo un factor determinante incluso sin carga útil. La desviación estándar es mayor en rugosidad alta (0,4152), lo que indica variabilidad elevada en el deterioro y un umbral de riesgo más incierto. Desde una perspectiva operativa, esto implica que los tramos en subida con rugosidad alta requieren monitoreo más frecuente y umbrales de intervención más conservadores.

Vida útil remanente (RUL)

La Figura 9 muestra la vida útil remanente esperada $RUL(u)$ para cada estado de rugosidad.

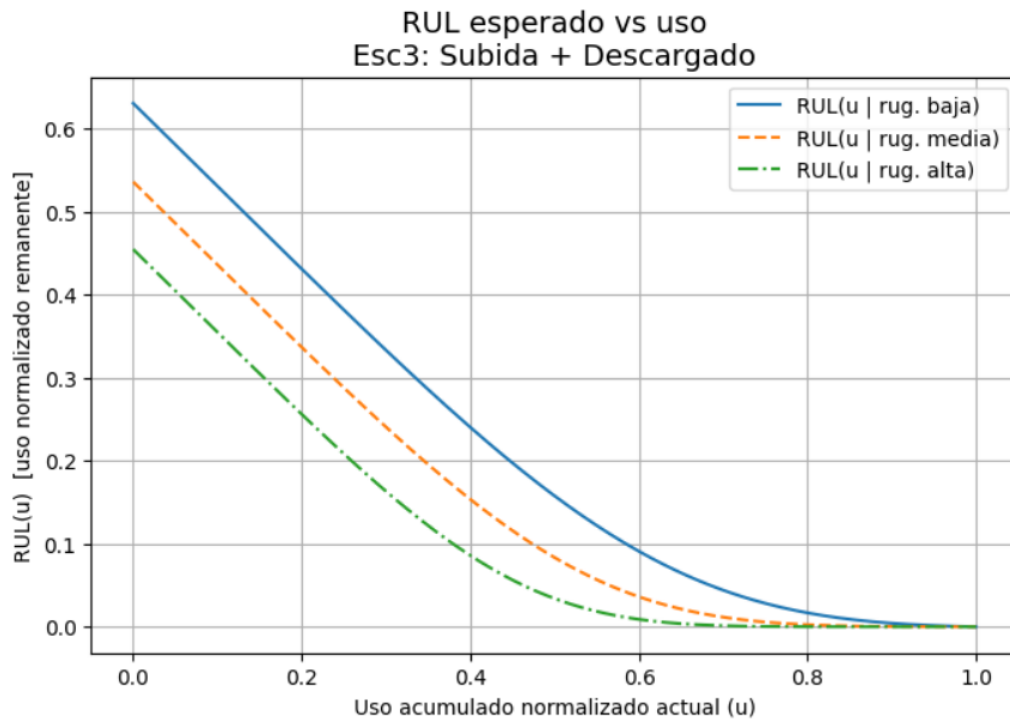


Figura 9: Vida útil remanente normalizada para el Escenario 3.

Los valores numéricos utilizados se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8: Vida útil remanente $RUL(u | \text{estado})$ para el Escenario 3.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.5307	0.4360	0.3548
0.2	0.4310	0.3366	0.2560
0.3	0.3331	0.2406	0.1631
0.4	0.2430	0.1535	0.0859
0.5	0.1577	0.0834	0.0340
0.6	0.0909	0.0362	0.0089
0.7	0.0441	0.0116	0.0013
0.8	0.0168	0.0025	0.0001
0.9	0.0043	0.0003	0.0000
1.0	0.0000	0.0000	0.0000
Mean	0.2159	0.1564	0.1127
SD	0.1993	0.1692	0.1406

Las trayectorias de RUL confirman la idea de que la subida descargado es operacionalmente más severa que las condiciones de bajada. Para $u = 0,5$, la vida útil remanente en rugosidad baja

se reduce a 0,158 unidades de uso normalizado, frente a 0,177 en el Escenario 2, mientras que en rugosidad alta el RUL cae a 0,034, valor cercano a la mitad del observado en el escenario menos severo.

Las medias de RUL reflejan esta tendencia: el estado de rugosidad baja presenta un RUL medio de 0,216, inferior al del Escenario 2, y los estados de rugosidad media y alta muestran valores aún más restringidos (0,156 y 0,113, respectivamente). La desviación estándar elevada indica que el mayor deterioro se concentra en un rango intermedio de uso, donde variaciones pequeñas en las covariables pueden adelantar significativamente el punto de intervención óptima.

Aún sin carga, la combinación de pendiente ascendente y rugosidad elevada conduce a una reducción importante de la vida útil remanente, lo que subraya la necesidad de gestionar con especial cuidado estos tramos en la planificación del mantenimiento.

Zonas óptimas de intervención

La Figura 10 muestra las fronteras de decisión para este escenario, diferenciando las zonas de operación segura, preparación de intervención e intervención inmediata.

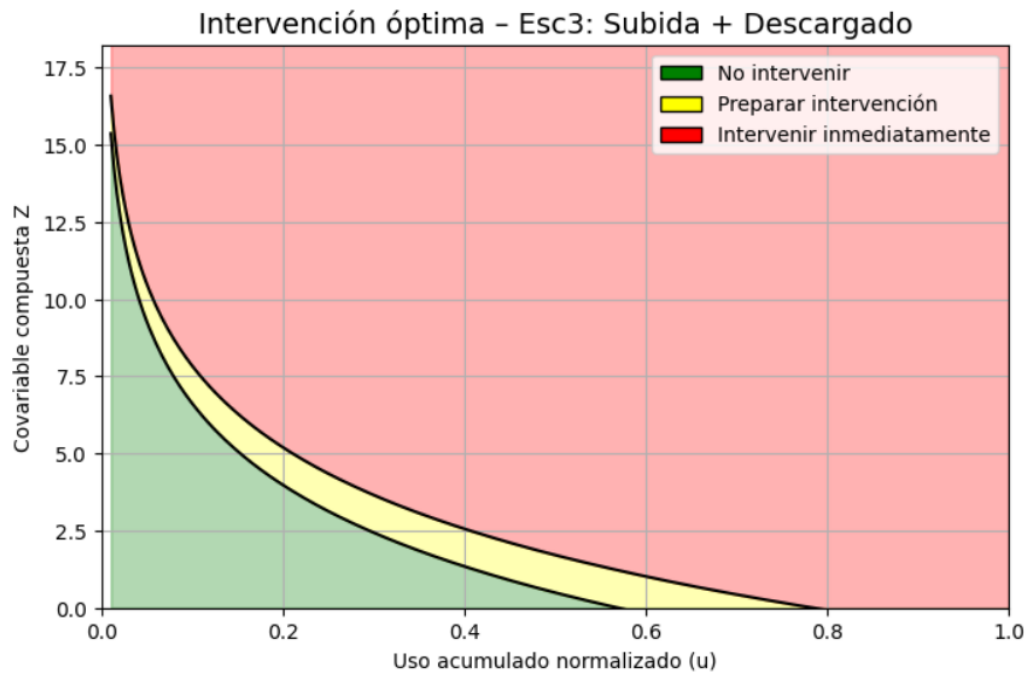


Figura 10: Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 3.

En comparación con los escenarios de bajada, la región verde asociada a operación segura es visiblemente más reducida, especialmente para valores intermedios de uso. Para $u > 0,3$, solo niveles bajos de la covariable compuesta Z se mantienen en zona segura; valores moderados desplazan rápidamente el sistema hacia la zona amarilla y, posteriormente, a la zona roja.

La forma de las fronteras evidencia que la subida incrementa la sensibilidad de la decisión respecto de Z : a medida que aumenta el uso, pequeñas variaciones en la covariable son suficientes para cruzar desde una condición aceptable a una situación crítica. Desde la perspectiva de gestión, esto sugiere que los tramos en subida descargado deben ser monitoreados con mayor frecuencia, ya que su margen operativo frente a perturbaciones es significativamente menor que en los casos de bajada.

8.9 Escenario 4: Subida–Cargado

El cuarto escenario corresponde a la condición operacional más severa del conjunto analizado: el camión asciende el tramo vial transportando carga útil. Esta configuración combina dos factores altamente demandantes para la dinámica del deterioro: (i) la pendiente positiva, que exige un mayor esfuerzo del motor, y (ii) el transporte de material, que incrementa las solicitaciones estructurales sobre el chasis, la suspensión y la interacción rueda–superficie. Como resultado, este escenario concentra los niveles más altos de severidad operacional y constituye el límite superior del riesgo dentro del modelo PHM–Markov implementado.

Confiabilidad condicional

La Figura 11 presenta las curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para los tres estados de rugosidad. Se observa la pérdida de confiabilidad más acelerada entre todos los escenarios, especialmente en los estados de rugosidad media y alta.

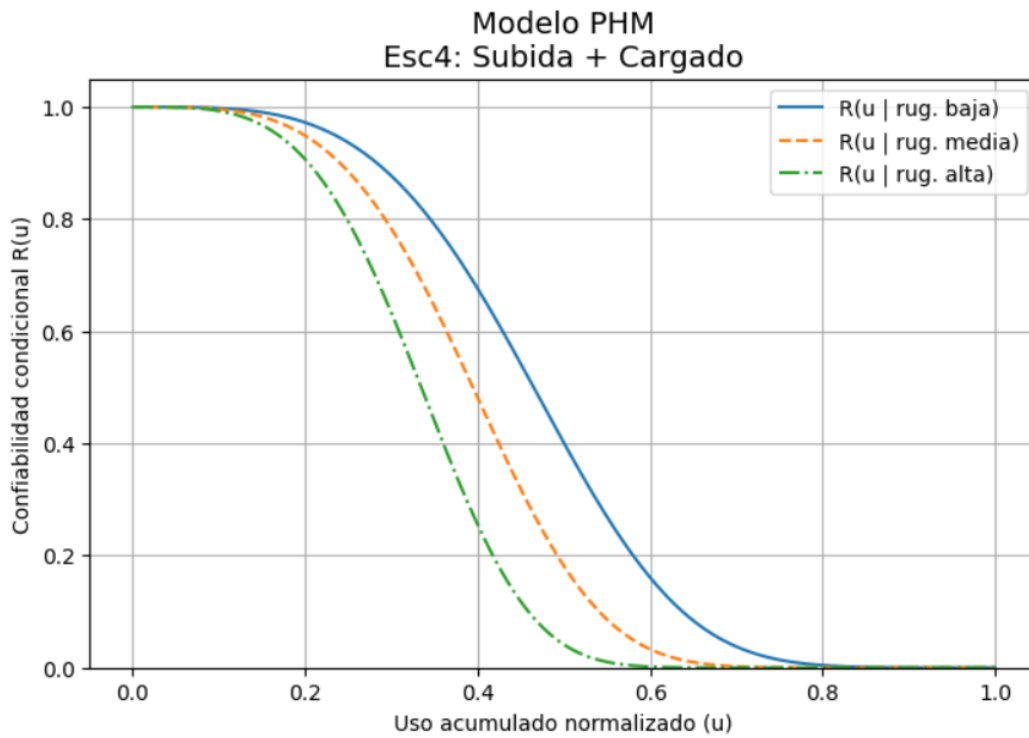


Figura 11: Curvas de confiabilidad condicional $R(u)$ para el Escenario 4 (subida–cargado).

Los valores discretos utilizados en el análisis se presentan en la Tabla 9.

Tabla 9: Confiabilidad condicional $R(u \mid \text{estado})$ para el Escenario 4.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.9980	0.9962	0.9930
0.2	0.9723	0.9489	0.9066
0.3	0.8771	0.7826	0.6326
0.4	0.6761	0.4813	0.2551
0.5	0.4009	0.1813	0.0412
0.6	0.1608	0.0329	0.0017
0.7	0.0375	0.0022	0.0000
0.8	0.0043	0.0000	0.0000
0.9	0.0002	0.0000	0.0000
1.0	0.0000	0.0000	0.0000
Mean	0.4628	0.3929	0.3336
SD	0.4144	0.4163	0.4086

El Escenario 4 exhibe el deterioro más acelerado de todos los casos evaluados. Para $u = 0,3$, la confiabilidad en rugosidad alta cae a apenas 63.3 %, valor muy inferior al observado en

los escenarios de bajada y más bajo incluso que en subida sin carga. A $u = 0,5$, el estado de rugosidad alta desciende a solo 4.1 %, indicando que la operación a mitad de ciclo induce un deterioro extremadamente violento.

Incluso el estado de rugosidad baja presenta pérdidas sustanciales: para $u = 0,5$ la confiabilidad cae a 40.1 %, cuando en escenarios menos severos esta cifra superaba el 75 %. Este comportamiento refleja el efecto combinado del esfuerzo mecánico de la pendiente positiva y la carga útil, que multiplican la severidad instantánea del riesgo según el término $\exp(\gamma_r Z_r + \gamma_c Z_c)$ del modelo PHM.

Las medias confirman este patrón: el promedio de confiabilidad cae a 0.4628, 0.3929 y 0.3336 para rugosidad baja, media y alta, respectivamente, los valores más reducidos de todos los escenarios. Las desviaciones estándar, todas cercanas a 0.41, muestran una muy alta dispersión del deterioro a lo largo del ciclo, indicando que el riesgo se concentra tempranamente y que pequeñas variaciones en las covariables pueden adelantar significativamente el punto crítico de degradación.

En síntesis, este escenario representa el límite más crítico del conjunto analizado y caracteriza trayectos donde la vida útil confiable del tramo se ve altamente comprometida incluso en etapas tempranas del uso acumulado.

Vida útil remanente (RUL)

La Figura 12 muestra la vida útil remanente esperada $RUL(u)$ para los tres estados de rugosidad. Todas las trayectorias convergen rápidamente hacia cero, reflejando la naturaleza extremadamente demandante del escenario.

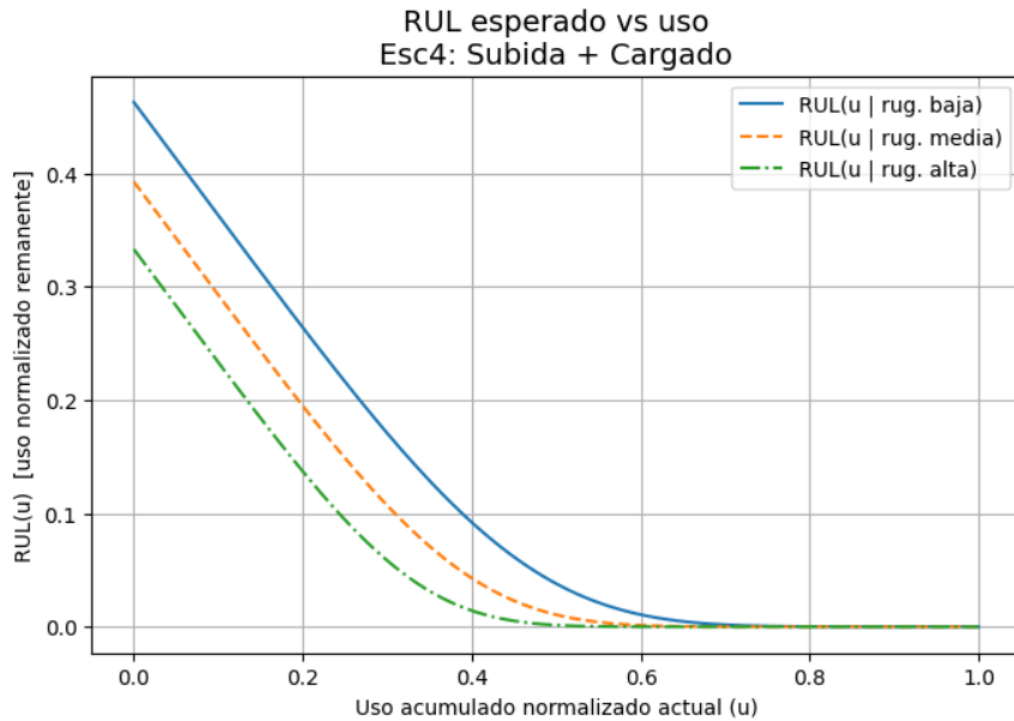


Figura 12: Vida útil remanente normalizada para el Escenario 4.

La Tabla 10 contiene los valores discretos empleados en el análisis.

Tabla 10: Vida útil remanente $RUL(u | \text{estado})$ para el Escenario 4.

Uso (u)	Estado 1	Estado 2	Estado 3
0.1	0.3628	0.2926	0.2332
0.2	0.2639	0.1947	0.1370
0.3	0.1706	0.1069	0.0583
0.4	0.0921	0.0429	0.0143
0.5	0.0380	0.0166	0.0014
0.6	0.0107	0.0032	0.0000
0.7	0.0018	0.0001	0.0000
0.8	0.0001	0.0000	0.0000
0.9	0.0000	0.0000	0.0000
1.0	0.0000	0.0000	0.0000
Mean	0.1167	0.0841	0.0666
SD	0.1435	0.1177	0.0956

Este escenario presenta la vida útil remanente más reducida entre los cuatro evaluados. Para $u = 0,3$, el RUL en rugosidad baja es de apenas 0.171 unidades de uso normalizado, mientras que

en rugosidad alta cae a 0.058. A $u = 0,5$, la vida útil remanente en rugosidad alta es prácticamente nula, lo cual es consistente con la confiabilidad que ya se aproxima a cero.

Las medias refuerzan esta severidad: los valores promedio de 0.1167, 0.0841 y 0.0666 representan reducciones drásticas respecto de los escenarios anteriores. La desviación estándar, aunque menor que en confiabilidad, indica que el deterioro se concentra muy temprano en el ciclo, lo cual deja un margen operativo extremadamente estrecho incluso en condiciones de rugosidad baja.

En consecuencia, operar en subida con carga útil requiere estrategias de mantenimiento altamente conservadoras, dado que la degradación se adelanta de forma significativa y el sistema entra rápidamente en regiones críticas de riesgo.

Zonas óptimas de intervención

La Figura 13 muestra las fronteras óptimas de intervención derivadas del modelo PHM–Markov para este escenario.

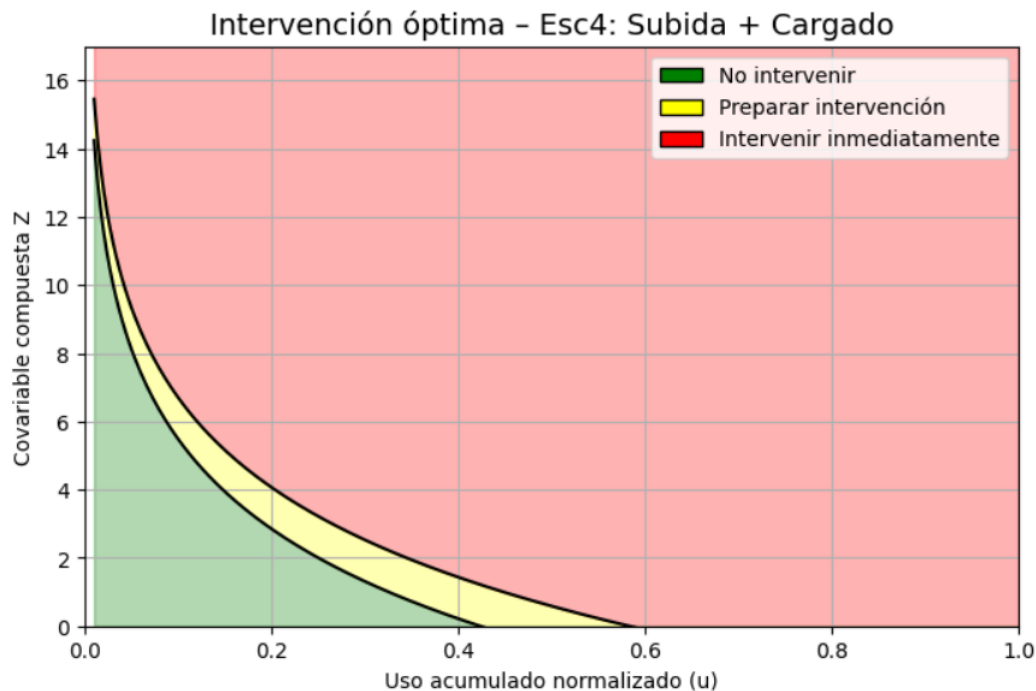


Figura 13: Fronteras óptimas de intervención para el Escenario 4.

El espacio verde de operación segura es el más reducido de todos los escenarios, evidenciando la progresión extremadamente rápida del deterioro. Desde valores tan bajos como $u = 0,15$, niveles moderados de la covariable compuesta Z ya desplazan la operación hacia la zona amarilla de preparación; para $u > 0,3$, la zona roja domina completamente.

La pendiente de las fronteras ilustra la extrema sensibilidad del deterioro respecto de Z : pequeñas variaciones son suficientes para cruzar desde una condición operativa aceptable hacia una situación crítica. En términos prácticos, esto implica que la operación en subida cargado debe ser monitoreada en tiempo real y con umbrales conservadores, dado que la ventana de intervención oportuna es mínima.

Este escenario se configura como el principal conductor de degradación dentro del conjunto operativo analizado, subrayando la necesidad de políticas de intervención casi inmediatas y una gestión fuertemente basada en confiabilidad.

8.10 Síntesis comparativa de los cuatro escenarios operacionales

La Tabla 11 resume las principales diferencias entre los cuatro escenarios evaluados, integrando la severidad operacional, el comportamiento de la confiabilidad $R(u)$ y la vida útil remanente (RUL). Esta síntesis permite visualizar cómo las combinaciones de pendiente y carga modifican la dinámica del deterioro y el margen operativo disponible.

Tabla 11: Comparación teórica de severidad, pérdida de confiabilidad y vida útil remanente entre los cuatro escenarios operacionales.

Escenario	Severidad operacional	Comportamiento de la confiabilidad $R(u)$	Comportamiento del RUL
1. Bajada–Descargado	Más bajo nivel de exigencia. Pendiente negativa y sin carga útil.	Descenso lento y gradual; la separación entre estados aparece solo en uso avanzado.	Mayor vida útil remanente; reducción progresiva y relativamente lineal.
2. Bajada–Cargado	Severidad moderada; la carga introduce mayores solicitaciones.	Pérdida más rápida que en Esc. 1; rugosidad media y alta divergen antes.	RUL disminuye con mayor pendiente; ventana operativa aún amplia en etapas tempranas.
3. Subida–Descargado	Alta severidad por pendiente positiva; efecto dominante aun sin carga.	Descenso pronunciado; estados de rugosidad divergen significativamente desde uso bajo.	RUL cae de forma acelerada; margen de operación se reduce tempranamente.
4. Subida–Cargado	Máxima severidad; combinación sinérgica de pendiente y carga útil.	Descenso abrupto; rugosidad alta colapsa rápidamente; confiabilidad cercana a cero desde uso moderado.	Menor RUL en todos los estados; ventana de intervención extremadamente reducida.

La Tabla 11 evidencia una progresión clara en la severidad del deterioro conforme se combinan los factores operacionales, mostrando un patrón consistente de aceleración del daño estructural del tramo.

El Escenario 1 (*bajada–descargado*) constituye el caso más benigno, con curvas de con-

fiabilidad que descienden lentamente y una vida útil remanente relativamente amplia en prácticamente todo el ciclo. La ausencia de carga útil y la pendiente negativa reducen significativamente las solicitaciones sobre el motor y la estructura del camino.

Al introducir carga (Escenario 2), el deterioro se intensifica y la separación entre estados de rugosidad aparece en fases más tempranas. La carga útil incrementa la energía transmitida a la superficie del camino y profundiza el efecto del coeficiente γ_c sobre la tasa de deterioro.

En el Escenario 3 (*subida–descargado*), la pendiente ascendente emerge como el principal determinante del riesgo. Incluso sin carga, el esfuerzo mecánico requerido para ascender provoca una caída acelerada tanto en la confiabilidad como en el RUL, reduciendo la ventana de operación segura.

Finalmente, el Escenario 4 (*subida–cargado*) presenta la condición más severa del conjunto. La combinación sinérgica de pendiente positiva y carga útil genera un deterioro abrupto, con colapso prematuro en estados de rugosidad media y alta, y valores de RUL cercanos a cero desde niveles moderados de uso. Este escenario debe considerarse el límite superior del riesgo operacional del modelo, posicionándose como el principal conductor de degradación en la planificación de mantenimiento basada en confiabilidad.

Estos resultados muestran que la interacción simultánea entre rugosidad, pendiente y carga útil amplifica fuertemente la tasa de deterioro, siendo los escenarios con pendiente positiva los más críticos, y particularmente el escenario de *subida–cargado* el que presenta el menor margen operativo y mayor urgencia de intervención.

9 Conclusiones

El desarrollo del modelo PHM–Markov permitió caracterizar de manera integral la degradación superficial del camino y su efecto sobre la confiabilidad operacional bajo distintos escenarios de uso. La incorporación conjunta de rugosidad, pendiente y estado de carga evidenció que el deterioro no es uniforme en el tiempo, sino que responde de manera diferenciada a las condiciones operativas del tránsito. Esto se reflejó en curvas de confiabilidad y vida útil remanente (RUL) que distinguen con claridad entre escenarios benignos y de alta severidad, revelando patrones de degradación que no serían detectables mediante enfoques convencionales basados únicamente en el uso acumulado. En consecuencia, el modelo se consolida como una herramienta capaz de capturar dinámicas estocásticas del deterioro y traducirlas en métricas de riesgo operacional relevantes para la toma de decisiones.

Los resultados obtenidos permiten interpretar que la gestión del mantenimiento vial puede beneficiarse significativamente de enfoques basados en riesgo. Las fronteras de intervención construidas muestran que es posible anticipar condiciones operativas que aceleran la pérdida de confiabilidad, habilitando una planificación más proactiva y coherente con la variabilidad del entorno operativo. Esto plantea un cambio respecto a estrategias tradicionales, pues ofrece un fundamento cuantitativo para priorizar intervenciones según su impacto esperado en el desempeño energético y mecánico de la flota. Asimismo, los hallazgos sugieren que la metodología es extensible a otros activos cuya degradación depende simultáneamente de su condición intrínseca y de las solicitaciones a las que están expuestos, lo que refuerza la aplicabilidad del enfoque en contextos industriales diversos.

Finalmente, a partir de estos resultados se identifican líneas de continuidad que podrían

fortalecer y ampliar el alcance del modelo desarrollado. Entre ellas destacan la incorporación de nuevas covariables operacionales, como humedad superficial o temperatura ambiente, que permitan evaluar si aportan capacidad explicativa adicional. También se propone extender la metodología a otros activos mineros o componentes mecánicos representables mediante procesos estocásticos, así como estudiar la sensibilidad de las fronteras de intervención frente a distintos umbrales de confiabilidad. Una dirección particularmente relevante consiste en integrar criterios económicos para formular políticas costo-riesgo óptimas, reemplazando límites basados únicamente en riesgo por fronteras derivadas de la minimización del costo esperado. Finalmente, validar el modelo con datos reales obtenidos mediante sistemas de visión artificial permitiría evaluar su desempeño en entornos completamente operacionales y avanzar hacia su implementación práctica.

Referencias

- Banjevic D. y Jardine A. K. S. (2006). Calculation of reliability function and remaining useful life for a markov failure time process. *IMA Journal of Management Mathematics*, 17(2):115–130.
- Bodziony P. y Patyk M. (2025). The influence of haul road condition on the energy consumption of mining trucks. *Energies*, 17(11):2654.
- Cox D. R. (1972). Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 34(2):187–220.
- Hasan M., Setiawan D., y Nugroho P. (2022). Haul road design considerations to minimize fuel consumption in mining trucks. En *SAE Technical Paper 2022-01-5030*. SAE International.
- Hou Y., Wu X., y Zhang C. (2021). Pavement distress detection using uav images and deep learning algorithms. *International Journal of Pavement Engineering*, 22(10):1234–1247.
- International Energy Agency (2022). World energy outlook 2022.
- Jardine A. K. S. y Tsang A. H. C. (2006). *Maintenance, Replacement, and Reliability: Theory and Applications*. CRC Press, 2nd edición.
- Kowalczyk A., Gładysiewicz L., y Król R. (2022). Haul road condition impact on tire life of mining dump trucks. *Journal of Sustainable Mining*, 21(4):183–194.
- Li J., Sun Y., y He X. (2022). Road surface roughness detection using deep learning and onboard sensors. *Sensors*, 22(9):3354.
- Liu H. y Makis V. (1996). Cutting-tool reliability assessment in variable machining conditions. *IEEE Transactions on Reliability*, 45(4):573–581.

- Pérez F. A. (2025). Modelamiento del consumo de combustible en cada ciclo vial minero según despacho.
- Stempkowska A., Brodny J., y Tutak M. (2024). The influence of the mining operation environment on the energy consumption and technical availability of truck haulage operations in surface mines. *Energies*, 18(12):3022.
- Vericom (2023). Rolling resistance in haul truck operations: Influence of haul road conditions. Technical report, Vericom Computers.
- Wang T., Chen H., y Yu L. (2020). Deep learning approach for pavement roughness classification using convolutional neural networks. *Transportation Research Record*, 2674(8):234–245.
- Zhao Y., Liu H., y Zhang X. (2021). Computer vision-based surface condition monitoring for transportation infrastructure. *Automation in Construction*, 125:103605.