

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE MECÁNICA

**Desarrollo de un programa para analizar la relación
entre las condiciones de los caminos de acarreo
y el consumo específico de combustible de camiones CAEX
en la mina Los Bronces, Anglo American.**

Memoria de Título presentada por

ISABEL CRISTINA QUERO VALLE

Como requisito parcial para optar al título de

Ingeniero Civil Mecánico

Guía: Dr. German Amador Diaz

Co-referente: Ph.D. Christopher Cooper

Marzo-2026



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: Desarrollo de un programa para analizar la relación entre las condiciones de los caminos de acarreo y el consumo específico de combustible de camiones CAEX en la mina Los Bronces, Anglo American

Nombre del candidato(a): Isabel Cristina Quero Valle _____

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Mecánica

Campus: Casa central _____ **Departamento:** Mecánica

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, German Javier Amador Diaz, en mi calidad de profesor guía/director 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)

X 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 guía o director de memoria o tesis:

Fecha: 23 de marzo del 2026 **Firma:** 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 19-03-2026 **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.

Agradecimientos

Quiero expresar mis más profundos agradecimientos, en primer lugar a Dios. Segundo lugar a mis padres por su apoyo incondicional, su cariño y por haberme entregado las herramientas necesarias para llegar hasta aquí. Ellos han sido mi sostén y motivación constante durante todo este camino universitario, y sin ellos nada de esto habría sido posible.

Del mismo modo, agradezco a mi hermano Carlos y a Mimimi, quienes me brindaron la energía y el ánimo necesarios para culminar esta carrera de la mejor manera.

A Rolando, por estar siempre a mi lado en los momentos buenos y difíciles, por su paciencia infinita y por enseñarme a mirar las cosas desde una perspectiva positiva, incluso en los días más complejos.

También quiero agradecer a mis amigos de la universidad, por todas esas veces en que estudiamos hasta más no poder valieron la pena, y gracias a su compañía este camino se hizo más llevadero y significativo.

En el ámbito laboral, mi gratitud es para Ronald Brantt y Ricardo Jaramillo, por ser mis guías, motivación y apoyo constante, que me permitió desarrollarme y crecer profesionalmente, abriéndome puertas y enseñándome a desenvolverme en nuevos desafíos.

Finalmente, agradezco a mis profesores guía, Germán Amador y Cristopher Cooper, por su orientación, confianza y por acompañarme en cada paso de esta tesis, siempre brindando consejos y apoyo en los momentos clave.

Muchas gracias.

Resumen

El presente trabajo aborda la relación entre el consumo específico de combustible y el estado del camino en una flota de camiones de acarreo Komatsu 930E, integrando datos telemétricos de alta frecuencia con la geometría de los caminos mineros. El estudio utiliza registros operacionales reales del sistema *Specto*, los cuales fueron sincronizados espacialmente con la red vial mediante un algoritmo de asignación basado en *KDTree*, alcanzando niveles de precisión dentro de los 10 metros.

Siguiendo un enfoque de minería de datos basado en el proceso *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), la distribución del consumo de combustible fue caracterizada mediante métricas de dispersión y forma, tales como el coeficiente de variación y la asimetría (skewness). Estas métricas permitieron validar la representatividad de los datos frente a posibles anomalías operacionales. Se desarrollaron modelos de regresión lineal múltiple utilizando estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS), incorporando diagnósticos de multicolinealidad a través del Factor de Inflación de Varianza (VIF) y una rigurosa validación de supuestos mediante el análisis de residuos.

Mediante la Metodología de Superficie de Respuesta (RSM) se modelaron las interacciones no lineales entre velocidad, posición del pedal, pendiente y factor de carga, identificando zonas de eficiencia energética y cuantificando el potencial de ahorro de combustible bajo distintos escenarios operacionales. Los resultados evidencian que el consumo no sigue un patrón único, sino que depende del dominio físico de cada tramo, lo que valida el análisis microsegmentado como herramienta superior frente al enfoque agregado. Se comprobó que el consumo específico está determinado principalmente por la acción del conductor, la dinámica de avance y la pendiente, mientras que los parámetros internos del motor fueron descartados por su alta multicolinealidad. Los modelos revelaron que en rampas con mayor variación de pendiente predomina la demanda de potencia, mientras que en tramos con menor variación de pendientes altas el ahorro depende del esfuerzo del motor y del aprovechamiento inercial. Finalmente, se demostró que el deterioro superficial incrementa significativamente el consumo y que el mantenimiento preventivo de caminos constituye una estrategia directa de optimización energética y financiera, con un potencial de ahorro anual superior a once millones de pesos chilenos.

Abstract

This research analyzes the relationship between specific fuel consumption and road conditions in a fleet of Komatsu 930E haul trucks by integrating high-frequency telemetric data with mine haul road geometry. The study utilizes real operational records from the *Specto* system, which are spatially synchronized to the road network using a *KDTree*-based assignment algorithm, achieving precision levels within 10 meters.

Following a data mining approach based on the *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) process, fuel consumption distribution was characterized using dispersion and shape metrics, such as the coefficient of variation and skewness. These metrics validated data representativeness against operational anomalies. Multiple linear regression models were developed using Ordinary Least Squares (OLS) estimation, incorporating multicollinearity diagnostics through the Variance Inflation Factor (VIF) and rigorous assumption validation via residual analysis.

Using the Response Surface Methodology (RSM), non-linear interactions among speed, accelerator pedal position, road gradient, and load factor were modeled to identify energy efficiency valleys and quantify the potential fuel savings under different operational scenarios. The results demonstrate that fuel consumption is not homogeneous across the route, but rather depends on the physical domain of each segment, providing a quantitative and mathematically optimized framework to improve energy efficiency in mining transportation systems. The study confirms that micro-segmented analysis of fuel consumption is more accurate than aggregated trip-based approaches, as it captures the physical influence of the route. Fuel consumption was explained primarily by driver action, vehicle speed, and road gradient, while internal engine parameters were excluded due to severe multicollinearity. The models revealed that in ramps with greater variation in gradient, fuel demand is primarily driven by power requirements, whereas in segments with lower variation of steep slopes, savings depend on engine effort and the utilization of inertia. Finally, it was demonstrated that surface deterioration significantly increases fuel consumption, and that preventive road maintenance constitutes a direct strategy for both energy and financial optimization, with an annual saving potential exceeding eleven million Chilean pesos.

Nomenclatura

Símbolo	Significado, unidades
L	Litros, L
p	Presión, PSI
$Pend$	Pendiente, %
R	Radio medio de la Tierra, km
u	Vector de velocidad, km/h
Φ	Latitud
λ	Longitud
η	Potencial de ahorro, %
R^2	Coefficiente de determinación, %
F	Estadístico F
t	t-statistic,
FC	Fuel Consumption, L/km
Siglas	Significado
CV	Coefficiente de variación
VIF	Análisis de multicolinealidad
INF-5	Infiernillo 5 (camino de acarreo)
ICZ	Índice Ponderado de Criticidad
IDC	Índice de Dificultad del Camino
EGT-AV	Exhaust Gas Temperature
ECU	Engine Control Unit
RPM	Revoluciones por minuto
AIC	Akaike Information Criterion
BIC	Bayesian Information Criterion
RSM	Superficie de respuesta

Índice general

1. Introducción y antecedentes	1
1.1. Motivación y contexto	1
1.1.1. El desafío de la interacción Camión–Camino	2
1.2. Estado del Arte	3
1.2.1. Caracterización del consumo a partir del estado del camino	3
1.2.2. Propuesta de la investigación	5
1.3. Objetivo general	5
1.3.1. Objetivos específicos	5
1.4. Alcance del estudio	6
2. Marco Teórico	7
2.1. Sistemas de Transporte en Minería a Cielo Abierto	7
2.1.1. Komatsu 930E	7
2.1.2. Motor Cummins QSK60	9
2.2. Parámetros que afectan el consumo de combustible	10
2.2.1. Parámetros Geométricos	11
2.2.2. Parámetros Operacionales	13
2.3. Fundamentos estadísticos	15
2.3.1. Regresión Lineal Múltiple y Estimación por OLS	15
2.3.2. Metodología de Superficie de Respuesta (RSM)	17
2.3.3. Estadística Descriptiva Avanzada: Dispersión y Forma	18
3. Metodología	19
3.1. Objetivo específico 1: Caracterización de rutas a partir de registros operacionales.	19
3.1.1. Recolección y depuración de datos	20
3.1.2. Criterios de Calidad y Selección de Flota	21
3.1.3. Construcción y análisis de índices geométricos	22
3.1.4. Digitalización y caracterización geométrica de tramos	23
3.2. Objetivo específico 2: Determinar la correlación entre el estado del camino y el consumo específico de combustible.	24
3.2.1. Asignación espacio–tiempo entre telemetría y geometría del camino	24
3.2.2. Construcción de viajes por tramo	25

3.2.3.	Segmentación en subtramos homogéneos	26
3.2.4.	Determinación de parámetros explicativos del consumo	27
3.3.	Objetivo específico 3: Estimación del potencial de ahorro de combustible	28
3.3.1.	Modelamiento estadístico y validación (OLS)	28
3.3.2.	Análisis de Sensibilidad Operacional	29
3.3.3.	Optimización visual mediante Superficies de Respuesta (RSM)	30
3.3.4.	Estrategia de Cuantificación: Optimización Numérica y Validación Empírica	30
4.	Resultados	32
4.1.	Caracterización de ruta	32
4.1.1.	Identificación zonas críticas	35
4.1.2.	Digitalización de tramos	37
4.2.	Correlación consumo de combustible y camino	38
4.2.1.	Resultados de Asignación	38
4.2.2.	Análisis descriptivo de resultados por tramo	40
4.2.3.	Resultados del análisis de parámetros explicativos del consumo	51
4.3.	Potencial de ahorro	55
4.3.1.	Modelos explicativos del consumo de combustible	55
4.3.2.	Potencial de ahorro mediante escenarios de mejora	64
5.	Conclusiones y trabajos futuros	74
5.1.	Conclusiones generales	74
5.2.	Aportes de la investigación y limitaciones	75
5.3.	Trabajos futuros	76
Anexos		79
A.	Descripción de las bases de datos utilizadas	80
B.	Descripción de scripts desarrollados	81
C.	Rangos Operacionales y Depuración Técnica del Equipo	83
D.	Resultados estadísticos complementarios	86

Índice de tablas

2.1. Resumen de parámetros operacionales del Komatsu 930E.[9]	9
2.2. Especificaciones principales del motor Cummins QSK60-G8 [4].	9
2.3. Consumo teórico de combustible según carga del motor a 1500 RPM [4].	10
2.4. Comparación entre AIC y BIC en la selección de modelos	16
3.1. Criterios para seleccionar promedio o mediana como medida representativa.	27
4.1. Resumen global de disponibilidad de datos por variable (Promedio de la flota seleccionada).	33
4.2. Porcentaje de disponibilidad de datos válidos por variable y camión (camiones con mayor porcentaje).	34
4.3. Resumen de procesamiento y calidad de datos por camión.	34
4.4. Características geométricas de los tramos seleccionados.	37
4.5. Resumen general por camión (Julio 2025).	39
4.6. Distribución de puntos asignados por tramo (Julio 2025).	39
4.7. Resumen estadístico del ANOVA de un solo factor	43
4.8. Resultados del ANOVA de un solo factor	43
4.9. Resultados de viajes construidos en Tramo 08	44
4.10. Resultados de viajes construidos en Tramo 42 (promedios por camión).	46
4.11. Resultados del ANOVA de un solo factor	47
4.12. Preferencia estadística por promedio vs. mediana según tipo de variable	52
4.13. Correlación lineal (Pearson) entre consumo y variables explicativas (Tramo 08).	53
4.14. Correlación lineal (Pearson) entre consumo y variables explicativas (Tramo 42).	54
4.15. Resumen comparativo de métricas de modelos OLS evaluados para <i>consumo_l_km</i> en Tramo 08 (Subida).	56
4.16. Resumen estadístico del modelo OLS - Tramo 08.	57
4.17. Coeficientes estimados del modelo - Tramo 08.	58
4.18. Rango de validez de las variables operacionales (Tramo 08).	58
4.19. Resumen comparativo de modelos OLS evaluados para <i>consumo_l_km</i> en Tramo 42 (Subida).	60
4.20. Resumen estadístico del modelo OLS - Tramo 42.	61
4.21. Coeficientes estimados del modelo - Tramo 42.	62
4.22. Rango de validez de las variables operacionales (Tramo 42).	62

4.23. Potencial de ahorro proyectado en la muestra analizada para el Tramo 08 completo (27 subtramos).	67
4.24. Potencial de ahorro proyectado en la muestra analizada para el Tramo 42 completo (34 subtramos).	71
4.25. Estimación robusta del ahorro asociado a la condición del camino (medianas).	73
A.1. Descripción de variables utilizadas en el análisis	80
B.1. Descripción de scripts utilizados en el proyecto	81
B.2. Librerías utilizadas en el análisis y su función principal.	82
C.1. Límites operacionales utilizados para la depuración de datos	84

Índice de figuras

1.1. Distribución porcentual del consumo de diésel por tipo de equipo en minería [15].	1
1.2. Relación entre resistencia al rodado y consumo de combustible en caminos mineros [5].	3
1.3. Ajuste polinómico del consumo para camiones cargados en minería australiana [10].	4
2.1. Camión CAEX Komatsu 930E-4 [9].	7
2.2. Sistema de propulsión diésel-eléctrico en camiones mineros [20]	8
2.3. Mapa conceptual de los parámetros que afectan el consumo de combustible en camiones mineros [24].	11
2.4. Parámetros que influyen en la resistencia a la rodadura y su efecto en el consumo de combustible [24].	13
3.1. Estructura de almacenamiento y flujo de lectura de datos.	21
4.1. Calidad de datos GPS por camión.	32
4.2. ICZ promedio por zona. La zona INF-5 destaca por su alta criticidad.	35
4.3. Ranking de tramos más críticos en la zona INF-5.	35
4.4. Número de eventos mes de julio por camión	36
4.5. Plano del sistema de caminos y tramos analizados con sus variaciones de pendiente	37
4.6. Proceso de digitalización de alta precisión para los tramos seleccionados.	38
4.7. Mapa de puntos asociados a puntos de pendiente de los tramos analizados en subida y bajada	39
4.8. Relación entre pendiente y consumo específico en el Tramo 08	41
4.9. Pasada del camión CDH76 en Tramo 08, inicio 2025-07-01 19:20	41
4.10. Consumo registrado por el camión CDH51 en el tramo TR08	42
4.11. Consumo registrado por el camión CDH76 en el tramo TR08	42
4.12. Consumo registrado por el camión CDH81 en el tramo TR08	42
4.13. Consumo registrado por el camión CDH82 en el tramo TR08	42
4.14. Diagrama de cajas del comportamiento energético por camión.	43
4.15. Consumo específico para pendientes 0–4 % en Tramo 08	45
4.16. Consumo específico para pendientes 4–8 % en Tramo 08	45
4.17. Consumo específico para pendientes 8–14 % en Tramo 08	45
4.18. Relación entre pendiente y consumo específico en el Tramo 42	46
4.19. Consumo registrado por el camión CDH51 en el Tramo 42.	48

4.20. Consumo registrado por el camión CDH81 en el Tramo 42.	48
4.21. Consumo registrado por el camión CDH82 en el Tramo 42.	48
4.22. Consumo registrado por el camión CDH76 en el Tramo 42.	48
4.23. Consumo específico para pendientes 0–4 % en Tramo 42.	49
4.24. Consumo específico para pendientes 4–8 % en Tramo 42.	49
4.25. Consumo específico para pendientes 8–14 % en Tramo 42.	50
4.26. Histograma de residuos	59
4.27. Gráfico Q-Q	59
4.28. Homocedasticidad	59
4.29. Residuos vs orden	59
4.30. Histograma de residuos.	63
4.31. Gráfico Q-Q.	63
4.32. Residuos vs. valores predichos.	63
4.33. Residuos vs. orden.	63
4.34. Diagrama de pareto Tramo 08	64
4.35. Contornos a Pendiente Baja (1,61 %).	65
4.36. Contornos a Pendiente Baja (8,56 %).	66
4.37. Diagrama de pareto Tramo 42	68
4.38. Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Factor de Carga Bajo = 94,6 %).	69
4.39. Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Factor de Carga Alto = 99,5 %).	69
4.40. Distribución de eventos de daño según pendiente local.	72
4.41. Consumo específico en presencia de daño según pendiente local.	72
C.1. Configuración técnica del camión de extracción Komatsu 930E-4 utilizado en el estudio.	83
C.2. Extracto de la ficha técnica (<i>Data Sheet</i>) con los parámetros nominales de operación para la flota CAEX.	84
C.3. Curva de consumo de combustible en función de la potencia del motor a 1500 RPM.	85
D.1. Matriz de correlación de variables operacionales para el Tramo 08.	86
D.2. Matriz de correlación de variables operacionales para el Tramo 42.	86
D.3. Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Escenario de Carga Media).	87
D.4. Superficie de respuesta del consumo en Tramo 08 (Escenario de Carga Media).	87

Capítulo 1

Introducción y antecedentes

1.1. Motivación y contexto

En la industria minera global, la gestión energética se ha consolidado como un eje estratégico, impulsada tanto por la necesidad de optimizar costos operacionales como por los compromisos de reducción de huella de carbono. En este contexto, el transporte de material mediante camiones de extracción de alto tonelaje (CAEX) constituye la actividad unitaria más crítica y demandante de energía en la minería a cielo abierto.

Diversos estudios del sector indican que el transporte concentra cerca del 38 % del consumo energético total de una faena minera [15].

Esta cifra evidencia el peso desproporcionado del acarreo en la estructura de costos y su influencia directa en la sustentabilidad del proceso productivo. A pesar de los avances en electromovilidad, el diésel se mantiene como la fuente energética primaria para la maquinaria móvil, representando aproximadamente un 44,6 % del consumo total de energía en faena [15].

Como se observa en la Figura 1.1, los camiones de extracción son, por amplio margen, los mayores consumidores de combustible fósil en la operación.

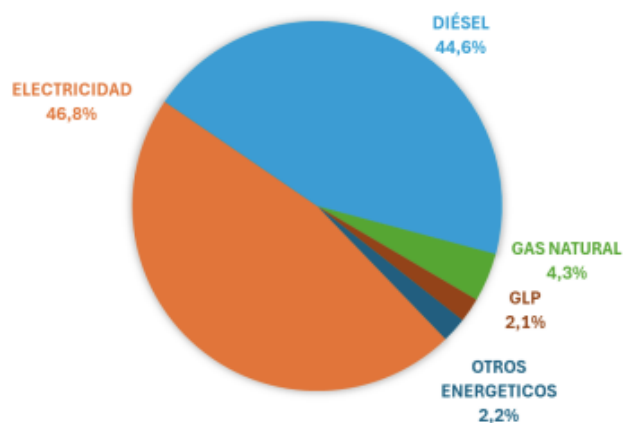


Figura 1.1: Distribución porcentual del consumo de diésel por tipo de equipo en minería [15].

Esta elevada participación responde a las condiciones extremas de la operación: distancias

de acarreo extensas, pendientes pronunciadas, operación continua en turnos de 24 horas y una variabilidad permanente en el estado de las rutas. En consecuencia, el combustible deja de ser únicamente un insumo operativo para convertirse en una variable transversal que afecta la disponibilidad mecánica, la productividad de la flota y la rentabilidad del negocio minero.

1.1.1. El desafío de la interacción Camión–Camino

El consumo de combustible en camiones de extracción es un fenómeno de carácter multifactorial. La literatura distingue entre factores a nivel mina, como la geometría del camino y su estado superficial, y factores a nivel del camión, donde influyen la carga útil, la velocidad de operación y la eficiencia del sistema de propulsión [21].

En minería, camiones de alta capacidad como el Komatsu 930E emplean sistemas de transmisión diésel–eléctrica, en los cuales el motor diésel actúa como generador de energía eléctrica que alimenta motores de tracción ubicados en los ejes. Esta configuración permite disponer de elevados niveles de torque a bajas velocidades, condición esencial para la operación en rampas con carga completa. Sin embargo, también implica una alta sensibilidad del consumo energético frente a las condiciones del camino y al régimen de operación del equipo.

Dentro de las variables geométricas, la pendiente del camino ha sido identificada como uno de los factores físicos más determinantes en la demanda energética del transporte minero. Incrementos relativamente pequeños en la inclinación pueden generar aumentos significativos en el consumo de combustible, especialmente en condición cargada. No obstante, la pendiente por sí sola no explica completamente las variaciones observadas en operación real [22]

La calidad superficial del camino introduce resistencias adicionales al rodado, lo que afecta la velocidad de desplazamiento, el régimen de carga del motor y, en consecuencia, el consumo de combustible. Estudios previos han demostrado que las mejoras en el estado del camino pueden traducirse en reducciones significativas del consumo energético, lo que evidencia la importancia de considerar conjuntamente la geometría y la condición superficial en el análisis del potencial de ahorro de combustible en los camiones CAEX. En este sentido, como se observa en la Figura 1.2, Dust-A-Side Australia, junto a Michelin, demostró que mejorar la calidad superficial de los caminos puede reducir hasta un 5% el consumo de diésel, disminuyendo tanto las emisiones como los costos operativos [5].

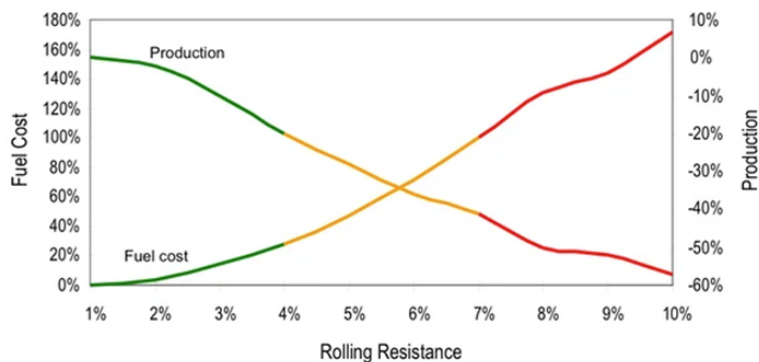


Figura 1.2: Relación entre resistencia al rodado y consumo de combustible en caminos mineros [5].

Estos resultados muestran que, aunque los camiones vacíos toleran niveles de rugosidad algo mayores, los equipos cargados requieren superficies más lisas para minimizar la resistencia adicional generada por la interacción neumático-suelo. En consecuencia, la geometría y el estado superficial del camino no solo influyen en la seguridad y el continuidad de operación, sino que también tienen un impacto directo en el consumo de combustible.

1.2. Estado del Arte

1.2.1. Caracterización del consumo a partir del estado del camino

El estudio del consumo de combustible en minería ha evolucionado significativamente. Históricamente, este fenómeno ha sido modelado mediante enfoques físicos y simulaciones teóricas, basadas principalmente en balances de fuerzas y potencia [7].

Sin embargo, la creciente complejidad de las operaciones reales caracterizadas por una alta variabilidad operacional, condiciones dinámicas del camino y diferencias en el comportamiento del operador ha evidenciado las limitaciones de los modelos deterministas puros. Esto ha impulsado el desarrollo de modelos basados en datos (*data-driven*), los cuales permiten capturar de manera más realista la variabilidad estocástica propia de la faena.

En este contexto, investigaciones como la de Sahoo (2014) proponen un enfoque jerárquico fundamental, clasificando las variables influyentes en dos niveles: un nivel mina (diseño geométrico, estado de las vías y gestión de tráfico) y un nivel vehículo (carga útil, velocidad y respuesta del sistema de propulsión). Este marco conceptual resulta particularmente adecuado para operaciones a cielo abierto, donde las restricciones físicas del camino determinan directamente la demanda energética. [21]

A nivel internacional, se han realizado estudios relevantes que aplican estas metodologías. Un aporte metodológico clave es el presentado por Kübler (2015) en una operación minera a cielo abierto en Queensland, Australia. En dicho estudio, enfocado en camiones Caterpillar 785D, se destacó la necesidad crítica de normalizar el consumo por distancia horizontal recorrida en lugar de la longitud de rampa, permitiendo así comparaciones consistentes entre distintos segmentos [10].

La metodología de Kübler incluyó la evaluación de escenarios críticos como rampas ascendentes y conducción con paradas frecuentes. La Figura 1.3 muestra el ajuste polinómico utilizado en dicho estudio para representar el comportamiento en camiones cargados.

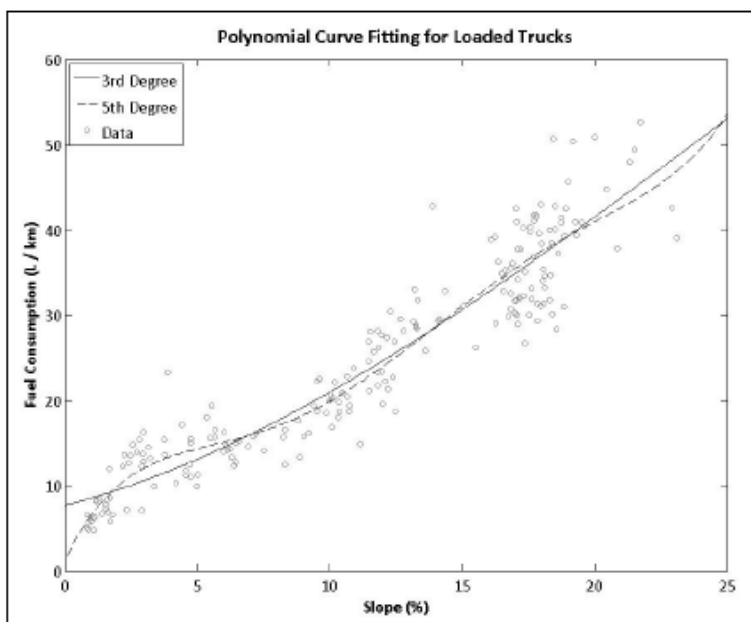


Figura 1.3: Ajuste polinómico del consumo para camiones cargados en minería australiana [10].

Los resultados obtenidos en Australia permitieron estimar costos de combustible asociados a la pendiente y longitud de rampa, demostrando que la pendiente es el factor más crítico en el costo del ciclo de vida de un camino. Desde la ingeniería mecánica, López (2022) complementan esta visión señalando que la pendiente incrementa drásticamente la demanda de par y potencia, interactuando de forma compleja con la velocidad de operación. [13]

Sin embargo, pese a la existencia de estos estudios internacionales, existe una escasez de literatura específica que aborde este problema utilizando la flota Komatsu 930E bajo las condiciones geográficas y operacionales de la minería local. La mayoría de los estudios disponibles se centran en flotas mecánicas (como Caterpillar) o en condiciones de laboratorio, dejando una brecha de información respecto al comportamiento de sistemas de transmisión eléctrica en pendientes de alta exigencia.

En resumen, la falta de modelos calibrados para la flota Komatsu 930E y la necesidad de integrar

variables geométricas de alta precisión representan una oportunidad de investigación. Este estudio busca cubrir dicha brecha, adaptando las metodologías de normalización y el enfoque jerárquico de Sahoo (2014) para cuantificar objetivamente el impacto del diseño vial en el consumo de combustible en la faena de estudio[21].

Investigaciones contemporáneas confirman que el transporte representa más del 50 % de los gastos totales de una operación minera, donde el combustible constituye entre el 60 % y 80 % del costo operativo [11].

Estudios recientes identifican la distancia, el tonelaje y la pendiente como los determinantes primarios, pero subrayan que el estilo de conducción y el estado de la carpeta de rodado pueden generar variaciones críticas en la eficiencia energética.

1.2.2. Propuesta de la investigación

Ante esta problemática, surge la oportunidad de aprovechar la masiva cantidad de datos generados por los sistemas de monitoreo modernos. Esta investigación propone utilizar técnicas de análisis de datos masivos (Big Data) para integrar la información geométrica de los caminos con la telemetría operacional de los camiones.

De esta forma, se busca transitar desde un enfoque reactivo de control de combustible hacia una gestión predictiva basada en datos, proporcionando herramientas cuantitativas para la toma de decisiones en la planificación minera.

1.3. Objetivo general

Desarrollar un modelo que permita comprender la relación entre el consumo de combustible y las condiciones del camino del camión 930E.

1.3.1. Objetivos específicos

- Caracterizar las rutas mediante parámetros geométricos, obtenidos a partir de registros operacionales y levantamientos en terreno.
- Determinar la correlación entre las características del camino con el consumo específico de combustible registrado en los camiones CAEX.
- Determinar el potencial de ahorro de combustible asociado a la mejora en las condiciones de los caminos de acarreo.

1.4. Alcance del estudio

El presente trabajo aborda la problemática utilizando datos operacionales reales de una flota de camiones Komatsu 930-E4, equipados con motor Cummins QSK60. Además, integra bases de datos de telemetría y topografía para modelar el comportamiento energético en condiciones reales de carga y transporte.

Si bien existe una amplia literatura sobre el consumo de combustible en equipos mineros, gran parte de los estudios se basa en simulaciones teóricas o experimentales, lo que limita su representatividad frente a las condiciones reales de operación.

Este estudio se enfoca en analizar la relación entre las condiciones del camino, particularmente la pendiente y la variabilidad asociada a su estado, y el consumo específico de combustible registrado durante la operación de los equipos.

El alcance del trabajo considera la caracterización geométrica de los tramos de acarreo, la integración de información operacional proveniente de los sistemas del camión y la aplicación de herramientas estadísticas para evaluar la influencia de las variables relevantes. De este modo, se busca aportar evidencia cuantitativa que permita comprender el impacto de las condiciones del camino en el consumo de combustible y apoyar la toma de decisiones orientadas a mejorar la eficiencia energética del transporte minero.

Capítulo 2

Marco Teórico

El análisis del consumo de combustible en camiones de extracción (CAEX) abarca diversos conceptos, características operacionales y aspectos del camino de acarreo que son esenciales para su comprensión. Todos estos elementos se sustentan en fundamentos teóricos que respaldan la presente investigación.

2.1. Sistemas de Transporte en Minería a Cielo Abierto

2.1.1. Komatsu 930E

El CAEX es el equipo principal para el transporte en la minería a gran escala. Su función es mover material, ya sea estéril o mineral, desde las zonas de carguío hasta los chancadores o botaderos, superando grandes pendientes. La eficiencia de este proceso depende tanto de la potencia del camión como de las condiciones del terreno.

El equipo analizado corresponde al modelo Komatsu 930E-4, el cual incorpora un sistema de transmisión AC Drive (corriente alterna). A diferencia de los vehículos mecánicos convencionales, estos camiones no poseen caja de cambios ni transmisión mecánica directa a las ruedas, lo que permite una operación más eficiente y controlada en condiciones de alta exigencia.



Figura 2.1: Camión CAEX Komatsu 930E-4 [9].

El funcionamiento se basa en un motor diésel que acciona un alternador, transformando la energía mecánica en energía eléctrica. Esta energía alimenta los motores de tracción ubicados en los ejes traseros [1]. En esta configuración, el motor diésel no impulsa directamente las ruedas;

actúa como generador, eliminando la necesidad de caja de cambios y proporcionando un torque elevado a bajas velocidades, lo que resulta fundamental para ascender rampas prolongadas con carga completa. Este diseño, ilustrado en la Figura 2.2, ofrece ventajas para la operación en pendientes:

- **Torque constante:** Permite aplicar una fuerza de tracción (*Rimpull*) suave y continua sin interrupciones de potencia asociadas a los cambios de marcha.
- **Freno dinámico:** Utiliza los motores eléctricos como generadores durante el descenso para disipar energía en forma de calor a través de parrillas de resistencias, reduciendo el consumo de combustible y el desgaste de frenos mecánicos.

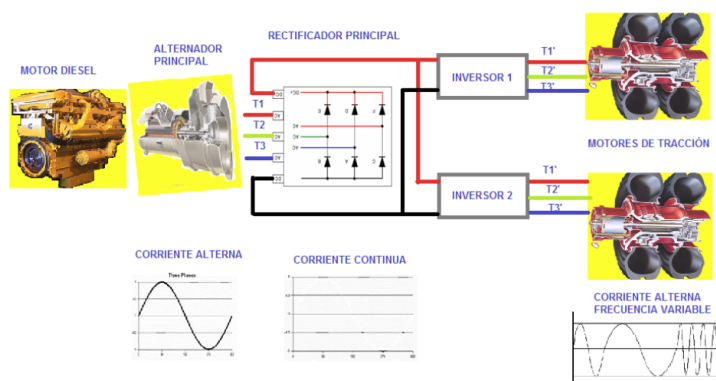


Figura 2.2: Sistema de propulsión diésel-eléctrico en camiones mineros [20]

La fuente de energía es gestionada por un sistema de control que la distribuye a los motores de tracción, responsables de accionar las ruedas para los movimientos de avance, retroceso y dirección. Además, el sistema de retardo dinámico permite reducir la velocidad del camión de forma segura en pendientes o durante maniobras de desaceleración, transformando los motores de tracción en generadores. La energía generada se disipa en forma de calor a través de bancos de resistencias eléctricas, mediante un sistema de ventilación forzada [19].

Productividad teórica de los camiones Komatsu 930E

Los camiones mineros Komatsu 930E tienen una capacidad de carga de aproximadamente 290 toneladas y están diseñados para operar en ciclos de acarreo de entre 20 y 40 minutos. Esto les permite completar entre 12 y 24 ciclos en un turno de 12 horas, alcanzando entre 25 y 40 ciclos diarios en operación continua. Proyectado a un mes, su productividad típica se sitúa en un rango de 300 a 600 ciclos mensuales, dependiendo de la eficiencia operacional y la disponibilidad del equipo, tal como se resume en la Tabla 2.1.

En condiciones específicas, como un tramo máximo de 20 km en subida cargando 300 toneladas, con un promedio de pendiente de 400 m de desnivel, la duración del viaje se incrementa significativamente. Desde el punto de vista del consumo, la demanda de combustible está directamente relacionada con la potencia del motor (necesaria para accionar el alternador) y no con la selección de marchas ni con las revoluciones por minuto (RPM) de forma aislada.

Tabla 2.1: Resumen de parámetros operacionales del Komatsu 930E.[9]

Parámetro	Valor típico
Capacidad de carga	~290 t
Potencia del motor	2,700 HP (2,014 kW)
Peso operativo	~521,000 kg
Duración ciclo típico	20–40 min
Ciclos por turno (12 h)	12–24
Ciclos por día (24 h)	25–40
Ciclos por mes (24 h)	300–600

2.1.2. Motor Cummins QSK60

Los camiones Komatsu 930E-4 están equipados con motores **Cummins QSK60**, caracterizados por alta potencia y eficiencia térmica. Sus especificaciones principales se presentan en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2: Especificaciones principales del motor Cummins QSK60-G8 [4].

Parámetro	Valor
Desplazamiento	60.2 L
Diámetro x Carrera	159 mm × 190 mm
Número de cilindros	16
Aspiración	Turboalimentado y post-enfriado
Velocidad nominal	1500 RPM
Potencia máxima	2145 kW (2875 BHP)

El consumo de combustible diésel en estos equipos es una función directa del factor de carga del motor. Como se observa en la Tabla 2.3, el flujo de combustible puede triplicarse al pasar de un régimen de carga media a carga plena, lo que subraya la importancia de la pendiente del camino en la demanda energética.

Tabla 2.3: Consumo teórico de combustible según carga del motor a 1500 RPM [4].

% de Carga	Potencia (kW)	Consumo Estimado (L/h)
100 %	2145	500
75 %	1609	368
50 %	1072	252
25 %	536	140

Estudios confirman que en condiciones de rampa máxima, el consumo real se sitúa en el rango de los 450–500 L/h, mientras que en tramos de descenso o ralentí, el consumo cae drásticamente a valores de entre 30 y 80 L/h [10].

En resumen, el diseño del sistema de propulsión y las características del motor del Komatsu 930E-4 determinan la base del comportamiento energético del equipo. Sin embargo, el consumo real de combustible no depende solamente de la configuración mecánica, sino también de factores operacionales y del entorno, como la carga útil, la pendiente del camino, la resistencia al rodado y las buenas prácticas de conducción.

En la siguiente sección se analizan en detalle estos parámetros y su influencia en la eficiencia del transporte minero.

2.2. Parámetros que afectan el consumo de combustible

Diversos estudios señalan que el desempeño energético de los camiones de extracción está condicionado por múltiples factores interrelacionados, agrupados en seis categorías principales.

- **Operador:** Prácticas de conducción y uso eficiente de los sistemas del camión.
- **Geométricos:** Diseño del camino y topografía de la mina.
- **Operacionales:** Carga útil, velocidad y parámetros del ciclo de acarreo.
- **Ambientales:** Temperatura, humedad y condiciones del terreno.
- **Plan de mina:** Secuencia de extracción y ubicación de puntos de descarga.
- **Gestión de flota:** Asignación de equipos y coordinación para reducir tiempos de espera.

La Figura 2.3 presenta un mapa conceptual que resume estas categorías, destacando su impacto en la eficiencia energética del transporte minero.

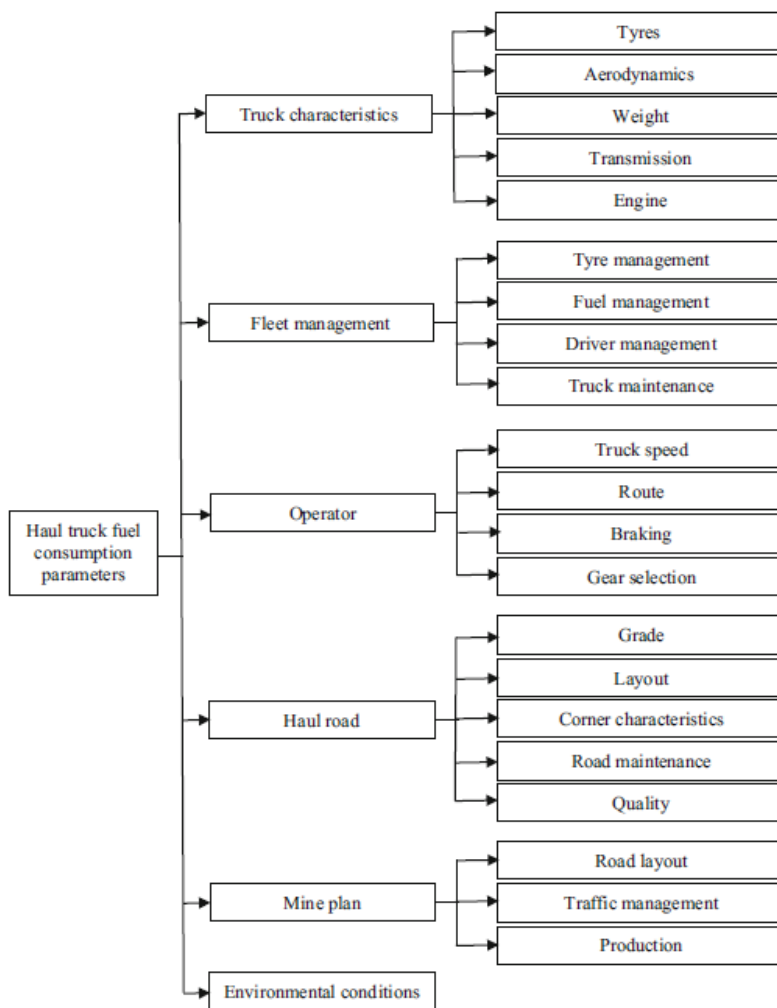


Figura 2.3: Mapa conceptual de los parámetros que afectan el consumo de combustible en camiones mineros [24].

En la presente investigación, el foco se centra en los factores geométricos y operacionales, dado que son los únicos que pueden ser cuantificados a partir de los datos disponibles. Los factores ambientales, del operador y condición superficial del camino se consideran no observables por indisponibilidad de datos.

2.2.1. Parámetros Geométricos

Desde la perspectiva física, el consumo de combustible es la respuesta energética necesaria para vencer las fuerzas que se oponen al movimiento. La Resistencia Total (R_T) se define como la suma de la resistencia por pendiente y la resistencia a la rodadura [23]:

$$R_T = GR + RR \quad (2.1)$$

Resistencia por Pendiente (Grade Resistance - GR)

Corresponde a la componente de la gravedad que actúa paralela a la superficie del camino. Se calcula como la relación entre el desnivel vertical y la distancia horizontal recorrida, expresada en porcentaje (%):

$$\text{Pendiente (\%)} = \frac{\Delta h}{\Delta x} \times 100 \quad (2.2)$$

donde:

- Δh = Diferencia de altura entre dos puntos (m)
- Δx = Distancia horizontal entre dos puntos (m)

Aspectos relevantes:

- **Impacto en el consumo:** La pendiente es el factor dominante en la demanda de potencia. Estudios indican que un incremento de apenas un 1% en la pendiente puede aumentar el consumo hasta en 4.8 litros por viaje en condición cargada [22].
- **Direccionalidad:** La GR es positiva (+GR) en ascenso, exigiendo máximo torque, y negativa (-GR) en descenso, donde el sistema de retardo dinámico minimiza el consumo de combustible.

Por otra parte, como se observa en la figura 2.4 la resistencia a la rodadura (RR) depende del estado superficial del camino, la compactación del material y la rugosidad. Es uno de los principales parámetros controlables que afectan el consumo de combustible en camiones de acarreo, junto con la resistencia por pendiente. Su magnitud depende de las características del neumático y de la superficie del camino, y se expresa comúnmente como porcentaje del peso bruto del vehículo o mediante un coeficiente adimensional [24].

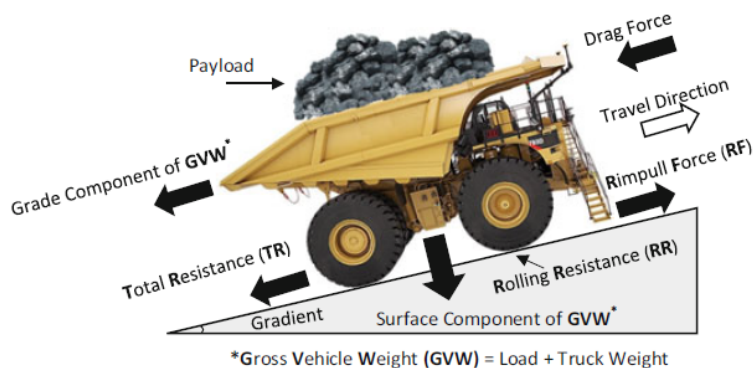


Figura 2.4: Parámetros que influyen en la resistencia a la rodadura y su efecto en el consumo de combustible [24].

Estudios según Luan (2020) que incorporan el Índice de Rugosidad Internacional (IRI) han demostrado que mejorar la condición de un camino desde una clasificación deficiente a una intermedia puede reducir el consumo de combustible entre un 2 % y un 3 %, debido a la disminución de micro-aceleraciones involuntarias y pérdidas de tracción [14]. Si bien su impacto sobre el consumo ha sido ampliamente documentado en la literatura, su cuantificación directa requiere mediciones específicas (IRI, coeficientes de rodadura o caracterización geotécnica), las cuales no se encuentran disponibles con resolución compatible con la telemetría analizada en este estudio. En consecuencia, el efecto de la resistencia a la rodadura y de la condición superficial del camino no se incorpora como variable explícita.

2.2.2. Parámetros Operacionales

Los parámetros operacionales corresponden a variables dinámicas que dependen tanto de la gestión de la flota como de las prácticas de operación durante el ciclo de acarreo. Estos factores reflejan la respuesta del camión frente a las condiciones geométricas del camino y a las exigencias energéticas del transporte. Tal como indica Soofastaei (2018), el consumo de combustible en camiones de extracción está influenciado por múltiples variables geométricas, operacionales, ambientales y humanas [24]. De igual forma, Kübler señala que los mayores incrementos ocurren en rampas con pendientes pronunciadas, ciclos con frecuentes detenciones y arranques, y zonas de congestión operacional [10].

Peso Bruto y Factor de Carga

El Peso Bruto del Vehículo (corresponde a la suma del peso del vehículo sin carga del camión y la carga útil transportada. Diversos estudios advierten que la variabilidad en la carga útil tiene

un efecto significativo sobre el consumo de combustible, ya que la sobrecarga no incrementa el consumo de forma lineal, sino que puede forzar al motor a operar en zonas de menor eficiencia, reducir drásticamente la velocidad del vehículo y generar congestión en rampas de alta pendiente [24].

Velocidad, Rimpull y parámetros del motor

Existe una relación física inversa entre la velocidad del camión y la fuerza de tracción disponible en las ruedas, conocida como *Rimpull*¹.

- Para superar una alta resistencia total del camino (pendiente pronunciada y/o elevada resistencia a la rodadura), el camión requiere un alto *Rimpull*, lo que limita físicamente la velocidad máxima alcanzable.
- Estudios indican que el consumo específico de combustible (L/km) tiende a mejorar a velocidades estables más altas, ya que el motor opera en rangos de mayor eficiencia térmica y el tiempo total de recorrido disminuye [3].

Interrelación entre variables operacionales

En los camiones de extracción modernos, los parámetros del motor registrados por la telemetría como régimen de giro (RPM), torque, potencia, caudal instantáneo de combustible y posición del acelerador no son independientes. Estas variables corresponden a respuestas coordinadas del sistema de control frente a una misma condición de operación, determinada principalmente por la pendiente, la carga transportada y la velocidad objetivo.

Como resultado, presentan altos niveles de correlación, reflejando un mismo fenómeno físico: la demanda energética impuesta por el entorno operativo. Incluir múltiples variables altamente correlacionadas en modelos estadísticos puede generar problemas de multicolinealidad y dificultar la interpretación. Por ello, en estudios basados en regresión se recomienda priorizar variables representativas de las condiciones externas, como pendiente, carga y velocidad, utilizando el resto como indicadores internos de respuesta del vehículo [17, 10].

Desde el punto de vista energético, la interacción entre pendiente, resistencia a la rodadura y velocidad determina la fuerza de tracción requerida. A mayor resistencia total, el sistema de propulsión incrementa el factor de carga del motor y limita la velocidad para mantener el movimiento, lo que se traduce en un aumento del consumo de combustible [24].

¹El *Rimpull* se define como la fuerza de tracción disponible en las ruedas para mover el vehículo, expresada en kilonewtons (kN), y depende del torque del motor, la transmisión y el radio de la rueda.

2.3. Fundamentos estadísticos

El análisis del consumo de combustible en camiones de extracción (CAEX) requiere un enfoque basado en el modelamiento empírico. Según Montgomery (2017), cuando el mecanismo físico subyacente de un sistema es demasiado complejo o no se comprende en su totalidad, se recurre a modelos estadísticos para aproximar la relación funcional entre las variables independientes y la respuesta de interés. [17]

2.3.1. Regresión Lineal Múltiple y Estimación por OLS

La regresión lineal múltiple es la técnica fundamental para modelar sistemas donde la respuesta (y) depende de varios predictores (x_1, x_2, \dots, x_k). El modelo se expresa matemáticamente como:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (2.3)$$

Los parámetros β_j representan el cambio esperado en la respuesta por unidad de cambio en la variable x_j cuando las demás se mantienen constantes. Estos coeficientes se estiman mediante el método de **Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS)**, el cual minimiza la suma de los cuadrados de los residuos ($L = \sum \epsilon_i^2$). La robustez de este modelo depende críticamente del diagnóstico de supuestos, asegurando que los errores presenten normalidad, independencia y varianza constante (homocedasticidad) [16].

Modelos Polinomiales y Cuadráticos

En algunos casos, la relación entre la variable respuesta y los predictores no es estrictamente lineal. Para capturar curvaturas o efectos más complejos, se utilizan modelos polinomiales. El caso más común es el modelo cuadrático, que incluye términos al cuadrado de las variables explicativas:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \epsilon \quad (2.4)$$

Este modelo permite representar relaciones en forma de parábola, donde el efecto de x sobre y cambia dependiendo de su magnitud. De manera más general, se pueden incluir términos polinomiales de mayor orden o interacciones entre variables:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 + \beta_3 x_2 + \beta_4 x_1 x_2 + \epsilon \quad (2.5)$$

La elección de un modelo cuadrático o polinomial se justifica cuando los gráficos exploratorios o el análisis de residuos sugieren una relación no lineal. Sin embargo, al aumentar el orden del polinomio también crece la complejidad del modelo, por lo que se recomienda evaluar la calidad

del ajuste mediante criterios como el R^2_{adj} , el AIC y el BIC, seleccionando el modelo que mejor balancee ajuste y parsimonia [2].

Tabla 2.4: Comparación entre AIC y BIC en la selección de modelos

Aspecto	AIC	BIC
Penalización por complejidad	Moderada ($2k$)	Fuerte ($k \cdot \ln(n)$)
Dependencia del tamaño de muestra	No	Sí
Tendencia	Prefiere modelos con mejor ajuste, aunque más complejos	Prefiere modelos más simples y parsimoniosos
Selección	Se escoge el menor AIC	Se escoge el menor BIC
Uso típico	Predicción, machine learning	Estadística clásica, parsimonia

Como regla general, el modelo con el **menor valor** de AIC o BIC es considerado el más adecuado dentro del conjunto de candidatos, aunque cada criterio favorece distintos aspectos del modelo [12]. Por otra parte, la adecuación del modelo se verifica mediante el análisis de los residuos ($e_i = y_i - \hat{y}_i$). Un modelo es considerado estadísticamente válido si los residuos cumplen con los criterios de normalidad (Q-Q plots), independencia (Durbin-Watson) y homocedasticidad (varianza constante).[16]

Jerarquía de los Modelos y Parsimonia Estadística

En la construcción de modelos de superficie de respuesta y regresión múltiple, la selección de términos no debe ser arbitraria. Según Montgomery (2017) , el proceso se rige por el principio de jerarquía de los efectos, el cual establece que para incluir un término de orden superior (cuadrático) o una interacción ($x_i x_j$) en el modelo, sus correspondientes efectos principales (x_i y x_j) deben estar presentes, incluso si estos últimos no resultan ser estadísticamente significativos por sí solos. Asimismo, se aplica el principio de parsimonia, que postula que entre dos modelos con capacidades explicativas similares, el modelo más simple (con menos parámetros) es preferible. Esto evita el fenómeno de sobreajuste (*overfitting*) y garantiza que el modelo final mantenga una interpretación física clara, permitiendo identificar las variables que realmente dominan el comportamiento del sistema en lugar de ajustar ruidos estadísticos.[16]

Multicolinealidad y Factor de Inflación de Varianza (VIF)

En el modelamiento de datos de telemetría la multicolinealidad, ocurre cuando existe una relación lineal fuerte entre las variables independientes. Según Montgomery (2017), la multicolinealidad severa infla las varianzas de los coeficientes de regresión, restando estabilidad al modelo y dificultando la interpretación de los efectos individuales de variables operacionales críticas como la velocidad o el pedal [17].

Para su detección se emplea el **Factor de Inflación de Varianza (VIF)**:

$$VIF(x_j) = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.6)$$

donde R_j^2 es el coeficiente de determinación obtenido al regredir x_j sobre el resto de las variables. Un valor $VIF > 10$ se considera una indicación clara de multicolinealidad significativa.

2.3.2. Metodología de Superficie de Respuesta (RSM)

La RSM es una colección de técnicas matemáticas y estadísticas empleadas para el modelado y análisis de problemas en los que una respuesta de interés es influenciada por varias variables, con el objetivo de optimizar dicha respuesta [17].

Interpretación Geométrica y Modelos de Segundo Orden

Dado que las respuestas en sistemas reales suelen presentar curvaturas, se emplea un modelo polinómico de segundo orden:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (2.7)$$

Este modelo permite visualizar la superficie mediante **gráficos de contorno** (isoclinas). Geométricamente, los “valles” representan zonas de máxima eficiencia energética (mínimo consumo), permitiendo identificar visualmente la sensibilidad del sistema ante cambios en variables operacionales como el uso del pedal y la velocidad.

Análisis de Sensibilidad mediante Diferencias Centrales

En sistemas complejos donde la función de respuesta $f(\vec{x})$ se deriva de modelos empíricos con interacciones, la obtención de derivadas analíticas puede ser impráctica. Por ello, se emplea el método de Diferencias Centrales, un estándar en el análisis numérico para aproximar el gradiente local de una función [18].

Este enfoque permite calcular la sensibilidad del consumo ante perturbaciones infinitesimales (ϵ) de las variables de control, expresada como:

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} \approx \frac{f(x_i + \epsilon) - f(x_i - \epsilon)}{2\epsilon} \quad (2.8)$$

este procedimiento es fundamental en los procesos de descubrimiento de conocimiento (KDD), ya que permite transformar un modelo estático en una herramienta de diagnóstico dinámico. El vector

gradiente (∇f) resultante define la dirección de máxima tasa de cambio, permitiendo identificar qué variable operacional posee mayor influencia sobre la eficiencia energética en un tramo específico. [8].

2.3.3. Estadística Descriptiva Avanzada: Dispersión y Forma

En el análisis de telemetría minera, la caracterización de la distribución de los datos es un paso previo esencial para garantizar la validez de los modelos de regresión.

Coefficiente de Variación (CV)

El Coeficiente de Variación es una medida de dispersión relativa que permite comparar la variabilidad del consumo entre distintos tramos o camiones, independientemente de su magnitud absoluta. Se define como el cociente entre la desviación estándar (σ) y la media (μ):

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \quad (2.9)$$

En este estudio, un CV elevado en tramos planos indica una mayor influencia de factores operacionales (conducción, estado del camino) por sobre los factores geométricos, lo que justifica la necesidad de modelos multivariados.

Asimetría (Skewness)

La asimetría cuantifica la falta de simetría de la distribución de los datos respecto a su media. Una asimetría positiva ($Skew > 0$) indica que la cola de la distribución se extiende hacia valores de consumo más altos, lo cual es común en presencia de anomalías operacionales o daños en la vía.

$$Skew = \frac{E[(X - \mu)^3]}{\sigma^3} \quad (2.10)$$

La detección de una asimetría pronunciada fundamenta el uso de la mediana como estimador de tendencia central robusto frente a valores atípicos, asegurando que el ahorro proyectado no esté sesgado por eventos extremos de telemetría.

Proceso KDD y Correlación de Pearson

El análisis de grandes volúmenes de datos requiere metodologías como el proceso **KDD** (*Knowledge Discovery in Databases*), definido como la identificación de patrones útiles a partir de señales de sensores [6]. Como etapa exploratoria, la **Correlación de Pearson** cuantifica la fuerza de la relación lineal entre variables, permitiendo detectar redundancias antes del ajuste de modelos robustos.

Capítulo 3

Metodología

Este estudio adopta un enfoque cuantitativo y analítico para modelar el consumo de combustible en camiones de extracción minera, utilizando grandes volúmenes de datos operacionales y geométricos (Big Data). El diseño metodológico se basa en el estándar KDD (Knowledge Discovery in Databases) [6], que permite sistematizar la extracción de conocimiento desde datos brutos, asegurando trazabilidad y validez. El procesamiento de la información se implementó en Python 3.13, mediante el desarrollo de varios scripts que integran librerías para operaciones matemáticas, análisis estadístico, visualización y manejo de datos geoespaciales. Los detalles de cada código se presentan en el Anexo B, tabla B.1.

En este capítulo se explicará la metodología utilizada para el cumplimiento de cada objetivo específicos planteados. Se plantea un sistema de fases y resultados para manejar el avance de los objetivos específicos. Para ello cada objetivo se separa en fases que puede ser controlado y que permite tener un seguimiento del avance.

3.1. Objetivo específico 1: Caracterización de rutas a partir de registros operacionales.

El primer objetivo específico se orienta a caracterizar las rutas de acarreo utilizadas por los camiones CAEX, con el propósito de adquirir, depurar y organizar la información de entrada. Este capítulo aborda dicho objetivo mediante parámetros geométricos obtenidos a partir de registros operacionales, con el fin de consolidar una base de datos robusta que permita identificar, clasificar y digitalizar las zonas de mayor exigencia energética dentro de la mina.

El desarrollo se organiza en 4 fases principales:

- Recolección y depuración de datos.
- Criterios de calidad y selección de flota.
- Construcción y análisis de índices geométricos.
- Digitalización y reconstrucción geométrica.

3.1.1. Recolección y depuración de datos

A partir de los estudios realizados, se evidenció la influencia de los parámetros operacionales y geométricos del camino en el comportamiento del consumo de combustible. Por ello, la presente investigación centra su análisis en los tramos de acarreo con mayor exigencia geométrica, con el objetivo de cuantificar el consumo específico de combustible bajo escenarios de alta demanda energética y evaluar su relación con las características del camino y las condiciones operacionales del camión.

En función de la revisión bibliográfica y de la disponibilidad de información operacional, se identificaron tres fuentes principales de datos para el desarrollo del estudio:

- Datos telemétricos operacionales provenientes del sistema *Specto*.
- Información mensual de geometría del sistema de caminos de la mina.
- Registros de eventos del sistema *Damage Monitor*.

La principal fuente de información corresponde a los datos telemétricos obtenidos desde la plataforma *Specto*, la cual registra variables operacionales con una resolución temporal de 5 segundos. Los archivos, organizados por camión y por mes, incluyen información de posición geográfica (latitud, longitud y altitud), velocidad del vehículo, régimen del motor, parámetros de carga y caudal instantáneo de combustible. Esta resolución permite reconstruir con detalle los recorridos realizados por cada camión y calcular métricas energéticas representativas a nivel de viaje y subtramo.

De manera complementaria, se incorporan archivos mensuales de geometría vial de la mina, que describen las características del sistema de caminos, tales como pendientes máximas y mínimas, radios de curvatura y peraltes. Esta información se utiliza para digitalizar los tramos de acarreo y asignar a cada registro telemétrico una pendiente local representativa, integrando así la geometría del camino con la operación real del camión.

Adicionalmente, se dispone de información proveniente del sistema *Damage Monitor*, el cual registra eventos asociados a impactos y vibraciones del equipo. Sin embargo, debido a la baja densidad temporal de estos registros en el período analizado, esta fuente no se incorpora de forma directa en los modelos de regresión, sino que se utiliza únicamente como apoyo cualitativo para la interpretación de resultados y la identificación de posibles anomalías operacionales.

Es importante señalar que existen variables que influyen en el consumo de combustible, pero que no pueden ser cuantificadas con la resolución requerida en este estudio. Entre ellas se incluyen factores ambientales como la densidad del aire, la velocidad del viento, la temperatura y la humedad, así como variables asociadas a la condición superficial del camino, tales como la resistencia a la

rodadura o la rugosidad (IRI). La ausencia de mediciones continuas y sincronizadas de estas variables impide su incorporación explícita en los modelos estadísticos desarrollados.

Para la gestión de estos grandes volúmenes de datos, primero se diseñó una estructura de almacenamiento jerárquica (Figura 3.1), donde cada carpeta corresponde a una unidad (camión) y contiene sus registros históricos. Útil para luego pueda revisarse la calidad de los datos según cada camión y mes.

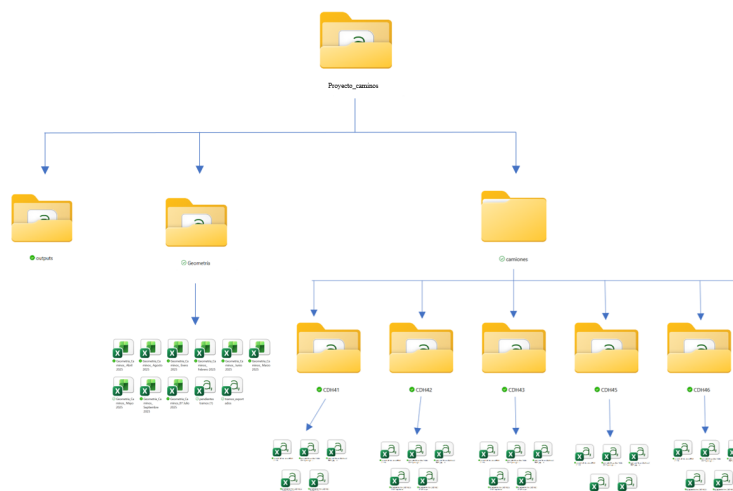


Figura 3.1: Estructura de almacenamiento y flujo de lectura de datos.

Flota disponible

- CDH41, CDH42, CDH43, CDH45, CDH46, CDH51, CDH57, CDH62, CDH63, CDH64, CDH67, CDH68, CDH70, CDH72, CDH73, CDH76, CDH79, CDH80, CDH81, CDH82, CDH86, CDH87, CDH88, CDH91, CDH94.

3.1.2. Criterios de Calidad y Selección de Flota

Una vez recopilada la información operacional y geométrica, se realiza un proceso de evaluación de calidad de los datos, con el fin de identificar cuáles camiones presentan registros suficientemente completos y confiables para ser utilizados en las fases posteriores del análisis. Los archivos provenientes del sistema *Specto* contienen millones de registros por mes. Se implementó un procedimiento automatizado de control de calidad que permite procesar grandes volúmenes de datos.

Cada archivo fue analizado columna por columna, evaluando:

- **Registros nulos:** valores faltantes en parámetros como GPS, velocidad, RPM, consumo instantáneo de ocombustible.

- **Registros ceros:** valores iguales a cero en variables que no pueden tomar ese valor durante operación normal (por ejemplo, RPM, velocidad o consumo), los cuales pueden deberse a interrupciones de señal o errores de captura.
- **Registros fuera de rango:** detección de valores físicamente inviables según umbrales predefinidos. En la Tabla C.1 del Anexo A se muestran los rangos de operación en camino de acarreo del manual de operación del Komatsu 930-E4.

3.1.3. Construcción y análisis de índices geométricos

Integrada la geometría del camino, es posible identificar las zonas de mayor complejidad operacional.

Índice de criticidad del camino

Con el propósito de resumir la complejidad geométrica de cada tramo, se construyó un indicador que resume la complejidad geométrica de cada tramo en un solo valor, lo que permite comparar rutas de manera sencilla.

Cada parámetro se transforma en un puntaje discreto (s_p , s_r , s_e) según los umbrales definidos en los manuales de diseño de caminos de acarreo. Luego, estos puntajes se combinan mediante una expresión ponderada que refleja la contribución relativa de cada componente geométrico a la dificultad total del tramo:

$$\text{IDC} = W_{\text{PEND}} s_p + W_{\text{RAD}} s_r + W_{\text{PER}} s_e \quad (3.1)$$

Los criterios utilizados para asignar los puntajes fueron los siguientes:

- **Pendiente:** tramos $\leq 5\%$ se consideran favorables; entre 5% y 10% moderados; y $> 10\%$ exigentes. Esta clasificación se fundamenta en la sensibilidad reportada por [22], quienes muestran que incrementos mínimos en la pendiente generan aumentos significativos en el consumo, especialmente en condición cargada.
- **Radio de curvatura:** radios > 150 m se consideran adecuados; entre 60 – 150 m moderados; y < 60 m restrictivos. Esto se relaciona con los efectos dinámicos descritos por Sahoo (2014), donde radios pequeños inducen mayores pérdidas energéticas [21].
- **Peralte:** valores $\geq 6\%$ se consideran adecuados; entre 3 – 6% aceptables; y $< 3\%$ insuficientes.

Clasificadas en tres categorías: favorable, moderado y exigente. Para integrar la complejidad a nivel de zona, se desarrolló el **Índice Ponderado de Criticidad (ICZ)**, que considera:

1. El porcentaje de tramos exigentes dentro de la zona (%Exig).
2. La proporción de tramos que aporta cada zona respecto al total registrado en el mes.

Finalmente, se realizó un análisis detallado a escala de tramo dentro de la zona más crítica, seleccionando los segmentos con mayor valor promedio de IDC y evaluando su variación temporal en meses operativamente exigentes. Este procedimiento estableció un ranking de tramos críticos y verificó su consistencia en diferentes escenarios, constituyendo la base para los siguientes objetivos.

Una vez validada la data operacional, se procedió a evaluar el camino de acarreo. Para identificar la dificultad de cada ruta, se calcularon dos indicadores sintéticos basados en los umbrales de diseño de caminos mineros (pendientes $> 8\%$, radios $< 60\text{m}$).

1. **Índice de Dificultad del Camino (IDC):** Evalúa cada segmento individualmente según su pendiente, radio de giro y peralte.
2. **Índice Ponderado de Criticidad (ICZ):** Agrega la complejidad a nivel de zona operativa.

3.1.4. Digitalización y caracterización geométrica de tramos

Una vez identificados los tramos de interés, se procedió a la digitalización manual de la geometría vial utilizando Google Earth Pro. Para cada tramo seleccionado se trazó la trayectoria real del camino mediante una secuencia de puntos consecutivos, con el objetivo de representar de forma precisa las variaciones locales de pendiente a lo largo del recorrido.

Los puntos fueron definidos con un espaciamiento aproximado de 10 m, distancia establecida a partir de planos y levantamientos topográficos disponibles, asegurando una resolución suficiente para capturar los cambios geométricos relevantes sin introducir ruido innecesario. Para cada punto se registraron las coordenadas geográficas de latitud, longitud y altitud.

La información generada fue exportada en formato `.kml` y posteriormente convertida a formato `.csv` para su procesamiento y análisis estadístico. Este procedimiento permitió construir una base geométrica coherente y compatible con los registros telemétricos del camión, facilitando la posterior asignación espacial entre consumo de combustible y pendiente del camino.

El resultado de esta etapa es un conjunto digitalizado de tramos viales con información geométrica detallada, apto para ser integrado con los datos operacionales y utilizado como entrada para los análisis estadísticos posteriores.

3.2. Objetivo específico 2: Determinar la correlación entre el estado del camino y el consumo específico de combustible.

El objetivo de esta etapa es establecer la relación entre las características geométricas del camino y el consumo específico de combustible registrado en los camiones CAEX Komatsu 930E. Para ello, tras la digitalización de los tramos críticos, se integró la geometría del camino con la telemetría de los camiones, con el fin de analizar cómo las condiciones geométricas influyen en el rendimiento energético.

El procedimiento desarrollado comprende tres fases principales: (i) la asignación espacio–tiempo de cada punto de telemetría al tramo digitalizado, (ii) la construcción de pasadas por tramo, y (iii) la segmentación de cada viaje en subtramos de pendiente uniforme.

Este flujo metodológico genera un conjunto de datos integrado y consistente, que permite cuantificar de manera objetiva la correlación entre la pendiente del camino y el consumo específico de combustible.

3.2.1. Asignación espacio–tiempo entre telemetría y geometría del camino

Para asociar cada observación operacional del camión a un punto de pendiente (%) dentro del tramo específico del camino, se calculó la distancia entre los puntos GPS registrados por *Specto* y los puntos de la geometría digitalizada del tramo.

Para ello, se utilizó la fórmula de Haversine (3.2), empleada para estimar la distancia entre dos puntos sobre la superficie terrestre considerando su curvatura:

$$d = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2\left(\frac{\Delta\varphi}{2}\right) + \cos(\varphi_1) \cos(\varphi_2) \sin^2\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right)}, \quad (3.2)$$

donde R es el radio medio de la Tierra (6 371 km), y φ y λ corresponden a las latitudes y longitudes de los puntos comparados, respectivamente.

Para optimizar la búsqueda del punto geométrico más cercano, se utilizó una estructura *k-dtree* implementada con la librería `scipy.spatial`, lo que permite procesar grandes volúmenes de datos de forma eficiente.

Con este procedimiento, cada registro operacional queda asociado al tramo correspondiente siempre que la distancia calculada sea menor al umbral definido, asegurando una correspondencia espacio–tiempo coherente entre la trayectoria real del camión y la geometría del camino. En este estudio se definió un umbral máximo de 10 m para considerar que un punto de telemetría corresponde efectivamente al eje del camino.

La pendiente local asignada a cada registro corresponde al valor del punto geométrico más cercano del eje digitalizado, sin interpolación adicional.

3.2.2. Construcción de viajes por tramo

Una vez realizada la asociación de cada registro telemétrico a un punto específico del camino, el siguiente paso consiste en organizar estos puntos según sus marcas de tiempo. Se define como viaje el recorrido continuo que un camión realiza sobre un tramo determinado. Un viaje finaliza cuando ocurre alguna de las siguientes condiciones:

- Cambio de camión en los registros.
- Cambio de tramo.
- Intervalo superior a 10 min entre dos observaciones consecutivas, lo que indica una interrupción operacional.

Para los tramos analizados, cuyas longitudes típicas varían entre 300 y 500 m, un camión CAEX 930E en condición de subida presenta velocidades del orden de 15–20 km/h. Bajo estas condiciones, el tiempo esperado de recorrido se encuentra entre 1.5 y 3 minutos, incluso considerando reducciones de velocidad por carga, pendiente y geometría del camino.

En consecuencia, un intervalo superior a 6 minutos representa más del doble del tiempo máximo esperado para un recorrido continuo, lo que indica la ocurrencia de una interrupción operacional, como detenciones prolongadas, esperas, maniobras o cambio de tramo. Este umbral permite separar recorridos independientes sin fragmentar viajes reales, asegurando la coherencia temporal de las trayectorias analizadas.

El objetivo de esta etapa es transformar los registros telemétricos individuales en unidades de análisis coherentes que representen recorridos reales del camión. Esto resulta necesario porque la telemetría se obtiene como una nube de puntos dispersos en el tiempo y el espacio, lo que dificulta calcular métricas operacionales y de consumo si no se agrupan en trayectorias completas.

Para cada viaje se calcularon las siguientes métricas:

- Distancia horizontal recorrida (d_{2D}): Se obtiene sumando las distancias incrementales entre puntos consecutivos, calculadas mediante la fórmula de Haversine:

$$d_{2D} = \sum_{i=1}^{n-1} d_{\text{Haversine}}(i, i + 1)$$

Este valor constituye la base para estimar la pendiente y normalizar el consumo de combustible.

- Pendiente real del viaje: Se calcula como el cociente entre el desnivel neto y la distancia horizontal:

$$\text{Pendiente real \%} = \frac{\Delta h}{d_{2D}}$$

donde $\Delta h = h_{\text{final}} - h_{\text{inicial}}$. Esta métrica permite evaluar el esfuerzo energético requerido por el camión.

- Consumo total de combustible ($\text{Fuel}_{\text{total}}$): Se obtiene integrando el caudal instantáneo (`fuel_rate_1_h`) en el tiempo:

$$\text{Fuel}_{\text{total}} = \sum_{i=1}^{n-1} \text{fuel_rate_1_h}(i) \cdot \frac{\Delta t_i}{3600}$$

donde Δt_i es el intervalo entre registros consecutivos en segundos.

- Consumo específico por distancia (L/km): Relaciona directamente el consumo con la longitud del trayecto:

$$\text{FC}_{\text{L/km}} = \frac{\text{Fuel}_{\text{total}}}{d_{2D}/1000}$$

En conclusión, la definición y construcción de viajes por tramo permite disponer de unidades de análisis consistentes a partir de la telemetría. Estas métricas permiten caracterizar el comportamiento energético del tramo sirviendo como base descriptiva y comparativa.

3.2.3. Segmentación en subtramos homogéneos

Si bien los viajes entregan una visión completa del comportamiento del camión en cada tramo, estos pueden incluir variaciones internas significativas en la pendiente, la velocidad y el consumo asociado. Un tramo de 300 m, puede contener micro-secciones con pendientes distintas, lo que afecta de manera diferenciada el esfuerzo requerido por el motor. Analizar únicamente el promedio de un viaje podría ocultar estas variaciones locales.

Por este motivo se introduce la segmentación en *subtramos*: unidades más pequeñas y homogéneas que permiten estudiar el consumo con mayor precisión y atribuirlo directamente a condiciones geométricas específicas.

el viaje del camión se divide el recorrido en nuevos subtramos cuando ocurre alguna de las siguientes condiciones:

- La pendiente local cambia de signo, es decir, el camión pasa de ascenso a descenso o viceversa.
- Se completa un segmento acumulado de aproximadamente 20 metros, manteniendo la coherencia con la resolución espacial de la geometría digitalizada.

- El segmento presenta condiciones atípicas, como distancias extremadamente pequeñas o mayores a 500 m, las cuales se descartan por considerarse artefactos del GPS.

Este procedimiento genera segmentos que representan de forma más fiel las condiciones reales del camino y del vehículo, evitando mezclar en un mismo análisis porciones del trayecto con demandas energéticas diferentes.

3.2.4. Determinación de parámetros explicativos del consumo

A partir de la base de datos consolidada a nivel de subtramos, se identificaron las variables asociadas a las variaciones del consumo específico de combustible. Dado que los registros corresponden a mediciones instantáneas de alta frecuencia, fue necesario definir un criterio de agregación estadísticamente robusto.

Para ello, se utilizó el coeficiente de variación (CV), que permite evaluar la estabilidad interna de cada variable dentro del subtramo. Según su dispersión y simetría, se seleccionó como estadístico representativo el promedio o la mediana, siguiendo los criterios resumidos en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1: Criterios para seleccionar promedio o mediana como medida representativa.

Medida	Condiciones
Promedio	$n < 3$ $CV < 10\%$ y $ \text{Skew} < 0,5$
Mediana	$n \geq 3$ $CV \geq 10\%$ o $ \text{Skew} \geq 0,5$

Este enfoque reduce el efecto del ruido en las mediciones y asegura que los valores agregados representen el régimen operativo predominante. La mediana protege frente a valores atípicos, mientras que el promedio se utiliza cuando los datos presentan un comportamiento estable y simétrico.

El análisis se aplicó a tres grupos de variables: consumo específico (L/km), parámetros operacionales del motor y pendiente local. Las matrices de correlación de Pearson se construyeron de forma independiente por tramo y sentido de circulación, con el fin de identificar asociaciones preliminares y evitar la mezcla de contextos operacionales distintos. El análisis permitió identificar un conjunto reducido de variables, con sentido físico y relevancia estadística, que sirven como base para los modelos explicativos del Objetivo Específico 3.

3.3. Objetivo específico 3: Estimación del potencial de ahorro de combustible

El tercer objetivo tiene por finalidad cuantificar el potencial de mejora en el consumo específico de combustible a partir del análisis conjunto de las variables geométricas del camino, las condiciones operacionales del camión y la presencia de deterioros en la superficie de rodadura. Para ello, se integran los resultados obtenidos en los Objetivos 1 y 2 mediante un enfoque estadístico-explicativo, orientado a identificar los factores que controlan el consumo y evaluar escenarios de mejora operacional.

A diferencia de un enfoque predictivo, los modelos desarrollados en esta etapa no buscan estimar el consumo futuro, sino identificar y verificar qué variables independientes explican de manera significativa la variabilidad observada del consumo específico. En este sentido, la regresión lineal múltiple se utiliza como una extensión del análisis de varianza (ANOVA) para variables continuas, permitiendo evaluar efectos simultáneos, interacciones y residuos del modelo.

La metodología para este objetivo se estructura en cuatro etapas secuenciales: selección y ajuste de modelos multivariantes, detección robusta de ineficiencias (anomalías), análisis de superficies de respuesta para la optimización y, finalmente, la valoración económica de los escenarios propuestos.

Para dar cumplimiento al objetivo de determinar el potencial de ahorro a partir de la mejora en las condiciones del camino, se diseñó una metodología cuantitativa estructurada en cuatro etapas secuenciales: modelamiento estadístico, análisis de sensibilidad, optimización visual espacial y cuantificación determinística mediante escenarios.

3.3.1. Modelamiento estadístico y validación (OLS)

Para cuantificar el impacto simultáneo de las variables topográficas y operacionales sobre el consumo específico de combustible (L/km), se ajustaron modelos de regresión lineal múltiple mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS) de forma independiente para cada tramo de la ruta.

El proceso de construcción y selección del modelo óptimo iteró sobre distintas combinaciones funcionales (términos lineales, cuadráticos e interacciones) aplicando los siguientes criterios de exclusión y ajuste:

- **Control de Multicolinealidad:** Se calculó el Factor de Inflación de Varianza (VIF). Se descartaron configuraciones con VIF severo (> 10) para asegurar la estabilidad matemática de los coeficientes, priorizando variables de contorno independientes (Velocidad, Pedal, Pendiente) por sobre redundancias mecánicas (Torque, Potencia).

- **Calidad del Ajuste:** La selección final maximizó el Coeficiente de Determinación Ajustado (R_{adj}^2) minimizando simultáneamente el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC).
- **Validación de Supuestos:** La robustez de los modelos seleccionados se verificó mediante el análisis de residuos, comprobando la normalidad (gráficos Q-Q e histogramas, apoyados por el Teorema del Límite Central ante alejamientos de la normalidad estricta), homocedasticidad (residuos vs. predichos) e independencia (estadístico Durbin-Watson).

Procedimiento de Selección de Términos y Ajuste del Modelo Dado que el propósito fundamental del modelo es explicar la influencia de las variables operacionales y geométricas sobre el consumo, y no solo la predicción numérica, se utilizó un procedimiento de eliminación hacia atrás. El ajuste se realizó siguiendo un criterio basado en el sentido físico y la significancia estadística, bajo los siguientes pasos:

- **Propuesta de Modelo Saturado:** Se inició con un modelo que incluía efectos lineales (V, P, Fc), términos cuadráticos con sustento físico ($Pedal^2$) e interacciones mecánicas lógicas.
- **Criterio de Significancia:** Se evaluó el valor P (P -value) de cada coeficiente. Aquellos términos con $P > 0,05$ fueron candidatos a eliminación, siempre que no formaran parte de una interacción de orden superior significativa, respetando la jerarquía de [16].
- **Evaluación de Capacidad Explicativa:** Se utilizó el R-cuadrado Ajustado como métrica de control, asegurando que cada interacción añadida realmente incrementara la variabilidad explicada del consumo sin añadir complejidad innecesaria.

3.3.2. Análisis de Sensibilidad Operacional

Una vez validados los modelos empíricos, se procedió a aislar el peso relativo de cada variable sobre el consumo. Para ello, se calcularon los coeficientes estandarizados ($\beta_{\text{estandarizado}}$) de la regresión, los cuales permiten comparar magnitudes en una escala adimensional.

A partir de estos coeficientes, se construyeron diagramas de Pareto para jerarquizar la importancia relativa (%) de cada variable predictora. Este paso metodológico es fundamental para justificar que, si bien la pendiente geométrica es inmodificable, las variables dinámicas (dependientes del estado del camino, como la velocidad y el uso del pedal) concentran la mayor fracción de la varianza del consumo.

3.3.3. Optimización visual mediante Superficies de Respuesta (RSM)

Para traducir las ecuaciones de regresión en herramientas de decisión geométrica, se implementó la Metodología de Superficies de Respuesta (RSM). Se construyeron mapas de calor tridimensionales (isoclinas de consumo) que evalúan la interacción continua entre el uso del Pedal y la Velocidad, fijando la Pendiente en niveles representativos (baja y alta) según el tramo.

El objetivo de esta técnica no fue la derivación analítica de un mínimo global, sino la identificación visual de puntos de operación (franjas de alta eficiencia energética). Estas superficies permiten demostrar geoméricamente cómo el deterioro del rodado restringe el margen de maniobra del camión, empujando la operación hacia cuadrantes ineficientes independientemente del perfil topográfico.

3.3.4. Estrategia de Cuantificación: Optimización Numérica y Validación Empírica

La determinación del impacto económico y potencial de ahorro se abordó mediante una metodología de doble validación. Este enfoque permite contrastar los beneficios teóricos derivados de la optimización del sistema con las penalizaciones reales observadas en la operación, asegurando la robustez de los resultados presentados.

Optimización mediante el Algoritmo de Máximo Descenso

Para la identificación de los escenarios de ahorro de combustible, se implementó un algoritmo de optimización numérica basado en el método de **Máximo Descenso**. Esta técnica busca el mínimo local de la superficie de respuesta desplazándose en la dirección opuesta al gradiente ($-\nabla f$), lo cual garantiza una reducción iterativa de la variable dependiente [18].

La implementación metodológica para la gestión de la flota de camiones de acarreo se dividió en cuatro etapas fundamentales, siguiendo los criterios de eficiencia en transporte minero establecidos por la literatura reciente [11]:

1. **Restricción del Dominio:** Se establecieron límites operativos para el Pedal y la Velocidad, asegurando que los deltas sugeridos sean factibles para un camión Komatsu 930E.
2. **Estimación del Gradiente:** Se aplicó una perturbación numérica de $\epsilon = 10^{-4}$ mediante el método de diferencias centrales para obtener la sensibilidad local de cada registro telemétrico.
3. **Cálculo del Desplazamiento Óptimo:** Se ajustaron los valores de las variables de control siguiendo la trayectoria de máximo descenso hacia el valle de menor consumo de la superficie de respuesta.

4. **Valorización del Ahorro:** La diferencia de consumo entre el estado base y el estado optimizado se proyectó anualmente para obtener el impacto económico final.

Métodos de Cálculo de Ahorro y *Damage Monitor*

Complementariamente a la optimización, se utilizaron dos métodos específicos para procesar la telemetría y asegurar la fidelidad de los resultados a las condiciones reales de la ruta, basándose en principios de minería de datos industriales [8]:

- **Simulación determinística de escenarios mejorados:** A partir del modelo de superficie de respuesta validado, se planteó un escenario de mejora operacional inducido por un camino reperfilado ($\Delta\text{Pedal} < 0$, $\Delta\text{Velocidad} > 0$). Se calculó el ahorro marginal en consumo específico ($\Delta C_{L/km}$) registro a registro. Para garantizar precisión volumétrica, este factor se multiplicó por la distancia tridimensional exacta recorrida ($dist_3d_m$):

$$\text{Ahorro Total (Litros)} = \sum_{j=1}^N \left(\Delta C_{L/km,j} \cdot \frac{dist_3d_m}{1000} \right) \quad (3.3)$$

El resultado agregado permitió monetizar el ahorro utilizando el valor referencial del diésel para proyectar el impacto económico anual del mantenimiento vial.

- **Análisis empírico del estado real (*Damage Monitor*):** Utilizando la telemetría de eventos de daño en ruta, se aislaron subtramos con y sin presencia de anomalías. Debido a la asimetría de la distribución de los datos, se utilizó la **mediana** del consumo específico como estimador estadístico robusto para cuantificar la penalización típica (L/km) atribuible exclusivamente al daño superficial, controlando el efecto de los valores atípicos [16].

Capítulo 4

Resultados

4.1. Caracterización de ruta

La Figura 4.1 muestra que la flota seleccionada, compuesta por 25 camiones, presenta registros estables y representativos. La calidad de los datos GPS supera el 95 % en la mayoría de los equipos, lo que asegura una correcta georreferenciación. Además, variables críticas como **RPM**, **Torque** y **Velocidad** alcanzan un 100 % de disponibilidad, confirmando que la base de datos es completa y adecuada para los análisis operativos. para los datos de enero a septiembre 2025.

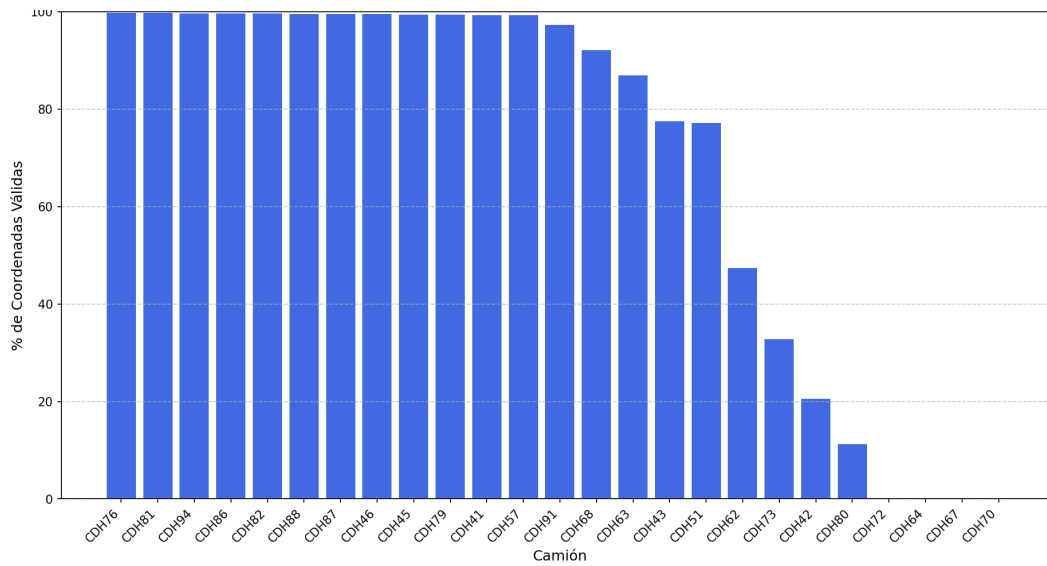


Figura 4.1: Calidad de datos GPS por camión.

Por su parte, la Tabla 4.1 complementa esta información mostrando el promedio global de disponibilidad para cada variable en la flota seleccionada. Se observa que la mayoría de los parámetros mantienen una cobertura del 100 %, lo que garantiza consistencia en los datos y permite avanzar hacia análisis más robustos sin riesgo de sesgos por falta de información.

Tabla 4.1: Resumen global de disponibilidad de datos por variable (Promedio de la flota seleccionada).

Variable	Promedio (%)
RPM	100,00
Actual Percent Torque (%)	100,00
Latitud/Longitud	95,05
Pedal	99,98
Barometric Pressure (PSI)	100,00
Coolant Temperature (F)	100,00
EGT-AV (F)	99,99
Fuel Rate (L/h)	100,00
F. de Carga	100,00
Percent Load At Current Speed (%)	100,00
Engine Torque Mode	100,00
Engine Demand - Percent Torque (%)	100,00
Velocidad (Km/h)	100,00
Power (HP)	100,00
Fuel Temperature (F)	100,00
Coolant Pressure (PSI)	100,00
Engine Oil Temperature (F)	100,00

El análisis de calidad de datos se realizó mediante el script `calidad_datos_reporte.py`, diseñado para evaluar la confiabilidad de la telemetría antes de ejecutar análisis complejos. Este script procesa grandes volúmenes de información utilizando *Dask*, valida cada sensor según rangos físicos definidos (por ejemplo, RPM, temperatura y GPS), y detecta valores nulos, ceros y fuera de rango. Además, genera reportes individuales por camión y un informe global, calcula un puntaje de calidad para seleccionar los equipos más confiables, y produce gráficos que ilustran la calidad del GPS y de los sensores críticos. En síntesis, actúa como un filtro que garantiza que solo datos robustos ingresen al análisis de consumo y rutas.

Tras aplicar los criterios de calidad descritos, se identificaron tres unidades que superan el umbral de confiabilidad de datos y conforman la flota base para el análisis geométrico-energético. La Tabla 4.3 presenta los camiones seleccionados para la caracterización del consumo de combustible, correspondientes a las unidades **CDH76**, **CDH81** y **CDH82**.

La Tabla 4.2 detalla el porcentaje de disponibilidad por variable en estos camiones, los cuales destacan por su estabilidad operacional. Se observa que prácticamente todas las variables alcanzan el 100% de disponibilidad, con ligeras variaciones en parámetros como **Latitud/Longitud**, que se mantiene sobre el 99.5%.

Cabe destacar que, debido a la gran cantidad de datos disponibles, el análisis se centra en el mes de julio de 2025, periodo que presentó condiciones operacionales más exigentes, incluyendo bajas temperaturas y precipitaciones que incrementan la demanda energética. La operación minera se ubica en el sector de Farellones, Santiago de Chile, una zona caracterizada por su alta variabilidad climática.

Tabla 4.2: Porcentaje de disponibilidad de datos válidos por variable y camión (camiones con mayor porcentaje).

Variable	CDH76	CDH81	CDH82
RPM	100	100	100
F. de Carga	100	100	100
Percent Load At Current Speed (%)	100	100	100
Engine Torque Mode	100	100	100
Actual Percent Torque (%)	100	100	100
Engine Demand - Percent Torque (%)	100	100	100
Velocidad (Km/h)	100	100	100
Pedal	100	100	100
Power (HP)	100	100	100
Fuel Rate (L/h)	100	100	100
EGT-AV (F)	100	100	99.99
Coolant Temperature (F)	100	100	100
Fuel Temperature (F)	100	100	100
Engine Oil Temperature (F)	100	100	100
Barometric Pressure (PSI)	100	100	100
Coolant Pressure (PSI)	100	100	100
Latitud/Longitud	99.73	99.67	99.58

Tabla 4.3: Resumen de procesamiento y calidad de datos por camión.

Camión	Filas antes	Filas después	% Eliminadas	% Válidas
CDH76	3.545.440	3.464.982	2,27 %	97,73 %
CDH81	3.586.882	3.505.743	2,26 %	97,74 %
CDH82	3.455.700	3.383.032	2,10 %	97,90 %

En resumen, esta etapa aseguró la integración y depuración de datos confiables, permitiendo seleccionar una flota representativa para los análisis posteriores. Con esta base robusta, se garantiza la precisión en la caracterización geométrica y el modelamiento del consumo de diésel.

4.1.1. Identificación zonas críticas

(A partir del script indice calidad camino.py Este script procesa archivos de geometría vial para evaluar la calidad de los caminos mediante el cálculo del Índice de Dificultad del Camino (IDC). El cálculo del ICZ reveló que la zona denominada **INF-5** (Infiernillo 05) concentra la mayor complejidad geométrica de la operación (Figura 4.2). Esta zona se caracteriza por ser una rampa principal de salida con pendientes sostenidas y curvas restrictivas, donde los camiones operan obligatoriamente en condición cargada (subida) y vacía (bajada).

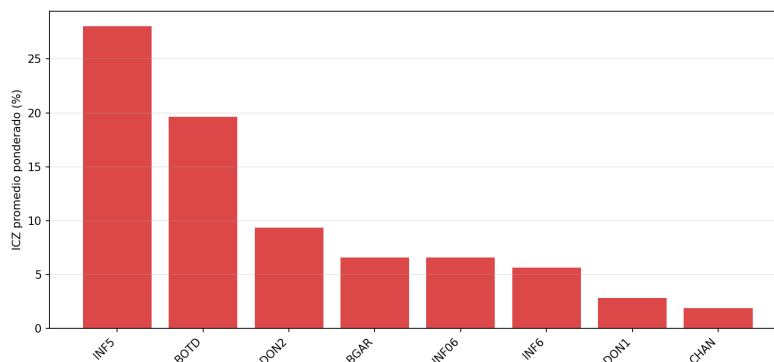


Figura 4.2: ICZ promedio por zona. La zona INF-5 destaca por su alta criticidad.

Al realizar un análisis detallado dentro de la zona INF-5, se identificaron los segmentos específicos que imponen la mayor demanda energética. La Figura 4.3 presenta el ranking de los tramos más críticos según su IDC promedio. Se observa que los tramos **08 y 11** destacan consistentemente por combinar altas pendientes con radios de giro reducidos, lo que refleja una elevada complejidad geométrica

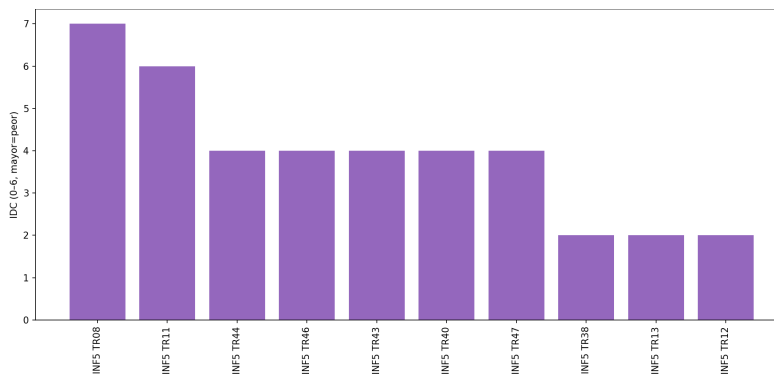


Figura 4.3: Ranking de tramos más críticos en la zona INF-5.

Cabe destacar que la selección de camiones para el análisis de consumo y la selección de unidades para el análisis de eventos de daño responden a criterios metodológicos distintos.

En el análisis geométrico–energético, los camiones fueron seleccionados en función de la calidad, estabilidad y completitud de los registros telemétricos, con el objetivo de garantizar resultados estadísticamente robustos en la caracterización del consumo de combustible. Bajo este criterio, se definió una flota de estudio compuesta por las unidades CDH76, CDH81 y CDH82.

Por otra parte, el análisis asociado a eventos registrados por el sistema *Damage Monitor* persigue un objetivo complementario, orientado a explorar posibles relaciones entre condiciones geométricas exigentes, consumo anómalo y ocurrencia de daño. En este caso, el criterio de selección se basó principalmente en la disponibilidad y frecuencia de eventos registrados, privilegiando la representatividad estadística del fenómeno por sobre el porcentaje global de calidad de datos.

Además de los datos operacionales, se analizó la calidad de la información correspondiente a los tramos con eventos de daño, con el objetivo de relacionarla posteriormente con consumos anómalos.

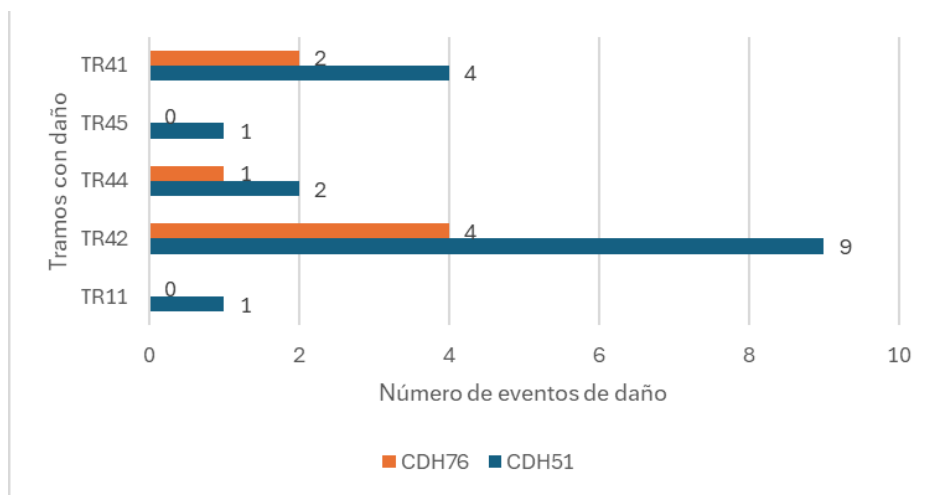


Figura 4.4: Número de eventos mes de julio por camión

Debido a la limitada cantidad de datos disponibles, se seleccionaron el camión **CDH51** y el tramo **TR42**, los cuales presentan el mayor número de registros de daño, independientemente de que correspondan al tramo más crítico o al vehículo con mejor calidad de datos. El tramo **TR42**, en particular, fue considerado por la alta concentración de eventos registrados en esa sección por el sistema *Damage Monitor*.

Por otro lado, el tramo **08** destaca por su elevada complejidad geométrica, combinando altas pendientes con radios de giro reducidos. Debido a esta complejidad, su estabilidad operacional (flujo constante) y su representatividad, los tramos **08** y **42** fueron seleccionados como casos de estudio para el análisis de consumo. La Figura 4.5 ilustra la segmentación de los tramos analizados y sus respectivas variaciones de pendiente.

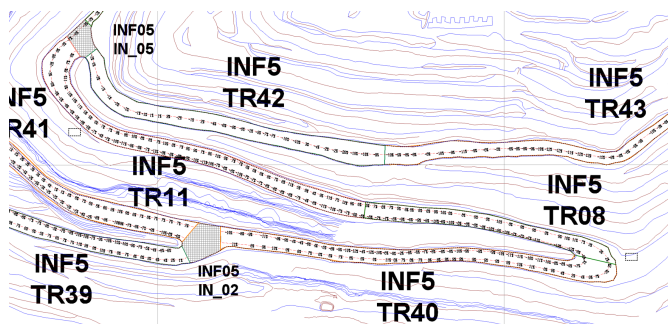


Figura 4.5: Plano del sistema de caminos y tramos analizados con sus variaciones de pendiente

Asimismo, se dispone de las características geométricas de los tramos seleccionados se presentan en la Tabla 4.4. Esta incluye la pendiente máxima y mínima del tramo, la longitud de las rectas, el desarrollo circular, los radios de curvatura interno y externo, los peraltes correspondientes y el ancho de la vía.

Tabla 4.4: Características geométricas de los tramos seleccionados.

Tramo	Pend. Max	Pend. Min	Rectas	Des. Circ.	R. Int.	R. Ext.	P. Int.	P. Ext.	Ancho
INF5 TR08	13	7	81-343	81	10	24	4.6	0.9	28-24
INF5 TR42	10	1	480	-	-	-	31	17	-

4.1.2. Digitalización de tramos

A partir del análisis de los registros operacionales y la aplicación de índices de priorización sobre la red vial de la mina, se logró caracterizar el sistema de caminos en función de sus exigencias geométricas y operacionales. Como resultado de este proceso, la zona **INF-5**, junto con los tramos **TR08** y **TR42**, fue seleccionada como el escenario más representativo para el análisis del consumo de combustible en condiciones de alta demanda.

Los tramos seleccionados se caracterizan por presentar pendientes elevadas y una alta frecuencia de circulación con carga, lo que los convierte en un caso de estudio adecuado para evaluar la relación entre la geometría del camino y el consumo específico de combustible. Esta selección se vio reforzada por la disponibilidad de registros telemétricos consistentes, provenientes de una flota inicial de ocho camiones evaluados.

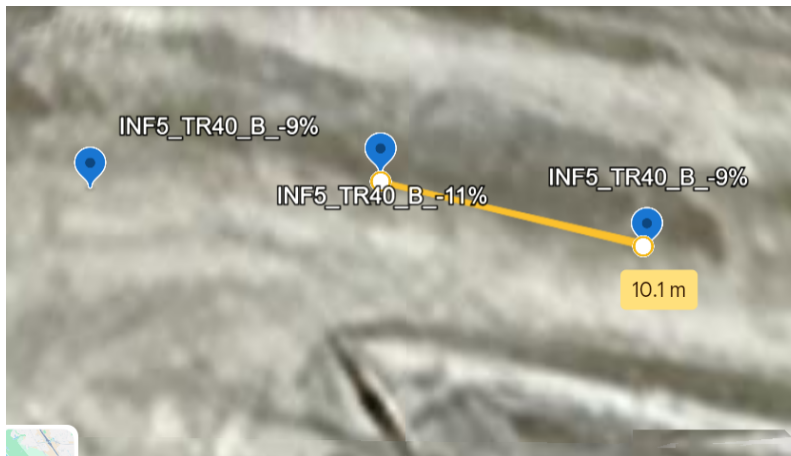


Figura 4.6: Proceso de digitalización de alta precisión para los tramos seleccionados.

Tras un análisis de calidad de datos, se descartaron aquellos equipos que presentaban registros incompletos, inestables o con baja confiabilidad en las señales GPS y operacionales. Finalmente, se seleccionaron cuatro camiones con comportamiento consistente y continuidad temporal suficiente, garantizando que los análisis posteriores se basen en información robusta y representativa de la operación real. La integración de la información geométrica digitalizada con los registros telemétricos permitió consolidar una base de datos unificada por subtramo, la cual sirvió como insumo para los análisis estadísticos y modelos explicativos desarrollados en las secciones siguientes.

4.2. Correlación consumo de combustible y camino

El segundo objetivo del estudio consistió en analizar la relación entre el consumo específico de combustible y las características geométricas del camino, con el fin de identificar patrones de comportamiento asociados a condiciones topográficas y operacionales particulares. Para ello, se integraron datos de consumo con información detallada de la geometría de ruta, permitiendo evaluar cómo influyen variables como la pendiente, la altitud y la curvatura en el desempeño energético de los vehículos. A continuación, se presentan los resultados del proceso de asignación de registros operacionales a la red vial y su posterior análisis.

4.2.1. Resultados de Asignación

El estudio se centró en la consolidación de la geometría de rutas y el análisis de consumo de combustible para la flota seleccionada (CDH76, CDH81, CDH82 y CDH51). Se generó un archivo maestro unificado con 374 puntos georreferenciados a partir de los datos mensuales.

El procesamiento de los registros operacionales se realizó mediante el script `analizar_cercania.py`,

el cual implementa un algoritmo de *KDTree* con una tolerancia de precisión inferior a 10 metros para la vinculación espacial de los datos. Este procedimiento permite asignar a cada punto GPS del camión su punto más cercano en la geometría del camino, proyectando las coordenadas geográficas a UTM para un cálculo preciso de distancias.

El script también asigna parámetros operacionales como consumo instantáneo de combustible, RPM, pedal y velocidad a cada punto del tramo. Además, genera archivos Excel con los puntos vinculados y sus atributos geométricos (pendiente, ID de tramo, dirección).

Se observó un contraste marcado entre los periodos analizados: julio de 2025 permitió una alta tasa de asignación espacial, mientras que junio de 2025 no presentó datos asignables bajo los criterios establecidos.

La Tabla 4.5 resume las métricas de procesamiento para el mes efectivo.

Tabla 4.5: Resumen general por camión (Julio 2025).

Métrica / Camión	CDH76	CDH81	CDH82	CDH51
Registros Totales Procesados	366.953	366.953	383.556	336.604
Puntos Asignados a Tramos	7.248	8.549	6.305	7.175
Precisión de Asignación (<10 m)	Sí	Sí	Sí	Sí

Respecto a la distribución espacial de la operación, la Tabla 4.6 evidencia que la actividad se concentró mayoritariamente en el tramo TR08.

Tabla 4.6: Distribución de puntos asignados por tramo (Julio 2025).

Tramo	CDH76	CDH81	CDH82	CDH51
TR08	2.598 (35,8 %)	2.550 (29,8 %)	2.260 (35,8 %)	2093 (29.17 %)
TR42	1.721 (23,7 %)	1.790 (20,9 %)	1.447 (23,0 %)	1841 (25.66 %)

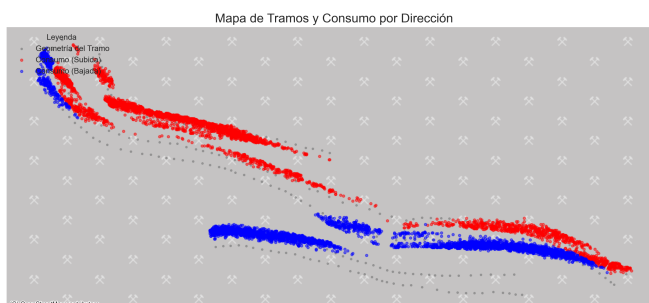


Figura 4.7: Mapa de puntos asociados a puntos de pendiente de los tramos analizados en subida y bajada

A partir de los resultados obtenidos, se establecen las siguientes conclusiones:

- **Dominancia del Tramo TR08:** En toda la flota analizada, el tramo TR08 es consistentemente el de mayor densidad de datos, concentrando entre el 29 % y el 36 % del total de la operación asignada. Esto lo valida como el tramo más representativo para modelar el comportamiento de consumo.
- **Calidad de la Asignación Espacial:** El algoritmo *KDTree* demostró ser efectivo para el mes de julio, logrando precisiones de asignación altas ($p_{50} \approx 5,9$ m). Esto confirma que los datos de consumo extraídos corresponden fielmente a la geometría de la ruta modelada.

Se obtuvo una base de datos depurada e integrada, donde cada registro de consumo está vinculado con su pendiente y datos operacionales con una precisión espacial menor a 10 metros. Esta coherencia entre telemetría y terreno es clave para avanzar de un análisis descriptivo a uno explicativo. Con la validación espacial mediante el algoritmo *KDTree* y la consolidación de datos para la flota crítica (CDH76, CDH81, CDH82 y CDH51).

4.2.2. Análisis descriptivo de resultados por tramo

A partir del script `pasadas_por_tramo.py`, se consolidaron los resultados de consumo específico para los tramos críticos seleccionados. Este script permite reconstruir viajes a partir de puntos GPS, calcular pendientes reales, segmentar trayectos en subtramos homogéneos y estimar indicadores clave como L/km y L/km·ton.

Se observa que, del total de 55.507 registros asignados a tramos, un 88,37 % corresponde a viajes válidos, mientras que el 11,63 % restante fue descartado por corresponder a trayectos demasiado cortos o con ruido. A partir de estos datos, se logró reconstruir un total de 6.073 pasadas, las cuales fueron utilizadas en los análisis posteriores de consumo y eficiencia energética. Con el fin de ilustrar el comportamiento de los viajes construidos, se presentan a continuación gráficos que muestran la relación entre el consumo específico de combustible y la pendiente del camino.

Tramo 08

La Figura 4.8 muestra dicha relación para el Tramo 08. Se observa que los valores de consumo en descenso son consistentemente bajos, independientemente de la pendiente negativa, lo cual se explica por el uso de sistemas de retardo en lugar de frenos convencionales. Esta tecnología permite controlar la velocidad del camión en descenso sin requerir un consumo significativo de combustible.

Por esta razón, en los análisis posteriores se considerarán únicamente los datos correspondientes a la condición de subida, ya que en la operación minera los camiones ascienden cargados, representando

esta situación la condición crítica desde el punto de vista energético. En promedio, la pendiente de ascenso en este tramo es cercana al 9 %.

Cabe destacar que se identificaron 11 registros con consumos anómalos altos, superiores a 45 L/km. Estos valores extremos podrían estar asociados a eventos operacionales atípicos, como detenciones prolongadas, aceleraciones bruscas o errores de medición.

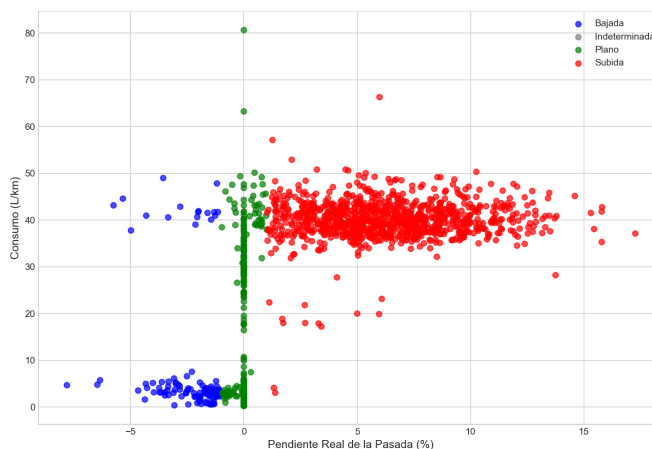


Figura 4.8: Relación entre pendiente y consumo específico en el Tramo 08

En la Figura 4.9 se observa un ejemplo de pasada del camión CDH76 en el Tramo 08, correspondiente a un recorrido en condición de subida, donde los consumos instantáneos de combustible fluctúan entre 440 y 500 L/h.

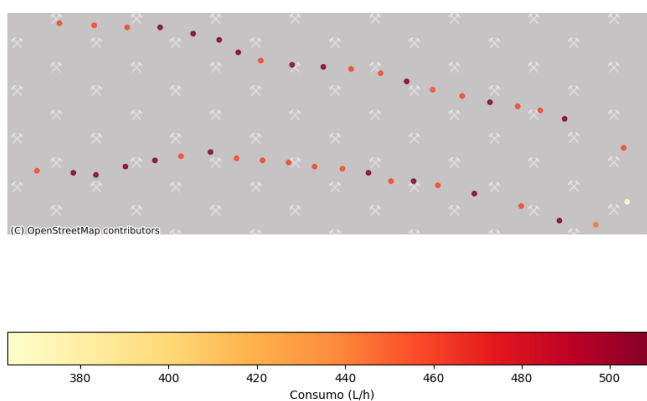


Figura 4.9: Pasada del camión CDH76 en Tramo 08, inicio 2025-07-01 19:20

Las Figuras 4.10–4.13 muestran la relación entre consumo y pendiente para los distintos camiones que operaron en el Tramo 08 para condición de subida. Estos gráficos de dispersión permiten identificar tendencias y variabilidad entre equipos. En particular, se observa que el camión CDH82 presenta consumos específicos entre 30 y 45 L/km, mientras que el CDH51 se mantiene en un rango

de 20 a 45 L/km. El camión CDH81 evidencia una mayor variabilidad, con registros entre 30 y 50 L/km además se muestran muchos puntos con pendiente 0% con gran variabilidad entre 5 y 50 l/km, y el CDH76 se concentra en valores entre 35 y 45 L/km. Estas diferencias reflejan la influencia de la pendiente, la carga transportada y las condiciones operacionales propias de cada equipo.

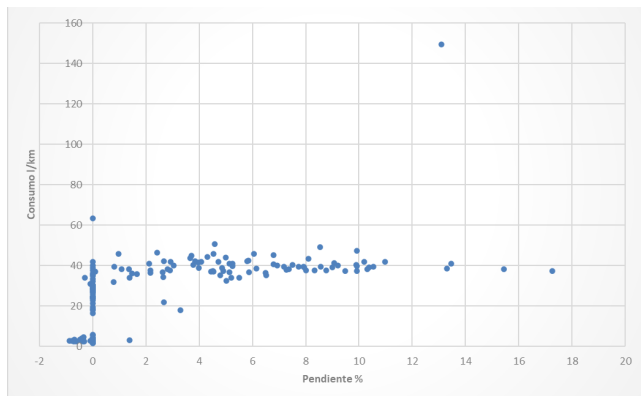


Figura 4.10: Consumo registrado por el camión CDH51 en el tramo TR08

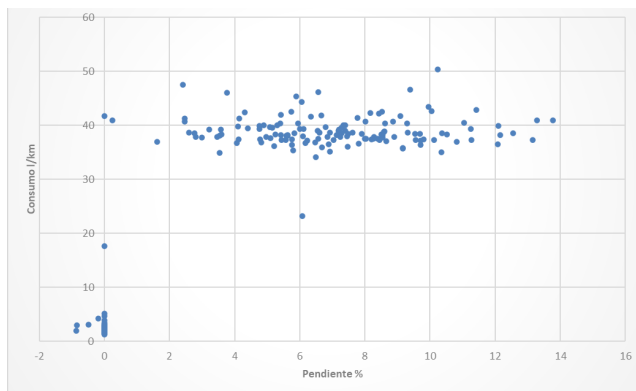


Figura 4.11: Consumo registrado por el camión CDH76 en el tramo TR08

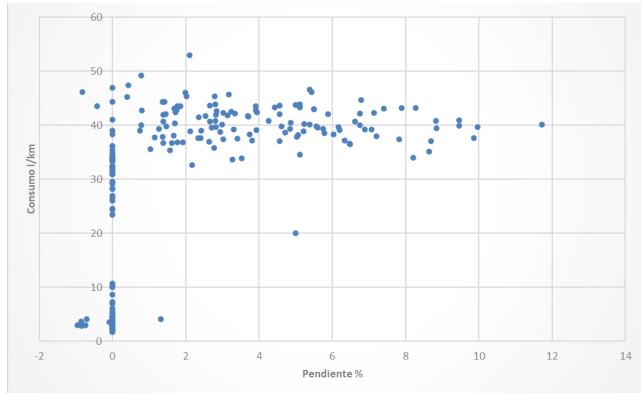


Figura 4.12: Consumo registrado por el camión CDH81 en el tramo TR08

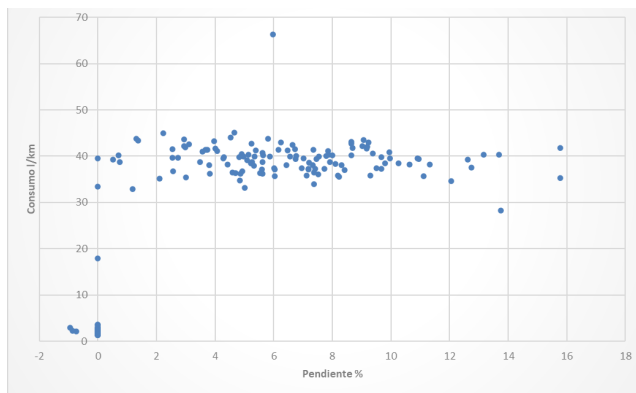


Figura 4.13: Consumo registrado por el camión CDH82 en el tramo TR08

Antes de ajustar un modelo estadístico unificado para el tramo, se evaluó si existían diferencias significativas en el comportamiento energético entre los cuatro grupos de camiones (cdh51, cdh76, cdh81 y cdh82). Para ello se aplicó un análisis de varianza de un solo factor (ANOVA) y se complementó con un diagrama de cajas.

Tabla 4.7: Resumen estadístico del ANOVA de un solo factor

Grupo	Count	Sum	Average	Variance
cdh51	182	3773,24	20,73	163,82
cdh76	145	3327,31	22,95	84,44
cdh81	190	4304,61	22,66	93,35
cdh82	133	3097,77	23,29	85,57

Tabla 4.8: Resultados del ANOVA de un solo factor

Fuente de variación	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Entre grupos	662,83	3	220,94	2,02	0,11	2,62
Dentro de grupos	70747,73	646	109,52	-	-	-
Total	71410,56	649	-	-	-	-

El diagrama de cajas (Figura 4.14) muestra que las distribuciones se solapan significativamente y las medianas se mantienen en un rango acotado (10–20 L/km). El ANOVA confirma que las diferencias en los promedios de consumo no son estadísticamente significativas ($p = 0,11 > 0,05$). Esto valida que los grupos pueden considerarse homogéneos y, por lo tanto, integrarse en un mismo modelo sin pérdida de validez estadística. La homogeneidad encontrada permite aumentar el tamaño muestral y mejorar la robustez de las estimaciones, siempre que se mantenga la coherencia con las condiciones operacionales de los equipos analizados.

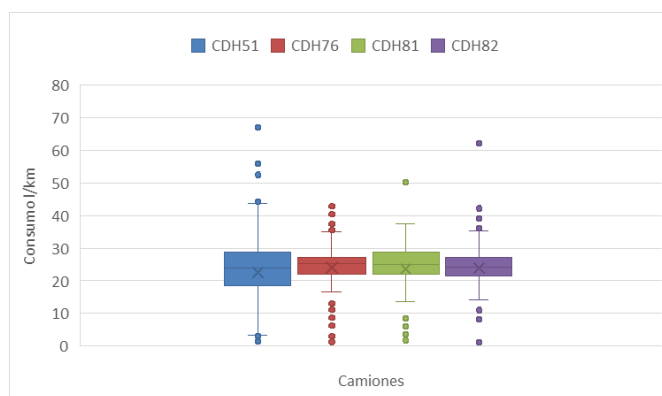


Figura 4.14: Diagrama de cajas del comportamiento energético por camión.

Finalmente, en la Tabla 4.9 se resumen los principales indicadores obtenidos para los viajes construidos en el Tramo 08. Se incluyen el número de viajes, la distancia media recorrida, la pendiente promedio, la carga transportada y el consumo específico por distancia.

Tabla 4.9: Resultados de viajes construidos en Tramo 08

Camión	Nº viajes	Distancia media (m)	Pendiente (%)	Toneladas por carga	Consumo (L/km)
CDH76	227	195	3,70	300 (158 datos)	24,00
CDH81	309	151	4,00	–	22,49
CDH82	212	214.9	6,60	296 (202 datos)	24,56
CDH51	230	162	2,29	–	23,85

El análisis de las duraciones de viaje en tramos de aproximadamente 300 m muestra que la mayoría de los recorridos se completan en tiempos entre 0,25 y 1,25 minutos (15 a 75 segundos). El promedio general se sitúa en 0,8 minutos, lo que refleja velocidades operacionales típicas de 10 a 25 km/h en condiciones de subida o terreno plano. Se identificaron algunos valores atípicos superiores a 2 minutos, asociados a detenciones o maniobras, y menores a 0,2 minutos, atribuibles a registros anómalos. En conjunto, los resultados confirman que los tiempos de recorrido son consistentes con la operación real de los camiones de acarreo en tramos cortos.

Segmentación en subtramos La segmentación de los viajes en subtramos permitió analizar el consumo específico de combustible bajo condiciones geométricas más homogéneas, revelando patrones no observables a nivel de tramo completo. Al agrupar los datos por rangos de pendiente (0–4 %, 4–8 % y 8–14 %), fue posible comparar el comportamiento energético de los camiones bajo exigencias similares.

- En pendientes suaves (0–4 %), el consumo fue bajo y uniforme, con medianas entre 5 y 15 L/km. CDH76, CDH81 y CDH82 mostraron distribuciones compactas, mientras que CDH51 presentó mayor variabilidad y valores atípicos, posiblemente asociados a eventos operacionales transitorios.
- En pendientes medias (4–8 %), el consumo aumentó (18–28 L/km) junto con la dispersión. CDH51 y CDH81 destacaron por su variabilidad, mientras que CDH82 mantuvo un perfil más estable.
- En pendientes elevadas (8–14 %), el consumo se incrementó significativamente (15–30 L/km), con mayor separación entre camiones. CDH51 registró los valores más altos y dispersos, incluyendo un caso extremo cercano a 85 L/km. CDH82 mantuvo el comportamiento más eficiente y homogéneo.

En total, se procesaron 44.990 subtramos válidos (1–5 km), descartándose 2.199 por no cumplir con los criterios mínimos de distancia. Estos resultados refuerzan la necesidad de incorporar múltiples variables operacionales en el análisis, ya que la pendiente por sí sola no explica completamente la variabilidad del consumo.

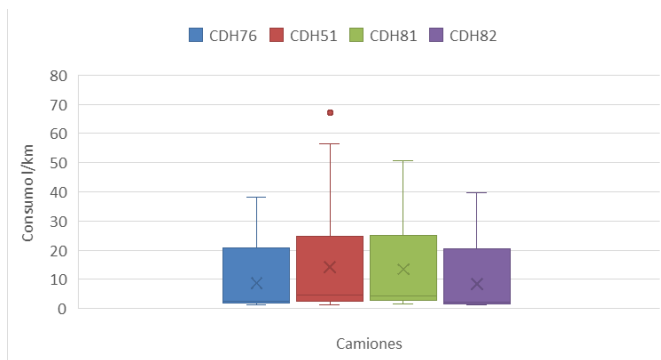


Figura 4.15: Consumo específico para pendientes 0-4% en Tramo 08

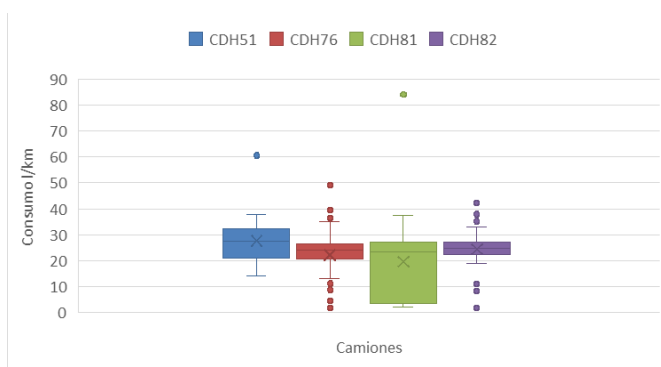


Figura 4.16: Consumo específico para pendientes 4-8% en Tramo 08

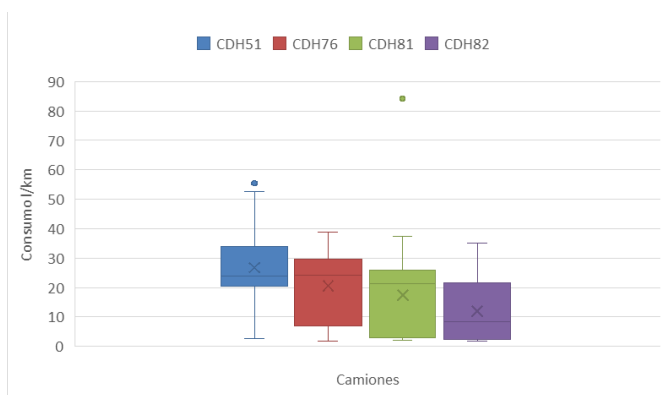


Figura 4.17: Consumo específico para pendientes 8-14% en Tramo 08

Tramo 42

El Tramo 42 presenta pendientes moderadas, con valores observados entre 0 % y 6 %, y una inclinación promedio de 3.6 %. Esta configuración geométrica se traduce en consumos específicos elevados, en el rango de 30 a 50 L/km para la mayoría de los camiones analizados. Dado que este

tramo opera en una sola dirección (ascenso), la escasa cantidad de registros en descenso corresponde probablemente a errores de lectura o clasificación por parte del script.

La Figura 4.18 muestra la relación entre pendiente y consumo específico en este tramo. Se observa una tendencia creciente del consumo con la pendiente, con una concentración de puntos en el rango operativo esperado y algunos valores atípicos dispersos.

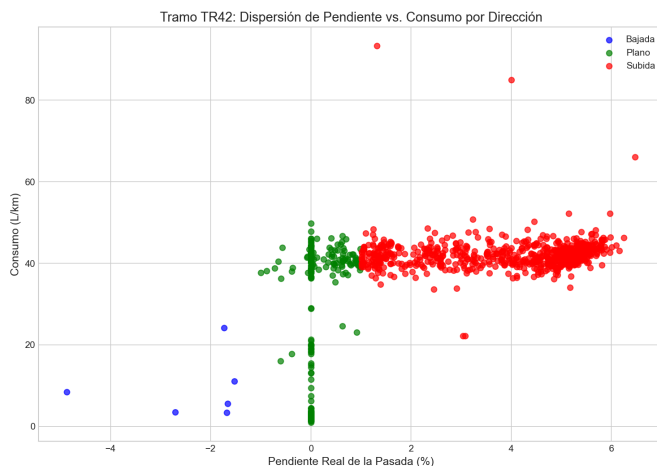


Figura 4.18: Relación entre pendiente y consumo específico en el Tramo 42

La Tabla 4.10 resume los resultados consolidados de los viajes construidos en este tramo. Los consumos promedio se sitúan en torno a 41–42 L/km, con cargas medias entre 280 y 300 toneladas, lo que es coherente con la mayor exigencia energética asociada a la topografía del tramo.

Tabla 4.10: Resultados de viajes construidos en Tramo 42 (promedios por camión).

Camión	Nº viajes	Distancia media (m)	Pendiente (%)	Toneladas por carga	Consumo (L/km)
CDH76	129	132	2,6	300 (90 datos)	42,20
CDH81	142	149	2,54	–	42,32
CDH82	118	130	2,8	296 (112 datos)	41,90
CDH51	155	141	2,79	280 (23 datos)	40,43

Antes de ajustar un modelo estadístico unificado para el tramo, se evaluó si existían diferencias significativas en el comportamiento energético entre los cuatro grupos de camiones (cdh51, cdh76, cdh81 y cdh82). Para ello se aplicó un análisis de varianza de un solo factor (ANOVA) y se complementó con un diagrama de cajas.

Tabla 4.11: Resultados del ANOVA de un solo factor

Fuente de variación	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Entre grupos	3913,57	3	1304,52	2,57	0,054	2,63
Dentro de grupos	158067,08	312	506,63	-	-	-
Total	161980,64	315	-	-	-	-

El análisis de varianza aplicado a los cuatro grupos mostró que las diferencias en los promedios de consumo no son estadísticamente significativas al nivel de confianza del 95 % ($p = 0,054 > 0,05$). Esto indica que los grupos pueden considerarse homogéneos y, por lo tanto, integrarse en un único modelo estadístico sin pérdida de validez. La homogeneidad encontrada permite aumentar el tamaño muestral y mejorar la robustez de las estimaciones, siempre que se mantenga la coherencia con las condiciones operacionales de los equipos analizados.

Relación consumo–pendiente por tramo: Tramo 42 La Figura 4.19 a la Figura 4.21 muestran la relación entre el consumo específico de combustible (L/km) y la pendiente para los camiones CDH51, CDH76, CDH81 y CDH82 en el Tramo 42. El análisis se realiza a nivel de tramo completo, considerando todos los registros válidos sin segmentación en subtramos.

- En el caso del camión CDH51, se observa una alta concentración de registros en pendientes cercanas a 0 %, con una dispersión significativa en los valores de consumo. Esta acumulación se asocia a condiciones operacionales como detenciones, tránsito lento o zonas planas dentro del tramo. Para pendientes superiores a 1 %, el consumo se estabiliza entre 38 y 45 L/km, aunque se identifica un valor atípico cercano a 85 L/km, atribuible a un evento puntual.
- El camión CDH76 presenta una distribución más homogénea de pendientes, concentradas entre 2 y 6 %. En este rango se aprecia una leve tendencia creciente del consumo con la pendiente, con una dispersión moderada. En pendientes cercanas a cero, los consumos son bajos pero altamente variables, lo que refuerza la influencia de factores operacionales no geométricos.
- Para CDH81, el consumo se mantiene mayoritariamente entre 40 y 47 L/km, con baja dispersión y sin una relación lineal clara con la pendiente. Esto sugiere un régimen de operación estable. Se detecta un valor atípico elevado en una pendiente intermedia, posiblemente asociado a una condición transitoria.
- El camión CDH82 muestra un patrón similar al de CDH76, con consumos entre 38 y 45 L/km y una leve tendencia creciente con la pendiente. La dispersión es menor que en CDH51, lo que indica una operación más consistente.

En conjunto, los resultados del Tramo 42 evidencian que, si bien la pendiente influye en el consumo, no es el único factor determinante. La presencia de bandas de consumo estables y la alta dispersión en pendientes bajas sugieren una fuerte influencia de variables operacionales adicionales. Esto respalda la necesidad de aplicar modelos de regresión multivariable para explicar el consumo en condiciones reales de operación.

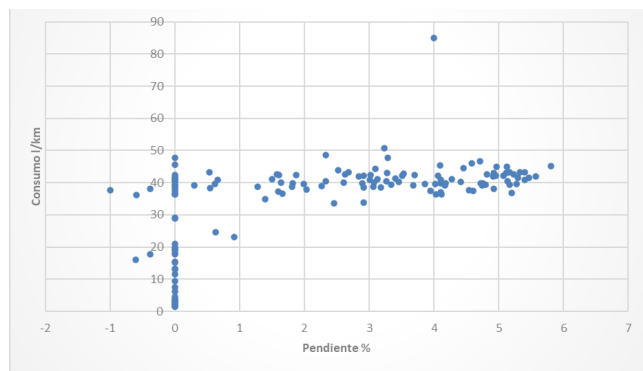


Figura 4.19: Consumo registrado por el camión CDH51 en el Tramo 42.

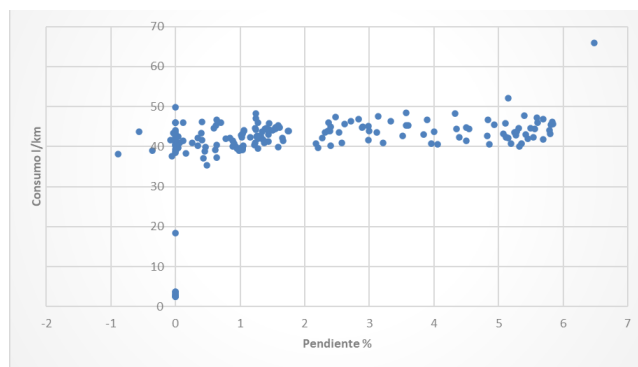


Figura 4.20: Consumo registrado por el camión CDH81 en el Tramo 42.

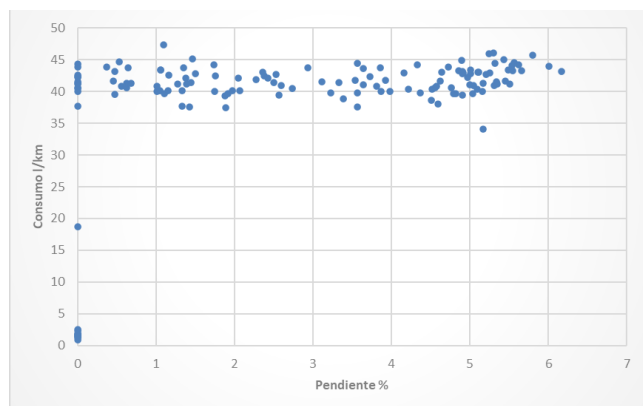


Figura 4.21: Consumo registrado por el camión CDH82 en el Tramo 42.

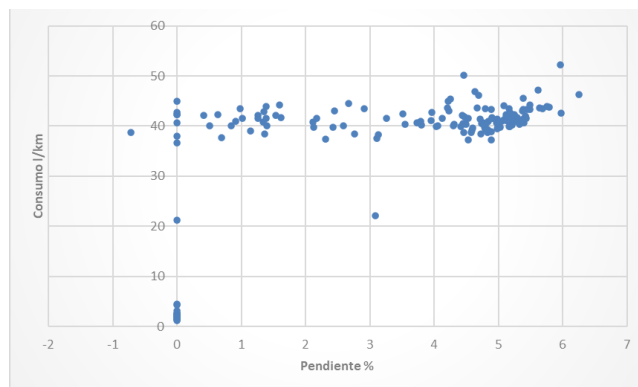


Figura 4.22: Consumo registrado por el camión CDH76 en el Tramo 42.

Segmentación en subtramos. La segmentación del Tramo 42 permitió analizar el comportamiento del consumo específico de combustible en función de rangos homogéneos de pendiente, considerando los cuatro camiones analizados (CDH51, CDH76, CDH81 y CDH82).

- Para pendientes entre 0 y 4 %, se observa una alta dispersión del consumo en todos los equipos, con presencia de valores atípicos particularmente elevados en el camión CDH51. La mediana del consumo se mantiene baja en comparación con rangos de mayor pendiente, lo que refleja condiciones de operación cercanas al régimen plano, aunque con episodios

puntuales de consumo elevado asociados a condiciones transitorias. La Figura 4.23 ilustra este comportamiento.

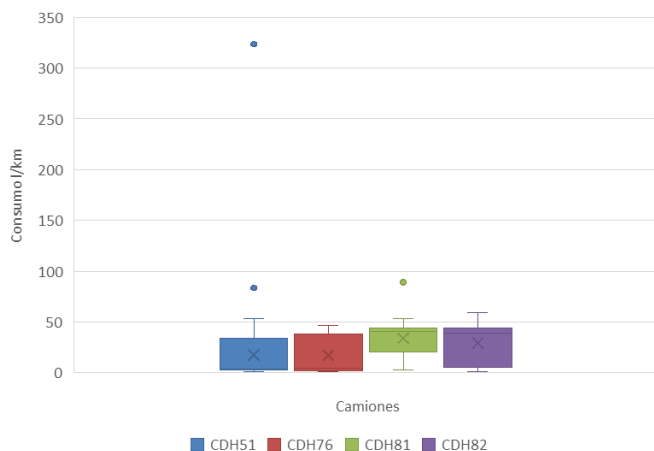


Figura 4.23: Consumo específico para pendientes 0–4 % en Tramo 42.

- En el rango de pendientes entre 4 y 8 %, el consumo aumenta de forma consistente para todos los camiones, reduciéndose la dispersión relativa respecto al rango anterior. Las medianas de consumo se concentran en valores intermedios, mostrando una respuesta más estable frente a incrementos moderados de pendiente. El camión CDH81 presenta mayor variabilidad, mientras que CDH76 muestra un comportamiento más homogéneo (Figura 4.24).

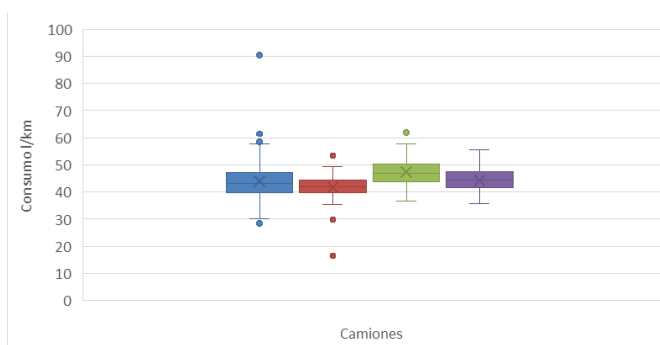


Figura 4.24: Consumo específico para pendientes 4–8 % en Tramo 42.

- Para pendientes entre 8 y 14 %, el consumo alcanza sus valores más altos y presenta una distribución más compacta. Las medianas se incrementan de manera clara en los cuatro camiones, evidenciando la influencia directa de la pendiente sobre la demanda energética. En este rango no se observan valores atípicos extremos, lo que indica condiciones de operación más uniformes asociadas a subidas sostenidas (Figura 4.25).

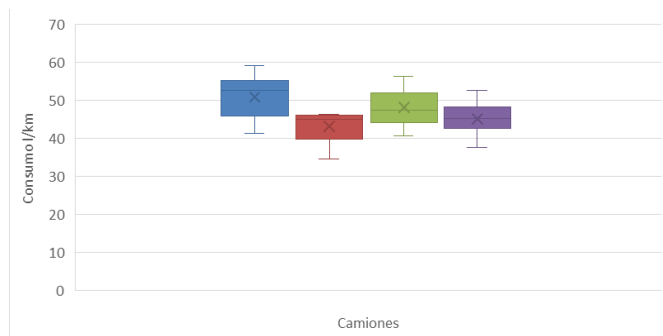


Figura 4.25: Consumo específico para pendientes 8–14 % en Tramo 42.

En conjunto, los resultados muestran una relación creciente entre pendiente y consumo específico, con una reducción de la variabilidad relativa a medida que aumenta la pendiente. Esta tendencia, consistente entre los distintos equipos, valida el uso de la segmentación por subtramos como herramienta para caracterizar el impacto geométrico sobre el consumo de combustible en el Tramo 42.

Hallazgos

- Calidad y disponibilidad del parámetro *carga*.** Aunque se dispone de registros válidos del parámetro *carga* en algunos camiones, su cobertura es limitada en comparación con el total de viajes analizados. Por esta razón, en las etapas posteriores la variable *carga* no se utiliza como predictor principal para explicar el consumo, ya que su baja completitud podría sesgar los modelos. En particular, el camión CDH81 no presenta valores de *carga* debido a que esta información no proviene de un sensor continuo, sino de planillas operacionales asociadas al proceso de carguío, las cuales pueden contener omisiones o faltas de registro.
- Presencia de puntos anómalos** En los dos tramos y para todos los camiones analizados se observan puntos anómalos (valores de consumo específicos significativamente superiores o inferiores al comportamiento esperado). Estos puntos cumplen las condiciones temporales y espaciales para ser clasificados como viajes según el criterio de segmentación utilizado; sin embargo, su magnitud no se explica únicamente por la pendiente. En consecuencia, estos casos se interpretan como evidencia de factores no modelados por la geometría, tales como condición superficial del camino (baches, material suelto, humedad), eventos operacionales (detenciones breves, interacción con otros equipos) o variaciones del estilo de conducción. Estos casos serán analizados en etapas posteriores mediante el análisis por subtramos y herramientas de diagnóstico del modelo.
- Eventos de daño *Damage Monitor*** De forma paralela, se analizaron los eventos registrados

por el sistema *Damage Monitor*, los cuales fueron asignados espacialmente a los subtramos utilizando el mismo criterio espacio-temporal aplicado en los objetivos anteriores. Estos eventos se interpretan como un indicador indirecto del deterioro de la superficie del camino, asociado a impactos y vibraciones anómalas percibidas por el camión.

En el Tramo 42 se identificaron 10 subtramos con presencia de eventos de daño, correspondientes exclusivamente a los camiones CDH51 y CDH76. El análisis descriptivo muestra que los subtramos sin daño presentan un promedio de 34,53 L/km, mientras que los subtramos con daño presentan un promedio de 36,65 L/km.

Se observa que los eventos de daño en el chasis, ocasionados por movimientos derivados de malas condiciones del camino, ocurrieron en pendientes muy bajas (en promedio de 2%). En condiciones normales, se esperaría un consumo reducido en este tipo de pendientes; sin embargo, las anomalías y defectos en la superficie provocaron un consumo medio de 36,65 L/km. Este hallazgo resulta relevante, aunque debido al número limitado de datos no es posible establecer comparaciones robustas ni incluirlos en modelos estadísticos posteriores.

En este sentido, los resultados sugieren que la presencia de eventos de daño no solo refleja un deterioro físico del camino, sino que también se traduce en un impacto operativo medible en el rendimiento de los vehículos. Aunque la diferencia en consumo promedio entre subtramos con y sin daño puede parecer moderada, su repetición sistemática en distintos tramos podría acumularse en costos significativos de combustible y mantenimiento. Por lo tanto, estos hallazgos refuerzan la importancia de integrar indicadores indirectos como los del sistema *Damage Monitor* en estrategias de gestión vial, ya que permiten anticipar problemas y priorizar intervenciones en sectores donde las condiciones del camino afectan directamente la eficiencia y seguridad del transporte.

4.2.3. Resultados del análisis de parámetros explicativos del consumo

La aplicación del criterio de agregación descrito en la sección anterior permitió obtener valores representativos y estables para cada subtramo. A partir de estos, se construyeron las matrices de correlación de Pearson diferenciadas por tramo y sentido de circulación, lo que posibilitó identificar las variables con mayor influencia sobre el consumo específico de combustible. Donde, se incluyen:

- **Motor:** RPM, Velocidad (km/h), Pedal, Engine Torque, Potencia.
- **Combustible:** Fuel rate (L/h), Consumo (L/km).
- **Temperaturas:** Coolant temperature, Oil Temperature, EGT (gases de escape).
- **Presiones:** Turbo Boost (IMP), Oil Pressure.

Para cada uno de estos parámetros, el algoritmo genera una columna consolidada por subtramo, seleccionando automáticamente el estadístico más adecuado según las condiciones de estabilidad y simetría de los datos. Este análisis entrega un diagnóstico valioso sobre la naturaleza de los datos y cómo el algoritmo decide representar cada subtramo.

Interpretación por grupo de variables:

- **Variables dinámicas** (RPM, velocidad, torque, potencia, consumo): muestran entre 21–34 % de uso de mediana, lo que indica tramos con comportamiento variable. El resto de los casos son suficientemente estables para aplicar el promedio.
- **Variables de control** (pedal, acelerador): presentan más del 94 % de uso del promedio, reflejando un patrón de operación constante en subidas o bajadas.
- **Sensores de baja frecuencia** (temperaturas, presiones, EGT): tienen una validez de desviación estándar muy baja (~9 %), debido a su baja tasa de muestreo. En estos casos, el algoritmo aplica la regla $N < 3$ y utiliza el promedio por defecto.

Tabla 4.12: Preferencia estadística por promedio vs. mediana según tipo de variable

Grupo de variables	% Promedio	% Mediana	Validez Desv. Est.
VARIABLES DINÁMICAS (RPM, velocidad, torque, potencia)	66–79 %	21–34 %	100 %
VARIABLES DE CONTROL (pedal, acelerador)	94–95 %	5–6 %	100 %
Temperaturas y presiones del motor	96–99 %	1–4 %	~9 %
Sensores específicos (EGT, turbo, ECU)	97–100 %	0–3 %	1–9 %

El algoritmo se adapta correctamente al comportamiento de los datos. Para análisis de correlación, se prioriza variables de alta frecuencia (RPM, velocidad, consumo), ya que las variables térmicas y de presión tienen menor resolución temporal y pueden introducir ruido.

Una vez finalizado el procesamiento por subtramos, se procedió a identificar las variables independientes que mejor explican la variabilidad del consumo específico de combustible. Para ello, se utilizaron matrices de correlación de Pearson como herramienta exploratoria, con el objetivo de detectar asociaciones relevantes y patrones diferenciados según la criticidad geométrica de cada tramo.

Análisis del Tramo 08 La Tabla 4.13 presenta la matriz de correlación para el Tramo 08, un sector caracterizado por fuertes pendientes (condición de subida). En este escenario, se observa que el consumo específico mantiene una correlación positiva moderada con la pendiente local ($r=0,42$), lo que indica que la geometría del terreno sigue siendo un factor relevante, aunque con menor peso del esperado. El pedal presenta una correlación positiva alta significativa ($r=0,74$), lo que sugiere

que es una variable clave porque conecta directamente la acción humana (operador) con la respuesta mecánica (consumo). Asimismo, variables como el Factor de Carga ($r=0,79$), la Potencia ($r=0,79$) y el Fuel rate ($r=0,80$) muestran una fuerte asociación con el consumo, reflejando el esfuerzo del motor para vencer la resistencia impuesta por la pendiente.

Tabla 4.13: Correlación lineal (Pearson) entre consumo y variables explicativas (Tramo 08).

Variable	r con consumo [l/km]
consumo_l_km	1,0000
pendiente_local_pct	0,4249
RPM	0,7683
F. de Carga	0,7935
Engine Torque Mode ()	0,0661
Actual Percent Torque (%)	0,7959
Velocidad (Km/h)	-0,6318
Pedal	0,7444
Potencia	0,7876
Fuel rate (L/h)	0,8004
EGT-AV (F)	0,7867
Coolant temperature (F)	0,6177
Barometric Pressure (PSI)	0,1055
Coolant Pressure (PSI)	0,5134
carga_ton	0,0220

Análisis del Tramo 42 En contraste, el análisis del Tramo 42 (Tabla 4.14) revela un patrón muy similar al del Tramo 08, lo que sugiere una homogeneización operativa entre ambos sectores. La pendiente local mantiene una correlación positiva moderada ($r=0,33$), lo que indica que, a pesar de tratarse de un tramo más plano, aún existe cierta variabilidad topográfica que influye en el consumo. La velocidad sigue siendo un predictor negativo importante ($r=-0,63$), mientras que el Factor de Carga ($r=0,68$) y la Potencia ($r=0,68$) se mantienen como variables fuertemente asociadas al consumo. Destaca también la variable Pedal, que alcanza una correlación de $r=0,64$, lo que sugiere que la demanda directa del conductor (a través del acelerador) tiene un rol relevante en la determinación del consumo en este tramo. Finalmente, se observa que la temperatura del refrigerante ($r=0,54$) y la presión del refrigerante ($r=0,46$) también guardan una relación apreciable con el consumo, mientras que la presión barométrica muestra una correlación prácticamente nula ($r=0,01$).

Tabla 4.14: Correlación lineal (Pearson) entre consumo y variables explicativas (Tramo 42).

Variable	r con consumo [l/km]
consumo_1_km	1,0000
pendiente_local_pct	0,3312
RPM	0,6525
F. de Carga	0,6783
Engine Torque Mode ()	0,0691
Actual Percent Torque (%)	0,6776
Velocidad (Km/h)	-0,6316
Pedal	0,6371
Potencia	0,6788
Fuel rate (L/h)	0,6904
EGT-AV (F)	0,8409
Coolant temperature (F)	0,5357
Barometric Pressure (PSI)	0,0116
Coolant Pressure (PSI)	0,4558
carga_ton	-0,0346

Criterio de Selección de Variables El análisis conjunto de ambas matrices revela una multicolinealidad severa ($r > 0,9$) entre las variables de respuesta mecánica del motor (Torque, Potencia, RPM, Fuel Rate). En el Anexo D se presentan las matrices de correlación correspondientes a los tramos 08 y 42, elaboradas a partir de los resultados mostrados en las Figuras D.1 y D.2. Dichas matrices permiten visualizar de manera comparativa la relación entre el consumo específico y las principales variables explicativas en cada sector, aportando evidencia sobre la consistencia de los patrones operativos y las diferencias particulares que emergen en función de la topografía y las condiciones de operación. Este fenómeno es consistente con el funcionamiento de un sistema diésel-eléctrico, donde el motor ajusta simultáneamente todos sus parámetros para entregar la potencia requerida.

Para evitar redundancia en los modelos de regresión y asegurar la interpretabilidad física, se seleccionaron únicamente las variables que representan condiciones de contorno físicas u operativas independientes para el tramo 08 y 42:

- **Pendiente Local (%):** Variable exógena que impone la resistencia al movimiento (crítica en T08).
- **Pedal:** Variable de decisión operativa que refleja la acción del conductor. Su correlación positiva con el consumo muestra que a mayor presión sobre el acelerador, mayor es la

demanda de potencia y combustible. Es un indicador directo de la interacción entre hábitos de conducción y eficiencia energética.

- **Barometric Pressure (PSI):** Variable ambiental que depende de la altitud y condiciones atmosféricas. Su correlación con el consumo es baja, lo que indica que tiene poca influencia directa en el rendimiento del motor en este tramo.
- **Carga (ton):** Variable estructural que representa el peso transportado. A mayor carga, el motor requiere más esfuerzo y combustible para mantener la operación, por lo que es un factor crítico en la eficiencia global.
- **Velocidad (km/h):** Variable operacional que refleja la dinámica de desplazamiento. Su relación negativa con el consumo indica que, dentro de ciertos rangos, mantener una velocidad estable y moderada mejora la eficiencia energética, reduciendo el gasto específico frente a aceleraciones constantes o velocidades muy bajas.
- **Factor de Carga (%):** Indicador derivado que combina el peso transportado y la capacidad del vehículo. Resume la exigencia estructural sobre el motor y permite evaluar la eficiencia relativa de la operación. Aunque no es directamente controlable en la gestión preventiva del camino, resulta útil para interpretar el impacto de la pendiente y la estrategia de conducción sobre el consumo.

VARIABLES COMO EGT O POTENCIA SE DESCARTARON POR SER CONSECUENCIAS DIRECTAS DE LAS ANTERIORES. ESTE CONJUNTO REDUCIDO PERMITE AJUSTAR MODELOS DE REGRESIÓN ROBUSTOS Y COMPARABLES ENTRE LOS DISTINTOS TRAMOS ANALIZADOS.

4.3. Potencial de ahorro

4.3.1. Modelos explicativos del consumo de combustible

Los resultados del análisis exploratorio orientaron la selección preliminar de predictores. A partir de esta base, se ajustaron modelos de regresión lineal múltiple mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS).

Con el objetivo de maximizar la capacidad explicativa del modelo (mayor R^2 ajustado), se evaluaron distintas formulaciones: modelos lineales simples, modelos con términos de interacción y modelos cuadráticos. Esta exploración permitió identificar la estructura funcional más adecuada para representar las relaciones entre el consumo específico de combustible y los predictores seleccionados, priorizando tanto la significancia estadística como la interpretabilidad física de los coeficientes.

Resultados de modelamiento: Tramo 08

En el análisis del Tramo 08, el cual se distingue por presentar pendientes pronunciadas, se evaluó la incorporación de términos de interacción. El objetivo fue verificar si la relación entre la potencia demandada y el consumo sigue un comportamiento no lineal bajo estas condiciones de alta exigencia.

La Tabla 4.15 resume el proceso de selección, comparando los distintos modelos ajustados con el mayor R^2 Adj.

Tabla 4.15: Resumen comparativo de métricas de modelos OLS evaluados para *consumo_l_km* en Tramo 08 (Subida).

Nº	Variables Predictoras	R^2 Adj.	AIC	BIC	VIF Máx
1	Pendiente + Vel + F.Carga	0,683	3709	3727	6,2 (Mod)
2	Pendiente + Vel + F.Carga + Int($V \times P$)	0,689	3698	3720	19,8 (Alto)
3	Pendiente + Vel + F.Carga + Int($V \times F_c$)	0,691	3683	3705	30,9 (Alto)
4	Pendiente + Vel + F.Carga + Pedal	0,683	3710	3731	84,4 (Ext)
5	Pend + Pedal + Baro + Carga	0,580	4341	4363	Alto
6	Pend + Pedal + Baro	0,580	4340	4358	Alto
7	Pend + Pedal	0,581	4338	4352	2,59 (Bajo)
8	Pend + Pedal + Baro + Carga + Pend ²	0,580	4342	4369	Alto
9	Pend + Pedal + Baro + Carga + Pend×Carga + Pend ²	0,581	4342	4373	Muy alto
10	Pend + Pedal + Vel	0,739	4031	4049	13,7 (Pedal)
11	Pend ² + Pedal + Vel	0,741	4025	4043	10,9 (Pedal)
12	Pend ² + Pedal + Vel + Pedal×Pend	0,742	4024	4046	19,6 (Interacción)

Análisis de la selección del modelo:

Al evaluar los distintos modelos propuestos, se identificaron los siguientes aspectos relevantes que sustentan la elección final:

- El **Modelo 1** establece una base sólida ($R^2_{adj} \approx 0,68$), confirmando que las variables físicas fundamentales del sistema (pendiente, velocidad y factor de carga) explican una proporción significativa de la variabilidad del consumo. Sin embargo, el factor de carga no corresponde a una variable directamente controlable desde la perspectiva de la gestión preventiva del camino, por lo que su uso como variable principal de decisión resulta limitado.
- Los **Modelos 2 y 3**, que incorporan términos de interacción, muestran una mejora marginal en los criterios de ajuste (menor AIC y mayor R^2_{adj}). No obstante, presentan niveles elevados de multicolinealidad (VIF alto), lo que compromete la estabilidad de los coeficientes y dificulta su interpretación física. Aunque el Modelo 3 logra el mejor ajuste global, la interacción operativa no resulta suficientemente robusta para ser considerada como estructura principal.

- El **Modelo 4**, que incluye el Pedal junto con pendiente, velocidad y carga, presenta un VIF extremadamente alto (84,4), lo que evidencia colinealidad severa. Además, el Pedal no resulta significativo en este contexto.
- Los **Modelos 5–9**, que incorporan combinaciones con presión barométrica, carga y términos cuadráticos, muestran ajustes pobres ($R_{adj}^2 \approx 0,58$), con variables no significativas y colinealidad elevada. En particular, los términos cuadráticos e interacciones no aportan mejoras sustantivas y generan inestabilidad numérica. Además presión barométrica y carga [ton] no son significativas.
- El **Modelo 7**, con pendiente y pedal, ofrece un mejor balance en AIC/BIC y baja colinealidad. Además, se centra en variables operacionales directamente gestionables, lo que lo convierte en una alternativa práctica aunque con menor capacidad explicativa.
- El **Modelo 10**, de carácter reducido (pendiente, pedal y velocidad), presenta el mejor ajuste global dentro de su grupo ($R_{adj}^2 = 0,739$). Todas las variables resultan significativas y se observa menor colinealidad en comparación con los Modelos 5–9.
- Finalmente, se seleccionó el **Modelo 11** por lograr el mejor equilibrio entre capacidad explicativa ($R_{ajustado}^2 = 0,741$), estabilidad numérica ($VIF < 11$) y coherencia física. La inclusión del término cuadrático de la pendiente permitió capturar el comportamiento no lineal del consumo en tramos ascendentes, en línea con la teoría de resistencia al avance en camiones de gran tonelaje. Además, el modelo mantiene variables operacionales simples (velocidad y conducción), lo que facilita diseñar estrategias preventivas para reducir el consumo.

La Tabla 4.16 presenta las estadísticas de ajuste.

Tabla 4.16: Resumen estadístico del modelo OLS - Tramo 08.

Métrica	Valor
R-cuadrado (R^2)	0,743
R-cuadrado Ajustado	0,741
Estadístico F	621,2
Prob (F-statistic)	7,51e-190
Observaciones (N)	650
AIC	4025
BIC	4043
Log-Likelihood	-2008,5
Df Residuals	646
Df Model	3

Coefficientes del Modelo (Tramo 08)

En la Tabla 4.17 se detallan los coeficientes (β) obtenidos. Un punto clave es que la interacción operativa resultó altamente significativa, lo que valida la hipótesis de que la eficiencia cambia según el régimen de velocidad y carga.

Tabla 4.17: Coeficientes estimados del modelo - Tramo 08.

Variable	Coef.	Error Est.	t	P > t	[0,025, 0,975]
Constante	-7,2490	2,014	-3,598	0,000	[-11,205, -3,293]
Pedal	0,4938	0,018	27,749	0,000	[0,459, 0,529]
Velocidad (Km/h)	-1,0003	0,050	-20,084	0,000	[-1,098, -0,903]
Pendiente ²	0,0158	0,003	5,192	0,000	[0,010, 0,022]

De estos resultados se desprende la siguiente ecuación empírica para

$$FC = -7,249 + 0,494 \cdot Pedal - 1,000 \cdot u + 0,016 \cdot Pend^2 \quad (4.1)$$

Es importante establecer los límites dentro de los cuales esta ecuación es válida para evitar errores por extrapolación. En la Tabla 4.18 se define el dominio de validez considerando los percentiles P5 y P95 de los datos reales procesados.

Tabla 4.18: Rango de validez de las variables operacionales (Tramo 08).

Variable	Mínimo	P5	Promedio	P95	Máximo
Pedal	67,2000	67,6000	91,2037	100,0000	100,0000
Velocidad (Km/h)	3,2187	9,6561	16,2903	24,1402	34,6009
Pendiente_local_pct_sq	0,0000	0,0000	51,7399	205,4153	390,0388

Cualquier predicción fuera de estos rangos debe tomarse con precaución, ya que correspondería a condiciones operacionales atípicas no observadas en la muestra de entrenamiento.

Finalmente, la validez estadística del modelo se verificó mediante el análisis de residuos, cuyos gráficos se presentan a continuación.

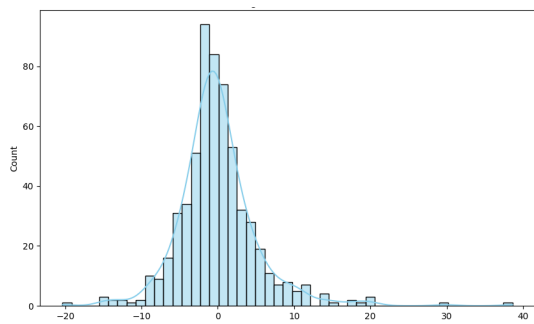


Figura 4.26: Histograma de residuos

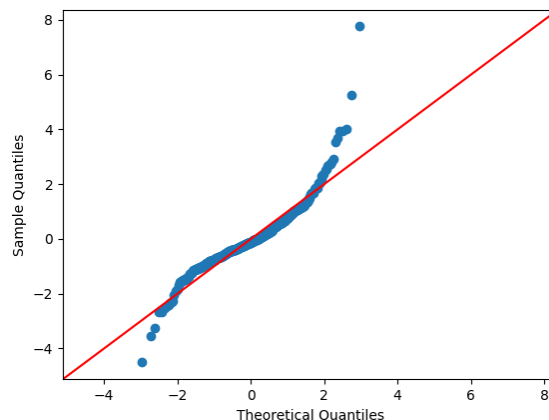


Figura 4.27: Gráfico Q-Q

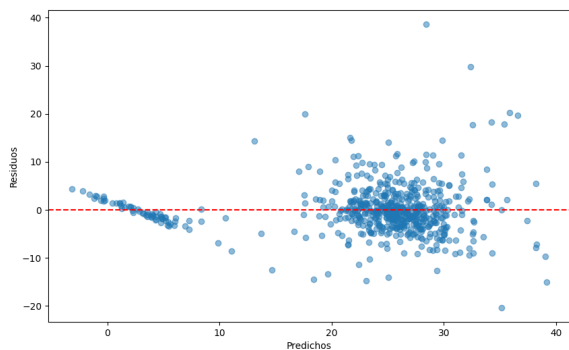


Figura 4.28: Homocedasticidad

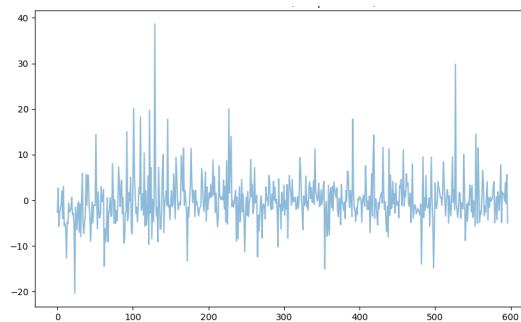


Figura 4.29: Residuos vs orden

Del análisis visual se desprenden las siguientes conclusiones sobre los supuestos:

1. **Normalidad:** Como se observa en el histograma (Fig. 4.26), los residuos están centrados en cero, lo que descarta sesgos. Sin embargo, la distribución es leptocúrtica (pico alto y colas pesadas), visible también en el gráfico Q-Q. A pesar de no ser perfectamente normal, el tamaño de la muestra ($N = 597$) nos permite confiar en los intervalos de confianza gracias al Teorema del Límite Central.
2. **Homocedasticidad:** En la Fig. 4.28, la nube de puntos es bastante estable a lo largo del eje horizontal, validando que la varianza del error es constante. Cabe mencionar la presencia de un **valor atípico** atribuible a un evento operacional puntual, pero que no compromete la tendencia general.
3. **Independencia:** El gráfico de secuencia (Fig. 4.29) muestra un comportamiento aleatorio, sin evidencia de ciclos ni tendencias sistemáticas. Este resultado es consistente con el estadístico Durbin-Watson de 1.908, lo que confirma la ausencia de autocorrelación y, por tanto, la independencia de los datos.

En síntesis, el modelo cumple con los requisitos estadísticos necesarios para realizar inferencias válidas sobre el comportamiento energético en la subida.

Resultados de modelamiento: Tramo 42

En el caso del Tramo 42, caracterizado por ser un sector sin curvas pero con variaciones de pendiente menores al Tramo 08.

Tabla 4.19: Resumen comparativo de modelos OLS evaluados para *consumo_l_km* en Tramo 42 (Subida).

Nº	Variables Predictoras	R ² Adj.	AIC	BIC	VIF Máx
1	Pend + Vel + Pend ² + Pedal×Pend + F. de Carga	0,494	4429	4455	317,6 (Pend)
2	Pend + Vel + Pedal×Pend + F. de Carga	0,495	4427	4449	297,5 (Pedal×Pend)
3	Pend + Pedal + Pedal×Pend + F. de Carga	0,478	4445	4467	303,7 (Pedal×Pend)
4	Pendiente +F.carga + Velocidad×Pend	0,485	4446	4464	30 (pendiente)
5	Vel + Pedal×Pend	0,409	4510	4523	1,45 (Bajo)
6	Pend + Vel + Pedal×Pend + F. de Carga	0,497	4445	4447	31,04 (Pend)
7	Pend + Pedal + Pedal×Pend + F. de Carga	0,478	4445	4467	303,7 (Pedal×Pend)
8	Pend + Pedal + Vel + Pend ² + Pedal×Pend + F. de Carga	0,494	4430	4460	332,9 (Pend)
9	Pend + Vel + Pedal×Pend + F. de Carga	0,495	4427	4449	297,5 (Pedal×Pend)
10	Pend + Pedal ² + Vel×Pend	0,454	4468	4485	29,91 (Pend)

Análisis de selección del modelo – Tramo 42

Al evaluar los modelos propuestos para el Tramo 42, se identificaron los siguientes aspectos relevantes:

- **Modelos 1, 2, 3, 7, 8 y 9:** Si bien presentan valores de R_{adj}^2 cercanos a 0.49, exhiben niveles extremos de multicolinealidad ($VIF >300$), principalmente asociados a la pendiente y a la interacción Pedal×Pendiente. Esta condición compromete la estabilidad numérica de los coeficientes y dificulta su interpretación física, por lo que fueron descartados.
- **Modelo 5:** Presenta excelente estabilidad estadística ($VIF <2$); sin embargo, su capacidad explicativa es limitada ($R_{adj}^2 = 0,409$), lo que restringe su utilidad para representar adecuadamente la dinámica energética del tramo.
- **Modelo 10:** Muestra una leve mejora en el criterio AIC, pero mantiene niveles elevados de colinealidad ($VIF \approx 30$), afectando la robustez del modelo y su estabilidad frente a variaciones en los datos.

- **Modelo 4 (Modelo seleccionado):** Compuesto por *Pendiente local (%)*, *Interacción (pend_vel)* y *Factor de carga*, presenta el mejor equilibrio entre:

- Capacidad explicativa razonable ($R^2_{adj} = 0,485$),
- Estabilidad numérica adecuada (aunque con VIF elevados en pendiente y velocidad),
- Coherencia física e interpretabilidad operativa.

Este resultado sugiere que, en un tramo con menor severidad geométrica, el consumo específico depende en gran medida de la dinámica operativa del conductor (demanda de potencia y régimen de desplazamiento), mientras que la pendiente actúa como modulador del esfuerzo aplicado.

En consecuencia, se selecciona el **Modelo 4** como estructura principal para el análisis del Tramo 42, al ofrecer el mejor balance entre robustez estadística, coherencia física y aplicabilidad operativa.

Tabla 4.20: Resumen estadístico del modelo OLS - Tramo 42.

Métrica	Valor
R-cuadrado (R^2)	0,488
R-cuadrado Ajustado	0,485
Estadístico F	170,9
Prob (F-statistic)	8,06e-78
Observaciones (N)	542
AIC	4436
BIC	4454
Log-Likelihood	-2214,2
Df Model	3
Df Residuals	538

Coefficientes del Modelo (Tramo 42)

La Tabla 4.21 presenta los coeficientes estimados. Todas las variables incluidas resultan altamente significativas ($p < 0,001$), confirmando su aporte esencial para explicar la dinámica del consumo energético en el tramo analizado.

Tabla 4.21: Coeficientes estimados del modelo - Tramo 42.

Variable	Coef.	Error Est.	t	P> t	[0,025; 0,975]
Constante	-0,3748	1,840	-0,204	0,839	[-3,990; 3,240]
Pendiente Local (%)	2,5595	0,477	5,367	0,000	[1,623; 3,496]
Interacción (pend_vel)	-0,2387	0,048	-4,936	0,000	[-0,334; -0,144]
Factor de Carga	0,4372	0,022	19,562	0,000	[0,393; 0,481]

La ecuación empírica para estimar el consumo es:

$$FC = -0,375 + 2,56 \cdot Pend + (-0,239) \cdot pend_vel + 0,437 \cdot F_{carga} \quad (4.2)$$

donde $Pend$ corresponde a la pendiente local (%), $Pend^2$ al efecto cuadrático de la acción del conductor y $(Pend \times u)$ a la interacción entre pendiente y velocidad.

Para asegurar el uso correcto de esta ecuación, se define el rango de validez operativa en la Tabla 4.22, basado en los percentiles P5 y P95 de la muestra.

Tabla 4.22: Rango de validez de las variables operacionales (Tramo 42).

Variable	Min	P5	Promedio	P95	Max
Pendiente Local (%)	0,00	0,00	5,14	14,90	19,92
Interacción (pend_vel)	0,00	0,00	50,54	147,94	207,35
Factor de Carga	6,00	10,00	84,50	100,00	100,50

Interpretación de los supuestos

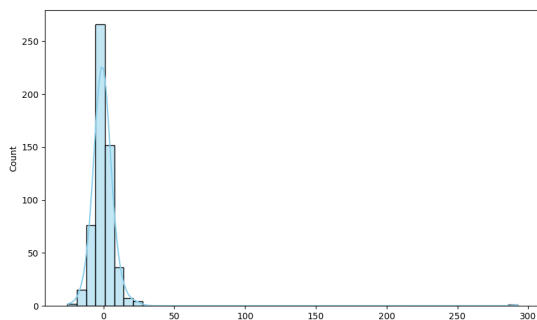


Figura 4.30: Histograma de residuos.

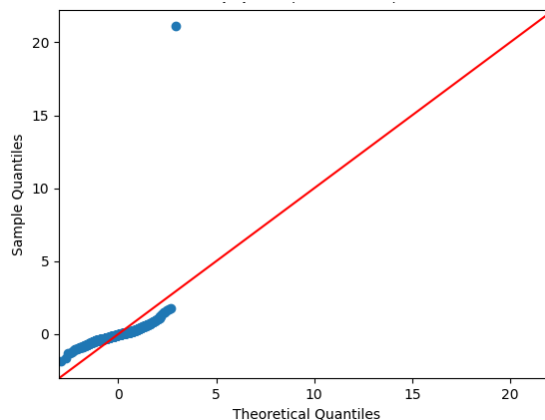


Figura 4.31: Gráfico Q-Q.

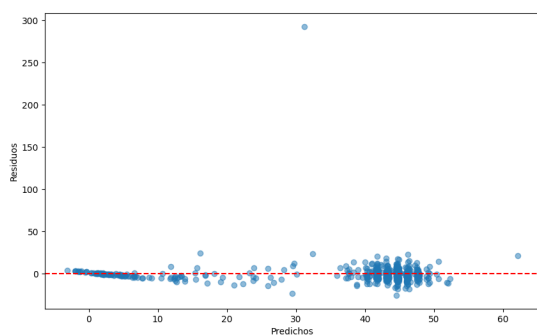


Figura 4.32: Residuos vs. valores predichos.

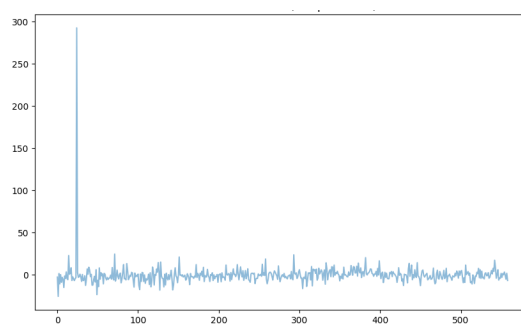


Figura 4.33: Residuos vs. orden.

El análisis visual y estadístico de los residuos permite establecer las siguientes conclusiones sobre la robustez del modelo:

1. **Normalidad (Figs. 4.30 y 4.31):** El histograma evidencia una distribución centrada en cero pero fuertemente *leptocúrtica* (gran concentración de datos en el centro y colas pesadas). El gráfico Q-Q confirma que los residuos se alejan de la diagonal teórica en los extremos. Aunque la prueba de Jarque-Bera rechaza la normalidad estricta ($p < 0,05$), el teorema del límite central (dado $N = 559$) asegura que las pruebas de significancia (t-student) sobre los coeficientes siguen siendo válidas.
2. **Homocedasticidad y Valores Atípicos (Fig. 4.32):** El gráfico de residuos vs. predichos muestra una nube de puntos horizontal y estable alrededor del eje cero, lo que valida el supuesto de varianza constante (homocedasticidad) para la gran mayoría de los datos. Sin embargo, se detecta un valor atípico severo con un residuo superior a 250 L/km. Este punto

corresponde a un evento operacional anómalo (posiblemente un error de sensor o una maniobra atípica) que el modelo no logra capturar, pero que no distorsiona la tendencia general del ajuste.

3. **Independencia (Fig. 4.33):** El gráfico de residuos vs. orden de observación presenta un comportamiento sin patrones cíclicos ni tendencias temporales evidentes, salvo un pico inicial coincidente con el outlier mencionado. El estadístico Durbin-Watson de 1,984 (extremadamente cercano a 2) confirma matemáticamente la ausencia de autocorrelación entre los residuos.

En conclusión, el modelo es estadísticamente robusto para explicar el comportamiento promedio del consumo en el Tramo 42, y los coeficientes obtenidos son fiables para la estimación de ahorro, tratándose las desviaciones de normalidad como características propias de la variabilidad operacional minera.

4.3.2. Potencial de ahorro mediante escenarios de mejora

Una vez ajustados los modelos, se procedió a analizar visualmente el comportamiento de las variables mediante diagramas de Pareto y superficies de respuesta (RSM). Este análisis permite interpretar físicamente cómo la geometría (recta vs. curva) y la operación influyen en el consumo y dónde reside el potencial de ahorro.

Tramo 08

Para entender qué variables tienen mayor peso en el comportamiento del consumo, se realizó un análisis de sensibilidad utilizando coeficientes estandarizados.

Los resultados del gráfico 4.34 revelan la dinámica del consumo:

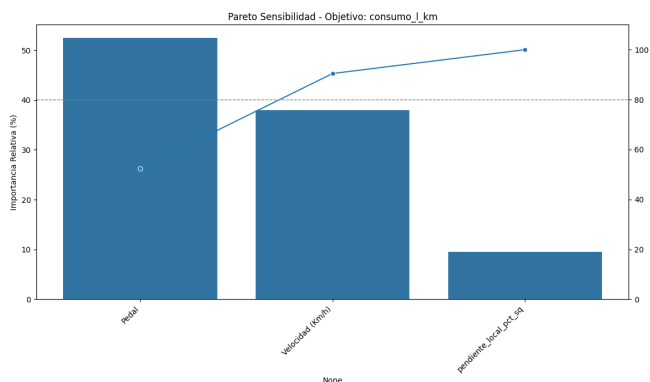


Figura 4.34: Diagrama de Pareto Tramo 08

- El **Pedal** es el determinante principal (52,5 %). Esto tiene sentido físico, ya que refleja directamente la demanda de potencia del motor y, por ende, el nivel de esfuerzo energético requerido para mantener la operación.
- La **Velocidad** aparece con un peso relevante (38,0 %) y signo negativo. Esto confirma que, en condiciones operacionales, mantener velocidades moderadas contribuye a la eficiencia, reduciendo el consumo específico frente a escenarios de aceleración constante.
- Finalmente, la **Pendiente Local al cuadrado** muestra una importancia relativa menor (9,5 %), aunque no irrelevante. Su efecto físico se manifiesta en la resistencia adicional en tramos ascendentes, pero gran parte de su impacto queda absorbido por la variable Pedal, que integra la respuesta del conductor frente a la exigencia del terreno.

Para visualizar la interacción conjunta de las variables operacionales sobre el desempeño energético, se construyeron superficies de respuesta (RSM) evaluadas en dos escenarios extremos dentro del rango de validez del modelo para el Tramo 08: una condición de pendiente baja (1,61 %) y una de pendiente alta (8,56 %). Estas gráficas permiten identificar las zonas de eficiencia y comprender cómo la severidad geométrica restringe el margen de maniobra del conductor.

Análisis del escenario de pendiente baja (1,61 %):

Como se observa en la Figura 4.35, cuando la pendiente es reducida, existe una amplia región de alta eficiencia energética (zona inferior derecha, colores fríos), donde el consumo se mantiene en niveles mínimos (cerca de 3 - 6 L/km). En este escenario, el camión tiene mayor facilidad para mantener la inercia, permitiendo regímenes de velocidad elevados (mayores a 20 km/h) con una demanda de potencia moderada (uso del pedal inferior al 80 %). La relevancia de este gráfico radica en que, ante una superficie de rodadura en óptimas condiciones, el operador dispone de un margen amplio para optimizar el consumo.

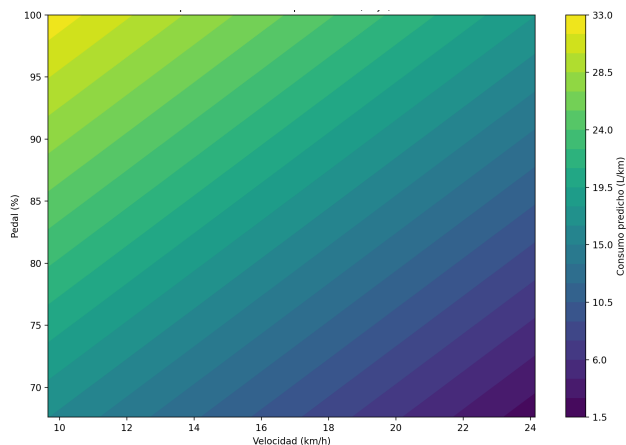


Figura 4.35: Contornos a Pendiente Baja (1,61 %).

Análisis del escenario de pendiente alta (8,56 %):

En contraste, la Figura 4.36 ilustra el comportamiento en un sector de rampa exigente. Al aumentar la pendiente, la componente gravitacional incrementa la resistencia total al avance, lo que se refleja en un desplazamiento severo de las isoclinas. La zona de ineficiencia o alto consumo (colores cálidos, superando los 30 L/km) se expande considerablemente, abarcando una mayor área del gráfico. Físicamente, esto obliga al sistema a operar en el cuadrante superior izquierdo: el camión pierde velocidad naturalmente por la gravedad y el operador se ve forzado a presionar el pedal a fondo (>90 %) para evitar la detención, penalizando drásticamente el consumo.

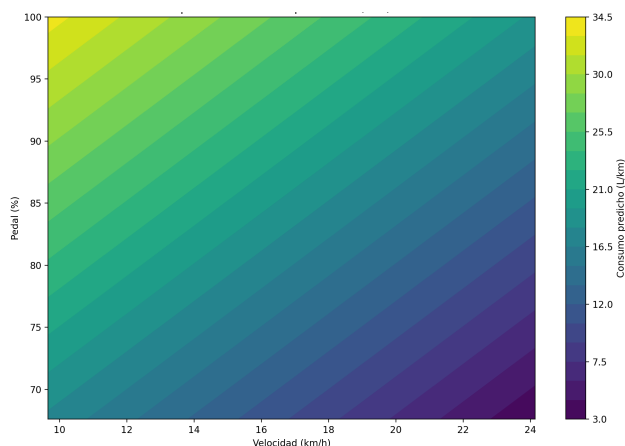


Figura 4.36: Contornos a Pendiente Baja (8,56 %).

Relevancia para el Potencial de Ahorro:

La comparación de ambas superficies evidencia la justificación técnica del mantenimiento vial. Si bien la pendiente (topografía) es una restricción ineludible que define el “consumo base”, el estado de la carpeta de rodadura define el punto de operación exacto dentro del gráfico.

Si un camino en rampa presenta deterioro (baches, calaminas o alta resistencia a la rodadura), el camión experimentará una pérdida de inercia, forzando un desplazamiento hacia la izquierda en el eje de velocidad y hacia arriba en el eje del pedal. Las superficies de respuesta demuestran que, independientemente de la pendiente, este desplazamiento provocado por un camino en mal estado empuja irremediablemente la operación hacia las franjas de mayor penalización energética. Por ende, las acciones de mantenimiento que permitan sostener la velocidad y reducir la fricción neumático-suelo se traducirán de manera directa en una migración de la operación hacia zonas de colores más fríos (menor consumo). Para ambos tramos en el anexo D se visualiza los contornos de respuesta. Para evaluar el impacto real de las mejoras operacionales, se analizaron los coeficientes de sensibilidad local obtenidos a partir de las derivadas parciales del modelo ajustado. Dado que la estructura seleccionada para este tramo es lineal en sus variables de gestión, el gradiente de ahorro

se mantiene constante en todo el dominio operativo.

Siguiendo la trayectoria de optimización del algoritmo de máximo descenso, el ahorro específico se calcula como:

$$\Delta FC = \left(\frac{\partial FC}{\partial \text{Pedal}} \cdot \Delta \text{Pedal} \right) + \left(\frac{\partial FC}{\partial u} \cdot \Delta \text{Vel} \right) \tag{4.3}$$

Sustituyendo los valores obtenidos del modelo:

$$\Delta FC = (0,4938 \cdot 2) + (1,0003 \cdot 1) = 1,9879 \text{ L/km} \tag{4.4}$$

Este factor de ahorro, equivalente a aproximadamente 1,99 L/km, se multiplicó por la distancia tridimensional real (*dist_3d_m*) de cada pasada registrada, permitiendo integrar el beneficio energético a lo largo de la topografía del tramo.

Para dimensionar el impacto de las mejoras propuestas, se aplicaron los deltas operacionales derivados de un camino en buen estado ($\Delta \text{Pedal} = -2\%$, $\Delta \text{Velocidad} = +1 \text{ km/h}$) sobre la totalidad de los datos registrados en el Tramo 08. Debido a la linealidad del modelo, la reducción del consumo específico se mantiene constante en todo el tramo.

Este factor de ahorro de aproximadamente 1,99 L/km se multiplicó por la distancia tridimensional real (*dist_3d_m*) de cada pasada registrada. El análisis base arrojó un ahorro promedio de 38,10 litros por cada subtramo analizado. Dado que el Tramo 08 se compone de 27 subtramos de longitudes equivalentes, se proyectó este valor para obtener el impacto total en la ruta completa.

Tabla 4.23: Potencial de ahorro proyectado en la muestra analizada para el Tramo 08 completo (27 subtramos).

Indicador	Valor agregado (Muestra total)
Consumo real estimado (Litros)	10.357,77
Ahorro proyectado (Litros)	1.028,70
Porcentaje de ahorro (%)	9,93 %
Ahorro económico estimado	\$ 545.157 CLP
Ahorro anual proyectado	\$ 6.541.884 CLP

Proyección y Relevancia Operacional:

Los resultados evidencian un ahorro del 9,93 % respecto al consumo base en el tramo analizado. Si consideramos que esta muestra representa un conjunto acotado de viajes, el ahorro de más de medio millón de pesos chilenos (\$545.157 CLP) y más de mil litros de combustible es altamente significativo. La proyección de este ~10 % de ahorro al ciclo anual completo de la flota revela un impacto financiero sustancial. Esto demuestra empíricamente que la inversión en mantenimiento

preventivo de caminos (perfilado constante, mitigación de calaminas y control de resistencia a la rodadura) se autofinancia de forma directa a través de la reducción del gasto energético, mitigando las pérdidas por ineficiencia operacional y validando la criticidad del monitoreo vial continuo.

Tramo 42

Finalmente, para identificar qué variables controlan el consumo en este escenario, se presenta el análisis de sensibilidad en la figura 4.37.

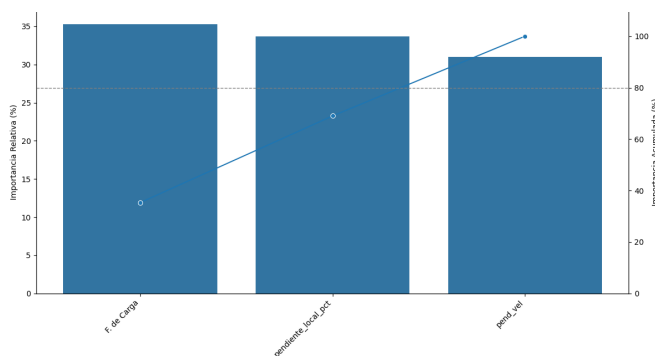


Figura 4.37: Diagrama de Pareto Tramo 42

Los resultados muestran una distribución relativamente equilibrada de la importancia relativa:

- El **Factor de Carga** es la variable más influyente (35,3 %), confirmando su rol central en el consumo energético y reflejando que la cantidad de material transportado determina directamente la demanda de potencia.
- La **Pendiente Local** explica un 33,7 %, lo que evidencia que la geometría del camino es casi tan crítica como la carga para definir el gasto de combustible.
- La **Interacción Pendiente-Velocidad** aporta un 31,0 % con signo negativo, indicando que mantener la inercia en pendientes suaves permite mejorar la eficiencia energética al reducir la saturación del motor.

Para evaluar el comportamiento dinámico del consumo en el Tramo 42, se construyeron superficies de respuesta (RSM) que grafican la interacción entre la Velocidad de avance y la Pendiente Local. A diferencia del tramo anterior, el modelo de este sector está fuertemente modulado por la exigencia del motor. Por ello, se evaluaron dos escenarios representativos: un Factor de Carga Alto (99,5 %) y un Factor de Carga Bajo (94,6 %).

Análisis del aprovechamiento inercial (Interacción Pendiente-Velocidad):

El rasgo más destacable en ambas superficies (Figuras 4.39 y 4.38) es la marcada diagonalidad

de las isoclinas, producto del término de interacción negativa en el modelo empírico. Se observa una zona de máxima ineficiencia energética (colores cálidos, >45 L/km) en el cuadrante superior izquierdo, correspondiente a situaciones donde el equipo enfrenta altas pendientes a baja velocidad. Físicamente, esto representa una pérdida total de inercia, donde el avance depende exclusivamente de la potencia mecánica en tiempo real, saturando el motor.

Por el contrario, el cuadrante superior derecho (altas pendientes a alta velocidad) muestra una caída drástica del consumo específico (colores fríos). Este fenómeno modela fielmente el “aprovechamiento cinético” o efecto inercial: si el equipo logra mantener una velocidad elevada al ingresar a un cambio de rasante o pendiente, utiliza su energía cinética para vencer la resistencia gravitacional, aliviando momentáneamente la demanda de inyección de combustible.

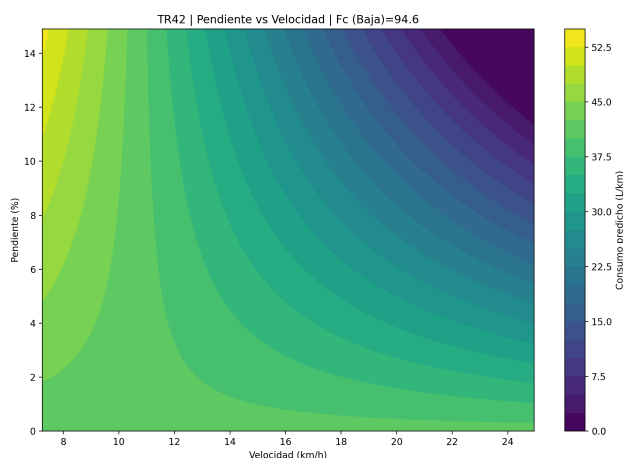


Figura 4.38: Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Factor de Carga Bajo = 94,6 %).

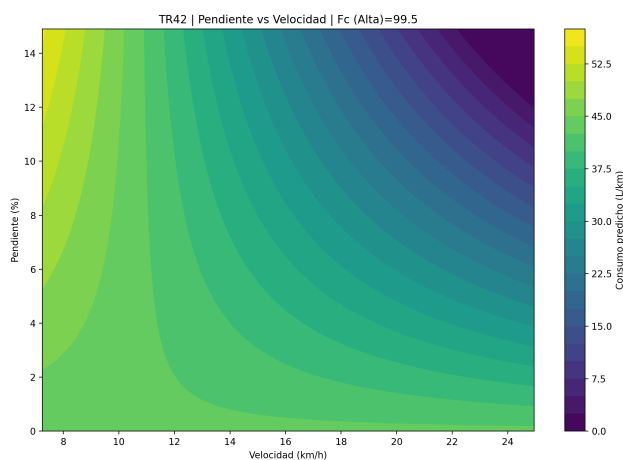


Figura 4.39: Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Factor de Carga Alto = 99,5 %).

Efecto de la exigencia del motor (Factor de Carga):

Al comparar la superficie bajo un Factor de Carga alto (Figura 4.39) versus uno moderado-bajo (Figura 4.38), se evidencia un desplazamiento en la intensidad de las zonas de consumo. En el escenario de mayor exigencia ($F_c = 99,5\%$), la franja de alto consumo (amarilla) se expande, abarcando menores pendientes topográficas. Esto demuestra que cuando el motor opera cerca de su límite, el margen para tolerar perturbaciones externas sin penalizar el rendimiento es mínimo. Las superficies de respuesta correspondientes tanto al escenario de carga media del Tramo 08 como del Tramo 42 se presentan detalladamente en el Anexo D, donde se complementa el análisis de sensibilidad operacional y se visualizan los contornos de consumo proyectados. **Relevancia para**

el mantenimiento del camino:

Estas superficies justifican de manera contundente la importancia del mantenimiento en tramos de transición o pendientes moderadas. Un camino con calaminas, baches o alta resistencia a la rodadura tiene un doble efecto penalizador en el Tramo 42:

1. Obliga al operador a reducir la velocidad, anulando el aprovechamiento inercial y desplazando la operación hacia la izquierda del gráfico (zona ineficiente).
2. Aumenta la fricción neumático-suelo, lo que incrementa el Factor de Carga para mantener el movimiento, expandiendo el área global de alto consumo.

En conclusión, garantizar una superficie de rodadura lisa y bien perfilada en este tramo permite al camión sostener regímenes de velocidad altos, maximizando el uso de la inercia y reduciendo la saturación del motor, lo que conduce a una operación intrínsecamente más eficiente.

Para estimar el efecto de un adecuado mantenimiento vial en el Tramo 42, se simuló un escenario operacional optimizado caracterizado por una reducción en la exigencia del motor ($\Delta F_{\text{Carga}} = -2\%$) y un incremento en el régimen de avance ($\Delta \text{Velocidad} = +1 \text{ km/h}$). Estas condiciones representan una superficie de rodadura con baja resistencia y sin calaminas.

A diferencia del Tramo 08, el modelo empírico de este sector incorpora un término de interacción (Pendiente \times Velocidad). Esto implica que el potencial de ahorro no es una constante lineal, sino que depende de la sensibilidad local del gradiente en cada punto del trayecto. Evaluando la derivada parcial del consumo respecto a las variables de control, se obtiene la siguiente función de ahorro dinámico:

$$\Delta FC = (0,4372 \cdot \Delta F_{\text{Carga}}) - (-0,2387 \cdot \text{Pendiente} \cdot \Delta u) \quad [\text{L/km}] \quad (4.5)$$

Esta expresión demuestra que el beneficio de incrementar la velocidad es físicamente más pronunciado en sectores de mayor pendiente, donde el aprovechamiento de la energía cinética (inercia) reduce significativamente la demanda de potencia del motor. Debido a esta dependencia

topográfica, el ahorro se calculó de forma discreta para cada registro de la muestra, utilizando los valores instantáneos de pendiente local.

Debido a esta dependencia dinámica, el ahorro se calculó de forma discreta para cada registro de la muestra, multiplicando la reducción específica (L/km) por la distancia tridimensional exacta ($dist_3d_m$). El análisis base del subtramo arrojó un ahorro promedio de 23,95 litros. Al proyectar este comportamiento a los 34 subtramos equivalentes que componen la totalidad del Tramo 42, se obtuvieron los resultados agregados presentados en la Tabla 4.24. Se utilizó un costo referencial del diésel industrial de \$530 CLP/litro.

Tabla 4.24: Potencial de ahorro proyectado en la muestra analizada para el Tramo 42 completo (34 subtramos).

Indicador	Valor Agregado (Muestra total)
Consumo real estimado (Litros)	655.506,15
Ahorro proyectado (Litros)	814,30
Porcentaje de ahorro (%)	0,12 %
Ahorro económico estimado mensual	\$ 431.580 CLP
Ahorro económico estimado anual	\$ 5.178.960 CLP

Análisis de resultados y proyección:

Los resultados evidencian un ahorro de 0,12 % respecto al consumo base. Si bien el impacto porcentual es significativamente menor al observado en tramos de alta rampa (como el Tramo 08), el volumen absoluto de ahorro se mantiene en rangos financieramente relevantes (más de 800 litros y \$430.000 CLP en la muestra evaluada).

Esta diferencia porcentual responde al comportamiento físico de los equipos: en pendientes suaves, el motor no opera bajo niveles críticos de saturación, por lo que el efecto de la resistencia a la rodadura (daño del camino) se diluye dentro del consumo volumétrico total. No obstante, al proyectar este ahorro monetario al ciclo anual de la flota completa, la recuperación de la inversión en labores de reperfilado vial queda ampliamente justificada, demostrando que incluso en sectores de baja exigencia topográfica, la gestión de caminos es una palanca rentable de optimización energética.

Influencia del estado del camino mediante eventos de daño (*Damage Monitor*)

Los resultados evidencian que el impacto del estado del camino sobre el consumo específico de combustible no es homogéneo a lo largo del perfil geométrico de la ruta. En tramos con pendientes elevadas, la componente gravitacional impone una restricción física dominante que limita el margen de optimización energética, reduciendo la influencia relativa del deterioro superficial del camino.

En contraste, en tramos de baja pendiente, donde el camión depende principalmente del rodado para mantener regímenes de velocidad eficientes, la presencia de irregularidades superficiales genera penalizaciones energéticas significativas.

La información proveniente del sistema *Damage Monitor* permite analizar esta relación de manera directa. La Figura 4.40 muestra la distribución de eventos de daño en función de la pendiente, mientras que la Figura 4.41 presenta el consumo específico asociado a dichos eventos. Se observa que los mayores niveles de consumo con daño se concentran en sectores de pendiente cercana a 0 %, disminuyendo progresivamente a medida que la pendiente aumenta hacia valores del orden de 3 % y 5 %.

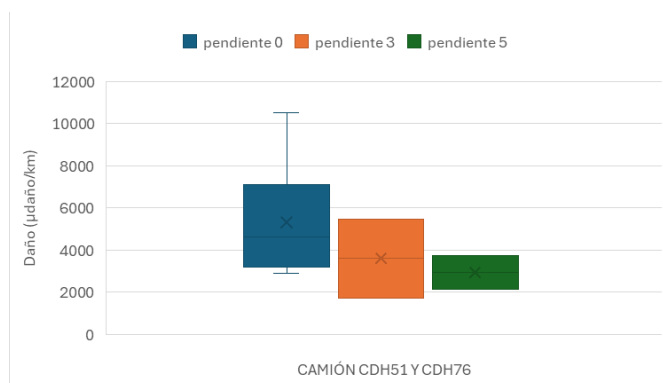


Figura 4.40: Distribución de eventos de daño según pendiente local.

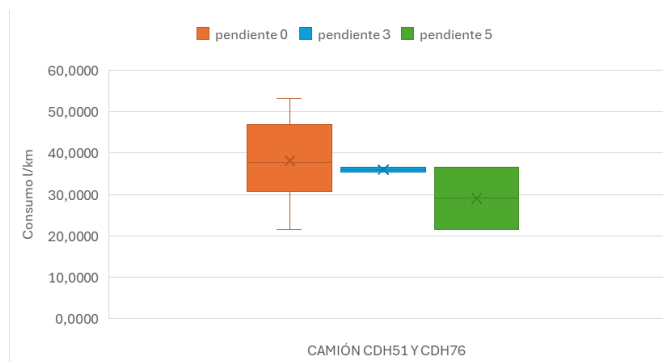


Figura 4.41: Consumo específico en presencia de daño según pendiente local.

Este comportamiento es consistente con la pérdida de inercia inducida por baches, calaminas u otras irregularidades superficiales, las cuales obligan a reducir la velocidad y aumentar la demanda de potencia en sectores donde no existe una restricción geométrica severa. En consecuencia, el deterioro del camino tiene un efecto energético más relevante en tramos planos o de pendiente moderada que en rampas pronunciadas.

Dado que el número de eventos de daño registrados durante el periodo de análisis fue acotado ($N = 24$ en el mes de julio) y considerando la alta variabilidad propia de la operación minera, el análisis se realizó utilizando estadísticos robustos. En particular, se empleó la mediana del consumo específico como estimador principal, con el fin de reducir la influencia de valores extremos asociados a maniobras atípicas, detenciones o errores de medición.

La comparación entre subtramos equivalentes con y sin presencia de daño, emparejados bajo rangos similares de pendiente, muestra que la condición del camino explica una diferencia típica de consumo del orden de 2,6 L/km cuando el camino se encuentra en buen estado. Este valor representa un ahorro energético robusto y directamente atribuible a la mejora de la condición superficial del camino, independiente de ajustes operacionales como cambios en la velocidad o en la carga transportada.

Tabla 4.25: Estimación robusta del ahorro asociado a la condición del camino (medianas).

Indicador	Mediana (L/km)
Ahorro típico por camino sin daño	2,6
Ahorro máximo observado	4,4

Cabe destacar que estos valores no deben interpretarse como ahorros garantizados, sino como una referencia del comportamiento típico observado bajo condiciones reales de operación. La limitada cantidad de eventos de daño impide realizar inferencias estadísticas confirmatorias; sin embargo, la consistencia del patrón observado permite utilizar estos resultados como una cota representativa del impacto energético del mantenimiento vial.

En conjunto, este análisis complementa los escenarios de mejora obtenidos mediante superficies de respuesta. Mientras dichos escenarios cuantifican el potencial de ahorro asociado a la gestión de variables operacionales, el enfoque basado en *Damage Monitor* permite atribuir explícitamente una fracción del consumo al estado físico del camino. De esta forma, se refuerza la hipótesis central de este trabajo: el estado superficial del camino es un determinante relevante del consumo específico de combustible, particularmente en tramos de baja pendiente, donde las acciones de mantenimiento vial ofrecen el mayor potencial de ahorro energético.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajos futuros

5.1. Conclusiones generales

El desarrollo de modelos explicativos del consumo de combustible demostró que el análisis microsegmentado es superior al enfoque agregado por viaje para capturar la física del fenómeno. Mediante la vinculación espacial con el algoritmo *KDTree*, se logró una precisión de asignación inferior a 10 metros ($p_{50} \approx 5,9$ m) sobre 1,4 millones de registros, permitiendo reconstruir 6.073 pasadas con una efectividad del 88,37 %. Esta base de datos de alta fidelidad, sustentada en equipos con disponibilidad de señal superior al 99 % (CDH76, CDH81, CDH82 y CDH51), permitió validar que el consumo no responde a un patrón único, sino que es gobernado por el dominio físico de la ruta.

Al analizar las variables determinantes, se identificó una multicolinealidad severa ($r > 0,90$) entre los parámetros internos del motor (RPM, Torque y Potencia), validando su exclusión de los modelos finales para garantizar estabilidad numérica. En su lugar, el consumo específico (L/km) se explicó mediante tres predictores independientes: la acción del conductor (**Pedal**, $r = 0,61$), la dinámica de avance (**Velocidad**, $r \approx -0,64$) y la restricción geométrica (**Pendiente**, $r = 0,35$).

A continuación, se presentan los hallazgos cuantitativos más relevantes derivados del estudio:

- **Estructura de importancia relativa:** Los modelos predictivos (R_{adj}^2 de 0,741 en el tramo 08 y 0,485 en el tramo 42) aislaron el impacto topográfico del operacional. En el Tramo 08, caracterizado por pendientes de mayor severidad (media de 9 %), el consumo es dictado principalmente por la demanda de potencia (**Pedal**, 52,5 %). En contraste, en el Tramo 42, con pendientes menos severas (media de 3,6 %), predomina el esfuerzo del motor (**Factor de Carga**, 35,3 %) y el aprovechamiento inercial.
- **Análisis de error y variables externas:** Se observa que el modelo del Tramo 42 posee una capacidad explicativa menor ($R_{adj}^2 = 0,485$) comparado con el Tramo 08 ($R_{adj}^2 = 0,741$). Esta diferencia sugiere que en sectores de menor severidad geométrica existe un porcentaje relevante de la varianza del consumo no capturado por el modelo, el cual es atribuible a condiciones externas ajenas a la mecánica del camión y a la geometría básica, tales como factores ambientales o variaciones en la resistencia a la rodadura local.

- Impacto del daño superficial: Los registros del *Damage Monitor* aportaron evidencia experimental definitiva. La presencia de daño superficial en pendientes bajas ($\approx 2\%$) induce un sobreconsumo típico de 2,6 L/km (incrementando de 34,53 a 36,65 L/km). Este hallazgo demuestra que el deterioro vial anula la ventaja inercial esperada en terrenos llanos, forzando al motor a operar bajo regímenes de saturación.
- Potencial de ahorro y rentabilidad: La simulación de un escenario de mantenimiento vial optimizado ($\Delta Pedal = -2\%$, $\Delta V = +1$ km/h) generó un ahorro del 9,93 % del consumo base en el Tramo 08. Aunque el ahorro porcentual en el Tramo 42 fue menor (0,12 %), el alto volumen de tráfico absoluto en este sector igualó el impacto financiero, sumando entre ambos tramos un potencial de ahorro de \$11,7 millones de CLP anuales.
- Diferencias entre dominios operacionales: Los modelos predictivos ($R_{adj}^2 = 0,741$ en el Tramo 08 y $R_{adj}^2 = 0,485$ en el Tramo 42) permitieron aislar el impacto topográfico del operacional. En rampas exigentes (Tramo 08), el consumo está dictado principalmente por la demanda de potencia (Pedal, 52,5 %). En tramos planos (Tramo 42), predomina la exigencia del motor (Factor de Carga, 35,3 %) y la inercia. Las superficies de respuesta demostraron que los caminos lisos permiten mantener regímenes de velocidad elevados, reduciendo el consumo al aprovechar la energía cinética y evitar la saturación del motor.

En conclusión, el mantenimiento preventivo de caminos se valida como una estrategia de optimización financiera directa, donde la recuperación de la inversión se sustenta en la mejora inmediata de la eficiencia energética de la flota y el aprovechamiento de la inercia operacional.

5.2. Aportes de la investigación y limitaciones

Más allá de los resultados estadísticos, esta investigación entrega un valor estratégico a la empresa minera mediante dos aportes concretos:

1. **Metodología de criticidad de rutas:** se generaron índices de criticidad para clasificar cualquier tramo de la mina según su exigencia geométrica. Esto permite priorizar recursos de mantenimiento en zonas críticas.
2. **Herramienta de diagnóstico independiente:** al desacoplar las variables físicas controlables de las no controlables, se logra analizar con mayor precisión el desempeño de la flota.

La ejecución de este trabajo enfrentó desafíos técnicos significativos. Primero, las bases de datos provenían de distintas fuentes desconectadas, con pesos y relevancias diferentes. El sistema *Specto* entregaba millones de registros con alta frecuencia, mientras que los datos del estado del camino

eran proporcionados por la planificación de la mina en forma estática. Para suplir esta diferencia se aplicó minería de datos, construyendo variaciones de pendiente con su respectiva ubicación GPS.

Otro desafío fue la multicolinealidad de las variables mecánicas: las variables internas de telemetría resultaron ser redundantes estadísticamente. Para resolverlo, se aplicó un criterio de selección basado en parámetros de control y variables de estado.

Finalmente, se evidenció que uno de los mayores retos del análisis de datos mineros no es la complejidad matemática, sino la integración y limpieza de la información, ya que los datos requieren un proceso de depuración que filtre el ruido sin eliminar información valiosa.

5.3. Trabajos futuros

Los resultados de esta investigación abren diversas líneas de continuidad:

- Incorporar un índice de rugosidad del camino, ya que la metodología actual infiere la calidad de la vía únicamente a través de la pendiente. Una medición directa permitiría separar con mayor precisión el efecto del operador del efecto del estado del camino.
- Escalar la metodología hacia diferentes caminos de la mina, utilizando el índice de criticidad para focalizar esfuerzos de modelamiento y mantenimiento.
- Validar en terreno mediante pruebas controladas en tramos analizados, midiendo el consumo antes y después de calibrar los coeficientes teóricos de ahorro obtenidos en este estudio.

En definitiva, este trabajo representa un paso desde la gestión descriptiva hacia la gestión prescriptiva, demostrando que el análisis de grandes volúmenes de datos históricos permite no solo acumular información, sino también orientarla estratégicamente al modelo de negocio.

Bibliografía

- [1] Accelleron. *How diesel-electric mining trucks work and why they are turbocharged*. 2023. URL: <https://accelleron.com/charge-magazine/how-diesel-electric-mining-trucks-work-and-why-they-are-turbocharged>.
- [2] Hirotugu Akaike. “A New Look at the Statistical Model Identification”. En: *IEEE Transactions on Automatic Control* 19.6 (1974), págs. 716-723. DOI: 10.1109/TAC.1974.1100705.
- [3] Francisco Bórquez Dönicke Daniel y Ramis Lanyon. “Cálculo del consumo de combustible y emisiones de CO2 de camiones mineros, mediante simulación discreta”. En: *Ingeniería Industrial* 16.2 (2017), págs. 151-168. URL: <https://doi.org/10.22320/S07179103/2017.10>.
- [4] Cummins. *QSK60-G8 Advantage Data Sheet*. Curve FR-6438, CPL 8452. 2003.
- [5] Dust-A-Side-Australia. *Fueling change: Enhancing mine roads for reduced emissions*. Consultado en diciembre de 2025. 2023. URL: <https://news.dustaside.com.au/fueling-change-enhancing-mine-roads-reduced-emissions>.
- [6] Usama M. Fayyad, Gregory Piatetsky-Shapiro y Padhraic Smyth. “From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases”. En: *AI Magazine* 17.3 (1996), págs. 37-54.
- [7] J. Ghojel. “Haul Truck Performance Prediction in Open Mining Operations”. En: *Proceedings of the Institution of Engineers Australia*. Barton, ACT, 1993, págs. 99-104.
- [8] Jiawei Han, Micheline Kamber y Jian Pei. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd. Morgan Kaufmann, 2011.
- [9] Komatsu Ltd. *930E-4SE Electric Drive Truck: Specifications and performance data*. Komatsu America Corp. 2012.
- [10] Kristy Anne Kubler. “Fuel Consumption Analysis of Caterpillar 785D Trucks Using Condition Monitoring Data”. Tesis doct. Australia: The University of Queensland, 2015.
- [11] Xinming Liu y Junxin Bian. “Research on Fuel Consumption Prediction for Open-Pit Mine Trucks Using GA-LSTM”. En: *Proceedings of the 2025 2nd International Conference on Modeling, Natural Language Processing and Machine Learning (CMNM 2025)*. ACM, 2025. DOI: 10.1145/3757110.3757188.

- [12] Abelardo Montesinos López. “Estudio del AIC y BIC en la selección de modelos de vida con datos censurados”. Tesina para obtener el grado de Maestro en Ciencias con Especialidad en Probabilidad y Estadística. Tesis de maestría. Guanajuato, México: Universidad de Guanajuato, ago. de 2011.
- [13] Andrés López et al. “Metodología para inferir el mapa de desempeño y el consumo de combustible de un motor de combustión interna alternativo”. En: *Novasinerгия* 5.1 (2022), págs. 43-60. DOI: 10.37135/ns.01.09.04. URL: <https://doi.org/10.37135/ns.01.09.04>.
- [14] Boyu Luan et al. “Fuel-Efficient Road Classification Methodology for Sustainable Open Pit Mining”. En: *Applied Sciences* 15.11 (2025), pág. 6309. DOI: 10.3390/app15116309. URL: <https://doi.org/10.3390/app15116309>.
- [15] Ministerio de Energía de Chile. *Balance Nacional de Energía 2024*. Gobierno de Chile. 2024. URL: <https://www.energia.gob.cl>.
- [16] Douglas C. Montgomery. *Design and Analysis of Experiments*. 8th. John Wiley & Sons, 2012.
- [17] Douglas C. Montgomery. *Design and Analysis of Experiments*. 9.^a ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2017.
- [18] Jorge Nocedal y Stephen J. Wright. *Numerical Optimization*. 2nd. Springer Science & Business Media, 2006.
- [19] Gustavo Alejandro Pérez López y Javier Eduardo Pérez López. “Implementación de sensor magnético de proximidad en tolva de camiones de extracción Komatsu 930E4”. Tesis de maestría. Universidad de Santiago de Chile, 2020.
- [20] Carlos Enrique Rojas Correa. “Mejoras en la gestión de la planificación y pautas de mantenimiento en los camiones de carguío diésel Komatsu 830E y 930E en la Compañía Minera Doña Inés de Collahuasi”. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Electricista. Santiago de Chile, 2014.
- [21] Lalit Kumar Sahoo, Santanu Bandyopadhyay y Rangan Banerjee. “Benchmarking energy consumption for dump trucks in mines”. En: *Applied Energy* 113 (2014), págs. 1382-1396. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.08.081. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191300664X>.
- [22] A. Saptarini e I. Arif. “Fuel Consumption Analysis with Respect to Haul Road Gradient in Open Pit Mines”. En: *International Journal of Mining Science and Technology* 24 (2014), págs. 633-638.
- [23] Laura Puspita Sari. “Fuel consumption efficiency regarding the road quality in the coal mine: a case study”. En: *Jurnal Sistem dan Manajemen Industri* 5.1 (2021), págs. 25-34. DOI: 10.30656/jsmi.v5i1.2995.

-
- [24] Ali Soofastaei et al. “Energy-Efficient Loading and Hauling Operations”. En: *Energy Efficiency in the Minerals Industry*. Ed. por Kwame Awuah-Offei. Springer International Publishing, 2018, págs. 121-146. DOI: 10.1007/978-3-319-54199-0_7.

Anexo A

Descripción de las bases de datos utilizadas

El análisis desarrollado en esta investigación se fundamenta en la integración de múltiples fuentes de información provenientes de los sistemas operacionales de la mina. En particular, se utilizaron datos de telemetría de camiones de extracción (CAEX), información geoespacial de la ruta de transporte y parámetros geométricos del camino.

La combinación de estas fuentes permitió reconstruir las condiciones operacionales de los camiones a lo largo de distintos tramos del circuito de transporte y analizar la relación entre las variables operacionales, la geometría del camino y el consumo específico de combustible.

A continuación se presenta la descripción de las principales variables utilizadas en el estudio.

Tabla A.1: Descripción de variables utilizadas en el análisis

Variable	Unidad	Descripción	Fuente
consumo_1_km	L/km	Consumo específico de combustible del camión	Sistema Specto
Pedal	%	Demanda de potencia del motor asociada a la acción del operador	Telemetría CAEX
Velocidad (km/h)	km/h	Velocidad instantánea del camión durante la operación	Sistema GPS
pendiente_local_pct	%	Pendiente del camino en el punto geográfico asociado	Modelo digital de elevación
pendiente_local_pct_sq	% ²	Término cuadrático de la pendiente utilizado en los modelos	Derivado
Pedal_sq	% ²	Término cuadrático del pedal para modelar no linealidad	Derivado
pend_vel	-	Interacción entre pendiente y velocidad	Derivado
dist_3d_m	m	Distancia recorrida entre puntos GPS consecutivos	Sistema GPS

Los datos de telemetría fueron obtenidos desde el sistema de monitoreo operacional de la flota, el cual registra en forma continua parámetros del motor, velocidad y posición geográfica de los camiones. Estos registros presentan una alta frecuencia temporal, generando grandes volúmenes de datos históricos.

Por otro lado, la información geométrica del camino fue obtenida a partir de la digitalización de la ruta de transporte y del cálculo de la pendiente local mediante modelos digitales de elevación. Esta información permitió caracterizar la topografía de los distintos tramos del circuito.

Anexo B

Descripción de scripts desarrollados

El procesamiento de datos y el desarrollo de los modelos presentados en esta investigación se realizó utilizando el lenguaje de programación Python. Para ello se desarrollaron diversos scripts orientados a automatizar las etapas de evaluación de calidad de datos, limpieza, integración espacial, análisis estadístico y modelamiento del consumo de combustible.

Cada script cumple una función específica dentro del flujo de procesamiento de datos del proyecto. A continuación se describen los principales módulos desarrollados. Los scripts desarrollados para el procesamiento de datos y análisis estadístico del proyecto se presentan en la Tabla B.1. Cada uno cumple una función específica dentro del flujo de procesamiento de datos.

Tabla B.1: Descripción de scripts utilizados en el proyecto

Script	Etapas del proceso	Descripción
indice_calidad_camino.py	Calidad de datos	Calcula el Índice de Dificultad del Camino (IDC) a partir de archivos de geometría vial.
Calidad_datos_reporte.py	Calidad de datos	Evalúa la calidad de los datos operacionales de los camiones, detectando valores faltantes y registros inconsistentes.
limpieza_datos.py	Preparación de datos	Realiza la limpieza y depuración de los registros, eliminando valores inválidos y estandarizando formatos.
analizar_cercania.py	Integración espacial	Asocia los puntos GPS de los camiones con los puntos de geometría del camino utilizando el algoritmo KDTree.
pasadas_por_tramo.py	Segmentación de datos	Identifica y reconstruye las pasadas de los camiones a lo largo de los distintos tramos del circuito de transporte.
correlaciones.py	Análisis exploratorio	Calcula matrices de correlación entre variables operacionales y consumo de combustible.
analisis_regresion.py	Modelamiento	Construye los modelos de regresión y genera las superficies de respuesta utilizadas en el análisis. El script de regresión modela el consumo de combustible y facilita la detección de mejoras en eficiencia.

Además, se emplearon diversas librerías de Python 3.13.3 que facilitaron la manipulación de datos, el análisis estadístico y el manejo de información geoespacial. La Tabla B.2 resume las principales librerías utilizadas y su función.

Tabla B.2: Librerías utilizadas en el análisis y su función principal.

Librería	Función principal
os, json, time, math	Operaciones básicas, manejo de archivos y cálculos matemáticos
numpy	Operaciones numéricas y manejo de arreglos
pandas	Manipulación y análisis de datos tabulares
dask	Procesamiento distribuido y manejo de grandes volúmenes de datos
pathlib	Gestión estructurada de rutas de archivos
matplotlib, seaborn	Visualización y generación de gráficos
shapely	Manejo de geometrías y análisis espacial
geopandas	Procesamiento de datos geoespaciales
contextily	Integración de mapas base en visualizaciones

El código fuente íntegro desarrollado para esta investigación, incluyendo los cuadernos de Jupyter (.ipynb) para el análisis estadístico y los scripts de preprocesamiento (.py), se encuentra alojado en el repositorio público de GitHub en el siguiente enlace:

https://github.com/isaquero2002-sketch/proyecto_caminos_caex.git.

Anexo C

Rangos Operacionales y Depuración Técnica del Equipo

Durante la etapa de limpieza de datos, se eliminaron registros con valores fuera de los rangos operacionales plausibles para camiones de extracción (CAEX). Esta depuración es fundamental para asegurar que el modelo de ahorro proyectado de 11,7 millones de CLP se base en comportamientos reales y no en errores de medición o fallas de sensores.

Los criterios de definición para estos rangos fueron:

- Especificaciones técnicas y *data sheets* del modelo Komatsu 930E-4.
- Recomendaciones de seguridad y eficiencia del manual de operación del fabricante.
- Análisis exploratorio para identificar valores atípicos físicos en el conjunto de datos.

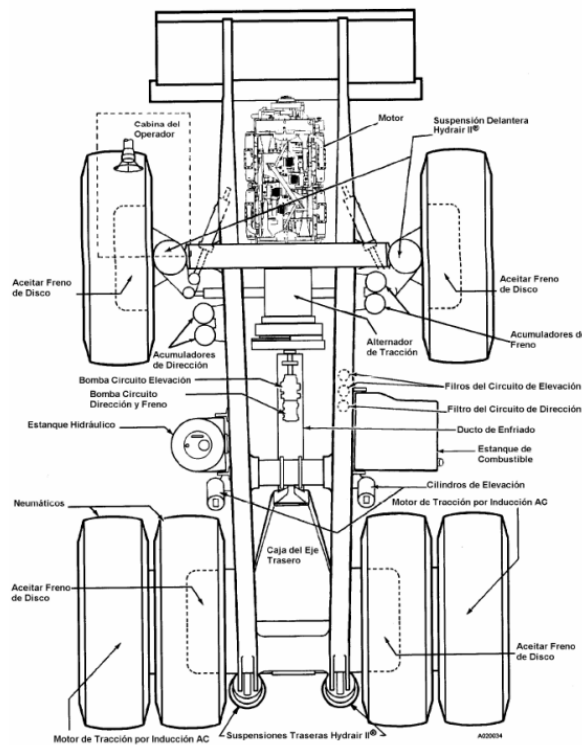


Figura C.1: Configuración técnica del camión de extracción Komatsu 930E-4 utilizado en el estudio.

Tabla C.1: Límites operacionales utilizados para la depuración de datos

Variable	Unidad	Mínimo	Máximo
RPM	rpm	500	2200
Actual Percent Torque	%	0	100
Pedal	%	0	100
Velocidad	km/h	0	40
Fuel Rate	L/h	0	1200
Factor de Carga	%	0	100
Percent Load At Current Speed	%	0	100
Power	HP	0	3500
Coolant Temperature	°F	120	230
Engine Oil Temperature	°F	120	250
Fuel Temperature	°F	50	180
Coolant Pressure	PSI	0	40
Barometric Pressure	PSI	10	15
EGT-AV	°F	200	1200

Engine Performance Data @ 1500 RPM

OUTPUT POWER			FUEL CONSUMPTION			
%	kWm	BHP	kg/ kWm·h	lb/ BHP·h	Litre/ hour	U.S. Gal/ hour
STANDBY POWER						
100	2145	2875	0.198	0.326	500	131.8
75	1609	2156	0.194	0.319	368	97.0
50	1072	1438	0.200	0.329	252	66.6
25	536	719	0.222	0.365	140	36.9

Figura C.2: Extracto de la ficha técnica (*Data Sheet*) con los parámetros nominales de operación para la flota CAEX.

El cumplimiento de estos rangos asegura que el motor opere dentro de límites térmicos y mecánicos seguros. Los registros fuera de estos umbrales fueron considerados inconsistencias de telemetría y eliminados para no sesgar los modelos de regresión.

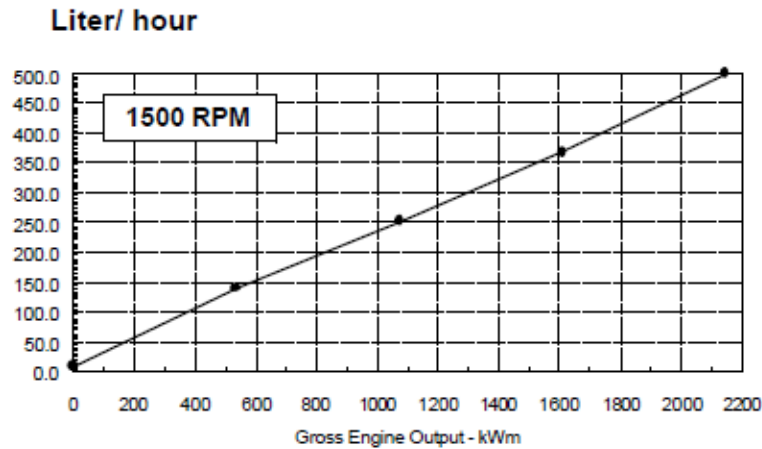


Figura C.3: Curva de consumo de combustible en función de la potencia del motor a 1500 RPM.

Este proceso permitió reducir la varianza no deseada en el modelo del Tramo 42, donde la sensibilidad del motor a factores externos es mayor, permitiendo una base de datos de alta fidelidad para el análisis estadístico posterior.

Anexo D

Resultados estadísticos complementarios

En este anexo se presentan los respaldos técnicos que validan la robustez de los modelos de regresión y las proyecciones de ahorro económico. Se incluyen los análisis de correlación para la identificación de multicolinealidad y las superficies de respuesta adicionales que complementan el análisis de sensibilidad operacional.

Análisis de Correlación y Multicolinealidad

Antes del modelamiento, se realizaron matrices de correlación de Pearson para identificar la redundancia entre variables internas del motor y variables de gestión. Este análisis permitió excluir variables con colinealidad severa ($r > 0,90$), garantizando la estabilidad numérica de las regresiones finales [5.1].

	consumo_l_km	pendiente_local_pct	RPM	F. de Carga	Engine Torque Mode (I)	Actual Percent Torque (%)	Velocidad (km/h)	Pedal	Potencia	Fuel rate (L/h)	EGT-AV (F)	Coolant temperature (F)	Barometric Pressure (PSI)	Coolant Pressure (PSI)	carga_ton
consumo_l_km	1														
pendiente_local_pct	0.424826535	1													
RPM	0.768293745	0.385234662	1												
F. de Carga	0.793526152	0.404437055	0.969927403	1											
Engine Torque Mode (I)	0.066115888	0.037871133	0.118312969	0.14014831	1										
Actual Percent Torque (%)	0.795020974	0.404303195	0.966837766	0.999891868	0.136050113	1									
Velocidad (km/h)	-0.631817126	-0.272028228	-0.383017769	-0.400409638	-0.016156814	-0.408108682	1								
Pedal	0.744411185	0.362231155	0.976585889	0.972655663	0.148508144	0.969370224	-0.310446316	1							
Potencia	0.767839258	0.397761488	0.974286393	0.999363633	0.13637053	0.998910707	-0.34620033	0.977779672	1						
Fuel rate (L/h)	0.809281476	0.398366721	0.972420184	0.993988317	0.132014165	0.990419848	-0.411145963	0.967814643	0.992346851	1					
EGT-AV (F)	0.769882113	0.452822912	0.89955741	0.924819843	0.165224188	0.929827509	-0.482751904	0.966314537	0.918300856	0.929824707	1				
Coolant temperature (F)	0.617678901	0.428375982	0.732324304	0.761638515	0.083774197	0.763800868	-0.314264322	0.720473713	0.758802686	0.754185593	0.82896257	1			
Barometric Pressure (PSI)	0.105458747	0.01987488	0.12072484	0.141338955	0.030446448	0.14141417	-0.077151175	0.122133751	0.139230272	0.136489275	0.143993268	0.193470262	1		
Coolant Pressure (PSI)	0.513437532	0.080918423	0.047103282	0.041522215	0.080584922	0.041891254	-0.272694698	0.044476576	0.0463383032	0.045238838	0.045238833	0.042302429	0.133907772	1	
carga_ton	0.021983669	0.164357739	0.032546723	0.025316616	-0.04955716	0.026725784	0.002025323	0.016794626	0.024873792	0.024448916	0.021941975	0.280279049	0.011497481	-0.445665879	1

Figura D.1: Matriz de correlación de variables operacionales para el Tramo 08.

	consumo_l_km	pendiente_local_pct	RPM	F. de Carga	Engine Torque Mode (I)	Actual Percent Torque (%)	Velocidad (km/h)	Pedal	Potencia	Fuel rate (L/h)	EGT-AV (F)	Coolant temperature (F)	Barometric Pressure (PSI)	Coolant Pressure (PSI)	carga_ton
consumo_l_km	1														
pendiente_local_pct	0.331227798	1													
RPM	0.652495236	0.380572777	1												
F. de Carga	0.678302856	0.39523804	0.953073557	1											
Engine Torque Mode (I)	0.0690338	0.022136223	0.122115599	0.156722812	1										
Actual Percent Torque (%)	0.57763291	0.390549817	0.958387612	0.999698132	0.152804884	1									
Velocidad (km/h)	-0.631552114	-0.370338591	-0.691858889	-0.766967226	-0.115173193	-0.766307616	1								
Pedal	0.637108499	0.369832464	0.977304714	0.960798442	0.142281301	0.961516389	-0.891176636	1							
Potencia	0.678748215	0.395231359	0.958700788	0.999444484	0.149276881	0.999253222	-0.760109882	0.965348571	1						
Fuel rate (L/h)	0.69027522	0.399999462	0.955382115	0.990749068	0.14801591	0.992951817	-0.760789898	0.957871162	0.965034713	1					
EGT-AV (F)	0.840941391	0.384826563	0.902456598	0.936782384	0.211861621	0.937415428	-0.83981189	0.893447734	0.930131415	0.927826417	1				
Coolant temperature (F)	0.538697771	0.385405553	0.709826114	0.763398177	0.161726684	0.763735042	-0.628780984	0.715955674	0.758723333	0.757929509	0.833723737	1			
Barometric Pressure (PSI)	0.01181893	0.008578215	0.028474897	0.014901116	0.037867871	-0.015914889	-0.005092751	-0.017822721	-0.01830062	0.015249047	0.044192402	0.170706863	1		
Coolant Pressure (PSI)	0.455765221	0.218317868	0.058483988	0.038747981	0.118356444	0.026292932	-0.448139726	0.042488735	0.031801311	0.026277859	0.03610954	0.350389927	0.080919046	1	
carga_ton	-0.034625045	0.057386562	-0.025959769	-0.034787767	-0.05030336	-0.034276789	0.022276383	-0.020483974	-0.034122922	-0.029124403	-0.079210773	0.257788865	0.034677907	-0.485040521	1

Figura D.2: Matriz de correlación de variables operacionales para el Tramo 42.

Superficies de Respuesta Adicionales (RSM)

A continuación, se presentan las superficies de respuesta (RSM) evaluadas en escenarios de carga media. Estas gráficas permiten identificar el "valle de eficiencia" donde el camión maximiza

el aprovechamiento de la energía cinética, reduciendo el consumo específico por debajo de los 40 L/km bajo condiciones de rodadura óptimas.

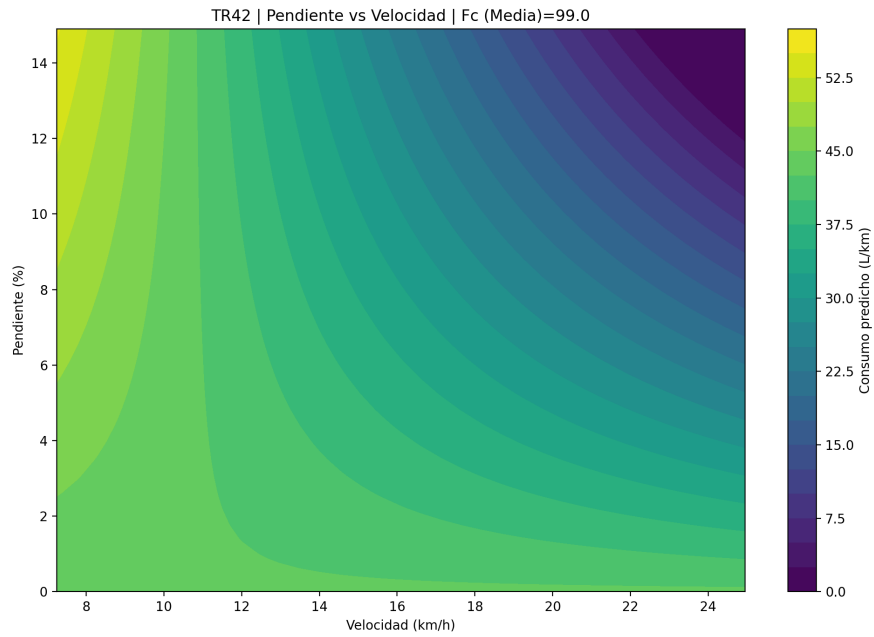


Figura D.3: Superficie de respuesta del consumo en Tramo 42 (Escenario de Carga Media).



Figura D.4: Superficie de respuesta del consumo en Tramo 08 (Escenario de Carga Media).