

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD  
CATÓLICA DEL PERÚ**

**Escuela de Posgrado**



Estimación del consumo de combustible de ómnibus  
interprovinciales por el método de análisis de regresión lineal  
múltiple basado en parámetros operacionales y estilos de  
conducción en la ruta Lima - Trujillo

Tesis para obtener el grado académico de Magíster en Energía que  
presenta:

*Willy Alexander Gamboa Gonzáles*

Asesor:

*Dr. Julio Cesar Cuisano Egusquiza*

Lima, 2022


## Informe de Similitud

Yo, Julio César Cuisano Egúsquiza, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor(a) de la tesis/el trabajo de investigación titulado "Estimación del consumo de combustible de ómnibus interprovinciales por el método de análisis de regresión lineal múltiple basado en parámetros operacionales y estilos de conducción en la ruta Lima – Trujillo", del autor Willy Alexander Gamboa Gonzáles, de constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 16%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 09/01/2023.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha:

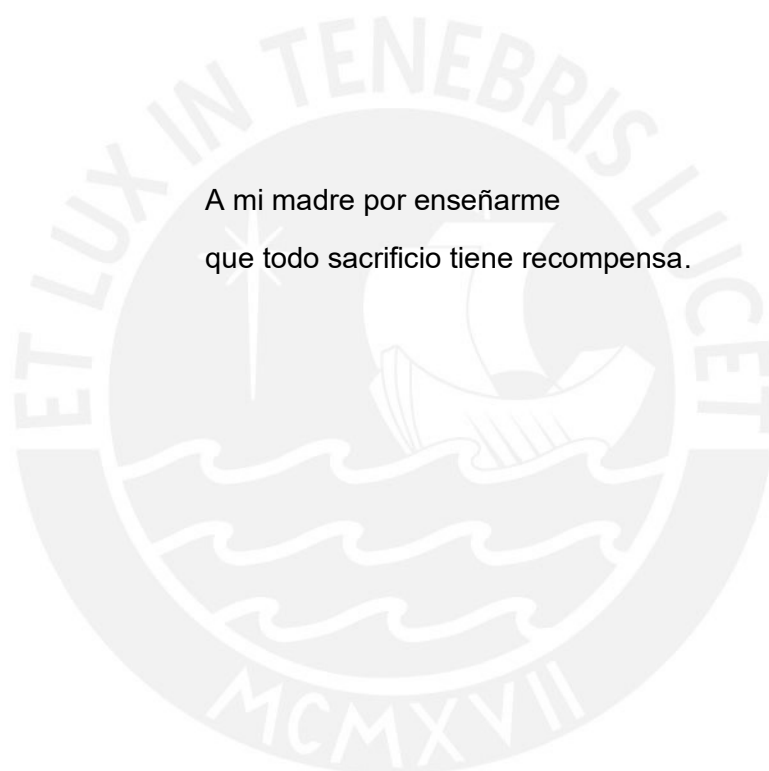
Lima, 09 de enero de 2023.

Apellidos y nombres del asesor: Cuisano Egúsquiza, Julio César	
DNI: 10744493	Firma
ORCID: 0000-0002-2175-3656	



## DEDICATORIA

A mi amada esposa por su paciencia,  
incondicional apoyo y abnegada dedicación  
para recorrer este camino juntos.

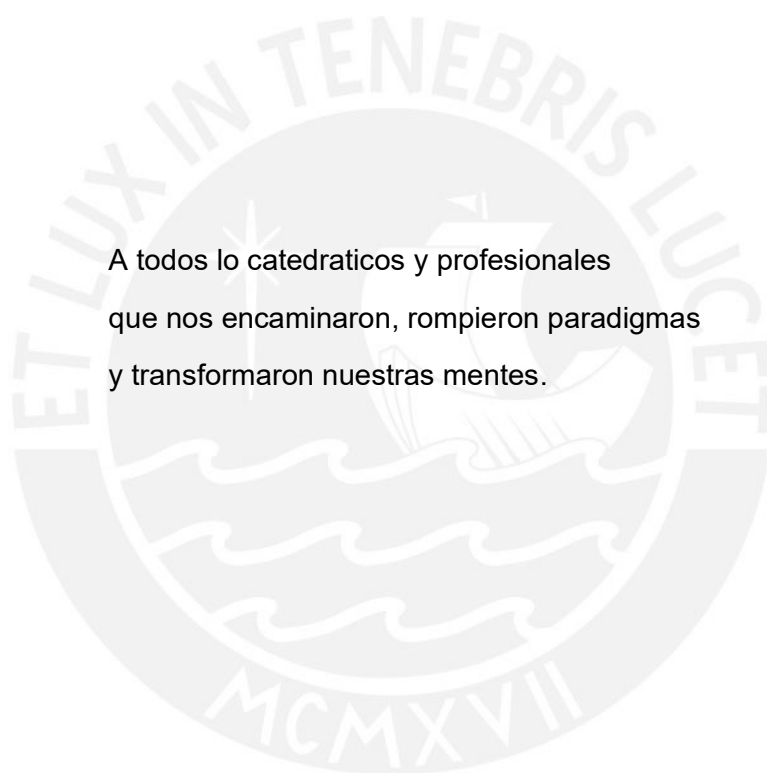


A mi madre por enseñarme  
que todo sacrificio tiene recompensa.

A todos aquellos islotes  
que fueron puerto seguro.

## AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Julio Cuisano por haber aceptado este reto  
y haberme guiado en base a su experiencia y conocimiento  
a puerto seguro.



A todos lo catedraticos y profesionales  
que nos encaminaron, rompieron paradigmas  
y transformaron nuestras mentes.

A los amigos que creen que es posible,  
que sacrificaron su tiempo y vida  
para hacer realidad sus sueños.

## RESUMEN

El sector transporte es el mayor consumidor de combustibles líquidos en el Perú (41.8% de la energía final neta) contribuyendo con 21,047.88 GgCO<sub>2</sub>eq que representan el 10.25% de gases de efecto invernadero presentes en el ambiente (MINAM, 2019). En el caso específico del transporte interprovincial de pasajeros, el combustible representa una parte importante de sus costos de operación (de 30% a 40%) según Pineda et al. (2021).

Esta investigación propone una metodología para desarrollar un modelo de consumo de combustible óptimo que se utilice por empresas de transportes para desplegar sus propios planes de control y gestión de costos. Para lograr este propósito se identificaron los factores (variables regresoras<sup>1</sup>) que afectan significativamente al consumo de combustible en la operación de tres ómnibus de transporte de pasajeros.

Los coeficientes de las variables regresoras se estimaron utilizando el método de regresión lineal múltiple utilizando el software Rstudio<sup>2</sup> constituyendo una herramienta de gestión muy significativa para reducir el consumo de combustible y la emisión de gases de efecto invernadero.

Conociendo la influencia de estas variables regresoras en el consumo de combustible, el estudio permitiría a las empresas de transporte enfocarse en aquellas variables conductuales y operativas de mayor contribución, para rediseñar sus estrategias de conducción y mejorar los índices energéticos y ambientales.

---

<sup>1</sup> En estadística, un **regresor** es el nombre que se le da a cualquier variable en un modelo de regresión que se usa para predecir una variable de respuesta. Un **regresor** también se conoce como: variable explicativa o variable independiente.

<sup>2</sup> Es un entorno de desarrollo integrado (IDE) para el lenguaje de programación R, dedicado a la computación estadística y gráficos.

Los datos para desarrollar el modelo de regresión lineal múltiple tienen un carácter no determinista y estocástico con presencia de variables discretas y continuas que se recogieron manualmente (pesaje del ómnibus), aplicativos de previsiones meteorológicas (Windfinder), sistema de diagnóstico a bordo (OBD II) y sistema de satélites de navegación global (GNSS). Los datos obtenidos a través del OBD II y GNSS se transmitieron a través del módulo telemático (Teltonika FMB630); pues de investigaciones precedentes se reconoció que era la forma más efectiva y económica para obtener información.

El modelo matemático obtenido por regresión lineal múltiple permitió cuantificar la influencia de cada una de las variables y estimar que las mejores condiciones conductuales y operacionales consiguen ahorros de hasta 5.76 galones por viaje en la ruta Trujillo – Lima, acumulando al año 2047.09 galones por año/bus. Sí esta mejora se consiguiera en el 25% de la flota vehicular matriculada en el Perú entre el 2010 y 2018 se alcanzaría un ahorro de combustible de 878,201.69 galones y una reducción de 9'348,688 Kg CO<sub>2</sub>eq al año. La flota de ómnibus matriculados en el Perú del 2010 en adelante, son tecnológicamente aptas para el control y uso de la inercia y reducción de la inyección de combustible electrónicamente.

## ÍNDICE

DEDICATORIA .....	II
AGRADECIMIENTOS .....	III
RESUMEN .....	IV
ÍNDICE .....	VI
LISTA DE TABLAS .....	VIII
LISTA DE FIGURAS .....	X
LISTA DE SÍMBOLOS .....	XII
INTRODUCCIÓN .....	1
1.1 Antecedentes .....	1
1.2 Definición del problema .....	4
1.3 Propuesta de solución .....	5
1.4 Justificación .....	6
1.4.1 Ámbito Tecnológico .....	6
1.4.2 Ámbito Social .....	7
1.4.3 Ámbito Ambiental .....	7
1.4.4 Ámbito Económico .....	7
1.5 Hipótesis .....	8
1.6 Objetivos .....	8
1.7 Metodología .....	9
 CAPÍTULO 1	
MARCO TEÓRICO .....	11
1.1 Investigaciones Previas .....	11
1.2 Estadística y modelamiento estadístico .....	14
1.3 Modelos de regresión lineal multivariable .....	17
 CAPÍTULO 2	
DISEÑO EXPERIMENTAL DE LA INVESTIGACIÓN .....	34
2.1 Definición de circuito de conducción del estudio .....	34
2.2 Acondicionamiento de ómnibus anterior a la recolección de datos .....	36
2.3 Selección de variables regresoras y variable respuesta .....	37

2.4	Acondicionamiento de CANBUS para recolección de datos de OBD II ....	39	
2.5	Instalación de equipo de telemetría Teltonika FMB630 .....	41	
2.6	Recopilación de datos desde OBD II y equipo Teltonika FMB630 .....	44	
2.7	Incorporación de datos externos .....	45	
2.8	Generación de matriz de variables principales .....	48	
CAPÍTULO 3			
METODOLOGÍA DEL MODELAMIENTO DE REGRESIÓN LINEAL .....			51
3.1	Filtración de valores atípicos (Criterio de Chauvenet) .....	52	
3.2	Análisis gráfico y descriptivo de la base de datos .....	55	
3.3	Generación del modelo de regresión lineal ordinaria .....	67	
3.4	Comprobación de los supuestos de la regresión lineal ordinaria .....	69	
3.5	Análisis de selección de variables por el método “step by step” .....	75	
3.6	Modelos con variables polinómicas y transformación de variables .....	77	
3.7	Evaluación de criterios de selección del modelo .....	80	
CAPITULO 4			
ANÁLISIS DE RESULTADOS .....			83
4.1	Análisis de la selección del modelo .....	84	
4.2	Análisis de las variables regresoras .....	85	
CONCLUSIONES .....			100
RECOMENDACIONES .....			103
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....			105
ANEXOS .....			109



## LISTA DE TABLAS

<b>Tabla 1:</b> Parque vehicular de empresas de transporte de pasajeros .....	2
<b>Tabla 2:</b> Soluciones estratégicas en la eficiencia energética de los ómnibus .....	11
<b>Tabla 3:</b> Parámetros que influyen en el consumo de combustible .....	12
<b>Tabla 4:</b> Investigaciones que han cubierto la literatura sobre ecoconducción .....	13
<b>Tabla 5:</b> Datos del circuito del proyecto .....	35
<b>Tabla 6:</b> Descripción de las variables regresoras .....	38
<b>Tabla 7:</b> Fuentes de recolección de datos .....	39
<b>Tabla 8:</b> Ubicaciones para el registro de velocidad y dirección del viento .....	47
<b>Tabla 9:</b> Datos obtenidos a través del OBD, Teltonika FMB630, Windfinder .....	48
<b>Tabla 10:</b> Datos de las variables regresoras posterior al postratamiento .....	49
<b>Tabla 11:</b> Matriz principal de variables a utilizar en el modelo de regresión lineal .	50
<b>Tabla 12:</b> Criterios de eliminación de observaciones atípicas influyentes.....	53
<b>Tabla 13:</b> Resumen descriptivo de las variables dependientes e independientes .	57
<b>Tabla 14:</b> Coeficientes de la regresión lineal ordinaria .....	67
<b>Tabla 15:</b> Matriz de correlaciones y estimación de correlación de Pearson .....	73
<b>Tabla 16:</b> Factor inflacionario de la varianza de las variables regresoras .....	73
<b>Tabla 17:</b> Ensayo Durbin Watson .....	74
<b>Tabla 18:</b> Método "step by step" mediante el criterio de eliminación hacia atrás ...	75
<b>Tabla 19:</b> Modelo de regresión múltiple ordinaria .....	76
<b>Tabla 20:</b> Modelo de regresión lineal con la variable independiente transformada	79
<b>Tabla 21:</b> Modelo polinomial de cuarto grado para la variable Acel .....	80
<b>Tabla 22:</b> Estadísticos de criterios de selección de modelos .....	81
<b>Tabla 23:</b> Variables dependientes e independientes .....	83
<b>Tabla 24:</b> Consumo de combustible en función del uso de la inercia .....	86
<b>Tabla 25:</b> Consumo de combustible en función del ralentí .....	86
<b>Tabla 26:</b> Consumo de combustible en función de frenadas bruscas .....	87
<b>Tabla 27:</b> Consumo de combustible en función de las aceleradas bruscas .....	88
<b>Tabla 28:</b> Coeficientes de variables cuantitativas del modelo de regresión lineal ..	89
<b>Tabla 29:</b> Comportamiento de las variables cuantitativas del modelo .....	91

<b>Tabla 30:</b> Análisis comparativo entre la base de datos global y los datos del viaje del 19 de noviembre del 2019 .....	92
<b>Tabla 31:</b> Comparación de los datos descriptivos de la base de datos global Vs valores descriptivos del viaje del 19 noviembre del 2019 .....	93
<b>Tabla 32:</b> Consumo de combustible calculado y participación porcentual de cada una de las variables regresoras en el consumo de combustible .....	94
<b>Tabla 33:</b> Control de variables que influyen en el ahorro y consumo de combustible	96
<b>Tabla 34:</b> Ahorro en el consumo de combustible en la ruta Trujillo – Lima al mejorar las condiciones considerando los valores medios y las mejores variables conductuales y operacionales .....	97
<b>Tabla 35:</b> Comparativo del consumo real, consumo por módulo de Volvo y consumo calculado por modelo de regresión lineal para el viaje del 19 de noviembre del 2019 .....	99



## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Inventario nacional de GEI del Perú del 2016 (MINAM, 2021) .....	1
<b>Figura 2:</b> Variables predictoras del consumo de combustible .....	3
<b>Figura 3:</b> Esquema de la relación entre las técnicas estadísticas .....	16
<b>Figura 4:</b> Clasificación de las variables .....	17
<b>Figura 5:</b> Modelos de regresión paramétricos y no paramétricos .....	18
<b>Figura 6:</b> Histograma de frecuencias de los residuales .....	26
<b>Figura 7:</b> Gráfico Q-Q de normalidad .....	27
<b>Figura 8:</b> Heterocedasticidad del error .....	28
<b>Figura 9:</b> La prueba de Goldfeld Quandt .....	29
<b>Figura 10:</b> Figura de Multicolinealidad de Ballentine .....	31
<b>Figura 11:</b> Diseño del proceso de acondicionamiento experimental .....	34
<b>Figura 12:</b> Mapa vial del Perú - Tramo Lima / Trujillo .....	35
<b>Figura 13:</b> Punto inicial - Panamericana Norte (Puente Caquetá) / Lima .....	35
<b>Figura 14:</b> Punto final - Cruce de Av. Fátima y Av. Larco / Trujillo .....	36
<b>Figura 15:</b> Selección de variables regresoras y respuesta .....	37
<b>Figura 16A:</b> Protocolo J1939 y OBD II para sistemas primarios .....	40
<b>Figura 16B:</b> Protocolo de sistemas primarios y secundarios .....	40
<b>Figura 17:</b> Equipo Teltonika FMB630 y sus componentes .....	41
<b>Figura 18:</b> Equipo Teltonika FMB630 y sus puntos de conexión .....	42
<b>Figura 19:</b> Esquema de sistema eléctrico y comunicaciones .....	43
<b>Figura 20:</b> Recolección de datos para su posterior procesamiento .....	44
<b>Figura 21:</b> Escala de pesaje Haenni WL101 .....	45
<b>Figura 22:</b> Velocidad y orientación del Viento mediante aplicativo Windfinder .....	46
<b>Figura 23:</b> Metodología del modelamiento basado en García <i>et al.</i> (2017) .....	51
<b>Figura 24:</b> Análisis gráfico de residuales con los valores atípicos influyentes .....	54
<b>Figura 25:</b> Gráfico de influencias de las muestras .....	54
<b>Figura 26:</b> Análisis gráfico de residuales sin los valores atípicos influyentes .....	55
<b>Figura 27:</b> Diagrama de cajas para datos univariados .....	60
<b>Figura 28A:</b> Diagrama de cajas bivariados (consumo vs variable continuas) .....	61

**Figura 28B:** Diagrama de cajas bivariados (consumo Vs variables categóricas) .. 62

**Figura 29:** Histograma de variables continuas ..... 64

**Figura 30:** Diagrama de dispersión de las variables continuas ..... 66

**Figura 31:** Comprobación de los supuestos de la regresión lineal por el método gráfico ..... 70

**Figura 32:** Gráfico Q-Q de normalidad e Histograma de frecuencia de los residuos ..... 71

**Figura 33:** Comportamiento de los residuales (Homocedasticidad) ..... 72

**Figura 34:** Gráfico de independencia de residuos (Observaciones vs residuos) .. 74

**Figura 35:** “Spread Level” que sugiere el valor de la potencia de transformación . 78

**Figura 36:** Modelos de regresión versus  $R^2_{ajustado}$  ..... 81

**Figura 37:** Modelos de regresión versus error medio cuadrático (MSE) ..... 81

**Figura 38:** Modelo de regresión versus Criterio de información de Akaike (AIC) .. 82

**Figura 39:** Indicador de rendimiento kilométrico (km/gal) ..... 99



## LISTA DE SÍMBOLOS

Acel	Variable regresora que simboliza el porcentaje del pedal de acelerador utilizado.
AcelB	Variable regresora que simboliza las aceleradas bruscas.
Carg	Variable regresora que simboliza la carga del ómnibus.
CO <sub>2</sub> eq	Simboliza el dióxido de carbono equivalente.
Cons	Variable regresora que simboliza consumo de combustible (l/s).
Cor	Simboliza la correlación de variables.
Cov	Simboliza la covarianza de variables.
E()	Simboliza la Esperanza de variables.
ECM	“Electronic control module”, cualquier sistema integrado que controla uno o más de los sistemas o subsistemas electrónicos de un vehículo. Son unidades que administran varios aspectos de la operación garantizando un rendimiento de conducción dinámico y eficiente.
FrenB	Variable regresora que simboliza las frenadas bruscas.
GEI	Gases de efecto invernadero.
Gg CO <sub>2</sub> eq	Gigatoneladas de dióxido de carbono equivalente.
GNU GPL	Gnu's not unix, Conjunto de herramientas software compatible con sistemas UNIX desarrollado por la Free Software Foundation y publicado como código abierto y libre bajo licencias GPL (General Public License, o Permiso al público en general).
GPS	El Sistema de Posicionamiento Global (GPS) es un servicio propiedad de los EE.UU. que proporciona a los usuarios información sobre posicionamiento, navegación y cronometría.
GNSS	El Sistema Navegación Global por Satélite (GNSS) grupo de satélites utilizados para posicionar y localizar coordenadas terrestres.
Ine	Variable regresora que simboliza uso de la inercia.

k	Simboliza el índice para las variables regresoras.
M3	Categoría de transporte vehicular para ómnibus de transporte interprovincial.
MCO	Mínimos cuadrados de regresión lineal ordinaria.
n	Simboliza el número total de las muestras.
OBD	“On Board Diagnostics”, es un sistema de diagnóstico a bordo en vehículos.
OBD II	“On Board Diagnostics II”, última versión de sistema de diagnóstico a bordo en vehículos.
p	número de variables regresoras.
Pend	Variable regresora que simboliza la pendiente.
Ral	Variable regresora que simboliza el tiempo en ralentí.
Rpm	Variable regresora que simboliza las revoluciones por minuto.
Tamb	Variable regresora que simboliza la temperatura ambiente.
Var	Simboliza la varianza de una muestra.
Var( $\epsilon^2$ )	Simboliza la varianza de los errores cuadráticos.
Vel	Variable regresora que simboliza la velocidad del ómnibus.
VeIV	Variable regresora que simboliza la velocidad del viento.
X	Símbolo de la variable independiente, regresora o endógena
X <sub>i</sub>	Símbolo de la variable regresora de subíndice i para una base de datos de n muestras.
Y	Símbolo de la variable dependiente o exógena.
$\bar{Y}$	Símbolo que representa el promedio de cualquier variable, en este caso la variable Y.
$\hat{Z}$	Símbolo que representa la estimación de cualquier variable, en este caso la variable Z.

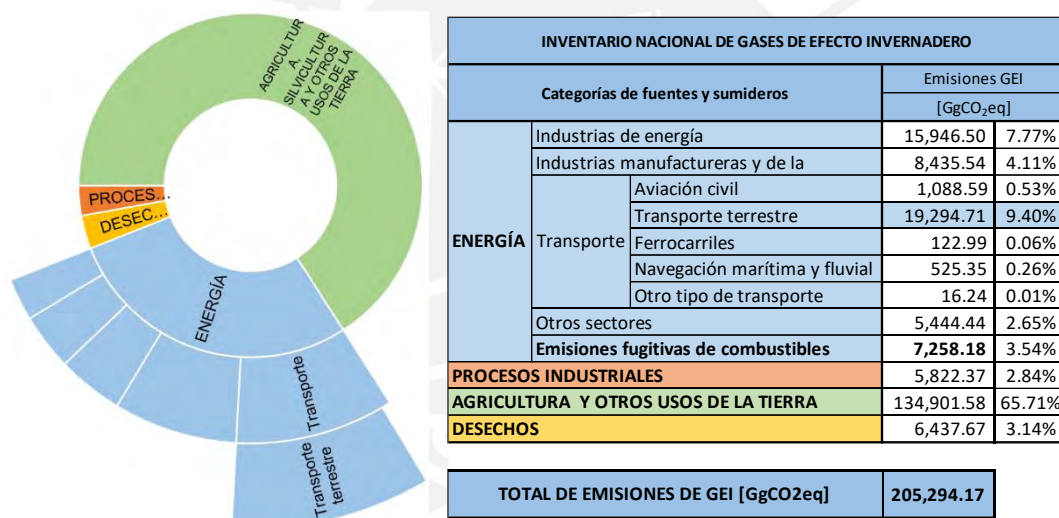
$Z^T$	Símbolo que representa la transpuesta de cualquier variable, en este caso la variable $Z$ .
$\beta$	Símbolo de los parámetros o coeficientes estimados por el modelo de regresión lineal.
$\varepsilon$	Símbolo del error de la muestra.
$\varepsilon_i$	Símbolo del error de subíndice $i$ para una base de datos de $n$ muestras.
$\sigma$	Símbolo que representa la desviación estándar de la muestra.



## INTRODUCCIÓN

### I.1 Antecedentes

Las redes viales y su elemento constituyente, el transporte, conectan los lugares más recónditos de cada país, promueven el desarrollo, pero también contribuyen a la degradación del medio ambiente por sus altos índices de emisiones contaminantes. En Perú, el 10.25% de gases de efecto invernadero (GEI en adelante) presentes en el ambiente corresponden al sector transportes (aéreo, naval y terrestre) contribuyendo con 21,047.88 GgCO<sub>2</sub>eq (MINAM, 2021) y como se muestra en la Figura 1, el sector transporte terrestre contribuye con el 9.39% de estos GEI.



**Figura 1:** Inventario nacional de GEI del Perú del 2016 (MINAM, 2021).

El parque vehicular nacional supera los dos millones de unidades y los ómnibus de transporte interprovincial para transporte de pasajeros superan las diez mil unidades como se muestra en la Tabla 1 (MTC, 2019); donde se resume el parque vehicular por antigüedades a nivel nacional (interprovincial) e internacional.



**Tabla 1:** Parque vehicular de empresas de transporte de pasajeros (MTC, 2019).

ÁMBITO Y CLASE DE VEHÍCULO	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
<b>TOTAL</b>	<b>5 341</b>	<b>6 342</b>	<b>6 945</b>	<b>7 973</b>	<b>7 737</b>	<b>8 448</b>	<b>9 190</b>	<b>9 932</b>	<b>11 058</b>	<b>12 621</b>	<b>13 786</b>	<b>14 986</b>
<b>Nacional</b>	<b>5 275</b>	<b>6 270</b>	<b>6 789</b>	<b>7 655</b>	<b>7 564</b>	<b>8 305</b>	<b>9 042</b>	<b>9 802</b>	<b>10 954</b>	<b>12 496</b>	<b>13 638</b>	<b>14 833</b>
Ómnibus	4 871	5 566	5 838	6 356	5 976	6 473	7 251	7 855	8 887	10 183	10 301	10 604
Otros	404	704	951	1 299	1 588	1 832	1 791	1 947	2 067	2 313	3 337	4 229
<b>Internacional</b>	<b>66</b>	<b>72</b>	<b>156</b>	<b>318</b>	<b>173</b>	<b>143</b>	<b>148</b>	<b>130</b>	<b>104</b>	<b>125</b>	<b>148</b>	<b>153</b>
Ómnibus	66	72	156	318	173	143	148	130	104	125	148	153

El sector transportes es el mayor consumidor de combustibles líquidos y el diésel es el principal producto demandado, contribuyendo con un 41.80% de la energía final neta, según el balance nacional de energía del Ministerio de Energía y Minas (2019). Además, se conoce que los GEI en el sector transporte está íntimamente ligados al consumo de combustible.

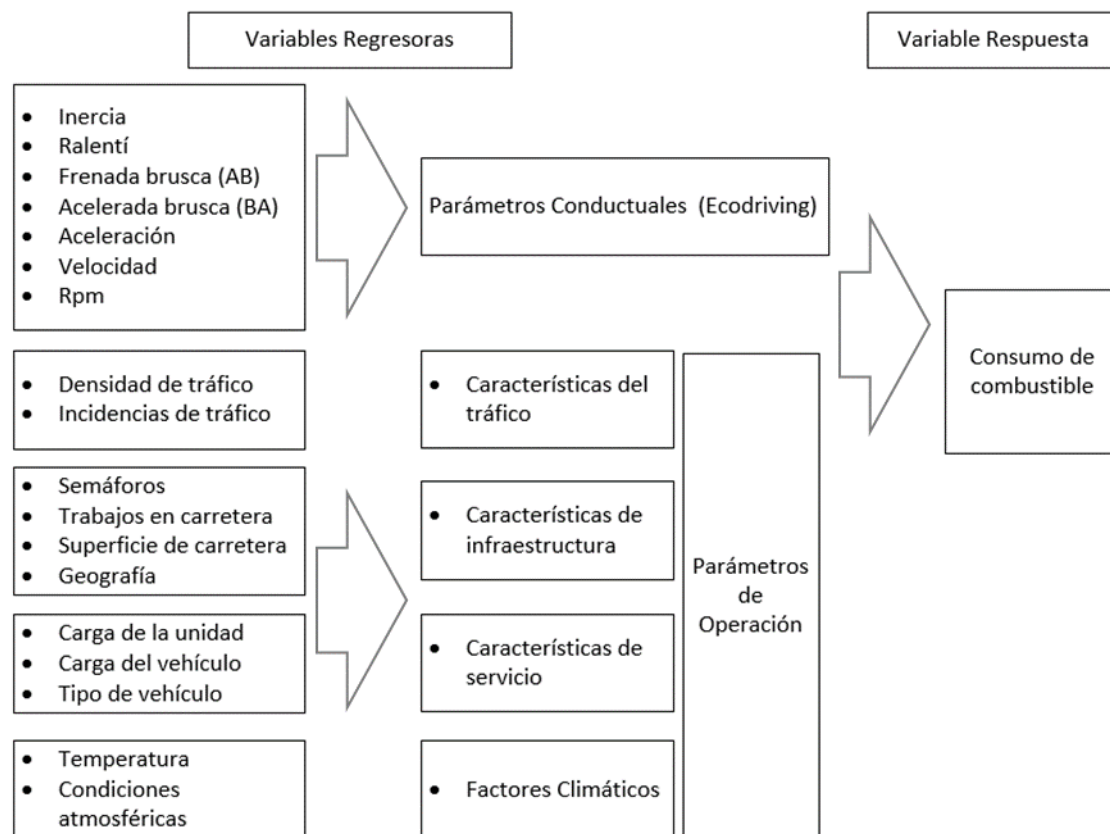
En el caso específico del transporte interprovincial de pasajeros, el consumo de combustible representa una parte importante de sus costos generales; por lo tanto, identificar los factores que afectan significativamente el consumo de combustible en la operación de autobuses constituye una herramienta de gestión muy significativa. En este sentido, a lo largo de los años los fabricantes han desarrollado muchas iniciativas para reducir el consumo y hacer más eficientes los ómnibus.

Estos avances se han encaminado hacia los cambios tecnológicos; por ejemplo, mejorando el rendimiento de los sistemas de transmisión (desarrollo de la transmisión variable, secuencial), reduciendo las necesidades de los dispositivos auxiliares (sistemas de aire acondicionado más eficientes), utilizando combustibles alternativos (gas natural comprimido, gas natural vehicular, gas licuado de petróleo) y en el lado del motor se está estimulando el cambio a vehículos híbridos, de celdas de combustible o completamente eléctricos, entre otros avances.

Sin embargo, la implementación de estas estrategias requiere de una alta inversión, y los cambios suelen ser complejos e involucran a múltiples partes interesadas. Las

investigaciones han demostrado que las mejoras potenciales en la reducción de GEI de las tecnologías avanzadas de motores y vehículos representaron solo del 4 al 10% y del 2 al 8%, respectivamente. Mientras tanto, la ecoconducción (ecodriving)<sup>3</sup> cada vez más generalizada, es más rentable y podría mejorar la economía del consumo de combustible y reducir las emisiones de CO<sub>2</sub> de los vehículos (Wang y Boggio-Marzet, 2018).

García *et al.* (2017), estudió los parámetros que influyen en el consumo de combustible determinando las variables independientes y predictoras más importantes (ver Figura 2) y son la base de esta investigación.



**Figura 2:** Variables predictoras del consumo de combustible (García *et al.*, 2017).

<sup>3</sup> Se define como una estrategia que busca principalmente cambiar los hábitos de conducción siguiendo reglas fácilmente tipificadas; es decir, utilizando la inercia del vehículo, acelerando y frenando suavemente, manteniendo una velocidad constante, cambiando las marchas a bajas RPM, anticipando el tráfico, etc.

## I.2 Definición del problema

Actualmente es importante gestionar y controlar el consumo de combustible debido a que constituyen una fracción importante en los costos operativos del transporte terrestre. Al respecto del cálculo del consumo de combustible para flotas vehiculares, existen muchos estudios a nivel mundial; sin embargo, no se han desarrollado estudios similares en el Perú que permitan conocer cómo influyen los parámetros operacionales y las formas de conducción en el consumo de combustible.

La mayoría de estudios internacionales han desarrollado sus análisis utilizando equipos que registran diferentes parámetros de operación, asumiendo grandes costos de implementación necesarios para su ejecución. Pocos estudios han experimentado utilizar elementos tecnológicos, que hoy en día, vienen instalados de fábrica y que registran la información necesaria para poder realizar estos estudios.

Los sistemas “*On Board Diagnostics*” (OBD, en adelante) y “*Global Navigation Satellite System*” (GNSS, en adelante) registran la información de los ómnibus, pero no la gestionan de forma que se utilice por las empresas de transporte para identificar los parámetros más importantes que ayuden a controlar y reducir el consumo de combustible.

Para poder controlar el consumo de combustible es necesario conocer que factores operacionales afectan e influyen en el consumo de combustible, para luego poder cuantificar esa influencia e iniciar la gestión y control de esos parámetros en orden de su contribución.

Por lo anterior, se formula la pregunta que permitirá iniciar el proyecto de investigación:

¿En qué medida los parámetros operacionales y estilos de conducción obtenidos a través de los aplicativos GNSS y OBD influyen en el consumo de combustible de un

ómnibus de clasificación vehicular M3, con chasis Volvo B430R 6x2 y carrocería Marcopolo Paradiso 1800 DD G7, en la ruta Lima – Trujillo – Lima?

El chasis Volvo B430R 6x2, tiene un motor Diesel D11A de 10.8 litros, vertical, trasero, totalmente electrónico, con inyección de combustible a través de unidades de inyección independientes, 6 cilindros en línea, 4 válvulas por cilindro, árbol de levas en la culata, turboalimentado y cumple la Norma Euro III, año de fabricación 2018. Su caja de transmisión es una caja automatizada I-Shift AT2612D con 12 marchas hacia adelante y 2 marchas hacia atrás (Anexos 1, 4 y 5). Estas unidades cuentan con al menos siete módulos electrónicos que permiten el manejo de información vía telemetría y presentan opciones conductuales que favorecen; por ejemplo, el uso de la inercia favoreciendo la reducción del consumo de combustible.

### **I.3 Propuesta de solución**

En esta investigación se propone desarrollar un modelo matemático que relacione el consumo de combustible con los parámetros conductuales y operativos a fin de poder cuantificar la influencia de los mismos y permitir la gestión de reducción del costo operativo de las flotas de ómnibus.

Estudios previos proporcionan la información para seleccionar los parámetros operacionales y de conducción (Díaz *et al.*, 2017; Huertas *et al.*, 2017; García *et al.*, 2017 y Vaezipour *et al.*, 2015); además, se constata que la forma más efectiva y económica para obtener estos parámetros es capturando la información a través del módulo de control del motor (ECM, *Engine Control Unit*) que se conectan a través del CAN Bus, *Controller Area Network* y registrados en el OBD II; los cuales conjuntamente con la información del GNSS permiten registrar y almacenar la información vía telemetría celular para su posterior tratamiento.

El OBD II y el GNSS son sistemas estándar de los ómnibus por tanto aseguran la reproducibilidad del presente estudio y al utilizar equipos de última generación y alta

calidad aseguran su repetibilidad sin incrementar costos de implementación, utilizando la metodología sugerida en investigaciones previas.

Toda la información recopilada se evaluó mediante modelos de regresión lineal múltiple. Estos modelos evaluarán el compromiso del error a través de criterios de minimización, los cuales dependiendo de las características de los datos (presencia de heterocedasticidad<sup>4</sup>, multicolinealidad, valores influyentes y valores inflacionarios) se optimizarán con cualquiera de los modelos evaluados. De esa manera, se conseguirá el mejor patrón que relacione el consumo de combustible con los parámetros evaluados, permitiendo identificar posibles indicadores energéticos vinculados a los parámetros operativos y estilos de conducción en estudio. Sin embargo, su principal aporte es la gestión de la reducción del consumo de combustible a través de la identificación de los parámetros más influyentes del modelo matemático, buscando una reducción de los costos operativos y un descenso en la emisión de GEI.

#### **I.4 Justificación**

**1.4.1 *Ámbito Tecnológico:*** en la actualidad, la telemetría es una opción estándar para las unidades vehiculares poco a nada explotadas, a pesar de los enormes beneficios que podrían desarrollarse haciendo uso de los sistemas y plataformas que hoy en día ponen a disposición los fabricantes de vehículos. Este estudio analizará la información de esta plataforma para desarrollar un modelo matemático que permitirá conocer la influencia y comportamiento de las diferentes variables en el consumo de combustible en tiempo real. Al conocer el comportamiento e influencia de las variables de conducción el análisis se encaminó en aquellas variables que tienen una mayor contribución en el consumo de combustible y rediseñar las estrategias de conducción para mejorar los índices energéticos y ambientales. Esta investigación, también presentó una metodología, a través de un algoritmo, para hallar un modelo óptimo que

---

<sup>4</sup> En estadística se dice que un modelo presenta homocedasticidad cuando la varianza del error no es constante (Court y Williams, 2011, p. 255).

pueda se utilice por empresas de transportes para desarrollar sus propios modelos y con ello desarrollar sus propios planes de control de costos.

**1.4.2 *Ámbito Social:*** al utilizar plataformas y estándares ya existentes en los vehículos de producción, se asegura la reproducibilidad del estudio; pues en general, las variables estudiadas son comunes para todas las unidades modernas. Al conocer el comportamiento de los conductores y corregirlos con estrategias de *ecoconducción* o conducción eficiente no solo se asegura la reducción del consumo de combustible, también se mejora la seguridad vial; la cual está ligada a la percepción directa de las personas y la sociedad.

**1.4.3 *Ámbito Ambiental:*** los combustibles fósiles son la principal fuente de emisiones causantes del cambio climático y el principal objetivo del Acuerdo de París es mantener el aumento de la temperatura mundial por debajo de los 2 °C con respecto a los niveles preindustriales. Si bien es cierto, este estudio permitirá conocer el modelo matemático del consumo de combustible, también determinará el rendimiento de cada operador estableciendo puntos de mejora para reducir este consumo y las emisiones de GEI que tienen un impacto directo sobre la salud humana y el cambio climático.

A nivel nacional, el transporte terrestre tiene una contribución del 9.39% de GEI (Ministerio del Ambiente, 2019), por tanto al vigilar el consumo de combustible de las flotas se gestiona la reducción de GEI a nivel local y nacional; no solo controlando patrones conductuales de la conducción, sino también enfocándose en aquellas variables que más contribuyen en el consumo de combustible.

**1.4.4 *Ámbito Económico:*** como se menciona en los párrafos anteriores, el enfoque de este estudio es la reducción del consumo de combustible complementado con la baja inversión necesaria para establecer un programa similar en cualquier flota de transporte de pasajeros. Lo anterior, podría asegurar retornos inmediatos de la inversión y una

mejora en la rentabilidad de las empresas considerando que el combustible es uno de los costos operativos más significativos de las empresas de transporte interprovincial.

## **I.5 Hipótesis**

Los parámetros de conducción y parámetros de operación, en sus características de servicio, estructurales, tráfico y factores ambientales influyen en el consumo de combustible de un ómnibus interprovincial de clasificación vehicular M3, con chasis Volvo B430R 6x2 y carrocería Marcopolo Paradiso 1800 DD G7, en la ruta de conducción Lima - Trujillo - Lima.

## **I.6 Objetivos**

### **I.6.1 Objetivo General**

1.6.1.1 Estimar el consumo de combustible de ómnibus interprovinciales por el método de análisis de regresión lineal múltiple basados en parámetros operacionales y estilos de conducción en la ruta Lima – Trujillo - Lima.

### **I.6.2 Objetivos específicos**

1.6.2.1 Identificar los parámetros de estilos de conducción que afectan el consumo de combustible de un ómnibus interprovincial.

1.6.2.2 Estudiar el comportamiento de los parámetros operacionales en el consumo de combustible de un ómnibus interprovincial.

1.6.2.3 Proponer un modelo matemático vinculado al consumo de combustible de un ómnibus interprovincial basado en los parámetros de estilos de conducción y operacionales.

1.6.2.4 Comprobar el modelo matemático vinculado al consumo de combustible de un ómnibus interprovincial mediante:

- los estadísticos que miden la bondad del ajuste o fiabilidad del modelo estimado;
- el pronóstico del consumo de combustible para nuevas muestras de una misma unidad; y
- pronóstico del consumo de combustible para unidades de las mismas características nominales.

1.6.2.5 Calcular los indicadores energéticos (tal como consumo combustible / kilómetro recorrido) entre unidades de las mismas características nominales.

## **I.7 Metodología**

La metodología seguida para alcanzar los objetivos propuestos en este trabajo es presentada a continuación:

Investigar estado del arte: revisión bibliográfica de libros, publicaciones científicas nacionales e internacionales sobre ecoconducción, eficiencia energética de flotas de transportes, modelamiento lineal y regresión lineal múltiple. Esta información se utilizó en la selección de variables de estudio, detallados en el Capítulo 2.3. En esta etapa se definieron los procedimientos y procesos necesarios para realizar el estudio.

Definir circuito (Capítulo 2.1): evaluación del circuito cuyas agencias presenten las mejores condiciones logísticas para el pesaje y control de combustible. Estas agencias, (Trujillo, Chimbote y Lima) tuvieron personal calificado para recepcionar el equipo de pesaje y realizar el pesaje de la unidad y abastecer combustible a la unidad.

Acondicionar ómnibus (Capítulo 2.2): los ómnibus donde se realizaron los ensayos ingresaban al taller de mantenimiento, antes del inicio de las pruebas, para realizar los ajustes, calibraciones y mantenimientos preventivos necesarios para uniformizar los aspectos técnicos y operativos de cada una de las unidades.



Instalar equipo de telemetría y acondicionar CAN BUS y OBD II (Capítulo 2.4 y 2.5): se acondiciono sistema CAN BUS y OBD II para la captación de parámetros operativos y se instaló el equipo de telemetría Teltonika FMB630 para el envío de datos y parámetros operativos.

Incorporar datos externos (Capítulo 2.7): se recogió la información datos del viento (aplicación Windfinder) y el pesaje de las unidades.

Generar matriz de variables principales (Capítulo 2.8): realizado el posprocesamiento de los datos transmitidos vía telemetría y los datos externos (velocidad del viento y pesaje del ómnibus) se genero la matriz principal. Este proceso se realizaba en 10 horas de trabajo en gabinete por cada viaje muestreado.

Modelar la regresión lineal múltiple (Capítulo 3): se desarrolla el procesamiento estadístico que inicia con la eliminación de los valores atípicos influyentes, el análisis descriptivo y gráfico, el modelamiento lineal, la comprobación de los supuestos de la regresión lineal, la selección de variables, la selección del modelo de regresión lineal y la comprobación del modelo.

Analizar resultados (Capítulo 4): se evaluaron los diferentes modelos lineales, bajo diferentes criterios estadísticos para seleccionar el modelo que mejor predictibilidad, gasto computacional y efectividad presentaba.

## CAPÍTULO 1

### MARCO TEÓRICO

Esta sección aborda las diferentes investigaciones aplicadas en el trabajo de tesis para modelar el consumo de combustible de un ómnibus bajo condiciones operacionales y conductuales con la finalidad de establecer los alcances previos de la investigación.

#### 1.1. Investigaciones Previas

Como se mencionó en los antecedentes, diversas investigaciones han desarrollado diferentes soluciones para reducir o hacer más eficiente los diferentes sistemas que influyen el consumo de combustible. En la Tabla 2 se muestran diferentes soluciones para mejorar la eficiencia energética de los ómnibus.

**Tabla 2:** Soluciones estratégicas en la eficiencia energética de ómnibus (Díaz *et al.*, 2018).

Área	Estrategia	Referencia bibliográfica	Lugar del estudio	Mejora en consumo de combustible (%)
<b>Combustible</b>	Híbrido eléctrico - hidrógeno	De miranda, 2016	España	46.60
	Hidrógeno	Christopher, 2007	EEUU	10.00
	Gas natural comprimido (GNC)	Burnham & Laughling, 2009	EEUU	6.00 - 11.00
	Aditivos	Soukht <i>et al.</i> , 2016	Arabia Saudita	3.00
	Biodiesel	Imadatul <i>et al.</i> , 2016	Reino Unido	1.00 - 6.00
<b>Evolución mecánica</b>	Unidad de potencia auxiliar de pila de combustible de óxido sólido	Rechberger, 2016	Austria	28.00 - 30.00
	Sistemas de recuperación de calor	Deccord, 2017	Francia	54.00
	Calibración de llantas	Leduc, 2009	Francia	2.00 - 3.00
		TireRack, 2017	EEUU	1.00 - 4.00
	Engranajes adicionales	Maloney, 2017	EEUU	5.00 - 6.00
Ahangar, 2010		Irán	5.00	
<b>Mantenimiento</b>	Localización automática de vehículos	Mayer, 2011	EEUU	20.00
	Revisiones periódicas	Crisan & Nicolae, 2013	Rumanía	5.00
<b>Conducción eficiente</b>	Registrador de datos dentro del vehículo	Toledo & Shiftan, 2015	EEUU	3.00 - 10.00
		Tulusan & Elgar, 2012	Suiza	3.00
		Stillwater & Kurani, 2014	EEUU	2.00
	Eco-Conducción	Díaz <i>et al.</i> , 2017	Colombia	5.00 - 6.00
		Barla, 2015	Canadá	3.00 - 4.00
		Ayyildis <i>et al.</i> , 2016	Alemania	3.00
<b>Logística</b>	Incentivos monetarios	Af Wahlberg, 2015	Suecia	2.00
		Lai, 2015	EEUU	7.00
		Lamere, 1996	EEUU	6.20
		Schall & Mohnen, 2015	Australia	4.00
	Schall, 2015	Australia	3.50	
Optimización de rutas	Eliyia <i>et al.</i> , 2012	EEUU	8.10	
	Jianghua <i>et al.</i> , 2015	China	5.00	

Las mejoras conductuales de ecoconducción también tienen potencial de ahorro en consumo de combustible con la ventaja de una menor inversión. Actualmente existe un gran número de investigaciones relacionadas con la conducción eficiente y sus beneficios en la reducción del consumo de combustible en flotas profesionales, que van desde evaluar el efecto de la formación en conducción eficiente a la aplicación de técnicas de ecoconducción. En la Tabla 3 se describen algunos parámetros que influyen en el consumo de combustible.

**Tabla 3:** Parámetros que influyen en el consumo de combustible (Vaezipour *et al.*, 2015).

Parámetros de conducción	Influencia sobre el consumo de combustible	Tecnología dentro del vehículo.
Velocidad en cambios altos.	Decrece el consumo, velocidades (60 - 80 Km/h) dentro del rango económico.	Revoluciones dentro del rango económico.
Mantener la velocidad al límite de las revoluciones del motor antes del cambio de marcha.	Podría incrementar el consumo.	Cambios automatizados, velocidad inteligente.
Velocidad cruceo (Velocidad constante)	Decrece el consumo.	Control cruceo.
Aceleración suave.	Decrece el consumo.	
Desaceleración suave.	Decrece el consumo.	Reacción háptica del pedal.
Frenadas bruscas.	Incrementa el consumo.	
Reducir los tiempos de ralentí	Decrece el consumo.	Control de tiempos en ralentí.
Acelerar y/o desacelerar bruscamente.	Incrementa el consumo (Conducción agresiva).	
Mantenerse en el carril.	Podría reducir el consumo (Mantener la vía segura).	Sistemas de anticollisiones y de advertencia.

De acuerdo a Alessandrini *et al.* (2006), el uso del vehículo debe describirse mediante algo más completo que el ciclo de conducción, y esto podría denominarse ciclo de uso (factores y condiciones operativas), y la forma más fácil, barata y versátil de recopilar datos reales sobre el uso de un vehículo es utilizar los sensores del propio vehículo conectados al puerto de diagnóstico a bordo (OBD) y las lecturas de un GNSS. Estos pueden proporcionar algunas características relacionadas con la posición y condiciones del vehículo. La Tabla 4 muestra las investigaciones más relevantes sobre ecoconducción.

**Tabla 4:** Investigaciones relevantes que han cubierto la literatura sobre ecoconducción (Díaz *et al.*, 2017).

Autor	Variables						Alcance		Análisis de Resultados						Lugar	Otros	
	VP	VE	Em	RC	LE	DC	DP	DS	Urb	LD	LS	SM	ER	MR			Frg
Fafoutellis <i>et al.</i> (2021)	*	*	*			*		*		*	*	*	*	*		Grecia	
Boggio-marzet & Monzón (2020)	*	*	*			*	*	*	*				*	*		España	b,d
Tadić & Glaviću (2019)	*	*	*	*		*		*		*				*		Serbia	b,d
Lois <i>et al.</i> (2019)	*		*			*	*	*		*	*					España	b,d
Tadić & Glaviću (2019)	*	*			*			*		*						Rusia	
Wang & Boggio-Marzet (2018)	*	*	*	*	*	*	*	*		*	*	*				España	b,d
Ayildiz <i>et al.</i> (2017)	*	*	*		*			*		*	*	*	*	*	*	China	b
Xu <i>et al.</i> (2017)	*	*	*	*		*		*				*	*	*		United State	
Ma <i>et al.</i> (2015)	*	*			*	*		*				*		*		China	
De Abreau y Silva <i>et al.</i> (2015)	*			*		*	*	*		*	*	*	*	*	*	Portugal	b,d,e
Walnum y Simonsen (2015)	*			*	*			*	*	*	*	*	*	*	*	Noruega	d,e
Lai (2015)						*		*		*		*	*	*		Taiwan	s
Sullman <i>et al.</i> (2015)	*						*	*						*		Reino Unido	b,s
Rolim <i>et al.</i> (2015)						*		*		*		*	*	*		Portugal	b
Caulfield <i>et al.</i> (2015)				*	*	*	*	*		*	*	*	*	*	*	Holanda	
Birrel <i>et al.</i> (2014)	*				*			*		*	*			*		Varios	
Wahlberg <i>et al.</i> (2007)	*					*		*				*		*		Suecia	b
Stromberg and Karlsson (2013)						*		*		*		*		*		Suecia	b,s
Delhomme <i>et al.</i> (2009)						*		*		*	*			*		Francia	s
Beusen <i>et al.</i> (2009)	*							*		*	*			*		Belgica	
Rutty <i>et al.</i> (2013)	*		*					*				*		*		Canada	
Ando and Nishihori (2012)			*			*		*		*	*			*		Japon	
Liimatainen (2011)	*							*		*	*			*		Finlandia	b,s

**VP** Parámetros vehiculares

**VE** Modelo de vehículo o motor

**Em** Emisiones

**RC** Infraestructura carretera / ruta & condiciones de tráfico

**LE** Efectos de la carga y pesos

**DC** Ruta y ciclos de conducción

**DP** Perfil del conductor

**DS** Ensayo o simulaciones de dinamómetro de chasis

**Urb** Suburbano y urbano

**LD** Distancias largas

**LS** Efecto de los sistemas de registro

**SM** Modelos estadísticos

**ER** Resultados estadísticos

**MR** Recomendaciones de gestión

**Frg** Transporte de carga

**RT** Datos en tiempo real

**Comentarios:** b: buses, d: datos diarios, s: encuesta, e: elasticidad

De la Tabla anterior se deduce que la mayoría de investigaciones han desarrollado modelos estadísticos para realizar el análisis de los datos y es la línea base del presente trabajo de tesis.

## **1.2. Estadística y modelamiento estadístico**

Vargas (2007) señala que, la estadística es la ciencia que se encarga de la recopilación, organización, presentación, análisis e interpretación de datos numéricos, con el fin de tomar decisiones con criterios de incertidumbre y confiabilidad. Los métodos estadísticos tratan de la presentación gráfica y resumen de datos a través de indicadores, estimación de parámetros poblacionales, pruebas de hipótesis, exactitud de las estimaciones, estudio de la variación, estudio de correlación y el diseño de experimentos, de forma univariada y multivariada, entre otros.

La Real Academia Española define un modelo como un esquema teórico, generalmente en forma matemática, de un sistema o de una realidad compleja, que se elabora para facilitar su comprensión y el estudio de su comportamiento. Así mismo, desde la perspectiva científica tradicional, se requieren modelos para predecir y controlar el comportamiento de sistemas complejos. Los mejores modelos pueden dar a los científicos una comprensión mucho más firme de las complejidades, pero tienen limitaciones severas. Los más exitosos son aquellos cuyas limitaciones son explícitamente visibles; modelos que permanecen dentro de las restricciones determinadas por un proceso de modelado específico (Cilliers, 2002).

### **1.2.1. Modelamiento matemático**

En la naturaleza muchos procesos productivos, fenómenos científicos o problemas de ingeniería se modelan o expresan matemáticamente. Según Lahura (2003) “una manera elemental de llevar a cabo este propósito consiste en analizar relaciones entre dos variables. Si bien es cierto existen muchas relaciones de naturaleza no lineal y/o que involucran más de dos variables (relaciones multivariadas), existen otras relaciones relevantes lineales y de dos variables”. Sin embargo, abandonar la naturaleza lineal expone a modelos más complejos, mayores gastos computacionales y costosos, lo que aleja al proyecto de investigación de la justificación de carácter social.

Un modelo matemático puede expresarse en técnicas estadísticas que basan su análisis en la probabilidad. Vargas (2007) afirma que, un modelo estadístico es una representación simplificada, formal y abstracta de un fenómeno de la naturaleza o de un sistema. Éste puede representar la estructura, el comportamiento o el funcionamiento de una parte de interés o el conjunto del fenómeno o del sistema. La representación se hace a través de símbolos matemáticos que corresponden a relaciones entre parámetros y variables. No existe un modelo perfecto, pero se debe preferir un modelo simple, donde no se pierda información, considerando los componentes sistémicos y aleatorios del fenómeno.

“Muchas veces se necesita de un camino óptimo para lograr estimaciones de variables o multivariantes de un sistema determinado (en la economía, biología, termodinámica, electromagnetismo y/o estadística avanzada)”(Pearson, 1995; Calderón *et al.*, 2019). Este camino transita entre el compromiso del error que haga aceptable la estimación como dependencia de parámetros estadísticos. Siendo el error la diferencia entre la variable dependiente conocida (medida) con las variables dependiente referencial, esperada, teórica o requerida (Calderón *et al.*, 2019).

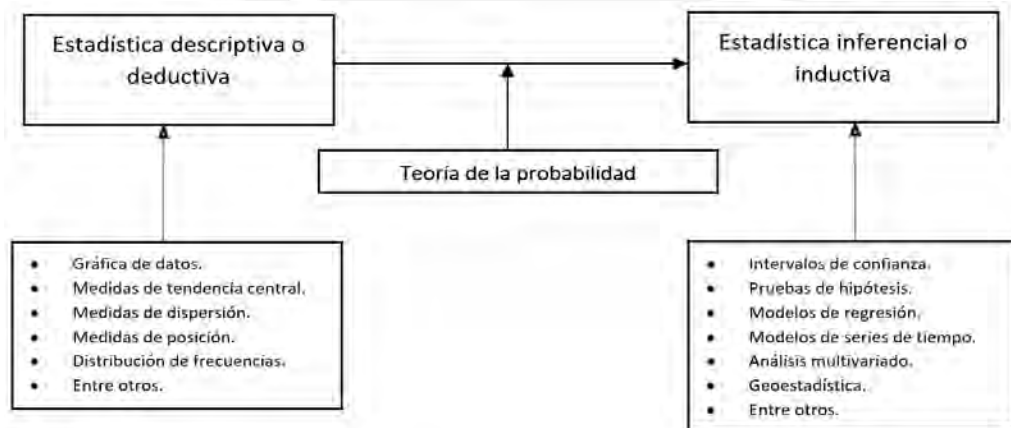
La calidad de los datos es importante para desarrollar modelos y estos deben ser representativos (ligado a la población), confiables (ligada a la repetibilidad) y válidos (ligada a la medición de la variable). Sin embargo, los datos están sujetos a errores sistemáticos y aleatorios. Las fuentes de esas incertidumbres según la ISO-GUM son:

- incertidumbre de medición (mínimo valor medible del instrumento);
- mala definición del mensurado (variable a medir);
- condiciones ambientales;
- resolución de los instrumentos digitales;
- lectura imperfecta de los instrumentos analógicos;
- valor inexacto de los patrones de medición;

- aproximaciones y suposiciones incorporadas en el método de medición;
- variaciones en observaciones del mensurando bajo condiciones idénticas; y
- imperfecciones del modelo matemático; entre otros.

### 1.2.2. Técnicas de la Estadística

Para iniciar el análisis matemático se utilizan herramientas estadísticas agrupadas en dos fases (descriptivas e inferenciales); las cuales apoyadas con la teoría de la probabilidad ayudan a generalizar sus representaciones a la población (Figura 3). La fase inferencial se apoya en la descriptiva y es fundamental en el análisis multivariado sobre todo considerando que los modelos no obedecen a una tendencia fielmente lineal.



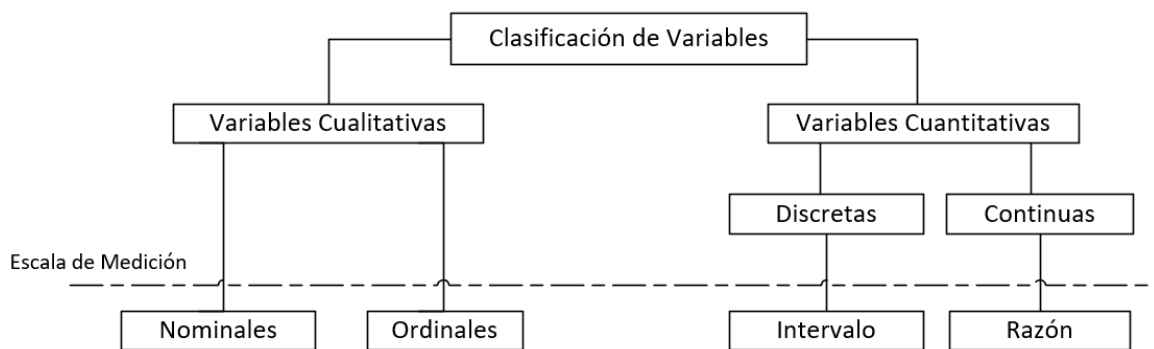
**Figura 3:** Esquema de la relación entre las técnicas estadísticas (Vargas, 2007).

**La estadística descriptiva**, permite describir significativamente un conjunto de datos mediante la presentación, organización y resumen en indicadores estadísticos. Generalmente después del análisis descriptivo se desarrolla el análisis inferencial.

**La estadística inferencial**, permite hacer un proceso inductivo para determinar los parámetros de la población con base en observaciones de una muestra seleccionada en el estudio y utiliza la teoría de la probabilidad.

### 1.2.3. Clasificación de las variables

Una variable es una característica observable o medible, que puede expresarse en varias categorías. Los valores pueden presentar relaciones de causalidad, covariación, dependencia e influencia. Las variables son los aspectos a medir y constituyen un elemento básico de las hipótesis. En la Figura 4 se muestra la clasificación de las variables y sus elementos constituyentes, el tipo de variable utilizado es fundamental para decidir el tipo de regresión lineal a utilizar.

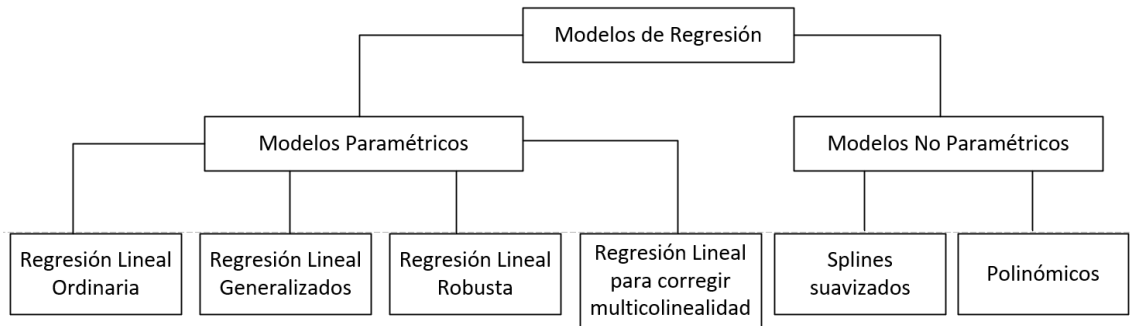


**Figura 4:** Clasificación de las variables (Vargas, 2007).

### 1.3. Modelos de regresión lineal multivariable

Según Bonilla *et al.* (2003), para modelar se puede elegir entre modelos paramétricos y no paramétricos. El objetivo principal de los modelos se centra en estimar la función que permita ajustar con la máxima exactitud las observaciones de la muestra, de manera que el error incurrido en la predicción sea mínimo. Dependiendo de que la forma funcional de  $f(x)$  sea conocida o desconocida, se tiene la opción de modelos paramétricos o no paramétricos (Figura 5). El problema conlleva una decisión no estructurada, ya que no existe ningún patrón estandarizado que establezca qué variables utilizar, a lo que se añade la dificultad de tener que especificar a priori una forma funcional.





**Figura 5:** Modelos de regresión paramétricos y no paramétricos (Bonilla *et al.*, 2003).

Los modelos paramétricos tienen innumerables aplicaciones y la regresión lineal ordinaria es la más conocida por su facilidad de aplicación, además la distribución normal del error se satisface con este modelo de regresión. El modelo de regresión generalizado se utiliza para resolver la heterocedasticidad del error (varianza no constante del error). Los modelos robustos corrigen los defectos de los valores influyentes y existen modelos elásticos que corrigen la multicolinealidad de las variables regresoras.

Sin embargo, muchos de los problemas ingenieriles o de investigación presentan soluciones no lineales que se pueden expresar en modelos no paramétricos polinómicos o “splines” pero su gasto computacional es muy alto y muchas veces los modelos matemáticos obtenidos son muy complejos y no pueden aplicarse fácilmente en la práctica.

De acuerdo con Bonilla *et al.* (2003), la diferencia fundamental entre los modelos paramétricos y no paramétricos es la siguiente:

Se supone que la variable dependiente “Y” se explica mediante la expresión:

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) + \varepsilon, \text{ donde:}$$

- $X_i$  son las variables explicativas y/o dependientes;
- $\varepsilon$  es la perturbación aleatoria; y

- $f_{(x)}$  la función que determina la relación existente entre las variables utilizadas.

Los modelos paramétricos suponen conocida la forma funcional de  $f_{(x)}$  (por ejemplo,  $f_{(x)} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$ ), reduciéndose el problema a determinar los parámetros que la definen ( $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ , en el caso mencionado). Por su parte, los modelos no paramétricos no tratan de encontrar los parámetros de una función conocida, o conociendo una estructura funcional a priori, sino que emplean formas funcionales flexibles que aproximen la función objetivo y son de aplicación general.

### 1.3.1. Modelo de regresión lineal múltiple ordinaria

El análisis de regresión lineal múltiple ordinaria se desarrolla para explicar una variable dependiente, “Y”, en función de múltiples variables independientes, “X<sub>i</sub>”.

Las ecuaciones que se describen a continuación fueron desarrolladas por Pearson, 1995 y Calderón *et al.*, 2019. Esta metodología para calcular los coeficientes del modelo de regresión lineal ( $\beta$ ) utilizan el álgebra lineal y permitió desarrollar el modelo matemático del consumo de combustible.

El modelo de la ecuación (1) es la representación de los modelos lineales multivariantes.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (1)$$

Este modelo toma la forma genérica, ecuación (1A); para una muestra de la población de “n” observaciones, con “k” variables independientes:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \dots + \beta_k X_{ik} \pm \varepsilon_i \quad (1A)$$

Donde:

- $Y_i$  representa la variable dependiente para cada observación;
- $X_{ik}$  representa la forma general de las variables independientes;
- $\beta_k$  representa los parámetros de la regresión para “ $k$ ” variables independientes: y
- $\varepsilon_i$  representa la matriz de errores.

Al expandir la ecuación (1A) para cada uno de sus términos regresores (“ $k$ ” variables) y para “ $n$ ” observaciones de la población se obtiene el sistema de ecuaciones (2):

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= \beta_0 + \beta_1 X_{11} + \beta_2 X_{12} + \beta_3 X_{13} + \cdots + \beta_k X_{1k} + \varepsilon_1 \\
 Y_2 &= \beta_0 + \beta_1 X_{21} + \beta_2 X_{22} + \beta_3 X_{23} + \cdots + \beta_k X_{2k} + \varepsilon_2 \\
 Y_3 &= \beta_0 + \beta_1 X_{31} + \beta_2 X_{32} + \beta_3 X_{33} + \cdots + \beta_k X_{3k} + \varepsilon_3 \\
 &\vdots \\
 Y_n &= \beta_0 + \beta_1 X_{n1} + \beta_2 X_{n2} + \beta_3 X_{n3} + \cdots + \beta_k X_{nk} + \varepsilon_n
 \end{aligned} \tag{2}$$

Este sistema de ecuaciones mostrado en la ecuación (2) se expresa de forma matricial, como se muestra en la matriz de la ecuación (3):

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & X_{13} & \cdots & X_{1k} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & X_{23} & \cdots & X_{2k} \\ \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & & & & & \cdot \\ \cdot & & & & & \cdot \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} & \cdots & X_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \tag{3}$$

Y se representa en su forma matricial genérica en la ecuación (4):

$$Y = \beta X + \varepsilon \tag{4}$$

Donde:

- $Y$  representa la matriz de variables respuesta o dependientes;
- $\beta$  representa la matriz de coeficientes;
- $X$  representa la matriz de variables estímulo o independientes; y
- $\varepsilon$  representa la matriz de errores.

La regresión lineal múltiple ordinaria busca los parámetros “ $\beta$ ” que minimizan el error cuadrático “ $\varepsilon^2$ ” por tanto se expresa como el mínimo de los errores medios cuadráticos de las ecuaciones (5.1, 5.2 y 5.3):

$$\text{Mínimo } [\varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2 + \varepsilon_3^2 + \dots + \varepsilon_n^2] = \quad (5.1)$$

$$\text{Mínimo } [\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3 + \dots + \varepsilon_n] = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$\text{Mínimo } [\varepsilon^T \varepsilon] = \quad (5.3)$$

Reemplazando (4) en (5.3) y resolviendo la minimización, se obtiene la función “F” en la ecuación (6):

$$\begin{aligned} [\varepsilon^T \varepsilon] &= [(Y - \beta X)^T (Y - \beta X)] \\ &= (Y^T - (\beta X)^T)(Y - \beta X) \\ &= (Y^T - \beta^T X^T) (Y - \beta X) \\ &= (Y^T Y - \beta^T X^T Y - Y^T X \beta + \beta^T X^T X \beta) \\ &= (Y^T Y - 2 Y^T X \beta + \beta^T X^T X \beta) \end{aligned}$$

$$F = [\varepsilon^T \varepsilon] = (Y^T Y - 2 Y^T X \beta + X^T X \beta^2) \quad (6)$$

La gradiente se aplica en la ecuación (6) y se iguala a cero como se muestra en la ecuación (7), para minimizarla y encontrar los parámetros “ $\beta$ ” de la ecuación (8), en su forma matricial.

$$\nabla(f) = \frac{\partial(F)}{\partial(\beta)} = -2 Y^T X + 2 X^T X \beta = 0 \quad (7)$$

$$\beta = (X^T X)^{-1} Y^T X \quad (8)$$

La ecuación (8) representan los parámetros “ $\beta$ ” que minimizan el error del modelo matemático obtenidos a través de los datos recopilados; es decir, son los parámetros o coeficientes más eficientes del modelo de regresión lineal múltiple a nivel poblacional.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} Y^T X \quad (9)$$

Los coeficientes “ $\beta$ ” de las variables independientes de la ecuación (9) representan los coeficientes estimados con los datos muestrales y con ellos se obtiene la variable dependiente estimada ( $\hat{Y}$ ) de la ecuación (11) al reemplazar (9) en (10). El error del modelo se calcula en la ecuación (12):

$$\hat{Y} = \hat{\beta} X \quad (10)$$

$$\hat{Y} = ((X^T X)^{-1} Y^T X) X \quad (11)$$

$$\varepsilon = Y - \hat{Y} \quad (12)$$

Donde:

- $Y$  representa la variable dependiente independiente poblacional;
- $\beta$  representan los coeficientes de las variables independientes;
- $\hat{Y}$  representa la variable dependiente estimada;
- $\hat{\beta}$  representa el coeficiente de las variables independientes estimados;
- $X$  representa la variable independiente poblacional; y
- $X^T$  representa la transpuesta de la variable independiente.

Las ecuaciones (9), (11) y (12) permiten construir el modelo matemático con base en la regresión lineal múltiple y manipulando una muestra de la base de datos reunida entre septiembre del 2019 y enero del 2020.

Para utilizar el modelo de regresión lineal múltiple ordinario y obtener los estimadores de los parámetros desconocidos se debe cumplir un conjunto de supuestos, para el uso adecuado e interpretación del modelo de regresión lineal múltiple. Algunos de estos supuestos se requieren para el análisis de inferencia de los parámetros (Vargas, 2007).

### 1.3.1.1. Supuestos del Modelo de regresión lineal múltiple ordinaria (Court y Williams, 2011)

Considerando que:

- $\varepsilon$  error del modelo;
- $E$  esperanza matemática o media poblacional;
- $i, j$  prefijos de columna y fila de una matriz;
- $X_i$  variables independientes;
- $K$  número de variables independientes;
- $N$  número de observaciones de la muestra o población;
- $Var$  varianza del error;
- $Cov(\varepsilon|X)$  covarianza del error y las variables independientes  $X_i$ ;
- $\varepsilon^T$  transpuesta del error;
- $\Sigma$  desviación estándar del error; y
- $I$  matriz identidad;

De acuerdo con Court y Williams, (2011) los supuestos más importantes se detallan a continuación:

**Supuesto 1:** El modelo asume que la relación entre las variables se modela a través de una función lineal. Es importante entender que la linealidad está ligada a los coeficientes “ $\beta$ ” estimadas y no a las variables independientes “ $X$ ”.

**Supuesto 2:** El valor esperado de los errores es igual a cero (ecuación 13); esto implica que la suma de los errores tiende a cero:

$$E(\varepsilon) = 0 \quad (13)$$

**Supuesto 3:** La varianza de los errores ( $\sigma$ ) es homocedástico<sup>5</sup> (ecuación 14) y la autocorrelación entre errores contemporáneos es cero (ecuación 14), esto implica que la varianza de los errores es constante y no existe correlación entre errores:

$$\text{Var}(\varepsilon^2) = E(\varepsilon^T \cdot \varepsilon) = \sigma \text{ para } i = j \quad (14)$$

$$\text{Var}(\varepsilon^2) = E(\varepsilon^T \cdot \varepsilon) = 0 \text{ para } i \neq j \quad (15)$$

**Supuesto 4:** La varianza de los errores se distribuye como una distribución normal con media igual a cero y desviación estándar igual " $\sigma$ " (ecuación 16).

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma I) \quad (16)$$

Los errores del modelo de regresión lineal ordinario obedecen a una distribución normal con media cero y varianza constante a lo largo de toda la regresión.

**Supuesto 5:** La covarianza de los errores con las variables regresoras es cero (ecuación 17). Es decir, que los errores y las variables independientes son ortogonales y no existe correlación entre ellas.

$$\text{Cov}(\varepsilon_i \cdot x_i) = 0 \quad (17)$$

**Supuesto 6:** El número de observaciones ( $n$ ) de la muestra es mayor que el número de parámetros a estimar ( $k+1$ ).

**Supuesto 7:** Debe existir variabilidad en los valores de "X", variable independiente. Técnicamente la varianza de "X" es un número finito positivo.

---

<sup>5</sup> En estadística se dice que un modelo presenta homocedasticidad cuando la varianza del error es constante y la covarianza entre los errores es cero (Court y Williams, 2011, p. 255).

**Supuesto 8:** No debe existir correlaciones perfectas entre las variables explicativas o regresoras, pues ello provoca que la varianza se incremente (inflación de la varianza) y los parámetros calculados no sean eficientes.

### **1.3.1.2. Estadísticos de verificación de los supuestos de la regresión lineal múltiple ordinaria**

Según Asturias corporación universitaria (2019), “los problemas más habituales de la relación lineal al tratar con datos observacionales son la falta de normalidad, heterocedasticidad, multicolinealidad y autocorrelación”. La autocorrelación no aplica en esta investigación y la presencia de normalidad, heterocedasticidad y multicolinealidad se evaluaron con los estadísticos descritos a continuación:

#### **1.3.1.2.1. Supuesto de normalidad**

Un aspecto fundamental en las investigaciones y en gran medida subvalorado es el correcto uso de las pruebas que permiten el análisis de los datos, constituyendo un aspecto común los errores estadísticos. No obstante, antes de analizar cualquier tipo de dato, el investigador deberá considerar la distribución que poseen, es decir, se debe realizar algunas pruebas de normalidad que permitan saber que pruebas estadísticas se utilizarán posteriormente para obtener los resultados (Droppelmann, 2018).

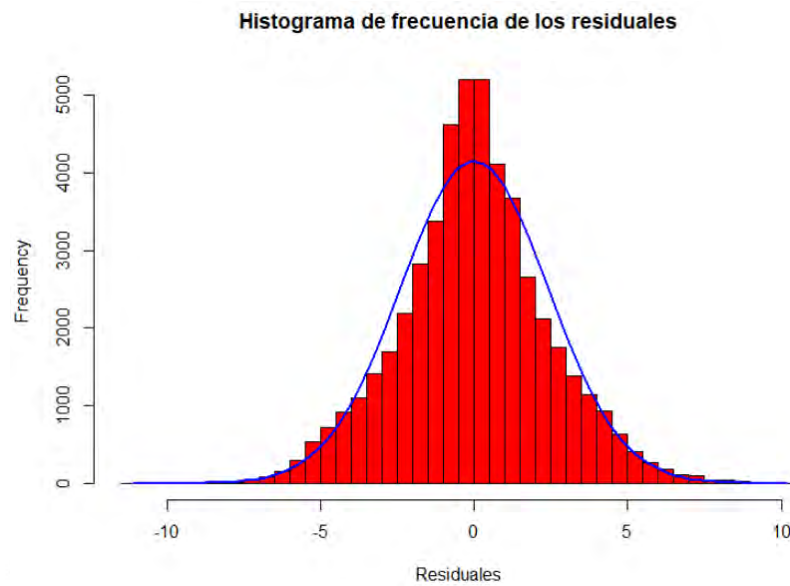
Para evaluar la normalidad, en este trabajo de tesis se realizaron pruebas gráficas (histograma del error y gráfico Q-Q) y numéricas (Shapiro Wilk). Cuando un grupo de datos satisface la distribución normal se puede aplicar los modelos paramétricos de la regresión lineal múltiple ordinaria.

#### ***Histograma frecuencias de los residuales (Figura 6)***

Hay varios modelos característicos de distribución de frecuencias, la más común de las cuales es la distribución simétrica acampanada, o distribución normal. En el estudio de



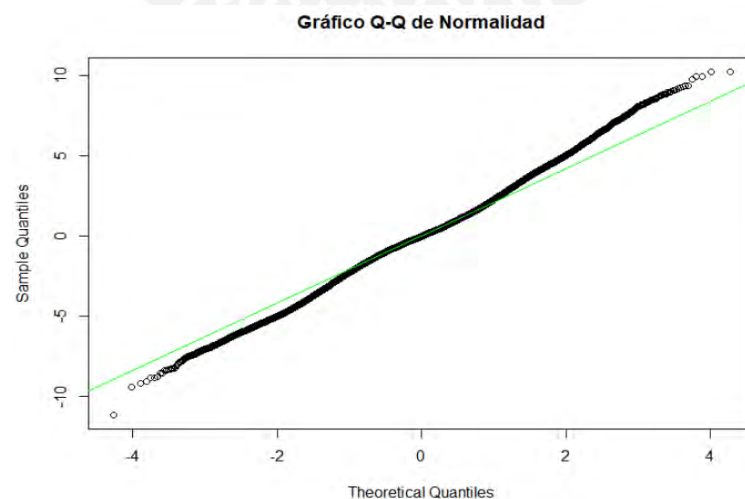
tesis desarrollado se observó que la distribución de frecuencias de los residuales sigue una distribución normal.



**Figura 6.** Histograma de frecuencias de los residuales (Datos propios).

### **Gráfico Q-Q (Figura 7)**

El gráfico probabilístico normal (Gráfico Q-Q) permite comparar la distribución empírica de un conjunto de datos con la distribución Normal. Por tanto, dicho gráfico se puede considerar como una técnica gráfica para la prueba de normalidad de un conjunto de datos (Guti, 2010).



**Figura 7:** Gráfico Q-Q de normalidad (Datos propios).

### **Shapiro Wilk**

Es una de las pruebas de bondad de ajuste más consolidadas y con mayor potencia estadística entre las existentes actualmente. Su fundamento estadístico está basado en una gráfica de probabilidad en la que se considera la regresión de las observaciones sobre los valores esperados de la distribución hipotetizada (Pedrosa *et al.*, 2015). Este estadístico se calcula a través del software R Studio.

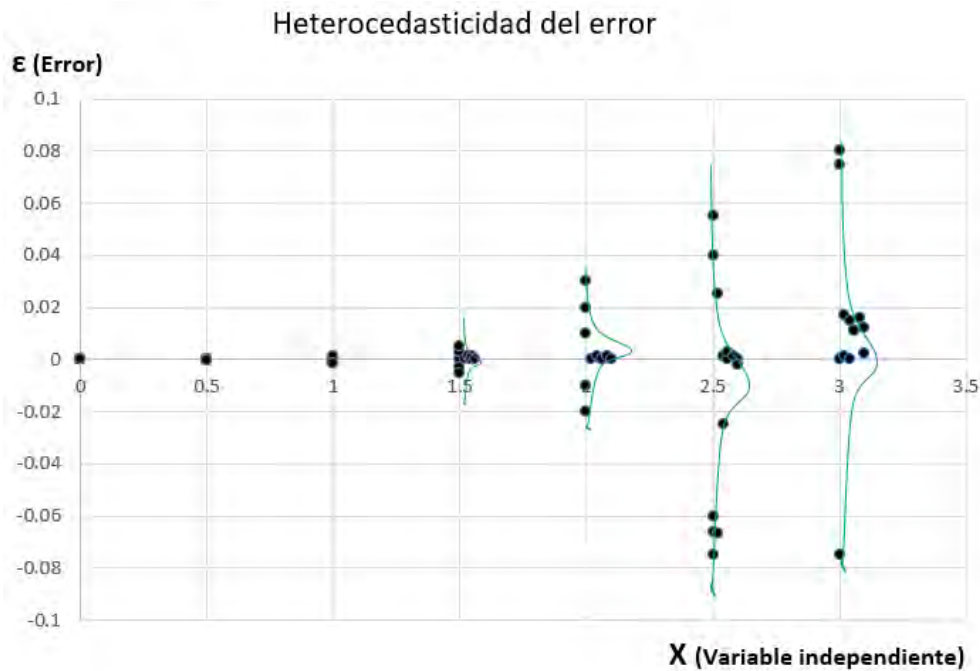
#### **1.3.1.2.2. Supuesto de Homocedasticidad del error**

En el modelo de regresión lineal múltiple ordinario, el error “ $\varepsilon$ ” debe tener una estructura de distribución normal (N). Cuando no sucede esto, el error es heterocedástico y no se cumple que,  $\varepsilon \sim N(0, \sigma)$ ; es decir, los errores no presentan media, 0 y desviación estándar,  $\sigma$ .

Esta heterocedasticidad ( $\varepsilon^2 \sim \sigma X_j$ ); donde el error cuadrático ( $\varepsilon^2$ ) tiene un comportamiento no constante y la desviación estándar ( $\sigma$ ) presenta covarianza con alguna de las variables independientes ( $X_j$ ) tiene diferentes causas:

- naturaleza de las variables;
- presencia de valores extremos e influyentes; y
- falla en la especificación del modelo, entre otros.

En la Figura 6 se observa como la distribución normal del error incrementa su media y dispersión (varianza o desviación estándar), conforme varía el valor de la variable independiente, es decir existe una correlación entre ellos, lo cual transgrede uno de los supuestos del modelo de mínimos cuadrados ordinarios.



**Figura 8:** Heterocedasticidad del error (Benites, 2020).

Las pruebas paramétricas que miden la heterocedasticidad son:

**Prueba de Breusch-Pagan (Benites, 2020)**

Este estadístico se utiliza para medir la heterocedasticidad del modelo y evalúa si el error depende de alguna o varias variables independientes; es decir, busca relaciones lineales entre el error y las variables.

La ecuación (18) muestra que el error cuadrático tiene una dependencia lineal con dos variables (existe covarianza del error con dos variables independientes):

$$\hat{\varepsilon}^2 = \delta_0 + \delta_1 X_{1i} + \delta_2 X_{2i} + \mu_i \quad (18)$$

donde:

- $\hat{\varepsilon}_i^2$  error cuadrático calculado del modelo de regresión lineal;
- $\delta_0, \delta_1, \delta_2$  coeficientes que demuestran la dependencia lineal del error  $\varepsilon$ ;
- $X_{1i}, X_{2i}$  variables independientes del modelo;
- $\mu_i$  residuos.

Este estadístico debe demostrar la hipótesis nula de la homocedasticidad (ecuación 19), donde los coeficientes  $\delta$  son cero.

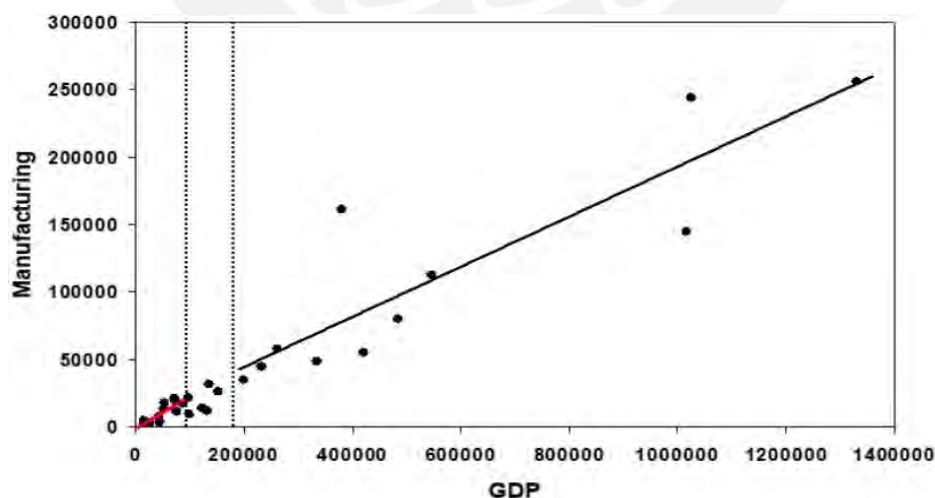
$$H_0 : \delta_1 = \delta_2 = 0, \quad \text{Homocedasticidad} \quad (19)$$

$$H_1 : \delta_1 \neq \delta_2, \quad \text{Heterocedasticidad} \quad (20)$$

Cuando se cumple la hipótesis alterna  $H_1$  (ecuación 20), el estadístico de Breusch Pagan muestra una dependencia lineal de dos regresores y se incumple el supuesto de homocedasticidad de los mínimos cuadrados ordinarios, es decir la varianza del error no es constante.

#### **Prueba de Goldfeld Quandt (Benites, 2020)**

Estadístico que prueba la homocedasticidad, su estrategia es omitir un sector de datos (normalmente una cantidad específica central) y evalúa la tendencia de ambas líneas (Figura 9). Si la varianza es constante entonces se dice que se satisface la hipótesis nula de homocedasticidad (ecuación 21); si la varianza no es constante, entonces se satisface la hipótesis alterna y se comprueba la heterocedasticidad (ecuación 22).



**Figura 9:** La prueba de Goldfeld Quandt (Benites, 2020).

Obsérvese como varía la pendiente antes y después de los datos no evaluados o truncados (primer segmento, línea roja; segundo segmento, línea negra); es decir, la

pendiente de ambos segmentos es diferente. Al tener una pendiente distinta, la desviación estándar ( $\sigma$ ) no es constante y se satisface la hipótesis alterna ( $H_1$ ) de heterocedasticidad:

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \quad \text{Homocedásticidad} \quad (21)$$

$$H_1 : \sigma_1^2 < \sigma_2^2 \quad \text{Heterocedásticidad} \quad (22)$$

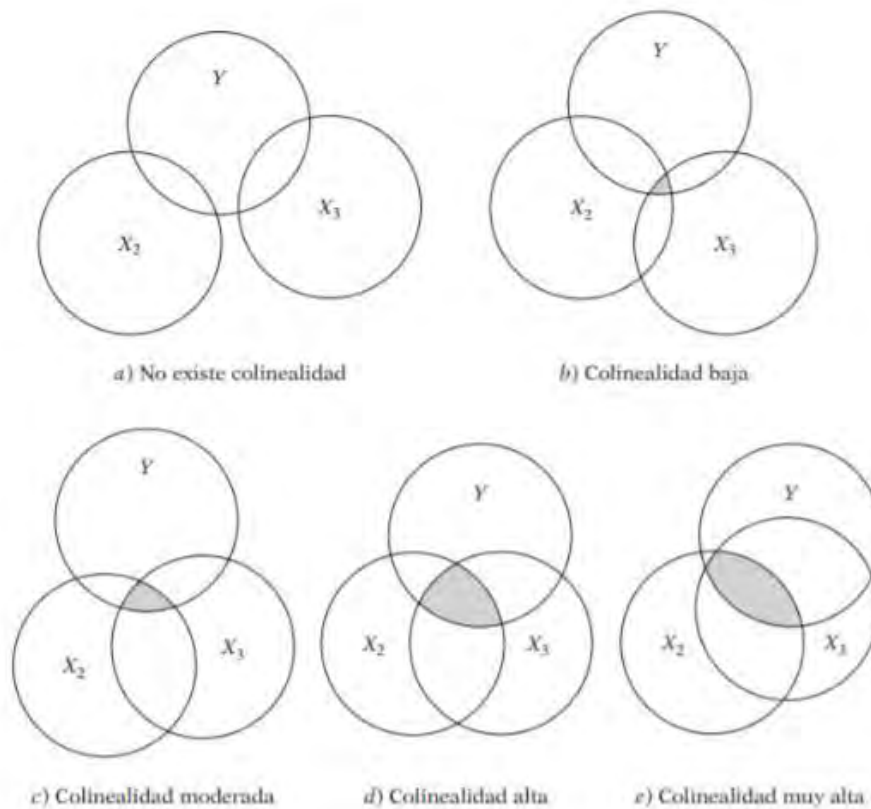
donde:

- $\sigma_1$                     desviación estándar del primer segmento (línea roja);
- $\sigma_2$                     desviación estándar del segundo segmento (línea negra);

### **1.3.1.2.3. Multicolinealidad de las variables regresoras**

En todo momento es importante que no exista relación lineal entre regresores (variables independientes); es decir, debe haber ortogonalidad (concepto vinculado a vectores) para que la inferencia sea efectiva. Sin embargo, en la mayoría de las aplicaciones esto no es posible y el grado de ortogonalidad determina el nivel de multicolinealidad existente entre las variables.

Los efectos de la multicolinealidad se muestran en la Figura 10, donde se observa las diferentes formas de colinealidad; desde la nula relación entre variables regresoras “ $X_1$ ” y “ $X_2$ ” hasta la alta correlación entre las variables regresoras afectando los resultados de la regresión en función de esta dependencia. También se observa en la figura, como esta correspondencia entre variables regresoras influye en la variable dependiente “ $Y$ ” pero sin diferenciar el aporte independiente de cada una de ellas en la variable dependiente.



**Figura 10:** Figura de Multicolinealidad de Ballentine (Damodar y Porter, 2010).

De la figura anterior se definen dos conceptos:

$$X_{ji} = \lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} \quad \text{Colinealidad perfecta} \quad (23)$$

$$X_{ji} = \lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} + v_i \quad \text{Multicolinealidad} \quad (24)$$

Pero, cuando existe linealidad perfecta se trunca la solución de la matriz de coeficientes de los parámetros de los mínimos cuadrados ordinarios.

### **Factor inflacionario de la varianza**

Cuando existe multicolinealidad, los estimadores de mínimos cuadrados ordinarios siguen siendo los mejores estimadores lineales insesgados, pero poco o nada significativos; por esto, siendo la multicolinealidad un estimador importante que afecta la efectividad de los parámetros de la regresión, existe un parámetro que permite identificar aquellos regresores que muestren multicolinealidad entre ellos y es conocido

como factor inflacionario de la varianza (FIV en adelante) y mide qué tanto aumenta la varianza de los coeficientes estimados de la regresión lineal múltiple si las variables independientes están correlacionados, ecuación (26).

$$\text{var}(\hat{\beta}) = \hat{\sigma}^2 (X^T X)^{-1} \quad (26)$$

El FIV, ecuación (27), se calcula a través de los coeficientes de determinación<sup>6</sup> “ $R_j$ ” del ajuste de multicolinealidad de la variable regresora correspondiente, que tiene la forma de la ecuación (28):

$$FIV_j = \frac{1}{(1 - R_j^2)} \quad (27)$$

$$X_{ji} = \lambda_0 + \lambda_1 X_{1i} + \lambda_2 X_{2i} + \dots + \lambda_k X_{ki} + v_i \quad (28)$$

donde:

- $\hat{\beta}$  coeficientes estimados de la regresión lineal múltiple;
- $\hat{\sigma}^2$  desviación estándar de la regresión lineal múltiple;
- $X_{ji}$  variables independientes de la regresión lineal múltiple;
- $R_j$  coeficientes de determinación de la multicolinealidad;
- $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_k$  coeficientes estimados de la multicolinealidad; y
- $\mu_i$  residuos de la multicolinealidad.

donde  $R_j$  representa cuanto de la varianza de  $\beta_j$  está siendo afectada (inflación) por la multicolinealidad en  $X_{ji}$ . Cuando no existe relación entre las variables independientes ( $R_j^2 = 0$ ), el  $VIF = 1$  y cuando existe una relación perfecta entre las variables

---

<sup>6</sup> El **coeficiente de determinación** es la proporción de la varianza total de la variable explicada por la regresión.

independientes ( $R_j^2 = 1$ ), el VIF tiende al infinito. VIF mayores a 10 indican fuerte multicolinealidad y debe corregirse.

El modelo matemático muestra la relación entre las variables conductuales y operacionales con el consumo de combustible, pero deben satisfacer los principales supuestos de la regresión lineal.

El modelo matemático elegido es aquel que mejor representa a la base de datos a través de criterios de bondad del ajuste y calidad del modelo. Lo anterior se consigue evaluando a través de los siguientes estadísticos:

- Coeficiente de determinación ajustado ( $R^2_{\text{ajustado}}$ ).
- Error medio cuadrático (MSE, de sus siglas en inglés).
- Criterio de información de Akaike<sup>7</sup> (AIC por sus siglas en inglés).

El coeficiente de determinación es la proporción de la varianza total de la variable explicada por la regresión. El coeficiente de determinación, también llamado R cuadrado, refleja la bondad del ajuste de un modelo a la variable que pretender explicar.

En estadística, el error medio cuadrático mide el promedio de los errores al cuadrado, es decir, la diferencia entre el estimador y lo que se estima. Es el criterio de evaluación más usado para problemas de regresión.

---

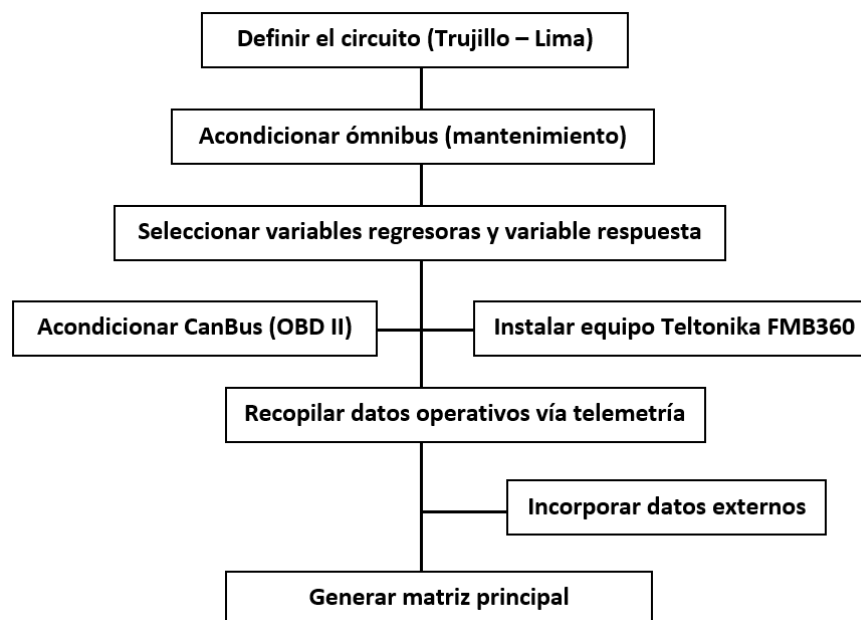
<sup>7</sup> El criterio de información de Akaike es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico, para un conjunto dado de datos. Como tal, compara la bondad de ajuste y la complejidad del modelo.



## CAPÍTULO 2

### DISEÑO EXPERIMENTAL DE LA INVESTIGACION

Este capítulo describe el proceso seguido para el acondicionamiento e instalación de los equipos que permitieron recopilar y transferir los parámetros operativos que fueron posprocesados para estructurar la matriz principal desde donde se desarrolló el modelo de regresión lineal múltiple del consumo de combustible (Figura 11).



**Figura 11:** Diseño del proceso de acondicionamiento experimental.

#### 2.1 Definición de circuito de conducción del estudio (Lima – Trujillo y viceversa)

Este circuito de conducción se seleccionó considerando que las terminales de las ciudades de Lima y Trujillo contaban con personal calificado para realizar el pesaje del ómnibus, la ruta presentaba pocas zonas sin cobertura que podrían afectar la recopilación de información y además presentaban facilidades logísticas necesarios para desarrollar el estudio (ver Figuras 12, 13 y 14). Así mismo, en la Tabla 5 se describen los datos más importantes del circuito.

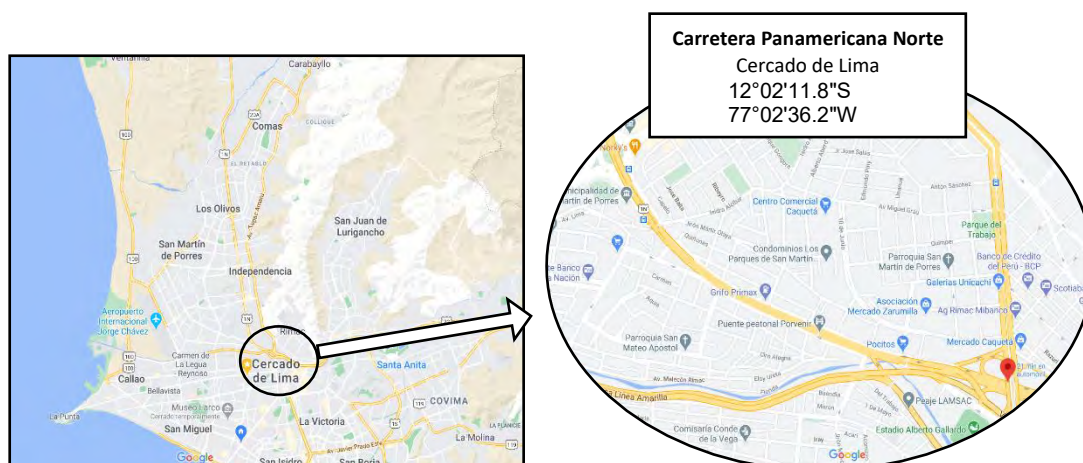
**Tabla 5:** Datos del circuito del proyecto.

**Carretera Panamericana Norte o Eje longitudinal PE-1 o Longitudinal de la Costa**, es el tramo que recorre toda la costa y es totalmente asfaltada, apreciándose paisajes desérticos y algunos tramos muy cerca de la orilla del mar (*Eje longitudinal PE-1 - Wikipedia, la enciclopedia libre*).

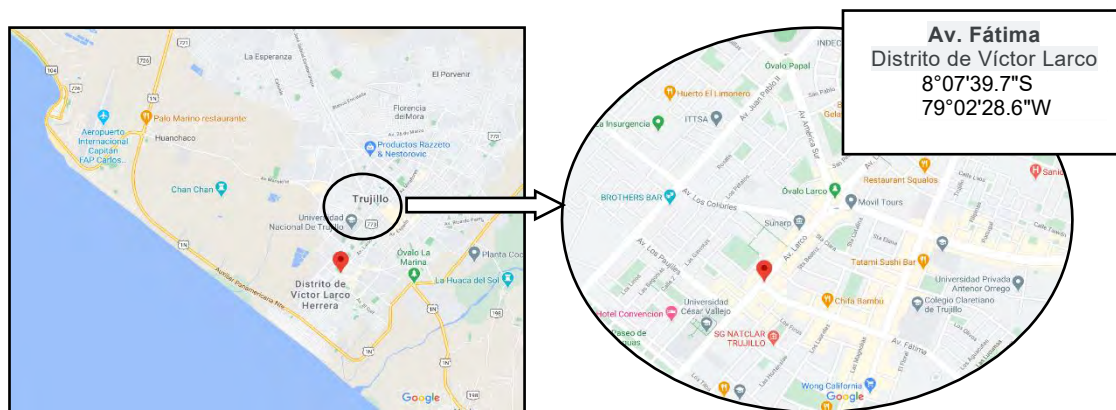
<b>Pto. Inicio</b>	Lima – Carretera Panamericana Norte, altura puente Caquetá (Figura 13)
<b>Pto. Llegada:</b>	Trujillo – Cruce de Av. Fátima y Av. Larco (Figura 14)
<b>Recorrido</b>	565 km.
<b>Altitud (Pto. Inicio)</b>	26 msnm.
<b>Altitud (Pto. Llegada)</b>	126 msnm.
<b>Altitud (Máxima)</b>	429 msnm.
<b>Temperatura Ambiente</b>	Osciló entre 13 y 20 °C.
<b>Velocidad del Viento</b>	Osciló entre 2 y 19 km/h.



**Figura 12:** Mapa vial del Perú - Tramo Lima / Trujillo (Provias Nacional, 2021).



**Figura 13:** Punto inicial/ Pan. Norte (Puente Caquetá) / Lima (Google Maps, 2021).



**Figura 14:** Punto final - Cruce de Av. Fátima y Larco / Trujillo (Google Maps, 2021).

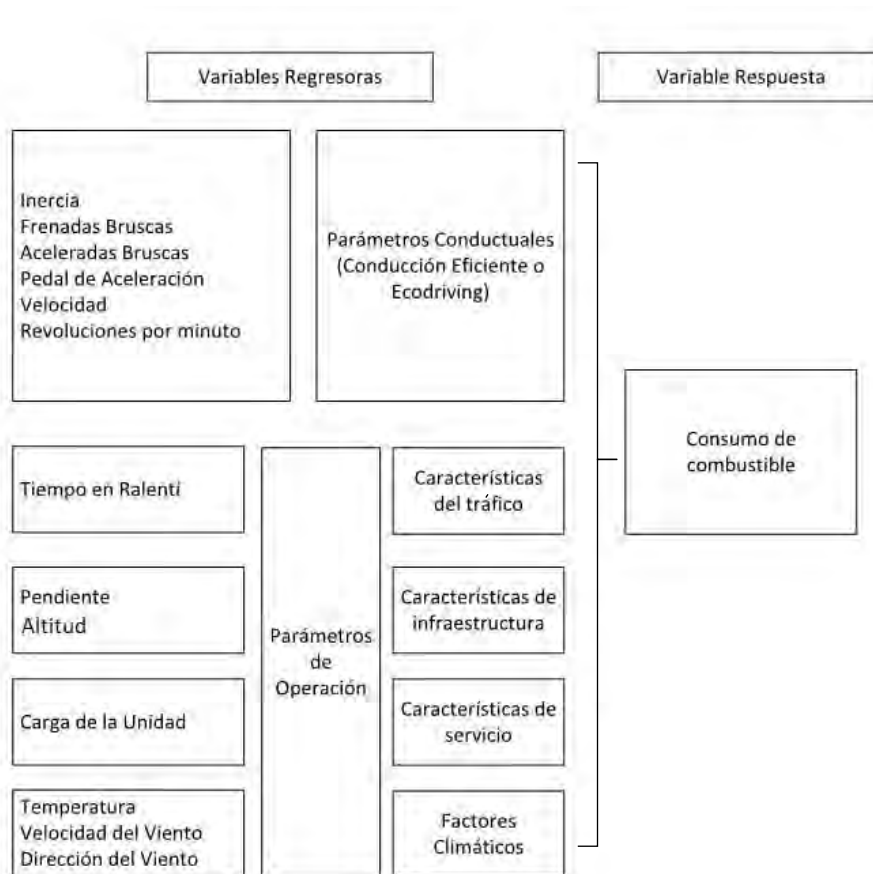
## 2.2 Acondicionamiento de ómnibus anterior a la recolección de datos

La investigación se realizó en tres (03) ómnibus marca Volvo, modelo B430R 6x2, con carrocería Marcopolo G7 Paradise 1800. Las características técnicas de estas unidades se muestran en los Anexos 1, 4 y 5. Los trabajos desarrollados antes de realizar las pruebas comprendieron una inspección general y acciones preventivas y monitoreo basado en la condición, que se detallan a continuación:

- Inspección general de los diferentes sistemas.
- Cambio de lubricante y filtros de lubricante de motor.
- Cambio de filtros de combustible primario y secundario.
- Limpieza de filtro de aire y/o cambio según condición.
- Limpieza de sensores de admisión, motor, transmisión entre otros.
- Calibración de altura de luz de válvulas e inyectores.
- Verificación de presión de aire de neumáticos.
- Verificación de remanente de profundidad de banda de neumáticos.
- Verificación y/o calibración de sistema de suspensión.
- Escaneo y eliminación de códigos registrados y/o activos según corresponda.
- Aplicación de programa de mantenimiento preventivos según corresponda.

### 2.3 Selección de variables regresoras y variable respuesta

Las investigaciones previas de Díaz *et al.* (2017), Huertas *et al.* (2017), García *et al.* (2017) y Vaezipour *et al.* (2015) fueron estudiadas para seleccionar las variables regresoras que se utilizaron en la presente tesis (Figura 15).



**Figura 15:** Selección de variables regresoras y respuesta.

En la Tabla 6 se describen cada una de las variables que se utilizaron en el estudio y en la Tabla 7 se indica la fuente (equipos) de donde se consiguió la información.

**Tabla 6:** Descripción de las variables regresoras

<b>Parámetros de conducción eficiente</b>		
<b>VARIABLES REGRESORAS</b>	<b>UNID</b>	<b>DESCRIPCIÓN</b>
Patrón de Inercia	Iner %	Indica la eficiencia en la conducción y ocurre cuando el vehículo se opera con cero o mínimo consumo, la velocidad es diferente de cero, existe un cambio enganchado, el acelerador no está presionado y normalmente bajando una pendiente o aprovechando la velocidad sin pendiente. Se mide como porcentaje de uso por viaje.
Aceleradas Bruscas	AcelB	Este patrón capta las aceleraciones bruscas del vehículo y caracteriza el abuso del acelerador. Se mide como veces por viaje.
Frenadas Bruscas	FrenB	El objetivo de este patrón es detectar las frenadas bruscas o la mala anticipación, cuando la velocidad cae por más de 20 km/h Son inseguros para la unidad e ineficientes en consumo. Se mide como veces por viaje.
Pedal de Aceleración	Acel %	Relaciona de forma directa la operación conductual del operador (pisada del acelerador) e indirectamente el cambio de velocidad con el tiempo. Se mide en tiempo real como un porcentaje.
Velocidad	Vel km/h	Relaciona el cambio de posición (o desplazamiento) con respecto al tiempo. Sus unidades son km/h.
Revoluciones del motor	Rpm rpm	Son unidades de frecuencia que determinan el número de vueltas que da el cigüeñal de un motor por cada minuto. Es un indicador de la eficiencia que tiene un motor pues de acuerdo al tipo de motor, cilindrada, fabricante; etc.; determina la economía en el consumo de combustible
<b>Parámetros de operación</b>		
Patrón de Ralentí	Ral %	Tiene una significativa influencia sobre el consumo de combustible. Este patrón detecta los periodos de tiempo donde el vehículo este encendido sin movimiento. Se mide como porcentaje de uso por viaje y evidencia el tráfico de la ruta.
Pendiente	Pend %	El sistema de coordenadas geográficas es un sistema que referencia cualquier punto de la superficie terrestre y que utiliza para ello coordenadas angulares, latitud (norte o sur) y longitud (este u oeste) y la altitud. Estas coordenadas, conjuntamente con el recorrido, servirán para determinar la pendiente.
Altitud	Alt msnm	Se denomina altitud a la distancia vertical que existe entre cualquier punto de la Tierra en relación al nivel del mar.
Carga del vehículo	Carg ton	Se consideró: peso de la unidad, peso de los pasajeros (incluyendo tripulación) y peso bodega (equipaje y paquetería). Esta información se consiguió pesando las unidades con un equipo Haenni Type Wheel Load Scale WL 101.
Temperatura ambiente	Tamb °C	Se consigue mediante un sensor de temperatura instalado en la carrocería que enlaza al ECM del motor.
Velocidad del viento	VelV km/h	Se tomaron 60 registros por viaje a lo largo de la ruta de estudio mediante el aplicativo Windfinder que ofrece previsiones y pronósticos meteorológicos. Este parámetro influye en la resistencia al viento de la unidad y por ende en el consumo. Da como resultante la velocidad aplicada a la carrocería que influye directamente en la aerodinámica de la unidad.
Dirección del viento	VieO °	

**Tabla 7:** Fuentes de recolección de datos.

Parámetros	Variable regresoras		Fuente
Conductual	Patrón de Inercia	Ine	OBD - Postratamiento
	Aceleradas bruscas	AcelB	OBD - Postratamiento
	Frenadas bruscas	FrenB	OBD - Postratamiento
	Pedal de Aceleración	Acel	OBD
	Velocidad de la unidad	Vel	OBD
	Revoluciones del motor	Rpm	OBD
Operacionales	Patrón de Ralentí	Ral	OBD - Postratamiento
	Pendiente	Pend	GNSS
	Altitud	Alt	GNSS
	Carga del vehículo	Carg	Manualmente
	Temperatura ambiente	Tam	OBD
	Velocidad del viento	VeIV	Windfinder
	Dirección del viento	VieO	Windfinder

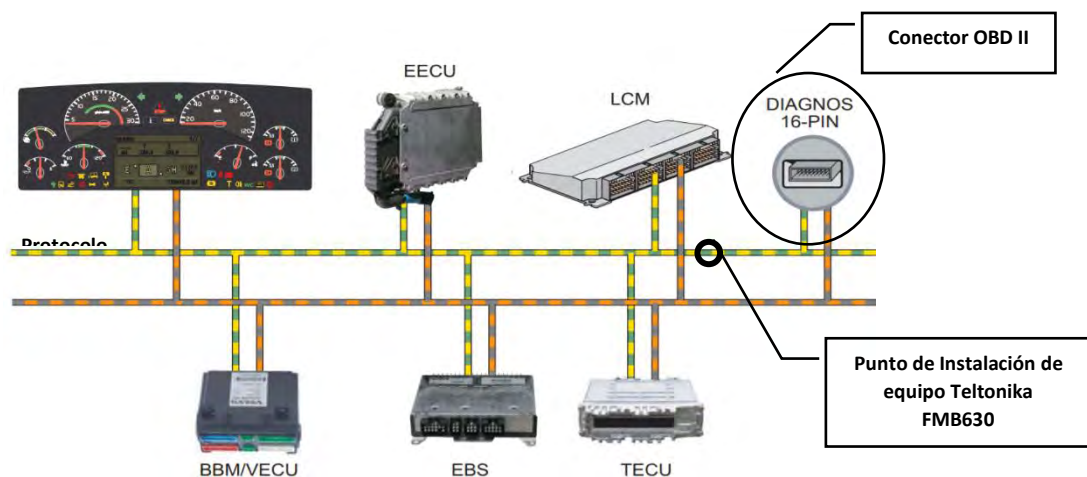
Según el “*Handbook of biological statistics*” se recomienda que el número de observaciones sea como mínimo entre diez y veinte veces el número de variables predictoras del modelo. En nuestro caso, al tener trece variables predictoras el mínimo número de muestras es doscientas sesenta (260) observaciones. Este estudio presenta una base de datos con 306918 observaciones procesadas y para desarrollar el modelo se seleccionaron 50000 observaciones a través de un muestreo aleatorio estratificado sin repetición.

#### 2.4 Acondicionamiento de CANBUS para recolección de datos de OBD II

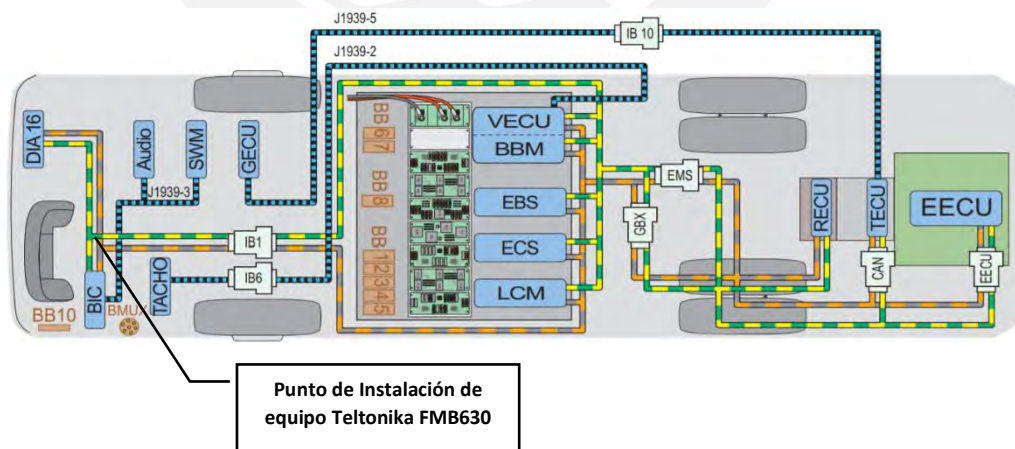
En la actualidad, los equipos industriales móviles o estacionarios han desarrollado diferentes sistemas de comunicación que permiten conectar, comunicar y gestionar los diferentes equipos electrónicos como sensores, computadoras, etc. En el caso de Volvo, utiliza el sistema CANBUS (desarrollado por BOSCH en 1991) a través del protocolo de comunicación J1939 (J1939 en adelante).

El J1939 es el protocolo de comunicación más común para servicio pesado y permite enlazar los dispositivos electrónicos que gestionan la información de las diferentes computadoras de abordo y la herramienta de diagnóstico (dispositivo OBD II).

Para el estudio se ubicó el cable J1939 que llevaba la información al OBD II. Una vez ubicado el punto de conexión se procedió a acondicionarlo a fin de proceder a conectar el equipo de navegación y telemetría, como se aprecia en las Figuras 16A y 16B.



**Figura 16A:** Protocolo J1939 y OBD II para sistemas primarios (Volvo Corp, 2004).



**Figura 16B:** Protocolo de sistemas primarios y secundarios (Volvo Corp, 2004).

## 2.5 Instalación de equipo de telemetría Teltonika FMB630

El equipo Teltonika FMB630 es un terminal GSM (“*Global System for Mobile communications*”), GNSS (“*Global Navigation Satellite System*”), y Bluetooth (ver Figuras 17 y 18) para aplicaciones profesionales complejas, que usa diferentes protocolos de comunicación (J1939, J1708, etc.). Este terminal permite la recepción y transmisión de información a través de equipos móviles; es decir, capta la información del OBD II, usando el protocolo J1939 y lo emite inalámbricamente hacia una central receptora para posteriormente descargarlo en un dispositivo portátil (laptop) para la gestión de datos correspondiente.



**Figura 17:** Equipo Teltonika FMB630 y componentes (Teltonika IoT Group, 2021).

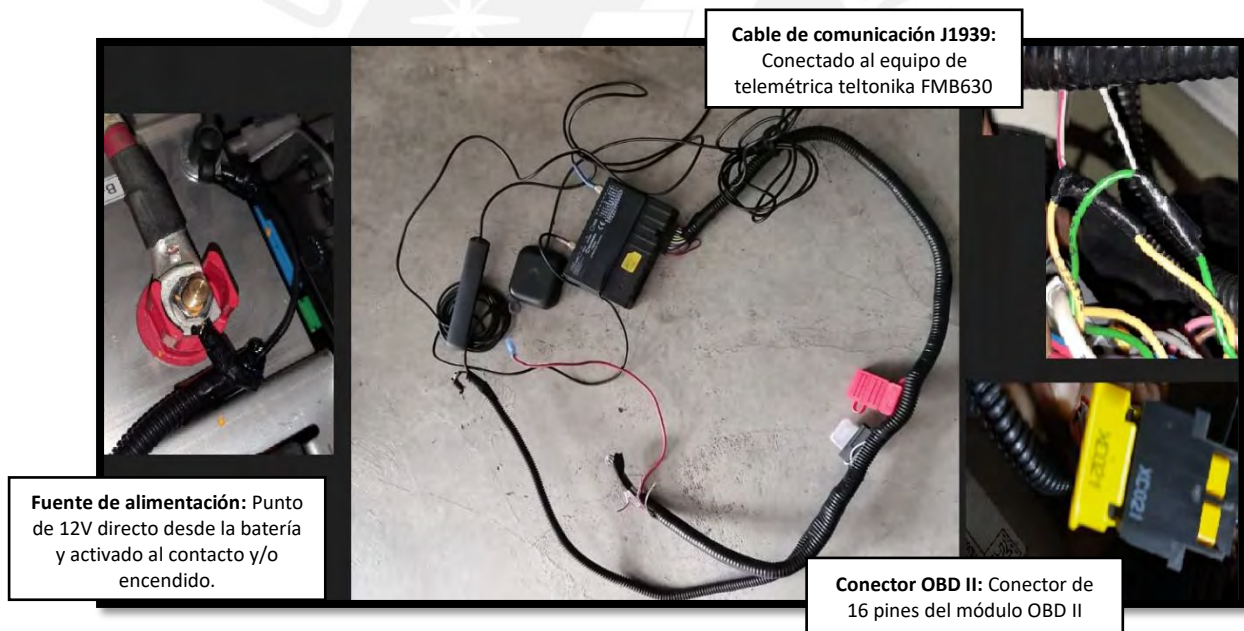
El equipo Teltonika FMB630 fue instalado entre agosto del 2019 y enero del 2020. Durante dos meses (agosto y septiembre del 2019), se realizaron pruebas de confiabilidad del equipo, ensayos para definir tiempo de muestreo, monitoreo en tiempo real, estudio de la ruta, definición de la ruta y otras pruebas de ensayo y error; anterior a la toma de datos que se inició en octubre del 2019 y concluyó en enero 2020.

Los ensayos para determinar la confiabilidad del equipo Teltonika FMB630 incluían: constatar la transferencia de datos en ruta, buscar incongruencia en los datos, validar los datos comparándolo con la información emitida por Volvo.



Para definir los tiempos de muestreo, se inició variando los tiempos de emisión de datos en 60 segundos, 30 s., 15 s., 10 s., 2 s. y 1 s. Todos los tiempos mostraron fiabilidad para la emisión de datos, a excepción de 1 s. donde se observó que el Micro SD se saturaba muy rápidamente dejando de captar y emitir información, a lo largo de la ruta hacia la central receptora. Finalmente, se decidió registrar y emitir los datos cada 2 segundos.

También se realizaron pruebas para registrar datos teniendo fijada la longitud de avance a 100 metros. Sin embargo, este dato se obtenía del GNSS y no se consiguió fijar de forma constante esta distancia debido a los problemas de tiempos de respuesta, falta de conectividad y saturación de memoria, entre otros.



**Figura 18:** Equipo Teltonika FMB630 y sus puntos de conexión, que incluyen fuente de alimentación y conexión a cable de comunicación J1939 que llega al conector del OBD II.

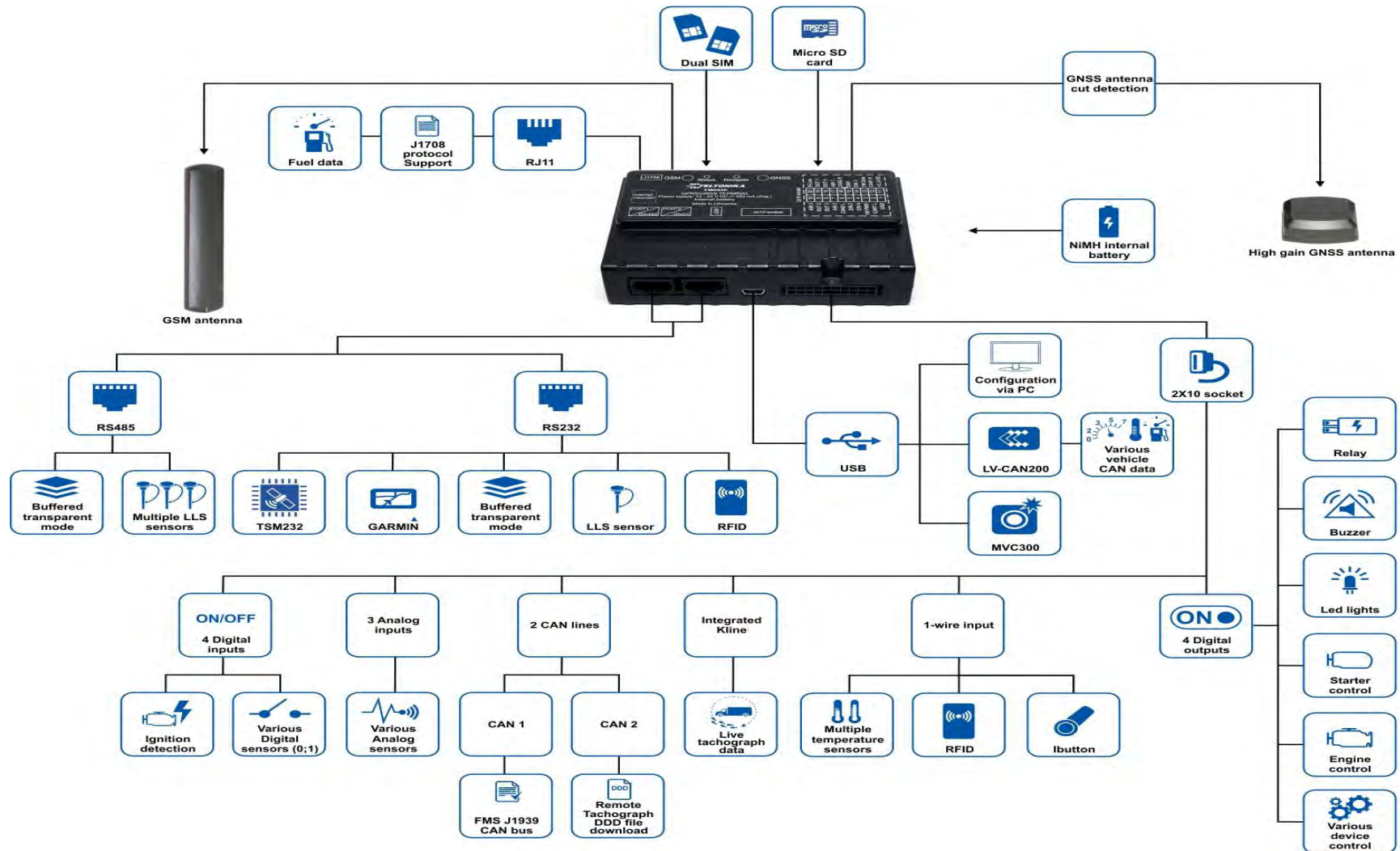


Figura 19: Esquema de sistema eléctrico y comunicaciones (Teltonika IoT Group,2021).

## 2.6 Recopilación de datos desde OBD II y equipo Teltonika FMB630

-Los datos fueron recopilados y almacenados en el Micro SD Card del equipo teltonika FMB630 para posteriormente enviarse a la central receptora, donde se descargaba para su posterior procesamiento. En la Figura 20 se muestran las plantillas de descarga de la aplicación Intel Global SAT (central receptora). Estos archivos se descargaban en extensión txt (archivo de texto) o xlsx (archivo Excel).

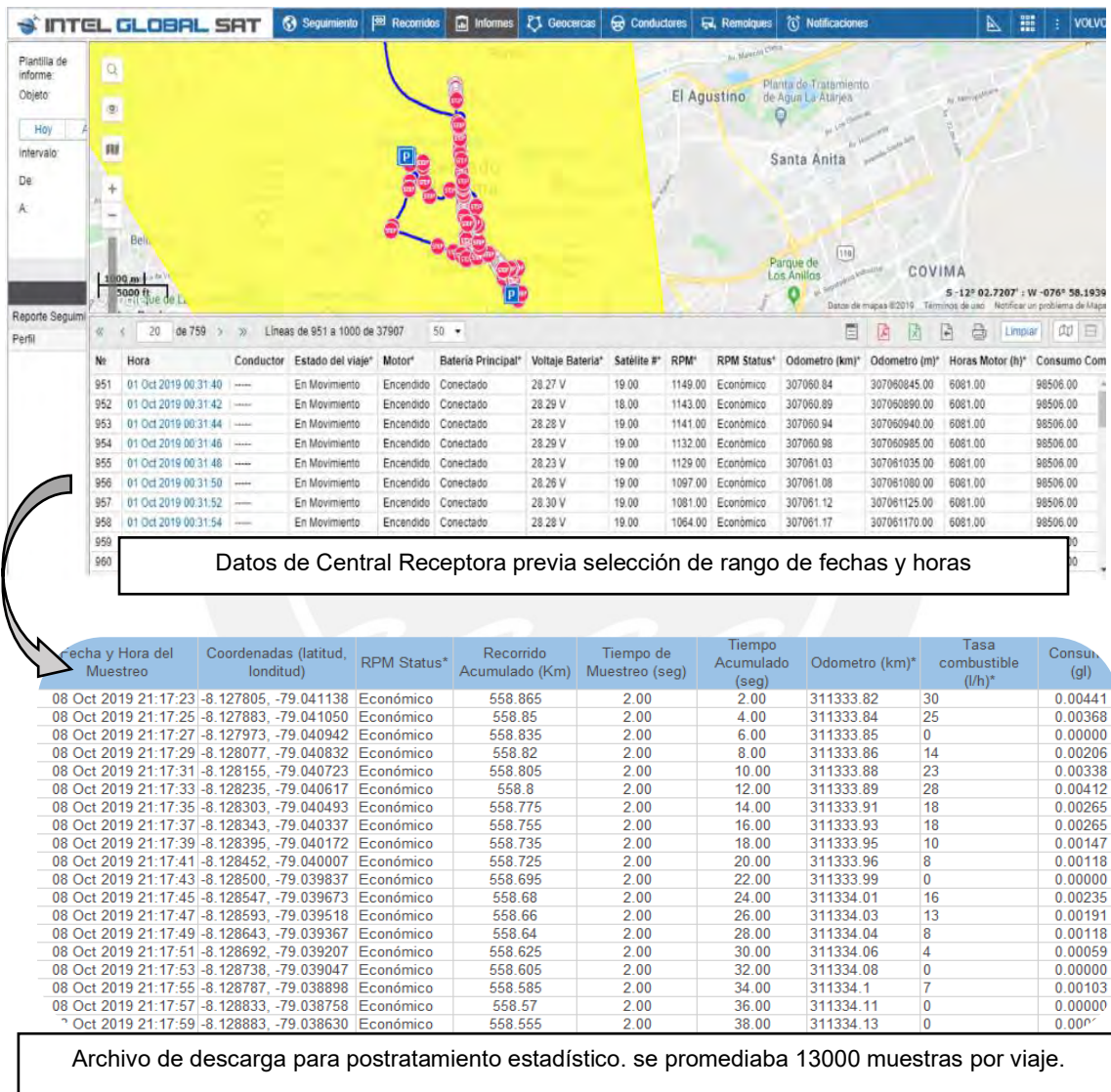


Figura 20: Recolección de datos para su posterior procesamiento.

## 2.7 Incorporación de datos externos

Posterior al procesamiento de los datos obtenidos vía telemetría se procedió a incorporar el pesaje de unidad, la velocidad y orientación del viento.

El pesaje de la unidad fue obtenido con el equipo Wheel Load Scale WL 101 marca Haenni de 10 ton. por punto de apoyo (Figura 21). El pesaje se realizaba posterior al abordaje de pasajeros, luego de la recepción y acomodamiento de los equipajes y paquetería en bodega y minutos antes de la salida del bus.



**Figura 21:** Escala de pesaje Haenni WL101.

El aplicativo “Windfinder” se utilizó para determinar la velocidad y orientación del viento (Figura 22). Se seleccionaron 60 puntos a lo largo de los 560 km de recorrido. La ubicación de estos puntos geográficos se muestra en la Tabla 8.

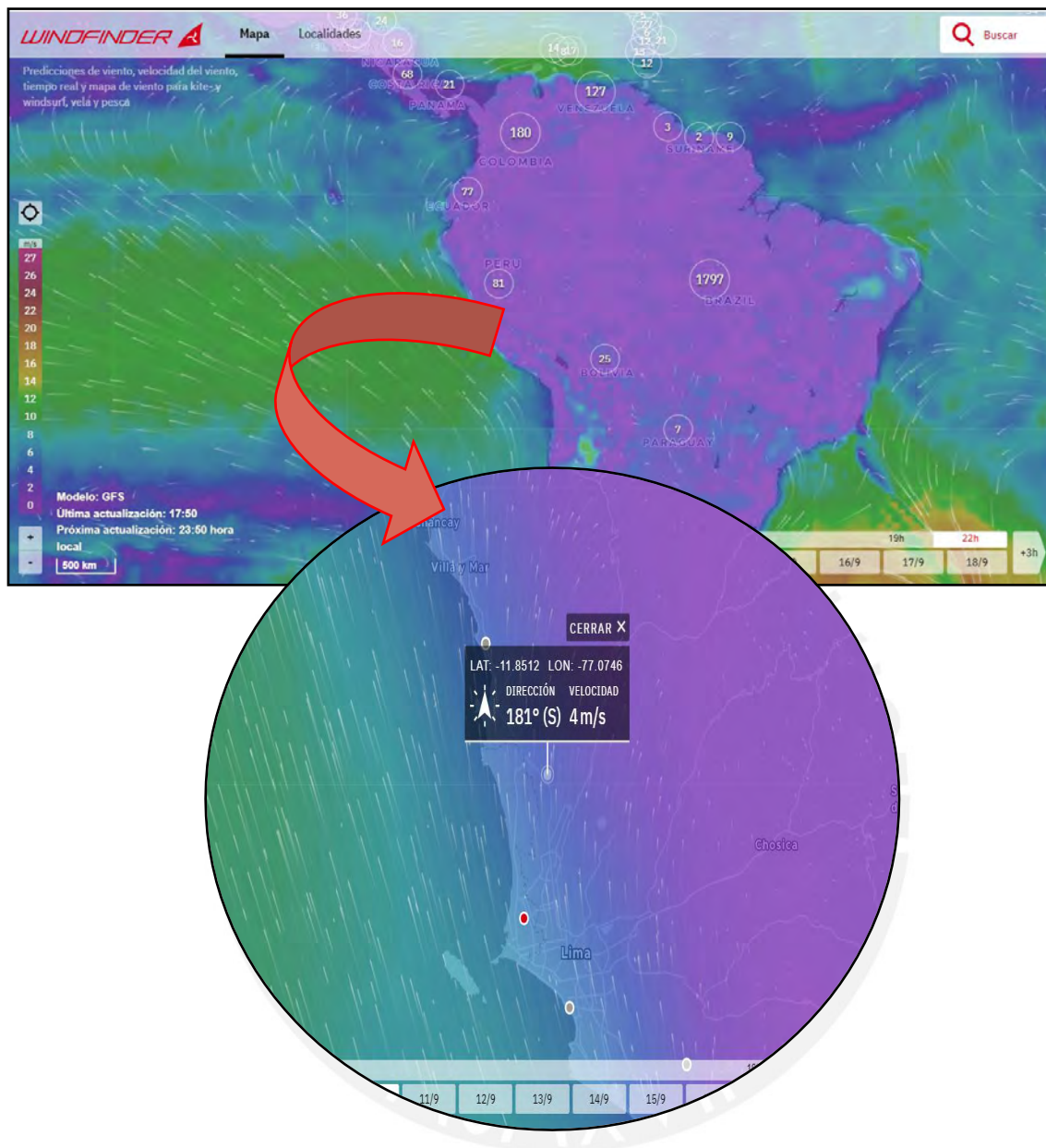


Figura 22: Velocidad y orientación del viento mediante aplicativo Windfinder.

**Tabla 8:** Ubicaciones geográficas para el registro de velocidad y dirección del viento.

Nº	Descripción de la ubicación	Coordenadas
1	Trujillo, Av Fatima	-8.127650, -79.041290
2	Trujillo, Ovalo la Marina / Panamericana con	-8.131525, -79.020787
3	Trujillo, Alto Moche - Villa Mariva	-8.197370, -78.968537
4	Trujillo, 1/3 entre Saleverry y Viru	-8.279858, -78.921150
5	Trujillo, 2/3 entre Saleverry y Viru	-8.349350, -78.881193
6	Viru, AH Victor Raul	-8.407732, -78.818273
7	Viru, Pueblo de San Jose	-8.446655, -78.739890
8	Chao, Pueblo Nuevo Chao	-8.514587, -78.685882
9	Chao, Salida de Chao frente a pampa las duna	-8.599843, -78.667638
10	Chao, Ovalo antes a pampas las dunas	-8.667140, -78.623137
11	1/2 entre Chao y Guadalupito	-8.750948, -78.633902
12	3/4 entre Chao y Guadalupito	-8.835558, -78.654233
13	Guadalupito, Recreo la Gemma	-8.923222, -78.636802
14	Santa, Playa Coishco	-9.006465, -78.618517
15	Chimbote, Vivero	-9.078710, -78.586610
16	Chimbote, Urb, Centro Sur	-9.142797, -78.515673
17	Chimbote, Frente a Playa vesique	-9.202242, -78.458782
18	Pueblo Huambacho	-9.277768, -78.417275
19	Ovalo para Ingreso a Playa tortugas	-9.350468, -78.394345
20	Ingreso a Casma	-9.472120, -78.309468
21	Salida de Casma / Rio Sechin	-9.482462, -78.287263
22	Casma, Frente a Zona Arqueológica Monumental de Chankillo	-9.579710, -78.254860
23	Casma, Frente a Punta el Huaro	-9.617110, -78.257627
24	Casma, Frente a Playa Grande	-9.768175, -78.237468
25	Casma, Frente a Playa Chica	-9.789098, -78.215626
26	Culebra, entre playa chica y campana	-9.833202, -78.183800
27	Culebra, Frente a Playa Dos Amigos	-9.910017, -78.216270
28	Culebra, Frente a Playa Corralones	-9.986850, -78.193497
29	Ciudad de Huarmey, Frente a Playa el Rincon	-10.069112, -78.156300
30	Huarmey, antes de ingreso a playa Cancer	-10.141315, -78.115590
31	Huarmey, pasando el ingreso a playa las Zorras	-10.204230, -78.049978
32	Huarmey, Frente a Playa las Zorras	-10.290358, -78.044322
33	Huarmey, Ovalo Frente a Playa gaviotas	-10.352703, -78.022675
34	Huarmey, Antes de gramadal	-10.414620, -77.964695
35	Huarmey, Frente a Punta Colorado	-10.465837, -77.915948
36	Huarmey, Frente a Playa la Bermejo	-10.547967, -77.885533
37	Paramonga, Frente a Reserva Nacional Punta La Litera	-10.630165, -77.861153
38	Ovalo de Ingreso a Paramonga,	-10.674223, -77.792890
39	Trebol de Pativilca	-10.701983, -77.778673
40	<b>Trebol de Barranca</b>	-10.739138, -77.747837
41	Supe	-10.780630, -77.717695
42	Medio Mundo	-10.924877, -77.652598
43	Entre Vegueta y Huara	-11.054460, -77.589408
44	Huacho (Salida)	-11.139542, -77.597292
45	Ingreso a Playa el Paraiso	-11.216055, -77.553755
46	Ingreso a Monte Pinar	-11.288762, -77.501172
47	Nuevo San Juan	-11.361168, -77.448715
48	Ingreso a Loma Lachay	-11.411120, -77.389625
49	Chancay, Frente a Cantera Darenas	-11.457610, -77.321700
50	Playa Calichera / Cruce cerro culebra, Chancay, Peru	-11.535487, -77.284230
51	Rio Chancay, Aucallama, Lima	-11.608648, -77.238563
52	Playa Chara y Mar, Aucallam, Lima	-11.637355, -77.206502
53	Playa el Estanque, Ancon, Lima	-11.707638, -77.177237
54	AH Las Palmeras, Ancon, Lima	-11.765645, -77.158488
55	Av. Nestor Gambeta, Ventanilla, Lima	-11.836043, -77.110435
56	AH. Las Animas Puente Piedra, Lima	-11.906752, -77.069398
57	Av. Trapiche con Panamericana, Los Olivos, Lima	-11.930768, -77.072494
58	Ovalo Naranjal con Panamericana, Los Olivos, Lima	-11.977326, -77.066181
59	Av. Tomas Valle con Panamericana, Los Olivos, Lima	-12.008941, -77.061156
60	Trebol de Av. Caqueta con Panamericana, Los Olivos, Lima	-12.036520, -77.044084

## 2.8 Generación de matriz de variables principales

En la Tabla 9 se pueden observar todos los datos que se muestran desde las diferentes fuentes (OBD, Teltonika FMB630 y Windfinder). Esta información fue recopilada y ordenada para poder calcular los tiempos de muestreo (segundos) y el recorrido (metros), pues son la base fundamental para organizar todas las variables. El sistema registra la fecha y hora del muestreo, el recorrido parcial y acumulado; con estos datos y un análisis previo se calculan el tiempo de muestreo y el recorrido de muestreo.

**Tabla 9:** Datos obtenidos a través del OBD, Teltonika FMB630 GPS y Windfinder.

VARIABLES	Detalle de la variable	Unid.	Muestra de los datos	Fuente
N°	Número de la muestra		3838	OBD II
Localización	Ubicación geográfica de la unidad		1N, Ancón, Lima, Perú	GNSS
Coordenadas	Sistema de coordenadas en latitud y longitud		-11,726715, -77145765	GNSS
Fecha	Fecha y hora de la muestra		14/10/2019 23:29	GNSS
Conductor	Nombre del conductor			GNSS
Estado del viaje	Ómnibus en movimiento o detenido		En movimiento	GNSS
Motor	Motor encendido o apagado		Encendido	GNSS
Batería principal	Estado de la batería		Conectado	GNSS
Voltaje de batería	Voltaje de la misma	V	28.24 V	GNSS
Satélite #	Satélite conectado		15	GNSS
RPM	Revoluciones por minuto del motor	rpm	1136	OBD II
RPM Status	Estatus del rpm (Económico / Alto)		Económico	OBD II
Odómetro	Recorrido de la unidad en kilómetros	km	300760.65	OBD II
Odómetro	Recorrido de la unidad en metros	mm	30076650	OBD II
Horas motor	Horas acumuladas del motor	h	5854	OBD II
Consumo de combustible	Consumo acumulado del combustible	l	93998	OBD II
Tasa de combustible	Tasa del consumo de combustible	l/h	58	OBD II
Economía instantánea	Economía del combustible instantáneo	km/l	1	OBD II
Pedal de aceleración	Desplazamiento del pedal de aceleración	%	40	OBD II
Nivel de combustible	Nivel de combustible en el tanque	%	100	OBD II
Velocidad del velocímetro	Velocidad del ómnibus captada del OBD II	km/h	67	OBD II
Embrague	Uso del embrague		Liberado	OBD II
Interruptor de freno	Uso del freno		Liberado	OBD II
Temp. Refrigerante	Temperatura del refrigerante del motor	°C	88	OBD II
Temp. Ambiente	Temperatura del ambiente	°C	16	OBD II
Inercia	Uso de I-Roll / Inercia	%	15.40%	OBD II
Ralentí	Tiempo de uso en ralentí	%	1.25%	OBD II
Aceleradas bruscas	Cantidad de aceleradas bruscas		2	OBD II
Frenadas bruscas	Cantidad de frenadas bruscas		4	OBD II
Giro	Giros muy cerrados		---	OBD II
Altitud	Altura sobre el nivel del mar	msnm	210	GNSS
Velocidad	Velocidad calculada por el GNSS	km/h	252	GNSS
Orientación	Dirección de la unidad	°	64	GNSS
Velocidad del viento	Velocidad del viento	km/h	15	Windfinder
Orientación del viento	Orientación del viento	°	215	Windfinder
Peso	Peso de la unidad	Kg	19600	Manual

En la Tabla 10 se muestran los datos ordenados de las variables regresoras se utilizaron en el estudio. Para recopilar estas variables se integraron los datos de las

diferentes fuentes sugeridas en investigaciones anteriores. Las muestras se recopilaron a cada 2 segundos, obteniendo aproximadamente de 13000 muestras por viaje.

**Tabla 10:** Datos posterior al postratamiento de las variables regresoras del estudio.

Variables	Detalle de la variable	Unid.	Muestra de los datos	Fuente
N°	Número de la muestra		3838	OBD II
Localización	Ubicación geográfica de la unidad		1N, Ancon, Lima, Perú	GNSS
Coordenadas	Sistema de coordenadas en latitud y longitud		-11,726715, -77145765	GNSS
Fecha	Fecha y hora de la muestra		14/10/2019 23:29	GNSS
Tiempo de muestreo	Tiempo de muestreo		s	Manual
Tiempo acumulado	Tiempo acumulado del viaje		s	Manual
Recorrido de la muestra	Recorrido de la muestra en metros		m	Manual
Recorrido acumulado	Recorrido acumulado en metros		m	Manual
Tasa de combustible	Tasa del consumo de combustible	l/h	58	OBD II
Economía instantánea	Economía del combustible instantáneo	km/l	1	OBD II
Consumo de combustible	Consumo acumulado del combustible	l	93998	OBD II
Inercia	Uso de I-Roll / Inercia	%	15.40%	OBD II
Ralentí	Tiempo de uso en ralentí	%	1.25%	OBD II
Aceleradas bruscas	Cantidad de aceleradas bruscas		2	OBD II
Frenadas bruscas	Cantidad de frenadas bruscas		4	OBD II
Pedal de aceleración	Desplazamiento del pedal de aceleración	%	40	OBD II
RPM	Revoluciones por minuto del motor	rpm	1136	OBD II
Carga	Peso de la unidad	Kg	19600	Manual
Velocidad del velocímetro	Velocidad del ómnibus captada del OBD II	km/h	67	OBD II
Orientación	Dirección de la unidad	°	64	GNSS
Velocidad del viento	Velocidad del viento	km/h	15	Windfinder
Orientación del viento	Orientación del viento	°	215	Windfinder
Pendiente	porcentaje de elevación por metro de avance			GNSS
Temp. Ambiente	Temperatura del ambiente	°C	16	OBD II

En la Tabla 11, se observa una base de datos que muestra parte de la matriz principal de información, posterior al postratamiento, para el desarrollo del modelo de regresión lineal múltiple.



**Tabla 11: Matriz principal de variables a utilizar en el modelo de regresión lineal múltiple.**

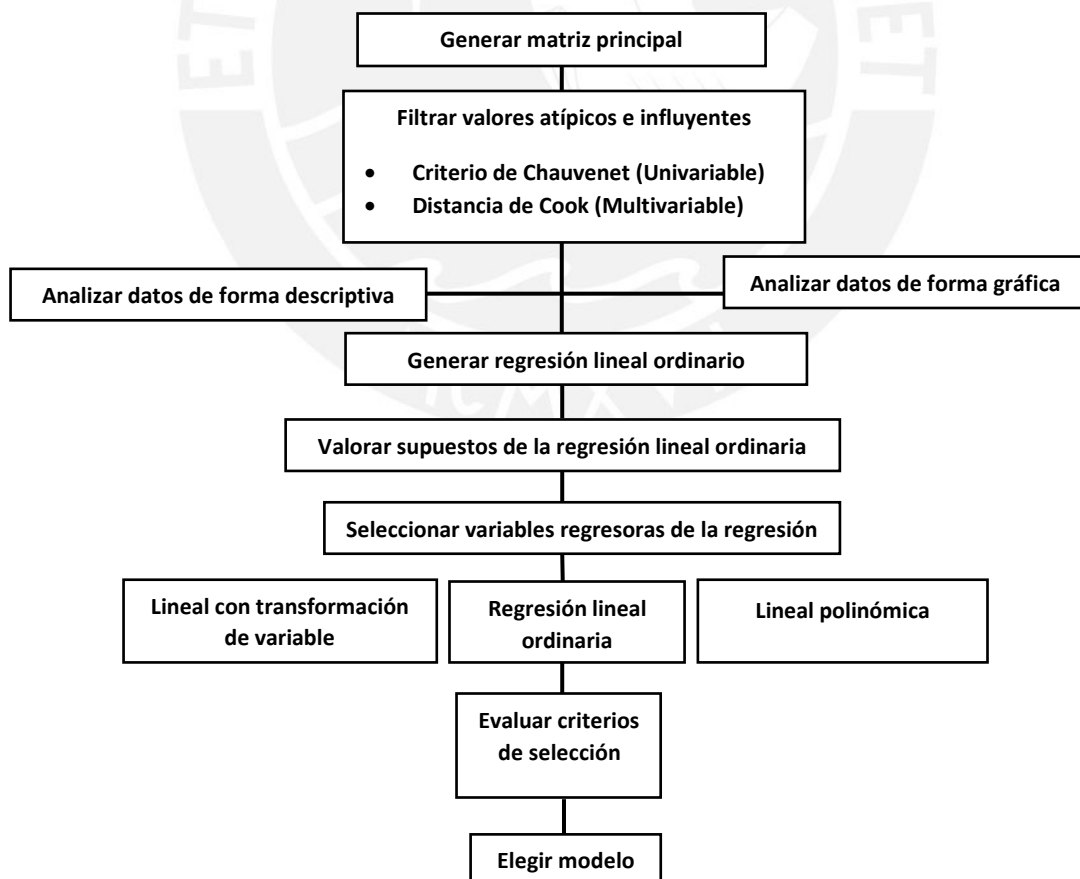
Fecha y Hora del Muestreo	Tiempo de Muestreo (s)	Tiempo Acumulada (seg)	Recorrido Muestra (m)	Recorrido Acumulado (Km)	Tasa combustible (l/h)*	Economía instantánea (km/l)*	Consumo (g/l)	Iner	Ral	FrenB	AcelB	Acel	Rpm	Carg	Vel	VelV	Alt	Pend	Tamb
19 Nov 2019 21:57:29	2	0	0	0.000	0	107	0.00000	0	0	0	0	68	931	21500.00	19.00	3.80	21	6.67	21
19 Nov 2019 21:57:31	2	2	15	0.015	39	0	0.00586	0	0	0	0	72	1132	21499.98	24.00	2.78	22	3.33	21
19 Nov 2019 21:57:33	2	4	15	0.030	11	2	0.00165	0	0	0	0	48	1239	21499.98	27.00	3.23	23	3.33	21
19 Nov 2019 21:57:35	2	6	15	0.045	8	3	0.00120	0	0	0	0	27	969	21499.97	27.00	2.02	24	4.00	21
19 Nov 2019 21:57:37	2	8	10	0.055	1	20	0.00015	0	0	0	0	29	920	21499.97	25.00	3.37	25	4.00	21
19 Nov 2019 21:57:39	2	10	15	0.070	6	4	0.00090	0	0	0	0	34	915	21499.97	25.00	2.63	26	3.33	21
19 Nov 2019 21:57:41	2	12	15	0.085	32	0	0.00480	0	0	0	0	74	962	21499.95	26.00	2.48	27	0.00	21
19 Nov 2019 21:57:43	2	14	15	0.100	40	0	0.00601	0	100	0	0	72	1105	21499.93	30.00	1.25	27	2.86	21
19 Nov 2019 21:57:45	2	16	20	0.120	34	0	0.00511	0	0	0	0	70	1254	21499.92	34.00	0.16	28	2.50	21
19 Nov 2019 21:57:47	2	18	20	0.140	25	1	0.00375	0	0	0	0	64	1349	21499.90	37.00	-0.63	29	2.50	21
19 Nov 2019 21:57:49	2	20	20	0.160	0	107	0.00000	0	0	0	0	22	1318	21499.90	37.00	-0.31	30	0.00	21
19 Nov 2019 21:57:51	2	22	20	0.180	0	107	0.00000	0	0	0	0	22	1250	21499.90	35.00	0.31	30	2.50	21
19 Nov 2019 21:57:53	2	24	20	0.200	8	3	0.00120	0	0	0	0	44	1226	21499.90	33.00	-0.31	31	0.00	21
19 Nov 2019 21:57:55	2	26	15	0.215	33	1	0.00495	0	0	0	0	70	1252	21499.88	34.00	-0.16	31	0.00	20
19 Nov 2019 21:57:57	2	28	10	0.225	18	1	0.00270	0	0	0	0	58	1318	21499.87	36.00	0.00	31	2.50	20
19 Nov 2019 21:57:59	2	30	30	0.255	8	4	0.00120	0	0	0	0	44	1298	21499.87	36.00	0.31	32	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:01	2	32	20	0.275	15	2	0.00225	0	0	0	0	51	1292	21499.86	36.00	0.00	32	-2.50	20
19 Nov 2019 21:58:03	2	34	20	0.295	5	5	0.00075	0	0	0	0	38	1228	21499.86	34.00	-0.16	31	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:05	2	36	20	0.315	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	1165	21499.86	32.00	0.31	31	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:07	2	38	20	0.335	10	2	0.00150	0	0	0	0	23	725	21499.86	31.00	0.31	31	-2.86	20
19 Nov 2019 21:58:09	2	40	15	0.350	17	1	0.00255	0	0	0	0	57	1129	21499.85	30.00	0.00	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:11	2	42	20	0.370	3	10	0.00045	0	0	0	0	30	1104	21499.85	31.00	-0.16	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:13	2	44	5	0.375	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	1044	21499.85	29.00	0.31	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:15	2	46	25	0.400	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	865	21499.85	24.00	-0.16	30	-2.50	20
19 Nov 2019 21:58:17	2	48	15	0.415	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	703	21499.85	19.00	0.16	29	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:19	2	50	10	0.425	2	6	0.00030	0	0	0	0	0	600	21499.84	16.00	-0.16	29	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:21	2	52	10	0.435	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	826	21499.84	14.00	0.31	29	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:23	2	54	5	0.440	0	107	0.00000	0	0	0	0	0	673	21499.84	11.00	-0.16	29	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:25	2	56	5	0.445	2	4	0.00030	0	1	0	0	0	602	21499.84	10.00	0.31	29	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:27	2	58	10	0.455	2	3	0.00030	0	1	0	0	0	591	21499.84	7.00	-0.47	29	10.00	20
19 Nov 2019 21:58:29	2	60	0	0.455	2	1	0.00030	0	1	0	0	0	596	21499.84	4.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:31	2	62	5	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	588	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:33	2	64	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	601	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:35	2	66	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	598	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:37	2	68	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	601	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:39	2	70	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	599	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:41	2	72	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	599	21499.84	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:43	2	74	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	599	21499.83	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:45	2	76	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	599	21499.83	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:47	2	78	0	0.460	2	0	0.00030	0	1	0	0	0	598	21499.83	0.00	0.63	30	0.00	20
19 Nov 2019 21:58:49	2	80	0	0.460	2	0	0.00030	0	0	0	0	9	594	21499.83	0.00	0.63	30	0.00	20

### CAPÍTULO 3

## METODOLOGÍA DEL MODELAMIENTO DE LA REGRESIÓN LINEAL MULTIPLE ORDINARIA

La metodología está basada en el trabajo desarrollado por García *et al.* (2017) para evaluar un modelo de regresión lineal múltiple ordinario y polinómico. Cada una de las etapas y secuencia metodológica se describe en el diagrama de flujo de la Figura 23.

El proceso se inicia con la generación de la matriz principal que se detalló en la sección 2.8. Esta matriz tiene doce variables independientes y una variable dependiente, como se muestra en la Tabla 11, las demás variables cumplen la función de ordenamiento e información para la matriz principal.



**Figura 23:** Metodología del modelamiento basado en García *et al.* (2017).

### 3.1 Filtración de valores atípicos e influyentes (Criterio de Chauvenet)

Gran parte del éxito del análisis estadístico de datos subyace en seleccionar adecuadamente la información u obtención del conjunto de datos; no obstante, la investigación no estará libre de errores de muestreo y valores anómalos (valores atípicos, discrepantes, inusitados, extraños, entre otras denominaciones) (Marcano & Fermín, 2013).

Los valores atípicos, según Hawkins; son “una observación que se desvía mucho de otras observaciones y despierta sospechas de ser generada por un mecanismo diferente”; aunque estos valores pueden aparentar ser inválidos pueden ser correctos y viceversa (Muñoz García & Amón Uribe, 2013) y es fundamental la detección de estos valores, ya sea para eliminarlos o para atenuar sus efectos en el análisis (Marcano & Fermín, 2013).

Los valores atípicos influyentes se procesaron considerando:

- Análisis preliminar, se excluyeron 1936 datos atípicos que corresponden a la condición de bus detenido con el motor apagado y contacto cerrado (esta situación no aporta información al modelo). Esta circunstancia se observó el 20 noviembre del 2019, desde las 21:17:28 horas hasta las 22:25:25 horas y se debió a la espera del bus detenido, debido a un accidente en ruta.
- El criterio de Chauvenet, estadístico para datos univariados, se aplicó en la variable tiempo de muestreo para limitar los valores de muestreo superiores a 2 segundos, obteniéndose como valor del criterio 79.4 segundos. Por tanto, toda muestra con tiempos superiores a 80 s. fueron eliminados, excluyéndose 378 muestras.

	<b>Promedio</b>	2.5 segundos
	<b>Desviación Estandar</b>	22.0 segundos
<b>Criterio de Chauvenet (Tiempo de Muestreo)</b>	<b>máximo</b>	79.4 segundos
	<b>mínimo</b>	0.0 segundos

- Distancia de Cook para datos multivariantes, mide el grado de apalancamiento (influencia) de los valores atípicos. Este método identificó 10711 observaciones de valores atípicos influyentes que generaban heterocedasticidad y evitaban que los residuos sigan una distribución normal (Figura 24). Esta imagen muestra que el error residual estándar<sup>8</sup> (RSE, por sus siglas en inglés) es 10 y su coeficiente de determinación  $R^2_{\text{ajustado}}$  es 0.7429, los valores del estadístico F y p-valor son aceptables.
- Posterior a la eliminación de los valores atípicos influyentes se consiguió la distribución normal y homocedasticidad de los residuos (Figura 26). Esta imagen muestra la disminución del error residual estándar a 2.39 y el aumento del coeficiente de determinación  $R^2_{\text{ajustado}}$  a 0.9761; una mejora que permite la predictibilidad del modelo.

La distancia de Cook, la máxima aceptable calculada, se muestra líneas abajo y es un valor determinante para discriminar que muestras ingresaran a la matriz principal para el modelamiento de la regresión lineal múltiple.

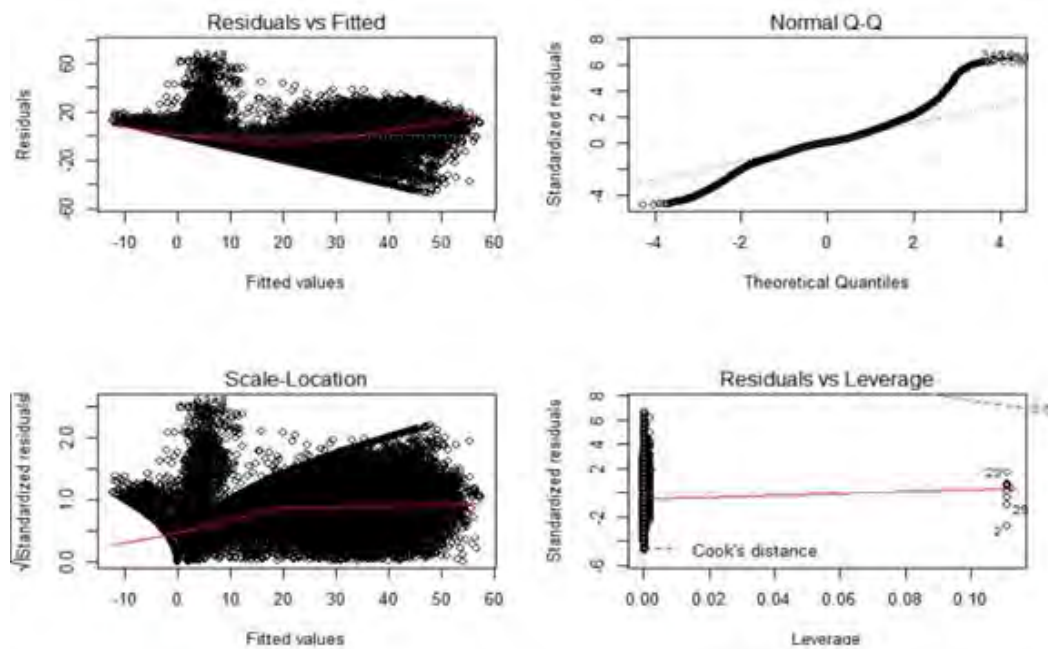
**Distancia de Cook máximo aceptable:**  $1.3132 \times 10^{-5}$

En la Tabla 12 se resumen las cantidades eliminadas de acuerdo con cada uno de los criterios antes mencionados. Los datos atípicos e influyentes eliminados de la matriz representan el 4.24%. Griffin et al. (2010) señala que en aplicaciones prácticas se muestran un sesgo considerable para concentraciones de valores atípicos superior al 10%; por tanto, solo se deben aceptar valores menores a este porcentaje.

**Tabla 12:** Criterios de eliminación de observaciones atípicas influyentes.

Criterios de eliminación de datos	Observaciones eliminados		Observaciones restantes	
	Cantidad	Porcentaje parcial (%)	Cantidad	Porcentaje acumulado (%)
Datos iniciales			306918	100.00%
Análisis Preliminar	1936	0.63%	304982	99.37%
Criterio de Chauvenet	378	0.12%	304604	99.25%
Criterio de Distancia de Cook	10711	3.49%	293893	95.76%

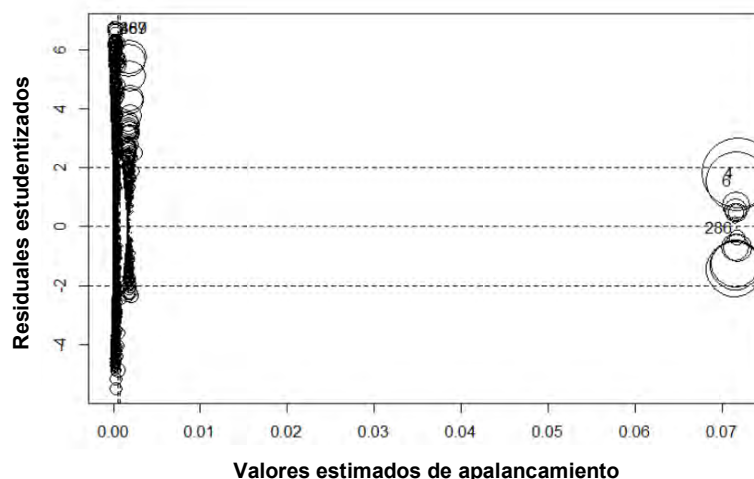
<sup>8</sup> La desviación **estándar** de los residuos es una medida de qué tan bien se ajusta a los datos una recta de regresión. Es también conocida como el **error** cuadrático medio



**Error residual estándar:** 10 sobre 49987 grados de libertad<sup>9</sup>, **R<sup>2</sup>:** 0.7429 y **R<sup>2</sup><sub>ajustado</sub>:** 0.7430, **Estadístico F<sup>10</sup>:** 1.203e+04 sobre 15 y 49987 grados de libertad, **p-valor<sup>11</sup>:** <2.2e-16

**Figura 24:** Análisis gráfico de residuales con los valores atípicos influyentes (Datos propios).

En la Figura 25 se observa el grado de influencia y/o apalancamiento de las muestras.



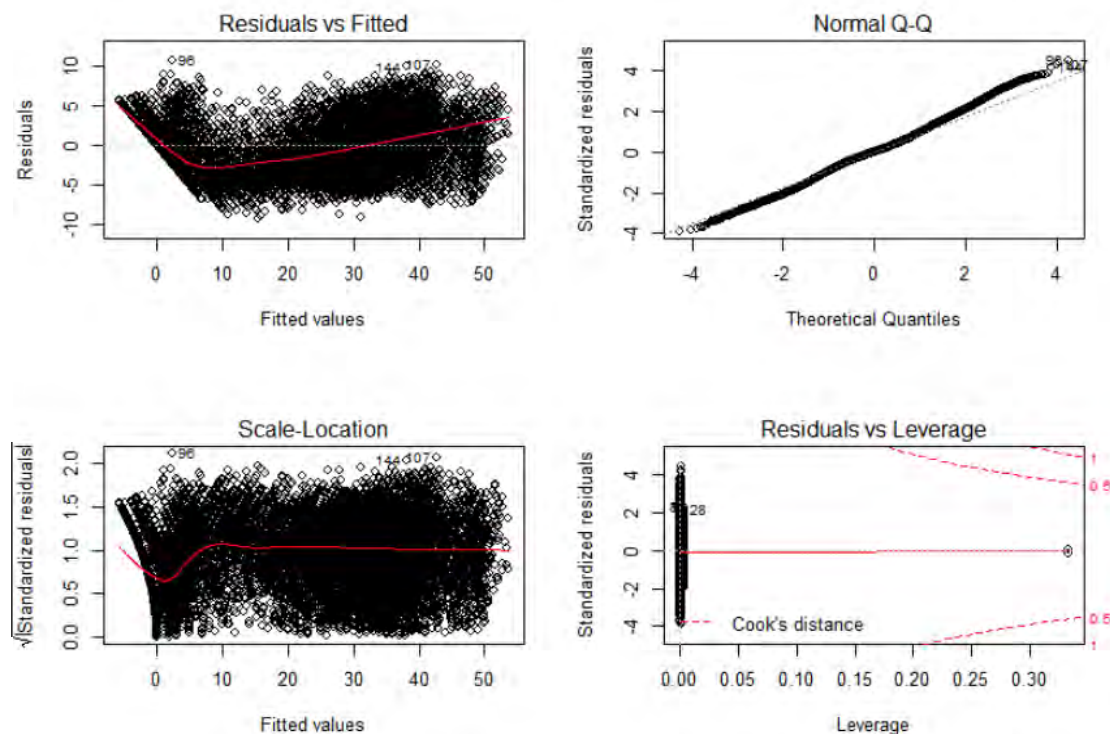
**Figura 25:** Gráfico de influencias de las muestras (Datos propios).

<sup>9</sup> En la estadística inferencial, el término grados de libertad se define normalmente como el número de observaciones que son libres de variar, dada una o más restricciones matemáticas, en un conjunto de valores utilizados para estimar alguna característica de la población.

<sup>10</sup> El **estadístico F** es un test que se utiliza para evaluar la capacidad explicativa que tiene un grupo de variables independientes sobre la variación de la variable dependiente

<sup>11</sup> El **valor de p** tiene relación con la fiabilidad del estudio, cuyo resultado es más fiable cuanto menor sea la **p**

En la Figura 26, los datos presentan un comportamiento homocedástico y distribución normal luego de eliminar los valores atípicos influyentes, el error residual estándar se mejora modificándose de 10.00 a 2.39 y el  $R^2_{ajustado}$  se modifica de 0.74 a 0.98.



**Error residual estándar:** 2.395 sobre 49987 grados de libertad  
 $R^2$ : 0.9761 y  $R^2_{ajustado}$ : 0.9761  
**Estadístico F:** 1.699e+05 sobre 12 y 49987 grados de libertad  
**p-valor:** < 2.2e-16

**Figura 26:** Análisis gráfico de residuales sin valores atípicos influyentes (Datos propios).

En la Figura 26 (gráfico *Standardized vs Leverage*) aún se observan valores atípicos, pero su grado de influencia no alteran el modelo y el  $R^2_{ajustado}$  de 0.976 asegura la predictibilidad de la regresión lineal múltiple ordinaria.

### 3.2 Análisis descriptivo y gráfico de la base de datos

En la tabla 13 se observa el resumen descriptivo de cada una de las variables, sus dimensiones y comportamiento de forma independiente. En esta tabla se aprecia que el consumo de combustible varía desde valores cercanos a 0 l/h (durante la aplicación

de la inercia, reduciendo la inyección de combustible de los inyectores electrónicamente) hasta 59 l/h (al 100% de la pisada del acelerador, valor atípico) y una media de 11 l/h.

El porcentaje de pisada de aceleración muestra un primer cuartil y mediana de 0%, este valor manifiesta la alta utilización del uso de la inercia por los conductores. Su rango intercuartílico de 62% representa la amplia utilización del acelerador durante los recorridos.

Las revoluciones del motor muestran una media de 982 rpm, mediana de 1079 rpm y tercer cuartil de 1183 rpm; valores cercanos que indican que el motor revoluciona mayormente en el régimen económico que oscila de 1000 y 1200 rpm.

La carga media de 21185 Kg y un reducido rango intercuartílico de 529 Kg. muestra la reducida variación de carga en los ómnibus.

La velocidad media de 56.64 Km/h, con una mediana de 72 Km/h (Los ómnibus tienen un límite de velocidad de 90 km/h) demuestra que los conductores operan en cambios altos dentro del régimen económico con la finalidad de economizar combustible.

La velocidad del viento ( $VelV$ ) tiene una media de -0.45 km/h, su valor negativo representa la oposición al movimiento del vehículo. La altitud media fue de 106 msnm (En el Anexo 6, se muestra que la máxima altura de 424 msnm se ubicó en la variante de Pasamayo) y la temperatura ambiente promedio de 20°C (la tesis se desarrolló terminando la estación de primavera e iniciando el verano).

Las variables categóricas como la inercia reducen el consumo hasta valores cercanos a 0 l/h, el ralenti consume hasta 4 l/h, sin hacer uso efectivo de la potencia que aporta el combustible. Las frenadas bruscas pueden llevar a desaprovechar consumos de hasta 45 l/h y las aceleraciones bruscas consumen consumos hasta 47 l/h.

**Tabla 13:** Resumen descriptivo de las variables dependientes e independientes.

Resumen descriptivo	Variable dependiente	Variables independientes - continuas			
	Consumo (Cons - l/h)	Pedal aceleración (Acel - %)	Revoluciones (Rpm - rpm)	Carga (Carg - Kg)	Velocidad (Vel - km/hr)
1er Cuartil	0.00	0.00	603.00	20971.00	25.00
Mediana	2.00	0.00	1079.00	21328.00	72.00
Media	11.04	22.89	982.60	21185.00	56.64
3er Cuartil	25.00	62.00	1183.00	21500.00	86.00
Desviación Estándar	15.48	32.58	283.86	548.10	33.77

Resumen descriptivo	Variables independientes - continuas			
	Velocidad del viento (VelV - km/h)	Altura (Alt - msnm)	Pendiente (Pend - m/m)	Temp. Ambiente (Tamb - °C)
1er Cuartil	-5.33	51.00	-1.43	17.00
Mediana	-1.12	91.00	0.00	18.00
Media	-0.45	106.60	-0.26	18.99
3er Cuartil	4.46	140.00	1.00	20.00
Desviación Estándar	6.01	76.49	3.04	2.70

Resumen descriptivo	Variables independientes - categóricas (l/h)			
	Inercia (Iner - l/h)	Ralenti (Ral - l/h)	Frenada Brusca (FrenB - l/h)	Aceleración Brusca (AceIB - l/h)
1er Cuartil	0.00	0.00	1.00	18.00
Mediana	0.00	2.00	3.00	24.00
Media	0.72	2.14	22.42	24.57
3er Cuartil	4.00	4.00	35.00	32.00
Desviación Estándar	0.96	0.19	19.35	8.67



### 3.2.1 Diagramas de caja

Los diagramas de caja univariados para las variables continuas (Figura 27), evidenciaron que el consumo de combustible tiene una mediana cercana a 11 l/h debido a la fuerte influencia de la aplicación de la inercia y un rango intercuartílico de 25 l/h aproximadamente.

El porcentaje de pisada de pedal de aceleración muestra un comportamiento con máximos muy superiores al tercer cuartil y una mediana coincidente con el primer cuartil (0%), ello debido a la fuerte influencia de la aplicación de la inercia. Esto corresponde a la primera evidencia de la relación existente entre consumo de combustible y porcentaje de pisada de pedal de aceleración.

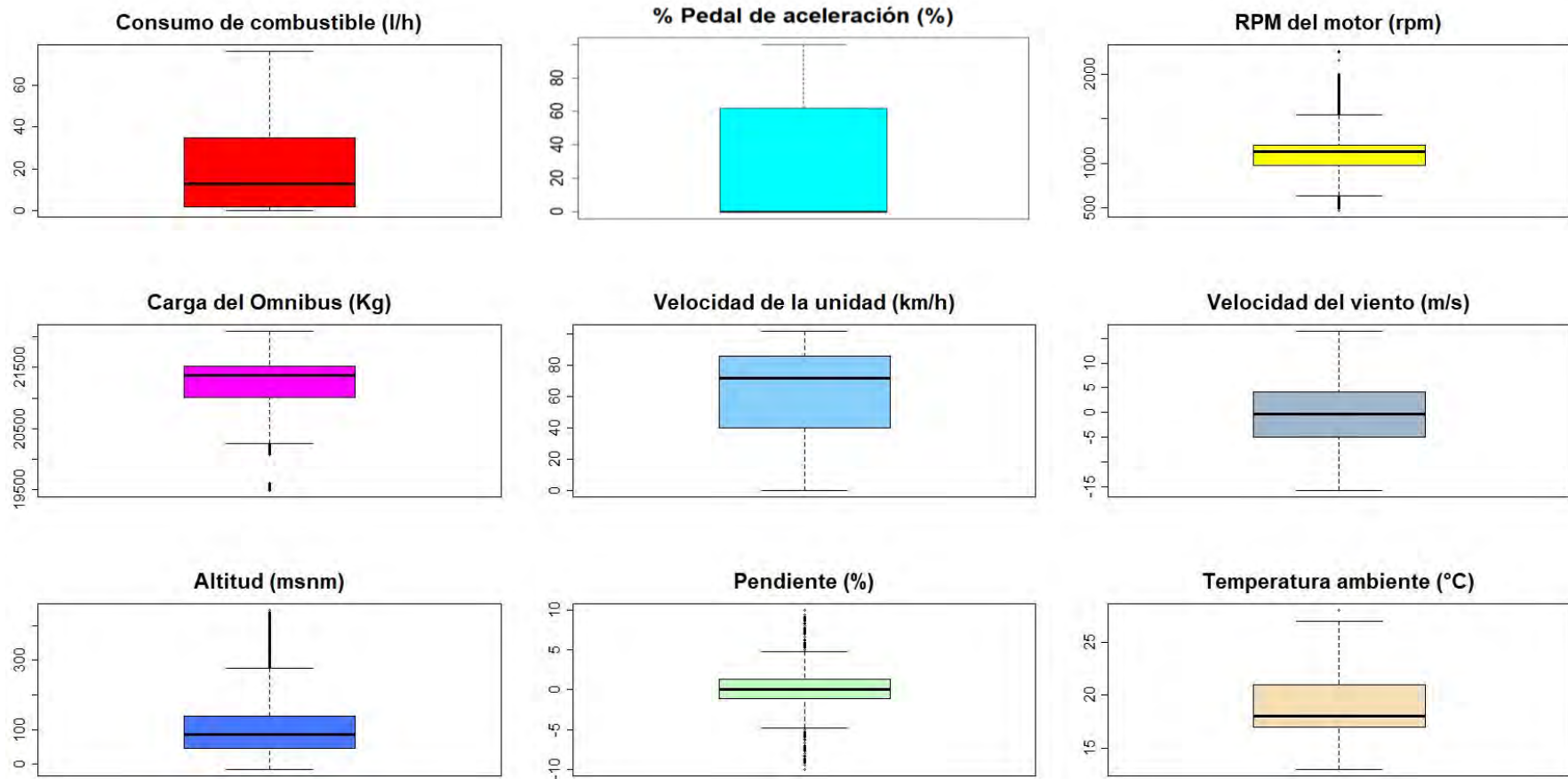
Las variables altitud, carga, pendiente y temperatura ambiente presentan valores atípicos que son características de la operación y entorno de cada una de ellas. Las variables altitud y velocidad del viento muestran una distribución equilibrada con la mediana cercana a la media. Las variables consumo de combustible, pedal de aceleración y temperatura tienen una distribución sesgada a la izquierda. Las variables rpm, carga del ómnibus, velocidad y pendiente tienen una distribución sesgada a la derecha.

En la Figura 28A, se muestran los gráficos de cajas bivariados del comportamiento del consumo de combustible con las dos variables continuas más representativas gráficamente (% de pedal de aceleración y velocidad). En esta figura se refuerza la fuerte relación existente entre el consumo de combustible y el porcentaje de pisada del pedal de acelerador. El consumo de combustible y velocidad tienen una dependencia menor, pero a altas velocidades, el menor consumo es una fuerte evidencia que el uso de la inercia reduce drásticamente el consumo de combustible y en menor medida, utilizar cambios altos mejora el rendimiento en consumo.

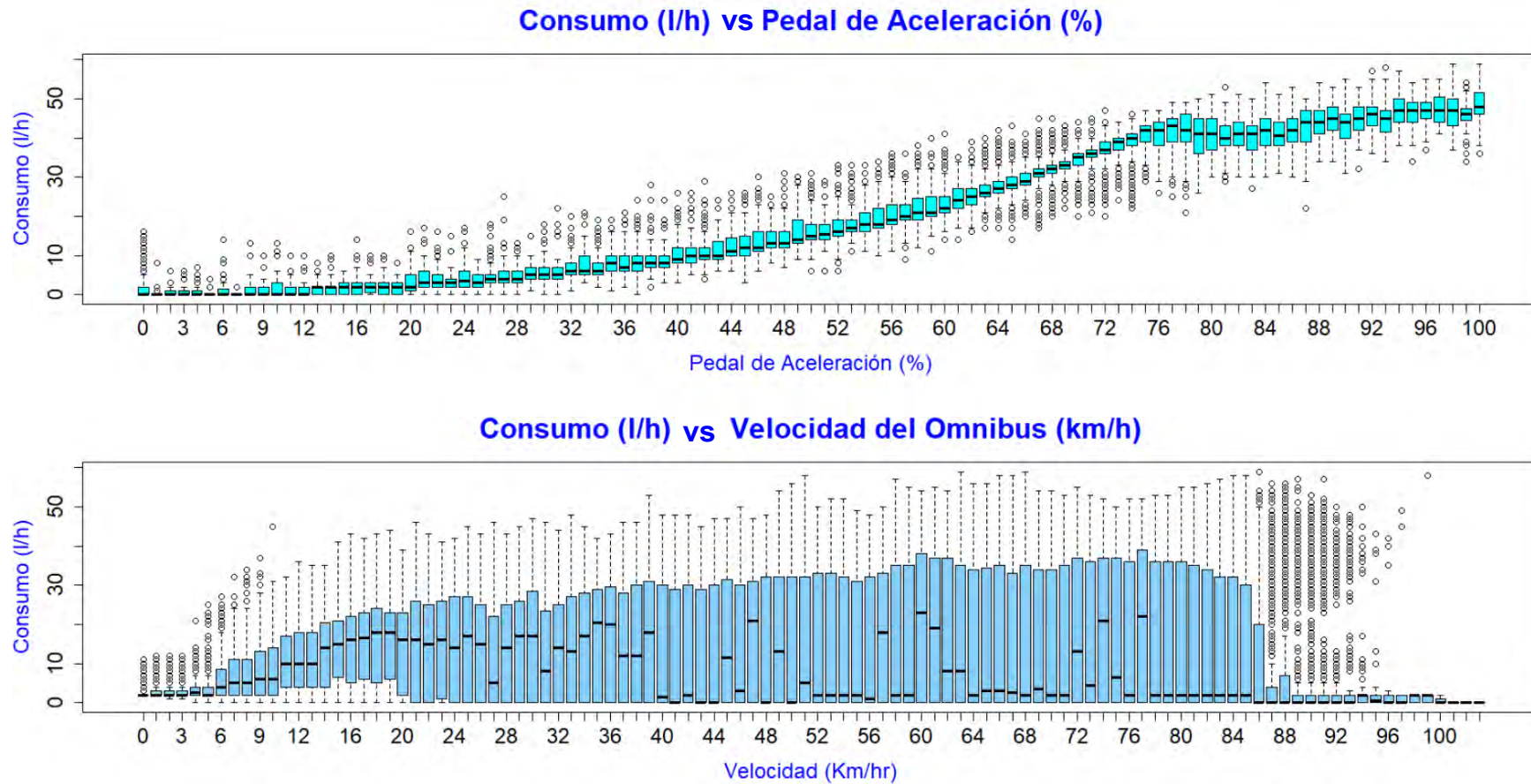
En la Figura 28B, las variables categóricas muestran características claras de su comportamiento con estos gráficos y se resumen a continuación:

- Consumo de combustible versus inercia: se observa una reducción del consumo de combustible al comparar la mediana y el rango intercuartílico del diagrama de cajas, sin inercia y con inercia. La mediana, de no usar la inercia, es cercana a los 8 l/h y usando la inercia es cercana a 0 l/h, mientras que el rango intercuartílico, de no usar la inercia, es 28 l/h y usando la inercia es 2 l/h.
- Consumo de combustible versus ralentí: la mediana, cuando existe la condición de ralentí, es cercana a 4 l/h y el rango intercuartílico es bastante bajo. Sin embargo, esto no necesariamente significa una reducción del consumo de combustible; sino todo lo contrario, pues el ralentí añade un consumo que no es aprovechado, al estar detenido el ómnibus en el tráfico, revisiones de rutina, cambio de pilotos o alguna ocurrencia en ruta y este derroche de combustible se adiciona al consumo total, incrementándolo.
- Consumo de combustible versus frenadas bruscas: esta variable genera un incremento en el consumo de combustible pasando de una mediana de 2 l/h (2<sup>do</sup> cuartil) a 38 l/h (3er cuartil), con un rango intercuartílico cercano a 40 l/h.
- Consumo de combustible versus aceleradas bruscas: esta variable genera un incremento en el consumo de combustible, presentando un rango intercuartílico cercano a 20 l/h.

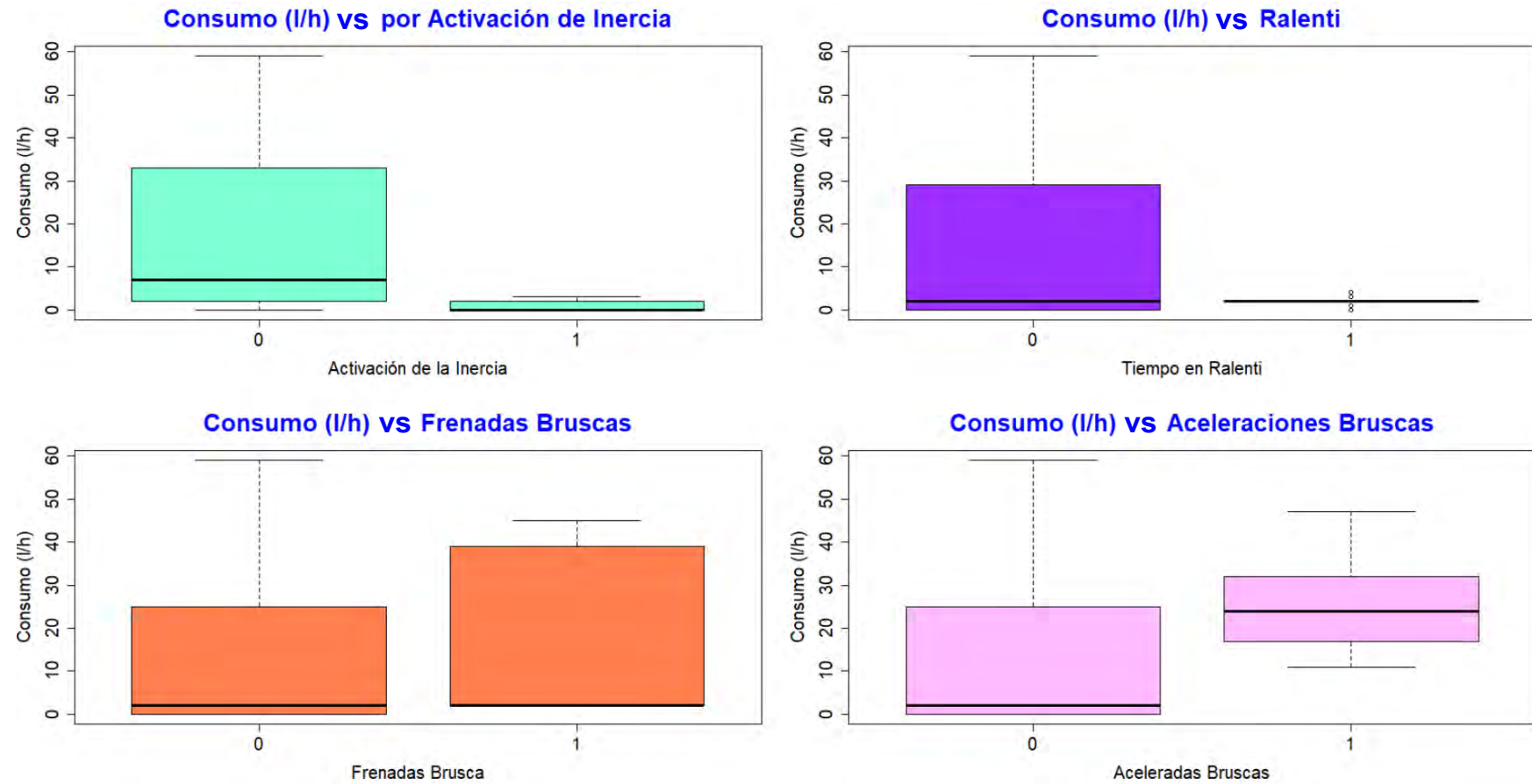
Es importante indicar que estos valores de consumo son representativos pues su verdadera influencia sobre el consumo se muestra en el modelo de regresión lineal, además, el consumo de combustible no depende únicamente de las variables categóricas pues cada valor de consumo viene influenciado por las demás variables continuas y algunas presentan una mayor influencia en el modelo.



**Figura 27:** Diagrama de cajas para datos univariados (Datos propios).



**Figura 28A:** Diagrama de cajas bivariados (consumo vs variables continuas) para pedal de aceleración y velocidad (Datos propios).



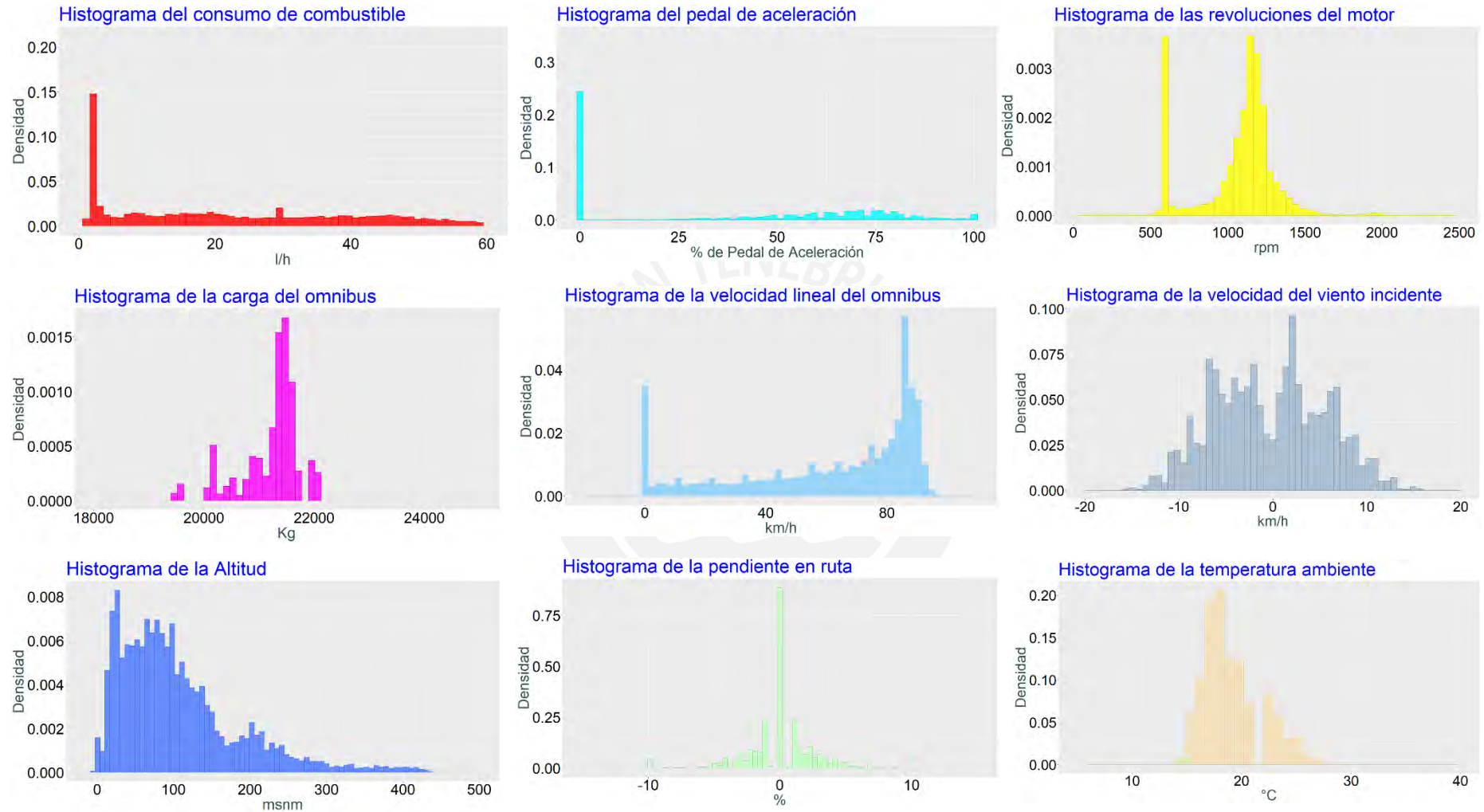
**Figura 28B:** Diagrama de cajas bivariados (consumo vs variables independientes categóricas).

### 3.2.2 Histograma de frecuencias y distribución de densidad de probabilidades

La Figura 29 muestra los histogramas de variables continuas, donde se observa que algunas de las variables no presentan una distribución normal pues se trabaja con datos estocásticos. Estas distribuciones decantan en el histograma de residuos del modelo de regresión lineal múltiple, el cual presenta una distribución normal, condición necesaria para utilizar la regresión lineal Gaussiana u ordinaria. Los histogramas presentan los siguientes comportamientos que se detallan a continuación:

El histograma de consumo muestra una distribución bimodal, ligada a la aplicación de la inercia (0 a 4 l/h) y la otra a la operación normal (20 a 50 l/h). El histograma del pedal de aceleración también tiene una alta densidad en la región del 0%, muy ligada a la aplicación de la inercia. Las revoluciones del motor tienen dos regiones con alta densidad, la primera región entre 600 y 800 rpm, ligada al tiempo de ralentí (en buses tienen un uso en ruta del 8 al 10%) y la segunda región entre los 1000 y 1300 rpm, ligado al rango de consumo económico de estas unidades. La velocidad tiene dos regiones de alta densidad, la primera cercana a los 0 km/h que está ligado al tiempo de ralentí e indirectamente una representación del tráfico en ruta. La segunda región entre los 80 y 90 km/h, velocidad de operación normal de estas unidades.

La velocidad de viento incidente presenta una distribución cercana a la normal y representa la velocidad de viento resultante que favorece o desfavorece el avance de la unidad. La altitud y temperatura ambiente presentan una distribución cercana a una normal sesgada a la izquierda y la pendiente una distribución cercana a la normal.



**Figura 29:** Histograma de variables continuas (Datos propios).

### 3.2.3 Diagrama de dispersión

La Figura 30 muestra los diagramas de dispersión de las variables continuas donde se observa que la variable pedal de aceleración presenta una fuerte relación creciente con el consumo de combustible. Las variables revoluciones de motor y pendiente también presentan una relación creciente con el consumo de combustible. Las variables velocidad del ómnibus, carga y altitud presentan una ligera relación creciente con el consumo de combustible.

La velocidad del viento muestra una relación lineal ligeramente decreciente y presenta velocidades incidentes del viento negativas y positivas. Las velocidades incidentes del viento negativas representan la dirección del viento que enfrenta a la dirección del ómnibus, generando una carga aerodinámica que influye en el consumo de combustible, incrementándolo. Del mismo modo, las velocidades incidentes del viento positivas no generan carga aerodinámica manteniendo o reduciendo el consumo de combustible.

Para el caso de la temperatura ambiente existe una relación lineal decreciente; es decir, a medida que aumenta la temperatura el consumo es menor. Esto es contrario a lo esperado, pues a medida que se incrementa la temperatura ambiente exterior también se incrementa la temperatura en el interior del ómnibus activándose el funcionamiento del sistema de aire acondicionado (este consumo energético oscila entre el 5 y 10% en ómnibus); sin embargo las pruebas se iniciaron en la primavera (septiembre) donde la demanda de temperatura ambiental no fue muy exigente y el requerimiento de aire acondicionado fue mínimo e insuficiente como para poder mostrar una tendencia determinante en el modelo. Por tanto, la tendencia de la temperatura se ve influenciada por el dominio de las demás variables del modelo y se define que la temperatura tiene un comportamiento de ajuste del modelo.



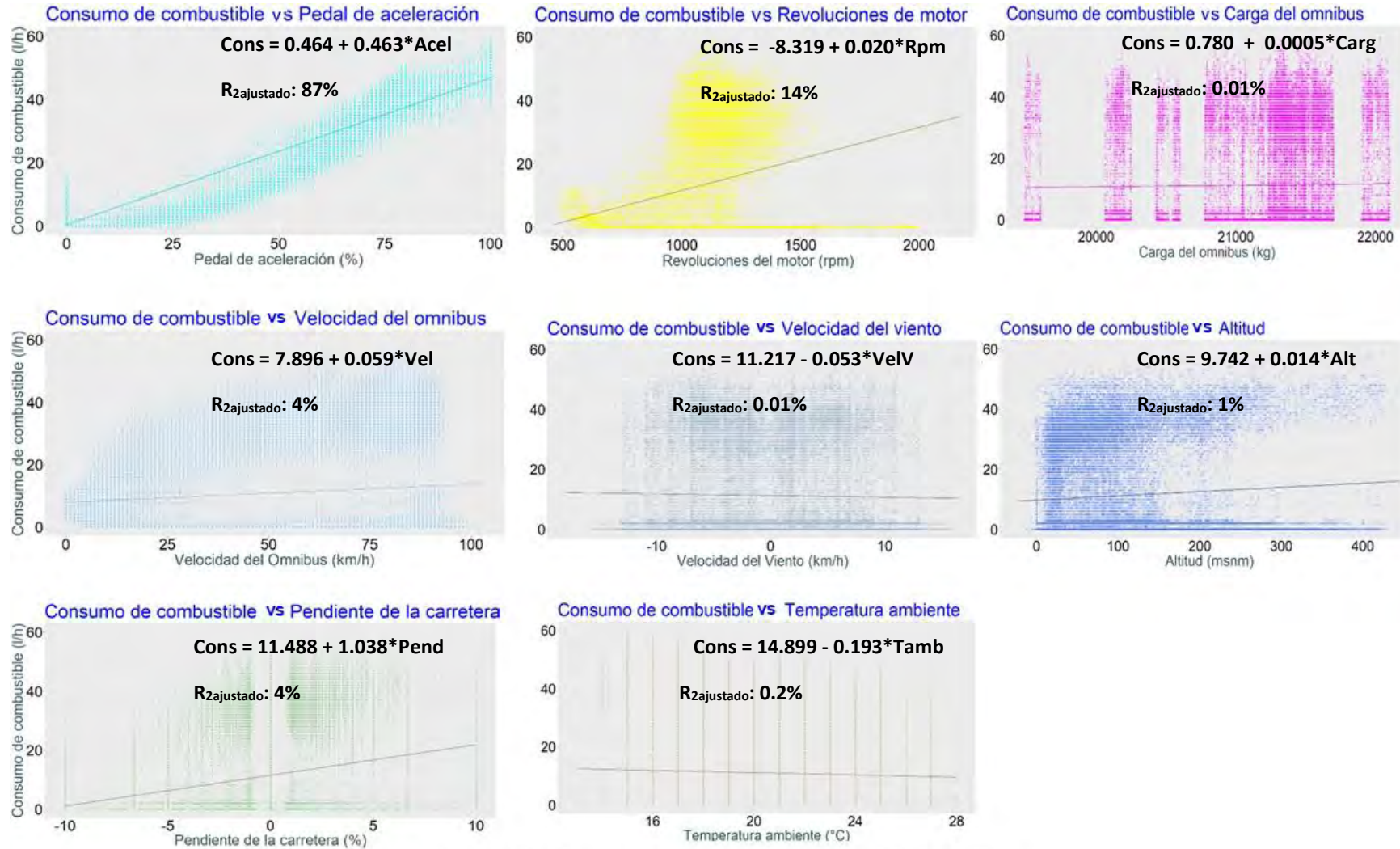


Figura 30: Diagrama de dispersión de las variables continuas.

### 3.3 Generación del modelo de regresión lineal ordinaria

En la sección 2.8 se realizaron los ajustes correspondientes para corregir el modelo frente a los valores atípicos influyentes, asegurando la normalidad y homocedasticidad del modelo. Para estimar el modelo se utilizó la técnica de regresión lineal para múltiples variables mediante el software RStudio, obteniéndose los coeficientes de las variables, su error estándar, entre otros estadísticos, para una confiabilidad del 95%. El modelo también presenta el error estándar residual, el coeficiente de determinación en sus dos presentaciones ( $R^2$  y  $R^2_{ajustado}$ ), los estadísticos F y p-valor que miden la fiabilidad del modelo y se muestran en la Tabla 14.

**Tabla 14:** Coeficientes de la regresión lineal ordinaria.

Variables	Coefficientes	Error Std	t valor	Pr(> t )
<b>Intercepto</b>	-7.37E+00	4.23E-01	-17.411	< 2e-16 ***
<b>Iner</b>	-2.92E+00	4.02E-02	-72.672	< 2e-16 ***
<b>Ral</b>	8.52E+00	4.83E-02	176.378	< 2e-16 ***
<b>FrenB</b>	1.66E+00	9.09E-01	1.823	0.0683
<b>AcelB</b>	-6.08E-01	1.22E-01	-5.042	4.63e-07 ***
<b>Acel</b>	4.62E-01	4.90E-04	943.38	< 2e-16 ***
<b>Rpm</b>	-8.45E-04	4.97E-05	-16.998	< 2e-16 ***
<b>Carg</b>	1.72E-04	1.96E-05	8.749	< 2e-16 ***
<b>Vel</b>	1.17E-01	6.00E-04	194.345	< 2e-16 ***
<b>VelV</b>	1.89E-02	1.80E-03	10.5	< 2e-16 ***
<b>Alt</b>	1.18E-01	1.45E-04	81.232	< 2e-16 ***
<b>Pend</b>	2.04E-01	3.63E-03	56.099	< 2e-16 ***
<b>Tamb</b>	-1.64E-01	4.25E-03	-38.662	< 2e-16 ***

Error residual estandar: 2.405 sobre 49987 grados de libertad

$R^2$ : 0.9762

$R^2_{ajustado}$ : 0.9762

Estadístico F: 1.70e+05 sobre 15 y 49987 grados de libertad

P-valor: < 2.2e-16

Valores elevados del estadístico F y valores cercanos a cero del p-valor ( $\text{Pr}(>|t|)$ )<sup>12</sup>, son indicativos de la buena fiabilidad del modelo. Para los valores mostrados en la Tabla 14 ambos valores de F y p-valor ( $\text{Pr}(>|t|)$ ) indican que el modelo tiene alta fiabilidad.

<sup>12</sup> La columna  $\text{Pr}(>|t|)$  representa el valor p asociado con el valor en la columna de valor t. Si el valor p es inferior a un cierto nivel de significación (p. ej.,  $\alpha = 0,05$ ), se dice que la variable predictora tiene una relación estadísticamente significativa con la variable de respuesta.

Las variables categóricas de mayor influencia en el consumo de combustible son el ralentí (Ral) e inercia (Iner). El ralentí es la que mayor influencia presenta en el consumo de combustible a razón de 8.519 l/h. Su relación es directamente proporcional (creciente) y es una representación indirecta del tráfico en ruta. El uso de la inercia al aprovechar las pendientes negativas (bajadas), reduce el consumo de combustible en 2.924 l/h, pues cuando el sensor de inclinación ubicado en la transmisión detecta la condición de bajada activa la inercia y se reduce la inyección de combustible de los inyectores entre 0 y 2 l/h. En el Anexo 6 se muestra el perfil de altitudes de la ruta que sirve para tener una idea del potencial de uso de inercia. Las frenadas bruscas (FrenB), como es de esperarse, incrementan el consumo de combustible a razón de 1.658 l/h. La variable aceleración brusca (AcelB) muestran una relación inversa al consumo y aparentemente diferente al esperado; sin embargo, esta contrariedad podría deberse a que los pilotos al acelerar buscan de forma inmediata la zona de consumo económico traduciéndose en un menor consumo, por otro lado no siendo una variable predominante, pues participa con muy pocas intervenciones en el modelo podría estar comportándose como una variable de ajuste debido a que las demás variables tienen una mayor influencia en el modelo.

Las variables continuas con mayor influencia son porcentaje de pisada del pedal de aceleración (Acel) y velocidad del ómnibus (Vel). Los coeficientes de estas variables mostraron el comportamiento y magnitud esperado, presentando una dependencia creciente al consumo de combustible. La altitud (Alt) presenta una razón creciente de 0.0118 (l/h/msnm) con el consumo de combustible. La pendiente (Pend) con un coeficiente de 0.2037 l/h permuta el signo cuando es ascendente o descendente, incrementando o reduciendo el consumo de combustible respectivamente, pero no es muy influyente por los motivos que se describirán posteriormente. La velocidad del viento, dependiendo de su dirección incidente sobre el vehículo también permuta el signo a razón de 0.0189 (l/h/km/h), por lo que incrementa o reduce el consumo de

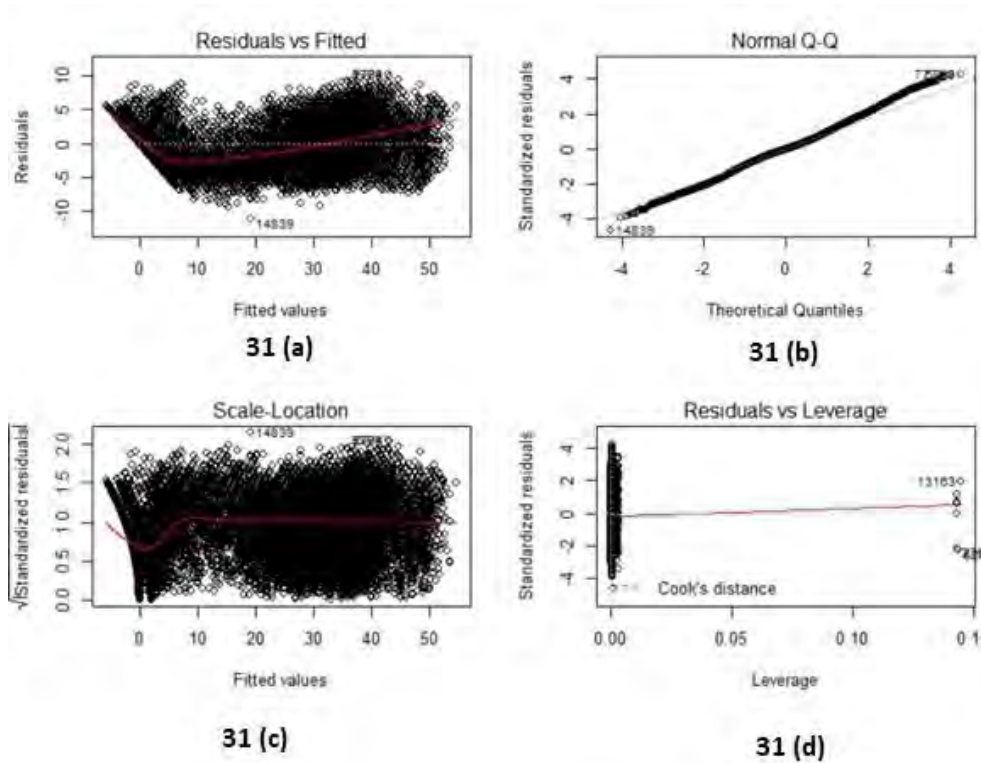
combustible según la incidencia de la dirección del viento sobre el ómnibus. Las revoluciones por minuto del motor (rpm) reducen el consumo de combustible debido a la mayor prevalencia de las muestras en el régimen económico (1050 a 1500 rpm), reduciendo el consumo de combustible a razón de 0.0008 (l/h/rpm). La carga (Carg) del ómnibus no tiene mayor relevancia cuantitativa debido al ajustado rango de variación que oscila entre los 19600 kg y 22100 kg, incrementando el consumo a razón de 0.0002 l/h/kg. La temperatura ambiente ( $T_{amb}$ ) presenta una relación inversa al consumo de combustible, posiblemente debido a que en los meses de mayor temperatura el motor alcanza su temperatura óptima de operación más rápidamente que en los meses de menor temperatura ambiente. Otra posibilidad es que esta variable, al igual que la variable acelerada bruscas, tenga un comportamiento de ajuste al modelo.

Seguidamente se procedió a comprobar los supuestos de la regresión lineal ordinaria para validar el modelo, y experimentar las diferentes variantes de la regresión lineal que podrían mejorar el modelo matemático. También se utiliza el análisis de “step by step” y Anova para evaluar y decidir qué variables son más importantes y cuales se seleccionaron para el modelo.

### **3.4 Comprobación de los supuestos de la regresión lineal ordinaria**

Para comprobar los supuestos del modelo de regresión lineal ordinario se tiene la opción gráfica (Figuras 31a, 31b y 31c) y estadísticos del modelo de regresión lineal. Se inicia evaluando gráficamente los residuos del modelo.

Las Figuras 31a y 31c muestran que el modelo es homocedástico, pues se evidencia que existe homogeneidad residual a lo largo de los valores ajustados. La Figura 31b muestra la normalidad de los residuos y en la Figura 31d se muestran menos valores atípicos que podrían influir escasamente en el modelo de regresión lineal.



**Figura 31:** Comprobación de los supuestos de la regresión lineal ordinaria por el método gráfico (Datos propios).

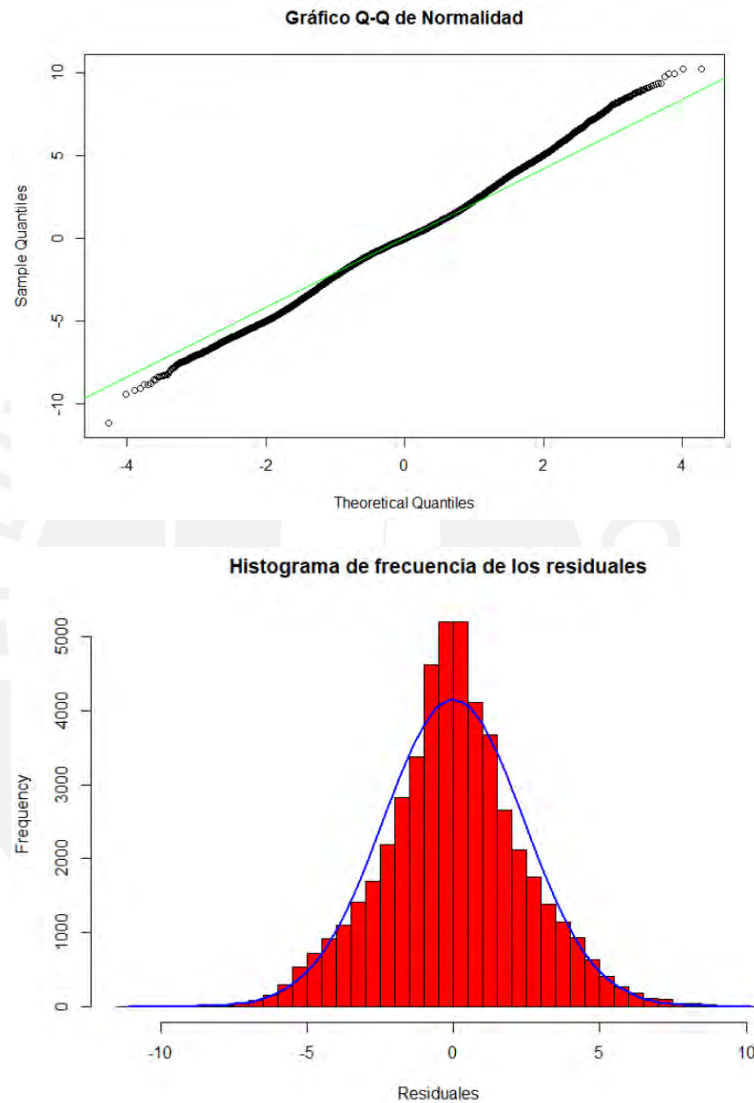
Sin embargo, existen estadísticos que permiten cuantificar y valorar el cumplimiento de los supuestos de la regresión lineal múltiple ordinaria por mínimos cuadrados, y son determinantes para modelar y predecir el consumo de combustible; a continuación, se desarrollan y comprueban los supuestos:

**3.4.1 Supuesto de linealidad**, para comprobar este supuesto se calcula la media de los residuos y este valor debe ser cercano a cero. Para nuestro modelo se determina la linealidad.

**Promedio de los residuos** =  $4.096189e-17$

**3.4.2 Supuesto de normalidad**, se utiliza el estadístico de Shapiro–Wilk (W) y se obtiene:

$W = 0.99471$ ,  $p\text{-value} = 1.393e-12$ , esta prueba muestra que el modelo cumple el supuesto de normalidad al tener una alta significatividad ( $p\text{-valor}$  de  $1.393e-12$ ) y se refuerza lo mostrado en la Figura 31b. De hecho, la Figura 32 determina gráficamente lo calculado por Shapiro – Wilk.



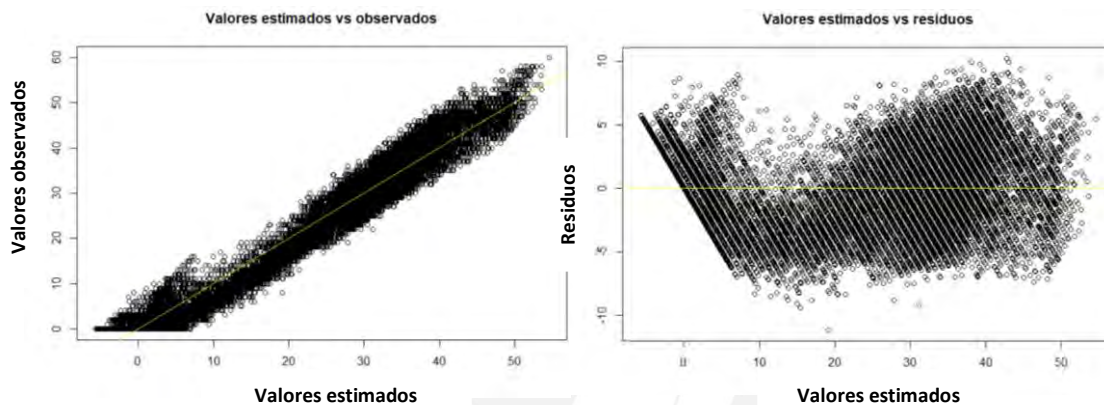
**Figura 32:** Gráfico Q-Q de normalidad e Histograma de frecuencia de los residuos (Datos propios).

**3.4.3 Supuesto de Homocedasticidad**, se comprueba con el estadístico Goldfeld Quandt:

$GQ = 1.0197$ ,  $df1 = 24487$ ,  $df2 = 24487$ ,  $p\text{-valor} = 0.06367$

En esta prueba la hipótesis nula ( $H_0$ ) es la homocedasticidad; por tanto, se debe demostrar que el p-valor  $> 0.05$ .

Para el modelo en evaluación el p-valor es igual a 0.06367 y es mayor 0.05; por consiguiente, existe homocedasticidad. En la Figura 33 se demuestra gráficamente este supuesto, al analizar los residuos de los datos de la tesis.



**Figura 33:** Comportamiento de los residuales para comprobar homocedasticidad (Datos propios).

**3.4.4 Supuesto de multicolinealidad,** se utilizaron los estadísticos de correlación de Pearson, correlación Kappa y factor de inflación de la varianza (FIV).

En la Tabla 15 (Matriz de correlaciones) se observa la fuerte relación entre la variable dependiente consumo de combustible (Cons) y la variable regresora aceleración (Acel) de 0.972, lo anterior indica la importancia de esta variable para el modelo. Del mismo modo, la variable inercia muestra una relación moderada con el consumo de -0.479.

También se observan fuertes correlaciones entre variables regresoras como inercia y velocidad de 0.606, velocidad y ralentí de -0.717, ralentí y rpm de -0.505; son estas últimas correlaciones que podrían generar multicolinealidad por lo que se debe estudiar como estas relaciones afectan al modelo a través de los estadísticos correlación de Kappa y factor de inflación de la varianza (FIV).

La correlación de Pearson del modelo es de 0.9723 lo que indica una alta dependencia lineal entre las doce variables regresoras y la variable independiente

**Tabla 15:** Matriz de correlaciones y estimación de correlación de Pearson.

	Cons	Iner	Ral	FrenB	AcelB	Acel	Rpm	Carg	Vel	VeIV	Alt	Pend	Tamb
Cons	1.000	-0.479	-0.251	0.010	0.079	0.972	0.365	0.008	0.130	-0.018	0.077	0.201	-0.040
Iner		1.000	-0.309	-0.005	-0.065	-0.505	0.045	0.009	0.606	0.004	0.170	-0.205	-0.227
Ral			1.000	-0.005	-0.039	-0.307	-0.583	-0.023	-0.717	0.026	-0.076	0.042	0.210
FrenB				1.000	0.018	0.009	0.003	0.001	0.005	-0.006	-0.006	0.002	0.003
AcelB					1.000	0.090	0.051	0.002	-0.007	-0.027	-0.018	0.010	-0.017
Acel						1.000	0.392	0.007	0.069	-0.024	0.014	0.171	0.007
Rpm							1.000	0.034	0.451	-0.034	0.112	-0.046	-0.066
Carg								1.000	0.012	0.033	0.005	-0.024	0.050
Vel									1.000	-0.020	0.153	-0.106	-0.326
VeIV										1.000	-0.033	0.007	0.037
Alt											1.000	-0.043	-0.047
Pend												1.000	0.068
Tamb													1.000

Correlación de Pearson  $t = 929.41$ ,  $df = 49998$ ,  $p\text{-value} < 2.2e-16$

Intervalo de confianza al 95%: 0.9717742 - 0.9727334

Hipotesis Alternativa ( $H_a$ ): La verdadera correlación no es igual a cero

**Estimación de la correlación de Pearson: 0.9723**

La correlación Kappa (K) mide cuán sensible resulta una función a cambios o errores en el valor de entrada. Una correlación Kappa aceptable es menor de 10 y moderada entre 15 y 1000. Es crítico para valores mayores a 1000. Nuestro modelo tiene un valor moderado de correlación Kappa (Tabla 16,  $K=16$ )

El factor de inflación de la varianza (FIV) cuantifica la intensidad de la multicolinealidad del modelo, el valor de FIV de cada variable regresora es menor de 5 para aceptar el modelo sin descartar variables por multicolinealidad.

En la Tabla 16, se observa que los FIV's de cada una de las variables es menor de 5; por tanto, el modelo no presenta multicolinealidad.

**Tabla 16:** Factor inflacionario de la varianza de las variables regresoras y correlación Kappa.

Iner	Ral	FrenB	AcelB	Acel	Rpm	Carg	Vel	VeIV	Alt	Pend	Tamb
3.129	2.681	1.001	1.012	2.217	1.716	1.006	3.547	1.005	1.057	1.061	1.137

[Kappa] 16. 07396



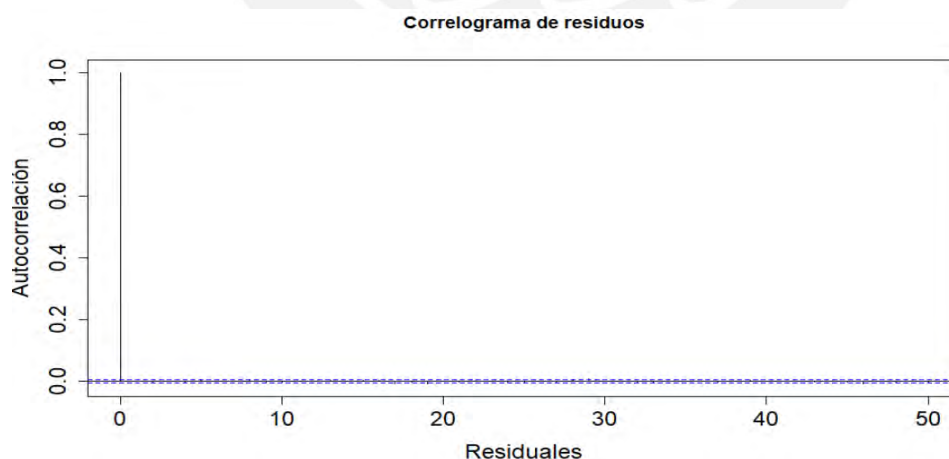
**3.4.5 Supuesto de independencia de los residuos**, las variables regresoras o independientes no deben tener relación alguna con los residuos, para ello se utiliza el ensayo de Durbin Watson (un p-valor  $> 0.05$  asegura la linealidad, es decir dependencia entre los residuos y variables independientes) y la función gráfica ACF (autocorrelación de residuos).

El ensayo de Durbin Watson (Tabla 17) muestra un valor de 2.0023 (no existe autocorrelación) y el p-valor de 0.720 asegura su significancia. Por tanto, existe independencia entre residuos y las variables regresoras o independientes.

**Tabla 17:** Ensayo Durbin Watson.

lag	Autocorrelation	D-W Statistic	p-value
1	-0.0011	2.0023	0.720

El gráfico ACF – Autocorrelación de residuos (Figura 34) exhibe que todos los residuos se mantienen dentro de la franja celeste indicando que la correlación es cercana a cero. Del ensayo de Durbin Watson y el gráfico ACF se concluye que no existe correlación de residuos.



**Figura 34:** Gráfico de independencia de residuos (Observaciones vs residuos).

### 3.5 Análisis de selección de variables del modelo de regresión lineal ordinario por el método "step by step", utilizando los criterios de eliminación hacia atrás, selección hacia adelante y pasos sucesivos

Se utilizaron tres criterios del método "step by step" los mismos que se desarrollan en los Anexos 11, 12 y 13. En cada caso se resuelve que once de las doce variables regresoras son significativas, siendo la variable FrenB (frenadas bruscas) menos significativa (p-valor > 0.05) y con un valor de AIC más desfavorable. Sin embargo, se decidió mantener esta variable pues su poca significancia se debe a la menor incidencia de esta variable en la base de datos, debido a las características del circuito y operación.

Bajo otras circunstancias de operación el aporte de esta variable (FrenB) sería más significativa al modelo. Este método de selección de variables usa el AIC para valorar el aporte de cada variable. En las siguientes líneas se muestran los resultados de método "step by step" hacia atrás a aplicarse en el modelo de la ecuación (29):

$$Cons = \beta_0 + \beta_1 Iner + \beta_2 Ral + \beta_3 FrenB + \beta_4 AcelB + \beta_5 Acel \dots + \beta_{11} Tamb \quad (29)$$

La Tabla 18, muestra el resultado del método "step by step" hacia atrás, observando que a medida se van eliminando variables crece el AIC, lo cual es un indicador de que el modelo con menos variables pierde eficacia para modelar el consumo de combustible.

**Tabla 18:** Método "step by step" mediante el criterio de eliminación hacia atrás.

Variables	GL	SC	RSS	AIC	
Intercepto			289117	87766	GL Grados de libertad
- FrenB	1	19	289137	87768	SC Suma de cuadrados
- AcelB	1	147	289264	87790	RSS Suma residual de cuadrados
- Carg	1	443	289560	87841	AIC Criterio de información de Akaike
- VelV	1	638	289755	87875	
- Rpm	1	1671	290789	88053	
- Tamb	1	8645	297763	89238	
- Pend	1	18202	307319	90817	
- Iner	1	30545	319663	92786	
- Alt	1	38165	327282	93964	
- Ral	1	179932	469049	111958	
- Vel	1	218455	507572	115905	
- Acel	1	5147432	5436549	234468	

La Tabla 19 muestra el modelo de regresión lineal ordinaria con todas las variables consideradas. Resaltado en amarillo, la variable FrenB presenta un valor poco significativo, pero como se explicó en párrafos anteriores se mantendrá en el modelo.

**Tabla 19:** Modelo de regresión lineal múltiple ordinario considerando las variables seleccionadas.

Variables	Coefficiente	Error Std	t valor	Pr(> t )
<b>Intercepto</b>	-7.37E+00	4.23E-01	-17.411	< 2e-16 ***
<b>Iner</b>	-2.92E+00	4.02E-02	-72.672	< 2e-16 ***
<b>Ral</b>	8.52E+00	4.83E-02	176.378	< 2e-16 ***
<b>FrenB</b>	1.66E+00	9.09E-01	1.823	0.0683 .
<b>AcelB</b>	-6.08E-01	1.21E-01	-5.042	4.63e-07 ***
<b>Acel</b>	4.62E-01	4.90E-04	943.38	< 2e-16 ***
<b>Rpm</b>	-8.45E-04	4.97E-05	-16.998	< 2e-16 ***
<b>Carg</b>	1.72E-04	1.96E-05	8.749	< 2e-16 ***
<b>Vel</b>	1.17E-01	6.00E-04	194.345	< 2e-16 ***
<b>VelV</b>	1.89E-02	1.80E-03	10.5	< 2e-16 ***
<b>Alt</b>	1.18E-02	1.45E-04	81.232	< 2e-16 ***
<b>Pend</b>	2.04E-01	3.63E-03	56.099	< 2e-16 ***
<b>Tamb</b>	-1.64E-01	0.004246	-38.662	< 2e-16 ***

Error residual estandar: 2.405 sobre 49987 grados de libertad

R2: 0.9762

R2adj: 0.9762

Estadístico F: 1.705e+05 sobre 15 y 49987 grados de libertad

P-Valor: 2.2e-16

Los valores de  $R^2$  y  $R^2_{ajustado}$  son similares y mayores a 0.91 lo que asegura la predictibilidad del modelo. El error estándar del modelo sin valores atípicos influyentes es menor al error estándar del modelo con valores atípicos. Asimismo, los resultados del estadístico F y p-valor muestran la fiabilidad del modelo.

### 3.6 Modelos de regresión lineal múltiple con variables polinómicas y transformación de variables

Las regresiones, cuyo comportamiento exhiben una distribución normal, presentan más opciones al modelo de regresión lineal ordinaria (ecuación 29), que permiten mejorar la calidad o predictibilidad del modelo, midiéndolo a través de algunos estadísticos como el coeficiente de determinación  $R^2$ , AIC y error medio cuadrático.

Se analizan dos modelos, transformación de variables de la ecuación (30) y variables polinómicas de la ecuación (31), y se compara con la regresión ordinaria de la ecuación (29).

- Transformación de Variables (exponencial y polinómico).

$$Y^p = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \pm \varepsilon \quad (30)$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_1 X_1^2 + \beta_1 X_1^3 + \dots + \beta_2 X_2 + \beta_2 X_2^2 + \beta_2 X_2^3 + \dots + \beta_k X_k^k \pm \varepsilon \quad (31)$$

Los modelos logarítmicos (ecuaciones 32 y 33) no son aplicables debido a la presencia de ceros entre los valores de la data de las variables independientes, por ello, solo se aplicó el modelo exponencial y polinómico.

$$\log(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \pm \varepsilon \quad (32)$$

$$Y = \log(\beta_0) + \beta_1 \log(X_1) + \dots + \beta_k \log(X_k) \pm \varepsilon \quad (33)$$

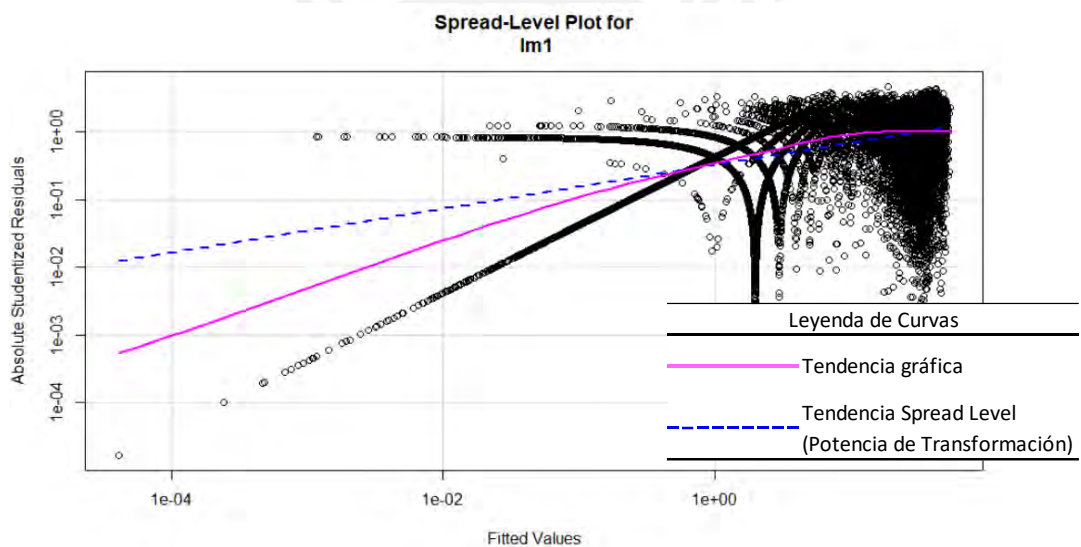
Desde otro punto de vista, los modelos que no satisfacen la distribución normal y además no cumplen los supuestos de la regresión lineal ordinaria como los datos estocásticos pueden aplicar los siguientes modelos:

- Modelos Generalizados, que corrigen la falta de heterocedasticidad.
- Modelos Robustos, que corrigen la influencia de los valores atípicos.
- Modelos de redes elásticas, que corrigen la multicolinealidad.

En esta investigación, los modelos anteriormente descritos, no se utilizan pues los datos cumplen con todos los supuestos de una regresión lineal ordinaria de distribución normal.

### 3.6.1 Modelo con transformación exponencial de variable independiente

El software estadístico RStudio presenta la función “spread level plot” para calcular la potencia de transformación ( $p$ ) del modelo de la ecuación (30). En la Figura 35, se observa gráficamente el valor de la potencia ( $p = 0.6748$ ) y en la ecuación (34) el arreglo del modelo propuesto.



**Figura 35:** “Spread Level” que sugiere el valor de la potencia de transformación.

$$Cons^{0,6748} = \beta_0 + \beta_1 Iner + \beta_2 Ral + \beta_3 FrenB + \beta_4 AcelB + \beta_5 Acel \dots + \beta_{11} Tamb \quad (34)$$

En la Tabla 20 se muestran los coeficientes y estadísticos del modelo exponencial observándose que el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) mejora ligeramente frente modelo de regresión lineal múltiple ordinario presentando un  $R^2 = 0.9771$ , y el error residual estándar se reduce sustancialmente a 0.70. Los resultados de los estadísticos F y p-valor muestran la fiabilidad del modelo.

**Tabla 20:** Modelo de regresión lineal con la variable independiente transformada.

Variables	Coefficiente	Error Std	t valor	Pr(> t )
<b>Intercepto</b>	3.07E-01	1.24E-01	2.482	0.01307 *
<b>Iner</b>	-5.61E-01	1.18E-02	-47.677	< 2e-16 ***
<b>Ral</b>	2.28E+00	1.41E-02	161.087	< 2e-16 ***
<b>FrenB</b>	2.79E-01	2.66E-01	1.047	0.29515
<b>AcelB</b>	4.55E-01	3.53E-02	12.899	< 2e-16 ***
<b>Acel</b>	1.44E-01	1.43E-04	1006.513	< 2e-16 ***
<b>Rpm</b>	-1.28E-03	1.45E-05	-87.647	< 2e-16 ***
<b>Carg</b>	1.67E-05	5.75E-06	2.904	0.00368
<b>Vel</b>	2.55E-02	1.76E-04	145.35	< 2e-16 ***
<b>VelV</b>	6.30E-03	5.26E-04	11.966	< 2e-16 ***
<b>Alt</b>	2.08E-03	4.23E-05	49.042	< 2e-16 ***
<b>Pend</b>	3.96E-02	1.06E-03	37.307	< 2e-16 ***
<b>Tamb</b>	-3.55E-02	0.001242	-28.579	< 2e-16 ***

Error residual estandar: 0.7038 sobre 49987 grados de libertad

R<sup>2</sup>: 0.9771

R<sup>2</sup><sub>adj</sub>: 0.9771

Estadístico F: 1.781e+05 sobre 12 y 49987 grados de libertad

P-Valor: 2.2e-16

### 3.6.2 Modelo polinomial aplicado a la variable aceleración (Acel)

El software estadístico Rstudio utiliza la función “poly” para modelar los polinomios con las variables seleccionadas. Se seleccionaron las variables Acel, Rpm y Vel para aplicar la forma polinómica, pues gráficamente (gráfico de dispersión) mostraban un comportamiento creciente que podría atribuirse al modelo polinomial. Pero en los diferentes ensayos desarrollados se observó que solo la variable Acel presentaba los mejores resultados al agruparlos polinomialmente.

Se considera la variable Acel hasta el grado cuarto, pues un mayor grado polinomial para esta variable no mejoraba sustancialmente al modelo, ni el error residual estándar, ni el coeficiente de determinación (R<sup>2</sup>). En la Tabla 21 se muestran los coeficientes y estadísticos del modelo polinomial de la variable Acel, observándose que el coeficiente de determinación (R<sup>2</sup>) mejora ligeramente frente al modelo de regresión lineal múltiple ordinario presentando un R<sup>2</sup> = 0.9832, y el error residual estándar se reduce sustancialmente a 2.02. Los estadísticos F y p-valor muestran la fiabilidad del modelo.

**Tabla 21:** Modelo polinomial de cuarto grado para la variable Acel.

Variables	Coefficiente	Error Std	t valor	Pr(> t )
(Intercept)	7.24E+00	3.56E-01	20.305	< 2e-16 ***
Iner	-2.40E+00	3.42E-02	-70.225	< 2e-16 ***
Ral	5.04E+00	4.86E-02	103.737	< 2e-16 ***
FrenB	9.19E-01	7.63E-01	1.205	0.228
AcelB	1.78E+00	1.03E-01	17.361	< 2e-16 ***
Rpm	-1.52E-03	4.25E-05	-35.708	< 2e-16 ***
Carg	1.20E-04	1.65E-05	7.286	3.24e-13 ***
Vel	7.40E-02	5.90E-04	125.434	< 2e-16 ***
VelV	1.36E-02	1.51E-03	9.012	< 2e-16 ***
Alt	8.75E-03	1.24E-04	70.79	< 2e-16 ***
Pend	1.37E-01	3.08E-03	44.568	< 2e-16 ***
Tamb	-1.15E-01	3.59E-03	-32.072	< 2e-16 ***
poly(Acel, 4)1	3.36E+03	3.03E+00	1109.348	< 2e-16 ***
poly(Acel, 4)2	2.73E+02	2.40E+00	113.581	< 2e-16 ***
poly(Acel, 4)3	-2.31E+02	2.32E+00	-99.534	< 2e-16 ***
poly(Acel, 4)4	-1.16E+02	2.068	-56.262	< 2e-16 ***

Error residual estandar: 2.017 sobre 49984 grados de libertad

R<sup>2</sup>: 0.9832

R<sup>2</sup><sub>adj</sub>: 0.9832

Estadístico F: 1.954e+05 sobre 15 y 49984 grados de libertad

P-Valor: 2.2e-16

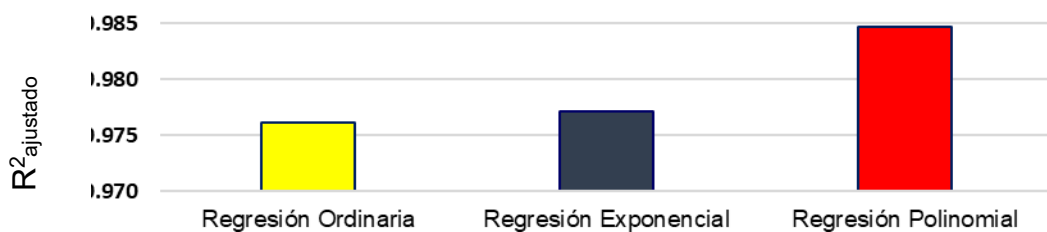
### 3.7 Evaluación de criterios de selección del modelo

Utilizar únicamente el coeficiente de determinación  $R^2_{ajustado}$  no siempre es la mejor opción “como única medida de bondad de ajuste del modelo lineal ordinario” (Martínez Rodríguez, 2005). Por ello se utiliza el error medio cuadrático (MSE, de sus siglas en inglés) para comparar los diferentes modelos que se utilizan en el proyecto, manteniendo constante las variables regresoras y la cantidad muestral. También se utilizó el criterio de información de Akaike (AIC). Todos estos criterios se resumen en la Tabla 22.

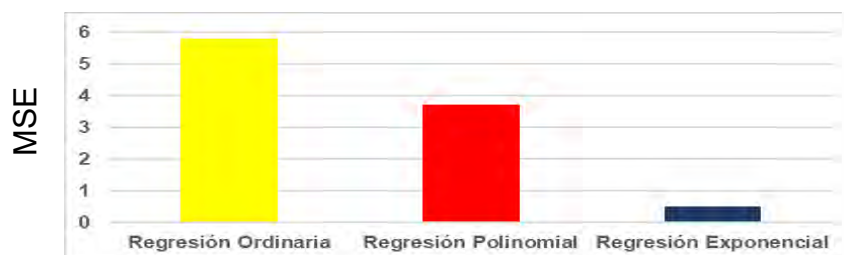
**Tabla 22:** Estadísticos de criterios de selección de modelos.

Modelo	Coefficiente de determinación ajustado ( $R^2_{adj}$ )	Error medio cuadrático (MSE)	Criterio de información de Akaike (AIC)
Regresión Ordinaria	0.976	5.782	229662.30
Regresión Polinomial	0.985	3.713	207535.50
Regresión Exponencial	0.977	0.495	106777.30

Todos los modelos presentan un  $R^2_{ajustado}$  superior a 91% lo que asegura su predictibilidad, el mejor resultado se consigue con la regresión polinomial con 98.5% y no muy alejados están la regresión exponencial y ordinaria (Figura 36). Basado en este estadístico, todos satisfacen el criterio de predictibilidad y al no existir una mayor diferencia significativa se elige cualquiera de los tres modelos.

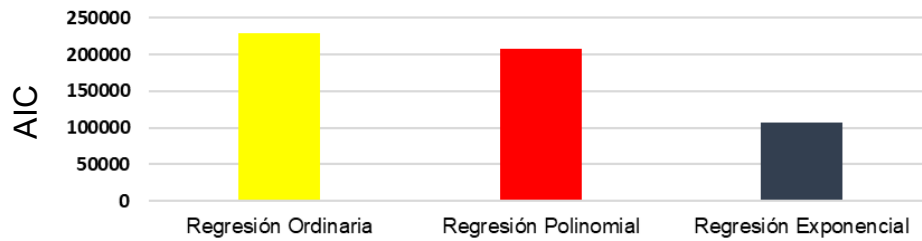
**Figura 36:** Modelos de regresión versus  $R^2_{ajustado}$ .

Al evaluar respecto del MSE (Figura 37), el modelo exponencial con un valor de 0.495 muestra el mejor rendimiento; los modelos polinomial y ordinario presentan mayores valores.

**Figura 37:** Modelos de regresión versus error medio cuadrático (MSE).



La regresión exponencial es el modelo que mejor AIC muestra, lo que asegura la calidad y complejidad del modelo, la regresión polinomial y ordinaria presentan valores más elevados que el modelo exponencial de acuerdo a lo observado en la Figura 38.



**Figura 38:** Modelo de regresión versus AIC.



## CAPITULO 4

### ANÁLISIS DE RESULTADOS

En la Tabla 23, se observa la descripción de las variables con las que se desarrolló la investigación y a pesar que en la sección 3.5 la variable FrenB muestra una baja significancia al modelo para esta base de datos, al aplicar el método de selección de variables “step by step”, se decidió mantener esta variable pues las características conductuales dependen no solo del operador sino también de las condiciones de operación y entorno. Si estas condiciones fueran modificadas (manejo en ciudad, por ejemplo) podrían favorecer el aporte de estas variables al modelo y al eliminarla se perdería información valiosa para el cálculo del consumo de combustible.

**Tabla 23:** Variables dependientes e independientes.

Variable regresoras			Tipo de Variable			Descripción de la variable	
Nombre	Abrev.	Unid.					
Inercia	Iner		Cualitativa	Nominal	Binaria	Conductual	Característica conductual de manejo
Ralentí	Rale		Cualitativa	Nominal	Binaria	Operacional	Característica del trafico en ruta
Frenadas bruscas	FrenB		Cualitativa	Nominal	Binaria	Conductual	Característica conductual de manejo
Aceleradas bruscas	AcelB		Cualitativa	Nominal	Binaria	Conductual	Característica conductual de manejo
Pedal de aceleración	Acel	%	Cuantitativa		Continua	Conductual	Característica conductual de manejo
Revoluciones por minuto	Rpm	rpm	Cuantitativa		Continua	Conductual	Característica conductual de manejo
Velocidad del omnibus	Vel	Km/h	Cuantitativa		Continua	Conductual	Característica conductual de manejo
Carga del omnibus	Carg	Kg	Cuantitativa		Continua	Operacional	Característica de servicio
Velocidad del viento	VelV	Km/h	Cuantitativa		Continua	Operacional	Característica ambiental
Temperatura ambiente	Tamb	°C	Cuantitativa		Continua	Operacional	Característica ambiental
Altitud	Alt	mnm	Cuantitativa		Continua	Operacional	Característica infraestructura
Pendiente	Pend	%	Cuantitativa		Continua	Operacional	Característica infraestructura

Variable dependiente			Tipo de Variable	
Nombre	Abrev.	Unid.		
Consumo de combustible	Cons	l/s	Cuantitativa	Continua

#### 4.1 Análisis de la selección del modelo

Para la selección del modelo se tuvieron en cuenta los siguientes criterios:

- Predictibilidad.
- Explicabilidad.
- Principio de parsimonia<sup>13</sup>.

El modelo de regresión polinomial es el que mejor predictibilidad presenta, el estadístico  $R^2_{\text{ajustado}}$  es un indicador de este comportamiento. El modelo exponencial presenta los mejores valores de los estadísticos MSE y AIC y miden la calidad y complejidad del modelo. Estos resultados se detallan en la Tabla 22 de la sección 3.7.

El modelo de regresión ordinario es el que mejor capacidad de explicabilidad presenta pues sus coeficientes son lineales y cumple satisfactoriamente con el principio de parsimonia al tener menos variables que el modelo polinómico y menor complejidad que el modelo exponencial; además, el  $R^2_{\text{ajustado}}$  es mayor a 0.91 por lo que también puede utilizarse para predecir.

Por tanto, se elige el modelo de regresión lineal ordinaria el cual presenta un mejor balance entre calidad y complejidad, para analizar el comportamiento de las variables conductuales y operacionales en el consumo de combustible. El modelo de regresión lineal múltiple ordinaria calcula el consumo de combustible instantáneo (l/h) y queda representado por la ecuación (35):

$$\begin{aligned}
 \text{Cons} = & -7.37 - 2.92 \text{ Iner} + 8.52 \text{ Ral} + 1.66 \text{ FrenB} - 0.61 \text{ AcelB} + 0.46 \text{ Acel} \\
 & -0.0008 \text{ Rpm} + 0.0002 \text{ Carg} + 0.12 \text{ Vel} + 0.02 \text{ VelV} + 0.01 \text{ Alt} + 0.20 \text{ Pend} \\
 & -0.16 \text{ Tamb} \pm \epsilon
 \end{aligned} \tag{35}$$

<sup>13</sup> Parsimonia es un algoritmo o unidad de medida de simplicidad en un contexto empírico particular.

## 4.2 Análisis de las variables regresoras a través del modelo de regresión lineal múltiple ordinaria

**4.2.1 Variables regresoras cualitativas**, las variables cualitativas requieren un análisis más exhaustivo para entender su influencia sobre el consumo de combustible y es uno de los objetivos de esta investigación al cuantificar esta contribución en el consumo de combustible total; a fin de poder plantear estrategias conductuales entre los operadores para reducir el consumo de combustible, haciendo más eficiente su conducción.

Para realizar la evaluación de cada una de las variables categóricas se tomaron las consideraciones planteadas por Díaz *et al.*, (2017) donde indica que todas las variables, menos la variable cualitativa de estudio, se consideran constantes (tomándose el valor de la media para todas las variables cuantitativas) a fin de evaluar la variable en cuestión.

En los Anexos 7 y 8 están resumidos los viajes muestreados. En el Anexo 7 se muestran las características generales de cada viaje y en el Anexo 8 se sintetizan cada una de las variables regresoras en sus presentaciones cuantitativas y cualitativas desde donde se calcula el promedio, mínimo y máximo de cada una de ellas. Adicionalmente de los anexos antes mencionados se calcula el consumo promedio y hora promedio de todos los viajes realizados:

Consumo promedio de viaje (del Anexo 7)  $\text{Cons}_{\text{prom}} = 48.2$  galones

Hora promedio de viaje (del Anexo 7):  $h_{\text{prom}} = 8.78$  horas.

Estos datos calculados desde la Tabla 7 permitirán hacer comparaciones para deducir ahorros energéticos.

**Inercia:** El consumo instantáneo de combustible ligado a la aplicación de la inercia se calculó utilizando la ecuación 35, aplicando la inercia y sin aplicarla, manteniendo constante las demás variables.

**Tabla 24:** Consumo de combustible en función del uso de la inercia.

Consumo Instantáneo ( litros / ( hora * % ))			
Inercia	Sin aplicar inercia	Aplicar inercia	Ahorro instantáneo
	10.709	7.783	-2.924

Datos mínimos, máximos y promedio de aplicación de la inercia (Anexo A8)			
Condiciones de aplicación (Para todo el viaje)		Ahorro de combustible por viaje (litros)	Diferencia de aplicación
			Litros
Mínima aplicación de la inercia	15.13%	-3.973	1.161
Promedio de aplicación de la inercia	19.55%	-5.134	0.000
Máxima aplicación de la inercia	26.30%	-6.907	-1.772

El ahorro de combustible instantáneo al aplicar la inercia es 2.924 l/h y se aplica este valor considerando el porcentaje de aplicación de la inercia durante un viaje, considerando los valores mínimos, promedio y máximos obtenidos del Anexo 8.

La Tabla 24 muestra que la aplicación promedio de la inercia en un viaje Lima – Trujillo y viceversa es de 19.55%, lo que genera un ahorro de combustible por viaje de 5.13 litros (1.36 galones). También se cuantifica el ahorro de combustible para usos mínimos y máximos de la inercia obteniéndose ahorros de 3.97 y 6.91 litros, respectivamente. Resulta interesante conocer que cada 1% de aplicación de la inercia ahorra 0.26 litros (0.07 galones) de combustible.

**Ralentí:** se calculó el consumo instantáneo bajo la condición de ralentí, utilizando de la ecuación 35 y manteniendo constante las demás variables

**Tabla 25:** Consumo de combustible en función del tiempo en ralentí.

Consumo Instantáneo ( litros / ( hora * % ))			
Ralentí	Sin condición de ralentí	Con condición de ralentí	Consumo instantáneo
	10.709	19.226	8.517

Datos mínimos, máximos y promedio en la condición de ralentí (Anexo A8)			
Condiciones de aplicación (Para todo el viaje)		Consumo (litros)	Diferencia de aplicación
			litros
Mínima condición de ralentí	2.33%	1.743	-3.343
Promedio de condición de ralentí	6.80%	5.086	0.000
Máxima condición de ralentí	14.19%	10.614	5.528

La Tabla 25 muestra que la condición promedio de ralentí en un viaje Lima – Trujillo y viceversa es de 6.80% lo que genera un consumo de combustible por viaje de 5.13 litros (1.36 galones). También se cuantifican el consumo de combustible con mínima y máxima condición de ralentí obteniéndose consumos de 1.74 y 10.61 litros respectivamente. Resulta interesante conocer que cada 1% de tiempo en la condición de ralentí consumen 0.75 litros (0.20 galones) de combustible. Esta variable está muy ligada a condiciones operativas (tráfico, estado de las vías, paradas en ruta, etc.) muy ajenas al control del piloto y las condiciones conductuales de operación.

**Frenada brusca:** se calculó el consumo instantáneo bajo esta condición, manteniendo constante las demás variables (ver Tabla 26).

**Tabla 26:** Consumo de combustible en función de las frenadas bruscas.

Consumo Instantáneo ( litros / (hora * %))			
Frenadas bruscas	Sin aplicar FrenB	Aplicando FrenB	Consumo instantáneo
	10.707	12.365	1.658

Datos mínimos, máximos y promedio de la cantidad de frenadas bruscas (Anexo A8)			
Condiciones de aplicación (Para todo el viaje)	Consumo (litros)	Diferencia de aplicación litros	
Mínima cantidad de frenadas	0.008%	0.0012	-0.0024
Promedio de frenadas	0.025%	0.0036	0.0000
Máxima cantidad de frenadas	0.057%	0.0084	0.0048

La Tabla 26 muestra que la condición promedio de frenadas en un viaje Lima – Trujillo y viceversa es de 0.025% (3 frenadas bruscas por viaje) lo que genera un consumo de combustible por viaje de 0.0024 litros. Este valor es muy pequeño e intrascendente para el modelo; sin embargo, se debe considerar que el muestreo se inicia a la salida de la ciudad de Lima y concluye al ingreso a la ciudad de Trujillo, es decir se obvió el tráfico de las dos principales ciudades y el circuito en su mayor recorrido transita por la carretera panamericana, una ruta de doble vía. Además, los horarios de muestreo fueron mayormente en los últimos turnos nocturnos asegurando un menor tráfico y una menor ocurrencia de esta variable. Estas características favorecieron que la cantidad de

frenadas bruscas sean mínimas, pero podrían prevalecer e incluso ser determinantes en estudios de tránsito en ciudad o en zonas de alto tránsito.

**Aceleradas bruscas:** se calculó el consumo instantáneo bajo esta condición, manteniendo constante las demás variables (ver Tabla 27).

**Tabla 27:** Consumo de combustible en función de la variable aceleradas bruscas.

Consumo Instantáneo ( litros / (hora * %))			
Aceleradas bruscas	Sin aplicar AcelB	Aplicar AcelB	Consumo instantáneo
	10.707	10.099	-0.6078

Datos mínimos, máximos y promedio de la cantidad de aceleradas bruscas (Anexo A8)			
Condiciones de aplicación (Para todo el viaje)	Consumo (litros)	Diferencia de aplicación litros	
Mínima cantidad de aceleradas	0.37%	-0.020	0.041
Promedio de aceleradas	1.23%	-0.066	0.000
Máxima cantidad de aceleradas	2.48%	-0.133	-0.072

El ahorro instantáneo de combustible en aceleradas bruscas es -0.6078, La Tabla 27 muestra que la condición promedio de aceleradas en un viaje Lima – Trujillo y viceversa es de 1.23% (150 aceleradas bruscas) lo que genera una reducción del consumo de combustible por viaje de 0.066 litros.

Esta variación del coeficiente, es diferente al esperado, y se explica por lo siguiente. La primera explicación, se debe a la mayor influencia de las variables más significativas (paradoja del modelo) que inducen que esta variable se comporte como elemento de ajuste del modelo. La segunda explicación está ligada a que los operadores aceleran normalmente para buscar la zona económica (1000 a 1300 rpm) y al llegar a esta zona el consumo se reduce, representándose como un coeficiente de reducción del consumo de combustible (valor negativo).

**4.2.2 Variables regresoras cuantitativas**, en la Tabla 28, se observa como la variación de cada una de las variables afecta al consumo de combustible instantáneo.

**Tabla 28:** Coeficientes de las variables cuantitativas del modelo de regresión lineal.

Variables regresoras		Variación del consumo de combustible frente a la variación de la variable regresora
Variables	Valor	
Acel	0.462	El <b>incremento</b> en 2.16% de pedal de aceleración <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Rpm	-0.001	El <b>incremento</b> en 1183.71 rpm <b>reduce</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Carg	0.00017	El <b>incremento</b> en 5817.34 kg <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Vel	0.117	El <b>incremento</b> en 8.57 Km/h <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
VelV	0.019	El <b>incremento</b> en 52.97 km/h <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Alt	0.012	El <b>incremento</b> en 85.11 msnm <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Pend	0.204	El <b>incremento</b> en 4.91 m/m <b>incrementa</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.
Tamb	-0.164	El <b>incremento</b> en 6.09 °C <b>reduce</b> en 1 l/h el consumo instantáneo.

La variable aceleración (Acel) es la variable de mayor influencia en el modelo. La variable velocidad (Vel) es influyente, aunque en menor grado que Acel, pero su alta variabilidad es determinante en el modelo. La variable pendiente (Pend) es cuantitativamente importante, pero presenta poca variabilidad y la hace menos influyente en el consumo de combustible para el modelo.

Las variables ambientales velocidad del viento (VelV), y temperatura ambiente (Tamb) tienen menos influencia en el modelo y un comportamiento de ajuste del modelo. La variable VelV presenta un bajo rango intercuartílico, debido a que durante los meses en que se realizaron las pruebas (de septiembre a enero) no hubo variabilidad de viento y esto determinó su comportamiento en el modelo. Además, la resistencia aerodinámica afecta al ómnibus a partir de los 90 km/h, y en nuestro país los ómnibus no pueden circular a velocidades mayores a esta velocidad. La variable Tamb adolece de poco rango de variabilidad durante la toma de datos de este estudio (16°C a 24°C), sin



embargo, en rutas hacia el centro o sur del país esta influencia mejoraría y tendría una mayor contribución al modelo. La variable altitud (Alt), para el rango de altitud entre Trujillo y Lima, no supera los 500 msnm, pero presenta alta variabilidad lo que asegura su importancia en el modelo, en detrimento de la pendiente.

La variable carga del ómnibus (Carg) y revoluciones del motor (Rpm) son las que menor valor de coeficientes presentan en el modelo de regresión lineal. Para el caso de la variable Carg sus altos valores compensan su bajo valor del coeficiente contribuyendo de forma apreciable en el modelo. Esta condición mejoraría cuando se aplique esta metodología en unidades con variación de carga (periodos de baja demanda, uso de bodega para encomiendas, turnos diurnos, etc.). Lo mismo sucede con la variable Rpm que presenta valores de entre 500 a 2200 rpm.

Todas estas consideraciones se resumen en la Tabla 29, donde se explica el comportamiento y relación de cada una de las variables cuantitativas en el modelo de regresión lineal.

**Tabla 29:** Comportamiento de las variables cuantitativas del modelo.

Variable Regresora		Análisis del comportamiento de la variable regresora
Variab.	Coefficiente	
Acel	0.462	La variable <b>Acel</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> , de acuerdo a lo esperado. Es la variable de mayor predominancia y tiene una alta dependencia con el consumo instantánea de combustible como se observó en el análisis de dispersión. Es la variable con mayor dominio en la suma residual de los residuos, esto significa que es la más influyente en el modelo.
Rpm	-0.001	La variable <b>Rpm</b> tiene una relación <b>indirecta</b> con la variable <b>Cons</b> , ello es debido a que los ómnibus trabajan, en la mayor parte del viaje, en el régimen económico entre 1000 y 1300 rpm, incrementándose rápidamente desde el ralenti (450 a 900 rpm). Esta alta permanencia, en el régimen económico, bosqueja el comportamiento del coeficiente de la variable, sin embargo, pierde importancia frente a la variable <b>Acel</b> por su baja magnitud.
Carg	0.00017	La variable <b>Carg</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> , de acuerdo a lo esperado. Cuantitativamente no es una variable muy significativa debido a que el rango intercuartílico es bastante menor que la variación de la carga del ómnibus necesaria para generar un cambio en el consumo instantáneo, por tanto, no es una variable muy influyente para el modelo. Sin embargo, su importancia radica en la variabilidad de la carga que se espera en próximos proyectos.
Vel	0.117	La variable <b>Vel</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> , de acuerdo a lo esperado. Cuantitativamente esta variable tiene una fuerte presencia y su alta variabilidad asegura que sea determinante para el modelo.
VelV	0.019	La variable <b>VelV</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> . Su comportamiento es diferente al esperado, pero ello se debe a su baja variabilidad e influencia para el modelo. Esta variable como otras se comporta como una variable de ajuste debido a que su rango intercuartílico es muy pequeño y su variación no genera una mayor influencia en el consumo, de hecho, su variación para el cambio de 1 l/h es muy alto comparado con los valores reales medidos.
Alt	0.012	La variable <b>Alt</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> , de acuerdo a lo esperado. Cuantitativamente su valor es bajo, pero su alta variación la hace influyente en el modelo.
Pend	0.204	La variable <b>Pend</b> tiene una relación <b>directa</b> con la variable <b>Cons</b> , de acuerdo a lo esperado. Cuantitativamente es una variable importante del modelo, aunque su rango intercuartílico es ligeramente menor al valor de variación para aumentar en 1 l/h el consumo, lo que la hace menos influyente para el modelo.
Tamb	-0.164	La variable <b>Temp</b> tiene una relación <b>indirecta</b> con la variable <b>Cons</b> . Esta variable se comporta con una variable de ajuste. Su bajo rango intercuartílico, más pequeño que la variación necesaria para un cambio de 1 l/h hace que esta variable no sea determinante para este modelo, pero su importancia radica que para mayores rangos de temperatura su influencia sería determinante.

### 4.2.3 Ejemplo de aplicación del modelo de regresión lineal múltiple

El modelo de la ecuación 35 representa el consumo de combustible instantáneo (l/h), sus coeficientes trazan el valor de cada una de las variables que permiten cuantificar la influencia en el consumo de combustible para desarrollar estrategias de mejora a nivel operativo y/o conductual.

Se calculó el consumo de combustible del viaje del día 19 de noviembre del 2019 del ómnibus N°02 (B142). Esta evaluación se inicia con el análisis descriptivo comparativo de los datos de la base de datos total (Tabla 30A) y los datos descriptivos del viaje en mención (Tabla 30B).

**Tabla 30:** Análisis comparativo entre los valores promedio de los ciclos de conducción de la base de datos global y los datos del viaje del 19 de noviembre del 2019 para la unidad 02 (B142).

A. Datos del modelo de regresión lineal (Base de Datos)												
	Inercia (% uso)	Ralenti (% uso)	Frenadas bruscas (Cantidad x viaje)	Aceleradas bruscas (Cantidad x viaje)	Acel (%)	Rpm (rpm)	Carg (kg)	Vel (km/h)	VelV (km/h)	Alt (msnm)	Pend (m/m)	Tamb (°C)
Media	19.55%	6.80%	3.40	150.00	38.48%	1067.79	21357.50	59.40	7.03	106.60	-0.26	19.35
<b>Consumo promedio de la base de datos:</b>				48.2 gal.	<b>Horas promedio de viaje:</b> 8.78 h.				<b>Anexo 07</b>			
B. Datos de Unidad 02 (Viaje del día 19-nov-2019)												
	Inercia (% uso)	Ralenti (% uso)	Frenadas bruscas (Cantidad x viaje)	Aceleradas bruscas (Cantidad x viaje)	Acel (%)	Rpm (rpm)	Carg (kg)	Vel (km/h)	VelV (km/h)	Alt (msnm)	Pend (m/m)	Tamb (°C)
Media	18.33%	9.48%	3.00	137.00	38.77%	1066.85	21412.37	60.87	4.18	106.41	0.20	18.06
<b>Consumo durante el viaje:</b>				52.78 gal.	<b>Horas de viaje:</b> 8.93 h.							

La Tabla 31 muestra un análisis inicial básico con los valores descriptivos de la Tabla 29 que permitió comparar y valorar cualitativamente el consumo esperado, utilizando la relación existente entre las variables regresoras con el consumo instantáneo y el valor descriptivo de cada una de las variables. Las flechas de la derecha indican si el consumo instantáneo (l/h) crece o decrece, mostrando una idea cualitativa del valor a esperar.

**Tabla 31:** Comparación de los datos descriptivos de la base de datos global Vs valores descriptivos del viaje del 19 noviembre del 2019.

Comparación de viaje del 19 Nov. 2021 con la data del modelo					
Variables	Coeficiente Estimado		Tabla 30.A	Tabla 30.B	
	Valor	Unidades			
Intercepto	-7.3690	l/h			
Iner	-2.9240	l/h	19.55%	18.33%	↑
Ral	8.5190	l/h	6.80%	9.48%	↑
FrenB	1.6580	l/h	3.40	3.00	↑
AcelB	-0.6078	l/h	150.00	137.00	↑
Acel	0.4623	l/h	38.48%	38.77%	↑
Rpm	-0.0008	l/(h*rpm)	1067.79	1066.85	↑
Carg	0.0002	l/(h*kg)	21357.50	21412.37	↑
Vel	0.1167	l/(h*km/h)	59.40	60.87	↑
VelV	0.0189	l/(h*km/h)	7.03	4.18	↓
Alt	0.0118	l/(h*msnm)	106.60	106.41	↓
Pend	0.2037	l/(h*m/m)	-0.26	0.20	↑
Tamb	-0.1642	l/(h*°C)	19.35	18.06	↑
Horas de Viaje	h		8.78	8.93	↑
Consumo Registrado	gal		48.20	52.78	↑

De la base de datos global se obtiene las muestras del viaje del 19 de noviembre del 2019 del ómnibus 02 (B142) cuyos datos generales se resumen a continuación y servirán para calcular el consumo de combustible (gal).

Ómnibus	02
Ruta	Trujillo - Lima
Fecha de Viaje	19 de noviembre del 2019
Cantidad de observaciones	13230
Horas de viaje (h)	8.93
Kilómetros recorridos (km)	562.75
Consumo real de combustible (gal)	52.78
Factor de consumo (km/gal)	10.662

Aplicando la ecuación 35 del modelo de regresión múltiple ordinaria se calcula el consumo de combustible de cada muestra y para cada una de las variables, a fin de encontrar el consumo de combustible total del viaje, y la participación de cada una de las variables en el consumo calculado.

Este cálculo se resume en la Tabla 32, donde se muestra el consumo de combustible parcial de cada una de las variables regresoras, y su participación porcentual mostrando como las variables consumen o reducen combustible.

**Tabla 32:** Consumo de combustible calculado y participación porcentual de cada una de las variables regresoras en el consumo de combustible.

<b>De la Ecuación 35 el consumo de combustible calculado es 49.784 galones</b>				
<b>Variables regresoras</b>	<b>Coefficientes del modelo</b>	<b>Características del Viaje (Tabla 30B)</b>	<b>Consumo parcial de combustible (galones)</b>	<b>Participación en el consumo (%)</b>
Acel	0.4623	38.77%	37.568	50.51%
Vel	0.1167	60.87	13.783	18.53%
Rpm	-0.0008	1066.85	<b>-2.586</b>	<b>-3.48%</b>
Iner	-2.9240	18.33%	<b>-1.287</b>	<b>-1.73%</b>
FrenB	1.6580	3.00	0.001	0.00%
AcelB	-0.6078	137.00	<b>-0.015</b>	<b>-0.02%</b>
Ral	8.5190	9.48%	1.257	1.69%
Carg	0.0002	21412.37	6.965	9.36%
Alt	0.0118	106.41	2.296	3.09%
Pend	0.2037	0.20	0.065	0.09%
VelV	0.0189	4.18	0.143	0.19%
Tamb	-0.1642	18.06	<b>-8.406</b>	<b>-11.30%</b>

Este ejemplo de aplicación muestra como las variables conductuales y operativas influyen en el consumo de combustible. La aplicación de la inercia ahorra 1.3 galones de combustible. Las revoluciones del motor en el régimen económico contribuyen con un ahorro de 2.6 galones. Las frenadas y aceleraciones bruscas no contribuyen de forma significativa en el consumo de combustible. La temperatura ambiente (menor de 25°C) contribuye en un ahorro de combustible de 8.4 galones (pero este resultado debe manejarse como un valor de ajuste del modelo).

El análisis de las variables que consumen combustible, se inicia la variable posición del pedal de aceleración. Esta variable tiene el mayor consumo de combustible contribuyendo con 37.6 galones.

El tiempo en ralentí consume de 1.3 galones innecesariamente y es atribuible al tráfico en ciudad, paradas innecesarias o detenciones no programadas en ruta sin apagar el motor.

La velocidad del ómnibus, es un resultado de las revoluciones del motor y el cambio engranado de la caja de transmisión y contribuye con un consumo 13.8 galones.

El pesaje o carga del ómnibus contribuye con 6.9 galones, la velocidad del viento no tiene una mayor influencia en el consumo debido a que las unidades no desarrollan velocidades mayores a 90 km/h y su carga aerodinámica no es determinante contribuyendo apenas con 0.14 galones como valor acumulado. La altitud resta protagonismo a la pendiente consumiendo 2.3 galones frente a 0.06 galones de la pendiente. Esto se debe a que pendiente utiliza la altitud para desarrollarla y es utilizada por la variable inercia para aplicar su uso, y ello genera estadísticamente interacciones internas entre las variables que favorecen a la altitud y la inercia en detrimento de la pendiente.

En la Tabla 33 se establecieron las variables que se controlaron para reducir el consumo de combustible. Las variables Iner, AcelB, Rpm son las variables controlables que favorecen el ahorro de combustible. Las variables Acel, Vel, Ral y FrenB son las variables controlables que tienen una relación directa con el consumo de combustible.

**Tabla 33:** Control de variables que influyen en el ahorro y consumo de combustible.

Variables regresoras	Consumo parcial de combustible (galones)	Influencia en el consumo	Comentarios
Acel	37.568	Incrementa	Controlable por el conductor y ligado a mantener la unidad en el límite de la velocidad o llevar la unidad a velocidades límite.
Vel	13.783	Incrementa	Controlable por el conductor y ligado a mantener una velocidad constante dentro del régimen económico. Una velocidad media menor contribuye al ahorro de combustible.
Rpm	-2.586	Reduce	Controlable por el conductor y ligado a mantener la unidad dentro del régimen económico.
Iner	-1.287	Reduce	Esta variable es controlada por el conductor al aplicar la inercia y aprovechar la cantidad de movimiento en recta o bajadas.
FrenB	0.001	Incrementa	Ligado a la anticipación para evitar frenados y manteniendo una velocidad constante y evitando las aceleraciones que concluyen en un frenado.
AcelB	-0.015	Reduce	Controlable por el conductor y ligado a buscar las revoluciones en el rango económico.
Ral	1.257	Incrementa	El tráfico en ciudad o ruta no es controlable, pero se puede tomar medidas para modificarse la ruta a tiempo real. Las paradas para cambio de piloto y revisiones pueden controlarse.
Carg	6.965	Incrementa	No controlable.
Alt	2.296	Incrementa	No controlable.
Pend	0.065	Incrementa	No controlable.
VelV	0.143	Incrementa	No controlable.
Tamb	-8.406	Reduce	No controlable.

En la Tabla 34, se caracterizaron tres situaciones: i) viaje correspondiente a la fecha 19-09-22; ii) viaje con valores promedios de la base datos; y iii) viaje con los mejores valores de los parámetros conductuales y operacionales. Esto permitió cuantificar el consumo de combustible afectado por cada una de las variables. También se obtuvieron las métricas de comparación (-) de las variables que se pueden controlar (Iner, Ral, Acel, Vel, Rpm) y de los indicadores consumo (Cons) y rendimiento kilométrico (Rend), para mostrar como estas afectan al ahorro o consumo de combustible. Aquí es importante mencionar que estas métricas son muy utilizadas por empresas que brindan el servicio de telemática, pero tienen la desventaja de no presentar el consumo de combustible parcial (por variable); pues sus parámetros únicamente se basan en análisis descriptivo y no inferencial.

**Tabla 34:** Ahorro en el consumo de combustible en la ruta Trujillo – Lima al mejorar las condiciones considerando los valores medios y las mejores variables conductuales y operacionales.

Variables regresoras	Viaje de prueba del 19.01.21		Características medias de las variables (Anexo 08)		Mejores características de conducción (Anexo 08)		
	Características del viaje (Tabla 28B)	Consumo parcial de combustible (galones)	Características del viaje	Consumo parcial de combustible (galones)	Características del viaje	Consumo parcial de combustible (galones)	
Intercepto		-17.39		-17.39		-17.39	
Inercia (% tiempo)	Iner	18.33%	-1.07	19.68%	-1.15	22.70%	-1.33
Ralentí (% tiempo)	Ral	9.48%	1.57	8.10%	1.34	4.39%	0.73
Frenadas (Cantidad x viaje)	FrenB	3.00	0.001	3.22	0.001	1	0.0002
Aceleradas (Cantidad x viaje)	AcelB	137.00	-0.012	114.33	-0.010	184	-0.016
Sensor de pedal de aceleración	Acel	38.77%	46.86	38.47%	46.49	37.30%	45.08
Velocidad promedio (km/h)*	Vel	60.87	17.19	59.51	16.81	50.90	14.38
Revoluciones de motor (rpm)	Rpm	1066.85	-2.16	1060.12	-2.14	1100.20	-2.23
Carga Inicial (kg)	Carg	21412.37	8.69	21412.37	8.69	21412.37	8.69
Altitud (msnm)	Alt	106.41	2.86	106.41	2.86	106.41	2.86
Pendiente (m/m)	Pend	0.20	0.08	0.20	0.08	0.20	0.08
Temperatura ambiente (°C)*	Tamb	18.06	-7.01	18.06	-7.01	18.06	-7.01
Velocidad del viento (km/h)	VelV	4.18	0.18	4.18	0.18	4.18	0.18
Consumo total (gal)			49.78		48.74		44.02
Ahorro de combustible (gal)					<b>-1.04</b>		<b>-5.76</b>



La Tabla 34 muestra que considerando los valores medios de las variables cualitativas y cuantitativas en la ruta Trujillo – Lima, se consigue un ahorro de 1.04 galones al compararlo con el viaje de prueba del 11 de noviembre del 2019. Así mismo, al compararlos con los mejores valores de los estilos de conducción y operacionales se consigue un ahorro de combustible de 5.76 galones en la ruta Trujillo – Lima para un recorrido de 562.75 km, además conociendo que estas unidades recorren en promedio 200,000 km por año, se podría deducir un ahorro de entre 369.61 hasta 2047.09 galones.

Otra consideración a tener en cuenta, es que la flota vehicular en el Perú, a partir del 2010, tiene los elementos tecnológicos de ahorro de combustible (incluyendo la reducción de inyección de combustible). Además, es común que las empresas formales de transporte interprovincial mantengan una flota vehicular menor a 5 años, también de la Tabla 1 se conoce que entre el 2015 y 2018 los ómnibus matriculados fueron 1717 unidades. Se desarrollaron técnicas de ecoconducción a la cuarta parte de la flota en mención (429 unidades, considerando el mismo modelo de ómnibus) se estima un ahorro de combustible anual entre 158,564.19 y 878,201.69 galones.

Así mismo, aplicando los factores de emisión para el diésel DB5 S50 (INGEI<sup>14</sup> 2014), se tendría una reducción de 1'687,964 a 9'348,688 kg CO<sub>2</sub>eq de gases contaminantes que no se emitirían anualmente al ambiente (el cálculo se desarrolla en el Anexo 14, a través de dos métodos de cálculo de factores de emisión).

Adicionalmente, en la Tabla 35 mostramos el comparativo del consumo valores de la estimación a través del modelo de regresión lineal múltiple demuestran la efectividad de la predicción.

---

<sup>14</sup> INGEl: Inventario de gases de efecto invernadero

**Tabla 35:** Comparativo de consumo real, consumo calculado por modulo electrónico de Volvo y consumo calculado por modelo de regresión lineal para el viaje del 19 de noviembre del 2019.

Comparativo del consumo de combustible			
	Consumo real (galones)	Consumo calculado por módulo Volvo (galones)	Consumo calculado por modelo de regresión lineal (galones)
Valor	49.74	52.78	49.78
Diferencia con el consumo real		3.04	0.05

Consumo real	Abastecimiento del 20.11.19 - base de datos de operaciones.
Consumo módulo Volvo	Calcula el consumo de combustible en base al tiempo de inyección y mapeo de inyectores.
Consumo regresión lineal	Calcula el consumo de combustible en base a parámetros conductuales y operación.

De la Tabla 34 se desarrollaron métricas que permiten comparar los valores de consumo de combustible parciales (Anexo 15) de las variables contraladas (Acel, Vel, Rpm, Iner y Ral) indicando como afectan al ahorro o consumo de combustible. También se presentó el indicador rendimiento kilométrico (km/gal), parámetro muy importante para la gestión y control de consumo de combustible en flotas (Figura 39). Los valores estimados por el modelo corresponden al máximo rendimiento y rendimiento promedio, mientras que el consumo real corresponde al registrado el día 19 de enero de 2021 (19-01-21). De los resultados se concluye que la predictibilidad del modelo es fiable al estimar valores del rendimiento muy cercanos a los reales.



**Figura 39:** Indicador de rendimiento kilométrico (km/gal) utilizado en gestión y consumo de combustible de flotas.

## CONCLUSIONES

1.- El modelo de regresión lineal múltiple seleccionado (ecuación 35) cumple con los principios de parsimonia, predictibilidad y explicabilidad. Satisface todos los supuestos de un modelo de regresión lineal múltiple (normalidad, homocedasticidad, multicolinealidad, entre otros.) y sus estadísticos de bondad de ajuste como el coeficiente de determinación ( $R^2$  y  $R^2_{ajustado}$ ), AIC y el error medio cuadrático (Tabla 22) refuerzan la elección.

2.- Se desarrolló el modelo del consumo de combustible instantáneo (ecuación 35) por el método de regresión lineal múltiple ordinario utilizando el software RStudio, en base a más de 300,000 muestras recogidas en 27 viajes con tres ómnibus, de chasis Volvo B430R, en la ruta Lima – Trujillo y viceversa. El consumo de combustible que se obtuvo muestra una pequeña diferencia respecto del consumo real, siendo más exacta que el valor calculado por el módulo electrónico de Volvo (Tabla 35).

3.- El modelo de regresión lineal desarrollado en la ecuación 35 identificó, seleccionó y determinó la influencia de cada una de las variables (conductuales y operativas) mostrando la participación (galones) en el consumo de combustible total (Tabla 34). Al conocer la influencia en este parámetro de estudio, se podrían desarrollar planes de mejora enfocadas en aquellas variables de mayor influencia.

4.- Las variables conductuales cuantitativas (Acel, Vel, Rpm) son las que mayor influencia tienen en el consumo de combustible y contribuyen con un 65.57% (Tabla 32). Las variables Acel y Vel incrementan el consumo y la variable Rpm, en el régimen económico, reduce el consumo. De esta forma se puede afirmar que menores valores de aceleración y velocidad reducen el consumo de combustible, manteniéndose en todo momento, las revoluciones, en el régimen económico.

5.- La variable conductual inercia reduce el consumo de combustible en 1.73% (Tabla 32) y esta corresponde a la variable conductual discreta más significativa para reducir el consumo de combustible y obtener ahorros de hasta 1.5 galones por viaje.

6.- La variable ralentí (Ral) es una buena caracterización de las condiciones de tráfico y tiene una participación significativa en el consumo de combustible de 1.69% (Tabla 32). De hecho, esta variable podría contribuir con un consumo de hasta 3.0 galones por viaje. Por esta razón, se deberían tener áreas dedicadas al control y seguimiento de rutas que eviten la congestión durante el paso por ciudades. Así mismo, se deben monitorear permanentemente el ómnibus para evitar paradas innecesarias en carretera y cambiar el horario de salida evitando la hora punta o eventos específicos que provoquen congestionamiento del tráfico.

7.- Las variables que no pueden controlar el consumo de combustible, se distribuyen entre variables de servicio (Carg), de infraestructura (Alt y Pend) y ambientales (VelV y Tamb). La carga del ómnibus (Carg) contribuye con un importante porcentaje de participación de 9.36% al consumo de combustible. Las Variable altitud (Alt), pendiente (Pend) y velocidad del viento (VelV) aportan un 3.37% al consumo de combustible y la temperatura ambiente presenta un comportamiento diferente al esperado, debido posiblemente a su comportamiento como una variable de ajuste en el modelo y mayor predominancia e interacciones con otras variables de mayor influencia.

8.- El indicador rendimiento kilométrico (km/gal) es un parámetro muy importante para la gestión y control de consumo de combustible en flotas de transporte interprovinciales. Los resultados de los rendimientos reales y estimados, demuestran la fiabilidad de la predictibilidad del modelo.

9.- El estudio demuestra que mejorando los valores conductuales y operativos se obtiene ahorros de hasta 5.76 galones por viaje en la ruta Trujillo – Lima, acumulando

al año 2047.09 galones por año/bus. Consecuentemente se evita una contaminación al ambiente de 21,791.8 Kg CO<sub>2</sub>eq al año/bus.



## RECOMENDACIONES

En el Perú aún no ha tomado impulso la ecoconducción. Esta actitud proactiva, en pilotos profesionales, podría generar grandes ahorros económicos involucrando bajos costos financieros que podrían fácilmente justificar su desarrollo. Existe una amplia literatura técnica y científica donde se cuantifican los ahorros energéticos y financieros que se obtienen al implementar la ecoconducción. De hecho, países como México, Colombia y Chile tienen programas estatales muy desarrollados que abanderan este desarrollo.

Esta metodología debe transmitirse a las diferentes empresas de transporte de carga y pasajeros, debido a que fortalecen la información de la telemática que actualmente es estándar en las unidades, pero no cuantifican las variables de consumo que permitiría desarrollar los planes de ahorro energético en las empresas.

Con base al estudio realizado en esta tesis, se podría desarrollar una hoja de ruta en función del perfil de altitudes y aplicación de inercia, para iniciar un programa de entrenamiento a los conductores que aseguren el uso efectivo de la inercia en su ciclo de operación; este método podría asegurar un ahorro de hasta 2 galones por viaje el circuito del estudio.

Asimismo, las empresas de transportes deben desarrollar áreas de control de tráfico para mitigar los tiempos de ralentí que generan elevados costos de consumo de combustible. Un análisis de las variables a través del modelo desarrollado podría contribuir al ahorro de hasta 4 galones por viaje en el circuito del estudio. Sin embargo, nuevas flotas de transporte y nuevas rutas a diferentes niveles de altitud deberán ser investigadas para desarrollar un modelo más representativo del país.

En la actualidad, la telemática (bio telemática, video telemática, etc.), el manejo de big data, la digitalización en tiempo real, la estadística, las redes neuronales, el *machine*

*learning* y la inteligencia artificial se han incorporado al sector transporte. Estas herramientas vienen mejorando la cadena de valor de este sector, favoreciendo el desarrollo de plataformas digitales centralizadas enfocadas en el monitoreo en tiempo real, en el cálculo de métricas de control de conducción, técnicas de biocontrol, mejoras en los índices de accidentabilidad y siniestrabilidad, seguridad patrimonial, desarrollo de técnicas predictivas y diagnosis remotas de mantenimiento y conducción proactiva. Todas estas plataformas contribuyen a la reducción de costos de mantenimiento, mejora de la productibilidad y optimización del consumo de combustible. El presente trabajo de tesis es parte de este desarrollo y apertura nuevas posibilidades para futuras investigaciones.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Asturias Corporación Universitaria. (2019). *Multicolinealidad, Heterocedasticidad, Autocorrelación*. 1–12.
- Bonilla, M., Olmeda, I., & Puertas, R. (2003). Modelos paramétricos y no paramétricos en problemas de credit scoring. *Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas, XXXII*, 833–869.
- Calderón, J. A., Barriga, E. B., Chirinos, L., Barrantes, E., Alencastre, J., & Cuisano, J. (2019). Magnetic Bearing Proposal Design for a General Unbalanced Rotor System enhanced because of using sensors/actuators based in nanostructures. *ICPEME 2019, E3S web of Conferences 95*. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20199501002>
- Cilliers, P. (2002). *Complexity and postmodernism. Understanding complex systems* (T. & F. Group (Ed.); Segunda ed). <https://doi.org/10.1039/FD9950000C47>
- Court Monteverde, E., & Williams Rengifo, E. (2011). *Estadísticas y econometría financiera*. <https://isbn.cloud/9789871486489/estadisticas-y-econometria-financiera/>
- Damodar N., G., & Porter, D. c. (2010). *Econometría* (Quinta Edi). Mc Graw Hill.
- Díaz Ramirez, J., Giraldo Peralta, N., Flórez Ceron, D., Rangel, V., Mejía Argueta, C., Huertas, J. I., & Bernal, M. (2017). *Ecodriving key factors that influence fuel consumption in heavy-truck fleets: A Colombian case*. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.08.012>
- Droppelmann, G. (2018). REVISTA ACTUALIZACIONES CLÍNICA MEDS. *REVISTA ACTUALIZACIONES CLÍNICAS MEDS*, 2, 5.
- Eje longitudinal PE-1 - Wikipedia, la enciclopedia libre*. (s/f). Recuperado el 23 de septiembre de 2020, de [https://es.wikipedia.org/wiki/Eje\\_longitudinal\\_PE-1](https://es.wikipedia.org/wiki/Eje_longitudinal_PE-1)



- García, R., Díaz, G., Pañeda, X. G., Tuero, A. G., Pozueco, L., Melendi, D., Sanchez, J. A., Corcoba, V., & Pañeda, A. G. (2017). Impact of efficient driving in professional bus fleets. *Energies*, *10*(12), 1–25. <https://doi.org/10.3390/en10122060>
- Google Maps*. (s/f). Recuperado el 23 de septiembre de 2020, de <https://www.google.com/maps/@-12.0760648,-77.0679584,15z>
- Griffin, J., Schultz, T., Holman, R., Ukeiley, L. S., & Cattafesta, L. N. (2010). Application of multivariate outlier detection to fluid velocity measurements. *Experiments in Fluids*, *49*(1), 305–317. <https://doi.org/10.1007/s00348-010-0875-3>
- Guti, S. C. (2010). Q-Q Plot Normal. Los puntos de posición gráfica. *Iniciación a la Investigación*, *0*(2), 1–20.
- Huertas, J. I., Díaz, J., Giraldo, M., Cordero, D., Tabares, L. M., & Iaz, J. D. (2017). *International Journal of Sustainable Transportation Ecodriving by replicating best driving practices Ecodriving by replicating best driving practices*. <https://doi.org/10.1080/15568318.2017.1334107>
- I. Pedrosa, J. Juarros, A. R. J. B. E. G. (2015). *Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿qué estadístico utilizar? \* Goodness of Fit Tests for Symmetric Distributions, which Statistical Should I Use? Ignacio Pedrosa \*\* Joel Juarros-Basterretxea \*\*\* adán roBles-Fernández \*\*\*\* Julla Bast. 1, 245–254*. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.upsy13-5.pbad>
- Lahura, E. (2003). *El coeficiente de correlación y correlaciones espúreas*. <http://files.pucp.edu.pe/departamento/economia/DDD218.pdf>
- Marcano, L., & Fermín, W. (2013). *Comparación de métodos de detección de datos anómalos multivariantes mediante un estudio de simulación*. (Vol. 25).

Martínez Rodríguez, M. (2005). Errores frecuentes en la interpretación del coeficiente de determinación lineal. *Anuario Jurídico y Económico Escurialense*, 38, 315–331.

Ministerio de Energía y Minas. (2019). Balance Nacional de la Energía 2019. *Balance Nacional de Energía*, 1.

[http://www.minem.gob.pe/\\_publicacion.php?idSector=12&idPublicacion=633](http://www.minem.gob.pe/_publicacion.php?idSector=12&idPublicacion=633)

Ministerio de Transportes y Comunicaciones. (2019). *Parque vehicular de empresas de transporte de pasajeros por carretera según ámbito y clase de vehículo / 2000 - 2018*. <https://www.gob.pe/institucion/mtc/informes-publicaciones/344892-estadistica-servicios-de-transporte-terrestre-por-carretera-parque-automotor>

Ministerio del Ambiente. (2019). *Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero del año 2014*. 317. <http://infocarbono.minam.gob.pe/annios-inventarios-nacionales-gei/ingei-2014/>

Muñoz García, J., & Amón Uribe, I. (2013). Técnicas para detección de outliers multivariantes. En *Revista en telecomunicaciones e informática* (Vol. 3, Número 5).

*NOAA Global Forecast System (GFS) - Registro de Datos Abiertos en AWS*. (s/f).

Recuperado el 6 de julio de 2022, de <https://registry.opendata.aws/noaa-gfs-bdp-pds/>

Pearson, A. E. (1995). *Aerodynamic Parameter Estimation Via Fourier Modulating Function Techniques*.

<https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19950018210/downloads/19950018210.pdf>

Teltonika Group. (s/f). *FMB630 - Rastreador profesional GPRS, GNSS / Teltonika GPS*.

Recuperado el 22 de septiembre de 2020, de <https://teltonika-gps.com/es/product/fmb630/>

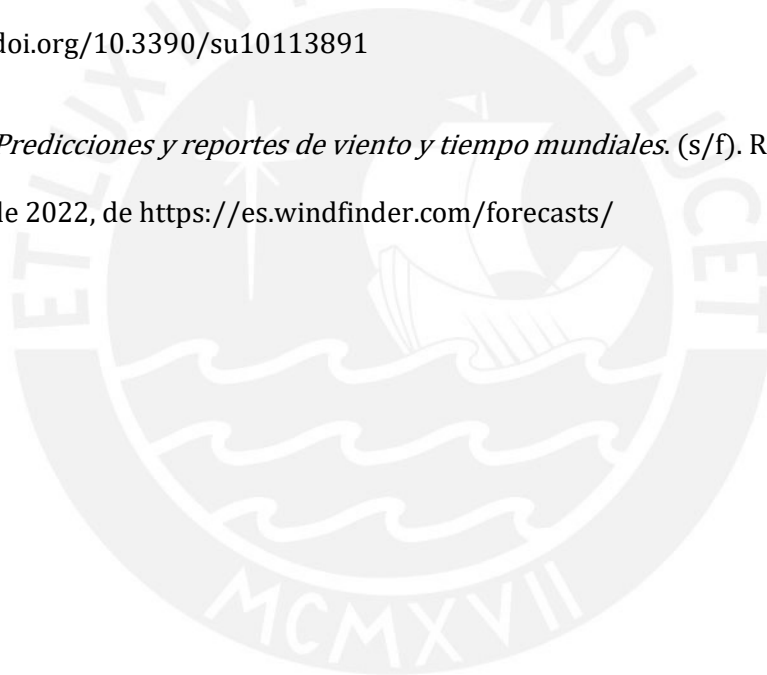
Vaezipour, A., Rakotonirainy, A., & Haworth, N. (2015). Reviewing In-vehicle Systems to Improve Fuel Efficiency and Road Safety. *Procedia Manufacturing*, 3(Ahfe), 3192–3199. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.869>

Vargas, V. (2007). *Estadística descriptiva para ingeniería ambiental con SPSS*. Universidad Nacional de Colombia.

Volvo Bus Corporation. (2004). *Arquitectura Eléctrica del Autobús*.

Wang, Y., & Boggio-Marzet, A. (2018). Evaluation of ecodriving training for fuel efficiency and emissions reduction according to road type. *Sustainability (Switzerland)*, 10(11). <https://doi.org/10.3390/su10113891>

*Windfinder - Predicciones y reportes de viento y tiempo mundiales*. (s/f). Recuperado el 6 de julio de 2022, de <https://es.windfinder.com/forecasts/>



## ANEXOS

## ANEXO 1: Ficha técnica de bus Volvo B430R

VOLVO

# B430R 6X2 Y 8X2 CARRETERA





B430R 6X2



B430R 8X2

Computador abordo con diagnostico de fallas

Arquitectura BEA2 (Bus Electrical Architecture)

Suspension con control electrónico

Caja de cambios inteligente Volvo I-Shift

VEB - Freno Motor Volvo Con 390 cv

Motor electrónico Volvo D11A

Sistema Volvo de frenos de disco EBS5 EBS (Electronic Braking System) con ABS y control de tracción

Sistema ESP (Electronic Stability Program) - optativo

**DIMENSIONES (mm)**
**NEUMÁTICOS 295/80R22,5**

**LONGITUDES**

Modelo	Normal Driver 6x2	Low Driver 6x2	Low Driver 8x2
Voladizo delantero	2.150	2.500	2.400
Distancia entre ejes para el transporte	4.000*	4.000*	2.600*
Distancia entre ejes de tracción y tercer eje	1.400	1.400	1.400
Voladizo trasero	2.670	2.670	2.670
Longitud total del chasis	10.570	10.470	10.470
Distancia entre ejes delanteros	-	-	1.400

\*Entre ejes para el transporte

**ANCHURAS**

Ancho total (ruedas delanteras)	2.476
Ancho total (ruedas traseras)	2.464
Vitola delantera	2.054
Vitola trasera	1.833

# VOLVO B430R 6X2 Y 8X2 CARRETERA

AUTOBUSES VOLVO. CALIDAD DE VIDA EN EL TRANSPORTE



## MOTOR

Volvo D11A, motor diesel, 10,8 litros, vertical, trasero, totalmente electrónico, con inyección de combustible a través de unidades de inyección independientes, 6 cilindros en línea, 4 válvulas por cilindro, árbol de levas en la culata, turboalimentado, intercooler, acelerador electrónico "by wire", sistema de diagnóstico de fallas, autoprotección contra sobrecalentamiento y baja presión de aceite. Nivel de emisiones según la reglamentación EURO III. Sensores de incendio en el motor.

Motor	Potencia	Torque
D11A430	316 kW 430 (cv)	2000Nm 204kgfm

Potencia y par máximo en función según las normas ISO 9249, ISO 1585.

## FRENO VEB (Volvo Engine Brake)

Compuesto por freno de compresión Volvo (VCB) y regulador de presión de los gases de escape (EPG). Potencia máxima de frenado 390 cv.

## TRANSMISIÓN

Caja electrónica automatizada I-Shift

Modelo AT2612D, caja inteligente Volvo (la caja realiza el cambio de marchas automáticamente) con 12 marchas (hacia adelante) y 2 marchas (hacia atrás). Sin pedal de embrague.

Relaciones	
	1ª marcha: 14,94:1
	12ª marcha: 1,00:1

## EJE DE TRACCIÓN

Eje RS1228C simple reducción. Relación de transmisión del eje: 2.64:1. Rodamientos de rueda libres de mantenimiento.

## DIRECCIÓN

ZF8098, hidráulica integral, tipo esferas recirculantes. Volante con 450 mm de diámetro, ajustable en ángulo y altura.

## EJE DELANTERO

Eje rígido en acero especial con perfil "L". Forjado y tratado térmicamente. Rodamientos de rueda libres de mantenimiento.

## SUSPENSIÓN

Totalmente neumática con control electrónico, con cámaras de aire tipo fuelle (sistema electrónico ECS). Dos fuelles de aire en el eje delantero, cuatro en el eje trasero y dos en el tercer eje (cuatro para versión 8x2). Amortiguadores de doble acción. Barras estabilizadoras y de reacción. Ajuste de nivel para maniobras.

## SISTEMA DE FRENOS

Sistema Volvo de frenos de disco en todos los ejes (EBS5- Electronic Braking System). Principales funciones del EBS5:

- ABS (Anti-lock Braking System - control contra deslizamiento)
- ASR (Acceleration Slip Regulation - control de tracción).
- Sensor de desgaste de las pastillas
- Autonomía de las pastillas
- Frenado con combinación inteligente (retardador\*/VEB + freno de servicio simultáneamente)
- Auxilio de frenado de emergencia
- Sistema de auxilio en arranque

\*Opcional

## ESP - Electronic Stability Program\*

Sistema electrónico de control de estabilidad que disminuye los riesgos de accidentes en situaciones de emergencia.

\*Opcional

## EQUIPOS ELÉCTRICOS

Equipado con sistema Volvo BEA2 (Bus Electronic Architecture), sistema electrónico Multiplex 2 - sistema digital de transmisión de datos con control de los sistemas de autobús, monitorización y coordinación de todos los dispositivos controlados por las unidades electrónicas. Multiplex 2 también proporciona diagnósticos de fallas y datos sobre la operación del vehículo. Posee las funciones de luces externas integradas al Multiplex del chasis. Llave general con corte de combustible.

Nº de baterías	2
Tensión	24 V
Baterías	2x225 Ah
Alternador	2x150 A

## TABLERO DE INSTRUMENTOS

Computador abordo, tacómetro, manómetros de aire de los frenos, control de intensidad y tipo de iluminación del panel, velocímetro, tacógrafo electrónico diario (dos conductores), liberación del freno de estacionamiento, indicador del nivel de combustible, temperatura del refrigerante y presión en el turbocompresor. Indica funciones de la caja, marcha seleccionada, retardador y modo económico/potencia.

## COMPUTADOR A BORDO

Funciones disponibles: diagnóstico de fallas, limitador de velocidad (información), limitador de rotación del motor (información), voltímetro, reloj, alarma, velocidad promedio, distancia y tiempo de viaje, medidor de consumo de combustible, identificador de flota, registros de datos del vehículo, temperatura de aceite del motor.

## LUCES DE ADVERTENCIA

Luces de baja presión del aceite del motor, baja presión de aire del freno de servicio, sobrecalentamiento del sistema de enfriamiento, aviso de alta temperatura en el compartimento del motor, funcionamiento del alternador, funcionamiento del ABS, bajo nivel del refrigerante del motor, obstrucción del filtro de aire, accionamiento del sistema de precalentamiento de partida (cuando instalado), nivel de aceite hidráulico, filtro de aceite hidráulico, falla en el ECS, baja presión de aire en la suspensión, bajo desempeño de los frenos, control de tracción.

## CAPACIDADE DE LOS EJES (kgf)

	6x2	8x2
Eje delantero 1	7.500	6.000
Eje delantero 2		6.000
Eje de tracción	12.000	12.000
3º Eje	5.250*	5.250
Capacidad total	24.750	29.250

\*1000 kgm. 3º eje direccional

## NEUMÁTICOS Y RUEDAS

Neumáticos	Ruedas
295/80R22,5*	8,25" x 22,5"
315/80R22,5* (optativo)	9,00" x 22,5" (optativo)
385/65R22,5* (optativo)	11,75" x 22,5" (optativo)*

\*Sistema para tracción 8x2

## CAPACIDADES\*

Acilte del motor	42 litros
Acilte de la caja de dirección	4 litros
Acilte de la caja AT2612D	16 litros
Acilte del diferencial	15 litros

\*Valores aproximados


## OPCIONALES


- Gerenciamento de flota
- Tacógrafo electrónico semihál
- Limitador de velocidad
- Ruedas de aluminio pulido
- Retardador Hidrodinámico Volvo
- Arrodillamiento de la suspensión
- Control de cruce
- Relaciones de eje 2.85:1 y 3.08:1
- Alcohómetro (Alcoholock)
- 3º eje direccional
- Selector de marchas tipo botón
- Posición del motorista normal

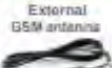
\*La foto es meramente ilustrativa. Volvo de Brasil se reserva el derecho de alterar las especificaciones técnicas de los productos en todo momento.


1353 008 002


## ANEXO 2: Ficha técnica de Terminal GNSS FMB630




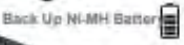
  
 Blue-tooth


  
 External GSM antenna

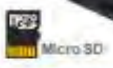
  
 External GNSS antenna


  
 Garmin

  
 (EOL) J1708 and J1939

  
 Back Up Ni-MH Battery


  
 Button


  
 Micro SD

  
 Fuel Level Sensor

## FMB630

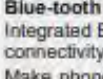
GSM/GNSS/Blue-tooth real-time advanced tracking terminal with high capacity backup battery and external GSM/GNSS antennas





**Dual SIM**


Double GSM network reliability with Dual SIM! Even if your main SIM card fails to connect, FMB630 will stay online. Moreover, Dual SIM significantly reduces roaming costs, when using first SIM card for Home, second for Roaming data networks.




**Blue-tooth**

Integrated Blue-tooth enables wireless headset and various other Blue-tooth devices connectivity.


Make phone calls to Your employee via Blue-tooth headset. No unauthorized calls anymore! Be sure that your employee is always safe and uses hands free headset instead of phone!





**Read records and configure your tracker wirelessly via Blue-tooth**


No inconvenient configuration via SMS or searching for tracker in hard to reach places to connect USB cable. Single push and your device is connected to configurator via Blue-tooth.




**Micro SDcard**

Don't lose any records with micro SD card up to 32 GB!

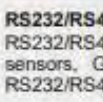
FMB630 will store all data in micro SD card when driving in areas where GSM is not available.






**Integrated tachograph solution**

Integrated tachograph solution enables remote tachograph file (DDD, V1B, C1B or TGD format) download and live tachograph info acquisition without any additional adapter. Easier than ever connection – less integration time.



**RS232/RS485**

RS232/RS485 functionality enables connection of third party devices like: multiple LLS sensors, GARMIN personal navigation device, RFID readers or some other RS232/RS485 devices.



## APPLICATION

FMB630



## SPECIFICATIONS

### GSM

- Quad-band 900/1800 MHz; 850/1900 MHz
- GPRS Multi-Slot Class 12 (up to 240 kbps)
- GPRS Mobile Station Class B
- SMS (text/data)

### GNSS

- Tracking: 33/99 acquisition channels
- -165 dBm sensitivity
- Hot start < 1s
- Warm Start < 25s
- Cold start < 35s
- NMEA-183 protocol
- GPS, GLONASS, GALILEO, BEIDOU, SBAS, QZSS, DGPS, AGPS
- Accuracy < 3m

### INTERFACE

- Blue-tooth 3.0
- Dual CAN J1939
- J1708 CAN
- K-Line interface
- RS485 and 2x RS232 support
- 4 Digital Inputs for object status monitoring
- 4 Digital Open-collector Outputs (controlling external relays, LED, buzzers, etc.)
- 3 Analog Inputs
- 1-Wire<sup>®</sup> interface
- Ni-Mh 550 mAh internal battery
- Micro SDcard
- 2 status LED
- Configuration and firmware update (via FOTA and USB cable)
- External GSM antenna (SMA connector) for higher sensitivity
- External GNSS antenna (SMA connector) for higher sensitivity
- Dual Simslot

### Blue-tooth

- Blue-tooth specification V3.0
- Blue-tooth transceiver fully compliant with Blue-tooth specification V3.0 for external peripherals:
  - Voice calls over Blue-tooth
  - Configuration via Blue-tooth
  - Blue-tooth devices



## ANEXO 3: Ficha técnica de bascula de pesaje Haenni WL101

## Wheel Load Scale WL 101

**HAENNI**  
A Baumer Company



### The traditional one: worldwide unique in its kind.

Every single scale is a handmade masterpiece. More than 25'000 times proven worldwide. Maintenance free, mechanical scale for an unbeatable mobility. Certified to OIML R76 class 4 and NIST H44. Easy to carry due to their light weight and without the need of ramps and connectors. Ready for use at any time.

<b>Application</b>	Measurement of wheel and axle loads of vehicles with pneumatic tires
<b>Range</b>	0...10 t 0...15 t 0...20 000 lb 0...30 000 lb
<b>Temperature Range</b>	-20...+60°C 0...140 °F
<b>Accuracy</b>	OIML No. 76 Class 4 or NIST H 44, optionally with HAENNI works test report or intended for official test
<b>Execution</b>	Corrosion resistant aluminium-alloys and stainless steel , water-tight IP 65
<b>Dial</b>	white, black markings, according to OIML o. 76 respectively NIST H44
<b>Lens</b>	Acrylic glass (perspex), un-breakable
<b>Weight</b>	16 kg / 35 lb
<b>Platform height</b>	17 mm / 0.67 in

#### Accessories

For accessories as levelling mats, pads for weighing point loads, carrying cases etc. refer to data sheet A8498.

#### Operation

Because of its light weight the wheel load scale WL101 is easy to transport and can be used at any time without the need of ramps.

For efficient measurements it is recommended to work with at least two units. Measurements should be made on firm and level ground.

The scale is placed close to in front of the wheel to be tested and the vehicle is driven onto the platform. The wheel load is indicated directly on the dial of the instrument.

#### Official Test

In most countries the wheel load scale WL 101 is approved by official test laboratories.

#### Selection Chart

Ordering example:	WL 101 /	4 1 1 . 1 1 1	/ 10Y	/ ...
<b>Temperature range and standard</b>	- 20 ... + 60°C			
	OIML No. 76 Cl.4	4 1 1 . 1 1 1		
	0 ... 140°F	6 1 1 . 1 1 1		
	NIST H 44 Cl. 4			
<b>Ranges</b>	0 ... 10t		10Y	
	0 ... 15t		20Y	
	0 ... 20 000 lb		60Y	
	0 ... 30 000 lb		70Y	
<b>For official test</b>	The ordering code is determined after the approval procedure			

HAENNI Instruments Inc.  
3422 Kirchberg  
Switzerland

Phone +41 (0)31 506 54 00  
info@haenni-scales.com

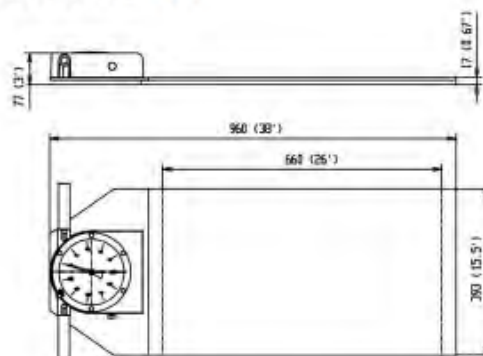
Fax +41 (0)31 506 54 19  
www.haenni-scales.com





## Wheel Load Scale WL 101

### Dimensions



### Technical data

Execution	OIML <sup>1)</sup>	NIST <sup>1)</sup>		
Standard	OIML No. 76 Class 4	NIST H 44 Class 4		
Range	0...10 t, 0...15 t	0...20000lb	0...30000 lb	
Division	50 kg	50 lb	100 lb	
Accuracy	on calibration	± 25 kg (up to 2,5 t) ± 50 kg (2,5 t...10 t) ± 75 kg (10 t...15 t)	± 50 lb (up to 2500 lb) ± 100 lb (2500...10 000 lb) ± 150 lb (10 000...20 000 lb)	± 100 lb (up to 5000 lb) ± 200 lb (5000...20 000 lb) ± 300 lb (20000...30 000 lb)
	in operation	± 50 kg (up to 2,5 t) ± 100 kg (2,5 t...10 t) ± 150 kg (10 t...15 t)	± 100 lb (up to 2500 lb) ± 200 lb (2500...10 000 lb) ± 300 lb (10 000...20 000 lb)	± 200 lb (up to 5000 lb) ± 400 lb (5000...20 000 lb) ± 600 lb (20 000...30 000 lb)
Loading limit	0...10 t: 12,5 t 0...15 t: 16 t	22 000 lb	33 000 lb	
Permissible limit per area	0...10 t: 12 kg/m <sup>2</sup> 0...15 t: 15 kg/m <sup>2</sup>	170 lb/in <sup>2</sup>	210 lb/in <sup>2</sup>	
Loading limit per area	0...10 t: 24 kg/m <sup>2</sup> 0...15 t: 30 kg/m <sup>2</sup>	340 lb/in <sup>2</sup>	430 lb/in <sup>2</sup>	
Temperature range	in operation	-20°C .... +60°C		
	storage	-30°C .... +60°C		
Type of protection	IP 65			
Operating site	Firm and level ground, max. 10 mm bend through, max. 5% slope (= 3°)			
Dimensions	platform height	17 mm	0.67 in	
	active surface	660 x 390 mm (12 kg/cm <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup> 660 x 393 mm (6 kg/cm <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup>	26 x 15 in (170 lb/in <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup> 26 x 15.5 in (80 lb/in <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup>	26 x 15 in (210 lb/in <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup> 26 x 15.5 in (100 lb/in <sup>2</sup> ) <sup>2)</sup>
overall size	ca. 960 x 77 x 393 mm			
	ca. 38 x 3 x 15.5 in			

1) OIML is the abbreviation for Organisation Internationale de Métrologie Légale. NIST is the abbreviation for National Institute of Standards and Technology (USA)

2) In practical operation the complete surface may be used, because the ground pressure in the marginal area of the tyre foot print does not exceed 6 kg/cm<sup>2</sup>.



## ANEXO 4: Ficha técnica de caja de transmisión I-Shift AT2612D

## HOJA DE DATOS



Caja de cambios AT2612D



I-Shift AT2612D es una caja de cambios de 12 marchas con Split (desmultiplicación de marcha) y Range (desmultiplicación de gama) controlada electrónicamente que se ha diseñado para cambio de marchas automático pero con la posibilidad de realizar cambios manuales. Está dimensionada para un par máximo de 2.600 Nm.

La caja de cambios I-Shift se caracteriza por un rápido sistema de cambio de marchas con una interrupción mínima en la aplicación del par durante el cambio de marchas. Como la caja de cambios tiene una gama de relaciones de transmisión tan amplia, puede proporcionar una elevada tracción de arranque y velocidades medias altas. La caja de cambios I-Shift dispone de una programación (software) avanzada con estrategias de cambio de marchas específicas.

La caja de cambios AT2612D está diseñada para masas máximas en combinación (MMC) de hasta 100 toneladas.

Es adecuada para operaciones de largo recorrido, actividades de transporte urbano y regional, aplicaciones de construcción, transporte de madera y transporte pesado.

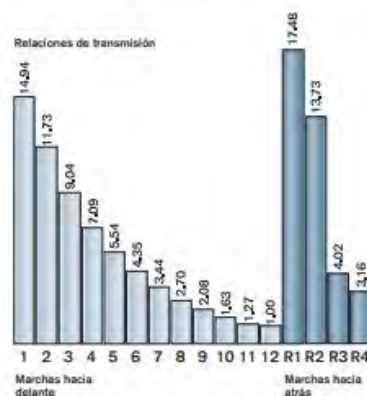
En la caja de cambios se puede instalar un refrigerador de aceite, una toma de fuerza, un ralentizador (retarder) y una bomba de dirección asistida de emergencia. Con las diversas opciones que hay de elección de enfriador de aceite, se puede elegir el adecuado según la aplicación de transporte y las condiciones de la carretera.

En la caja de cambios I-Shift AT2612D, los intervalos de cambio de aceite son prolongados, lo que potencia la reducción de los costes operativos y tiene un menor efecto en el medio ambiente. Con aceite especial, los cambios de filtro y de aceite se producen como máximo cada 400.000 km o cada tres años.

## CARACTERÍSTICAS Y VENTAJAS

- El sistema de cambio de marchas totalmente automatizado ofrece mayor comodidad y una conducción más económica.
- El paquete de programas adapta los cambios de marcha a las condiciones de transporte de cada momento.
- La posibilidad del cambio de marchas manual y el bloqueo de la marcha engranada hacen posible una conducción muy variada.
- Peso reducido con la caja básica, la carcasa del cambio de gama (Range) y la del embrague fabricadas en aluminio.
- La caja de cambios I-Shift es adecuada para aplicaciones de transporte de todos los segmentos, incluidas aplicaciones especiales como camiones frigoríficos y de recogida de basuras.

Relaciones de transmisión



# HOJA DE DATOS

Caja de cambios AT2612D

## Regulación electrónica y consideraciones ergonómicas

El selector de marchas está integrado en el asiento del conductor para una conducción más cómoda y segura. La palanca de cambios no dispone de ningún contacto mecánico con la caja de cambios. En su lugar activa una serie de sensores del selector de marchas.



Cuando el vehículo está parado, la palanca de cambios puede plegarse hacia delante para facilitar el movimiento dentro de la cabina.

## Rápido sistema de cambio de marchas con una interrupción breve en la aplicación del par

I-Shift es un sistema de cambio de marchas muy flexible. En modo automático, el cambio de marchas se produce automáticamente incluso cuando el programador de velocidad está activado.

En condiciones de conducción complejas, el conductor puede cambiar al modo manual que bloquea la marcha que esté puesta en ese momento. En el modo M (manual), el conductor cambia de marcha manualmente utilizando un botón integrado en la palanca de cambios. Puesto que el funcionamiento del embrague está regulado por el propio sistema de cambio de marchas, no hay pedal de embrague.

## Programa de conducción para una óptima eficacia

En modo automático, el conductor puede elegir entre los programas de "Rendimiento" y "Economía". La elección del programa se realiza por medio de un botón en el selector de marchas. Esta función ofrece distintas estrategias de cambio de marchas según las condiciones de la carretera. El modo económico ofrece un consumo reducido de combustible. El modo de "Rendimiento" ofrece un cambio de marchas más agresivo y se utiliza cuando se necesita una potencia de motor adicional.

Mediante la elección del paquete de programas adecuado, en función de la aplicación de transporte del cliente, se pueden optimizar las propiedades y el funcionamiento de la caja de cambios. Los programas se han diseñado para ofrecer la mejor estrategia de cambio de marchas para cada situación, con una ventaja añadida en forma de cambios de marchas rápidos.



Plantilla:  
1. Programa de conducción 2. Marcha seleccionada 3. Marchas disponibles (inferiores/superiores) 4. Posición de la palanca

## Tres marchas básicas, split (desmultiplicación de marcha), range (desmultiplicación de gama) y marcha atrás

La caja básica incluye tres marchas básicas, un engranaje de desmultiplicación de marcha (Split) y la marcha hacia atrás. La desmultiplicación de gama (Range) es un engranaje de tipo planetario. Los engranajes de desmultiplicación de marcha (Split) y de desmultiplicación de gama (Range) disponen de sincronizados mecánicos, mientras que los engranajes de la caja básica no. La sincronización de marchas tiene lugar electrónicamente con ayuda de las unidades de control del motor y de la caja de cambios, tras lo cual se produce el cambio de marcha.

## Componentes robustos y fiables

Todos los ejes, rodamientos y engranajes son sólidos y resistentes para proporcionar una elevada fiabilidad de funcionamiento y una vida útil prolongada. Todos los engranajes están fabricados en acero especial que ha sido endurecido para lograr una resistencia considerable. Gracias a los engranajes helicoidales en la caja básica y en la sección de cambio de gama (Range), una mayor superficie de diente está en contacto en dichos engranajes, lo cual potencia un funcionamiento silencioso y una mayor fiabilidad.

Un conjunto de válvulas de accionamiento del embrague (CVU, Clutch Valve Unit), adosado a la caja de cambios y un actuador de embrague (CCA, Concentric Clutch Actuator) integrado, que incluye un sensor de posición, sustituyen al cilindro de embrague de montaje externo tradicional.



El conjunto de válvulas de accionamiento del embrague (CVU) en el lateral derecho de la caja de cambios, está integrado en el sistema de cambio de marchas.

## ESPECIFICACIONES

Denominación .....	AT2612D
Par de entrada máximo .....	2.600 Nm
Masa máxima en combinación (MMC) .....	100 toneladas
Peso sin aceite .....	271 kg
Tipo .....	Caja de cambios automatizada con Split (desmultiplicación de marcha) y Range (desmultiplicación de gama)
Nº de marchas hacia delante .....	12
Nº de marchas hacia atrás .....	4
Posiciones del selector de marchas:	
R .....	Marcha atrás
N .....	Punto muerto
A .....	Automático
M .....	Manual
Programas de conducción:	
E .....	Economía
P .....	Rendimiento
B .....	Programa de frenado (opción)
L .....	Programa alternativo de funcionamiento en caso de avería
Velocidad máxima en el cambio de aceite .....	aprox. 13 l
Capacidad del depósito de aceite de reserva .....	aprox. 13 l
Incluido el depósito de aceite de gran capacidad .....	aprox. 16 l

# VOLVO

Volvo Truck Corporation  
www.volvo Trucks.com

## ANEXO 5: Ficha técnica de motor D11A430 EU3

<b>HOJA DE DATOS</b>		
FM	Motor D11A430, EU3	



El D11A430 es un motor de 430 CV, 10,8 litros con 6 cilindros en línea, árbol de levas en cabeza, cuatro válvulas por cilindro e inyectores bomba. Este motor cumple la normativa Euro 3 de la UE en materia de emisiones de escape.

El D11A430 es un motor con un bajo consumo de combustible y una gran capacidad. Por consiguiente, resulta idóneo, entre otras cosas, para el transporte de mercancías a granel, en contenedores o en sistemas, la distribución nacional de larga distancia y tareas de construcción ligeras, actividades en las que el rendimiento y el ahorro de combustible son fundamentales.

El motor cuenta con el mismo diseño básico que otros motores Volvo de mayor cilindrada. Posee un diseño robusto y fiable, con un árbol de levas en cabeza, cuatro válvulas por cilindro e inyección de combustible regulada electrónicamente con precisión.

Sus prestaciones son excelentes gracias a la amplitud de su zona de par máximo. Los engranajes de la distribución están situados en la parte trasera del motor, lo que reduce las vibraciones y permite la instalación de una toma de fuerza en la parte posterior del motor.

Las diversas funciones del motor están controladas de forma totalmente electrónica por el sistema EMS (Engine Management System, sistema de gestión del motor) de Volvo que contribuye a reducir el consumo de combustible y los niveles de emisiones de gases de escape. El sistema también ofrece avanzadas prestaciones para el diagnóstico y la localización de averías.

El D11A430 está disponible con VEB (Volvo Engine Brake, freno motor de Volvo) como opción. Este sistema ofrece una elevada potencia de frenado, lo que mejora la seguridad y reduce el desgaste de los frenos de rueda.

#### CARACTERÍSTICAS Y VENTAJAS

- El elevado par máximo en una amplia gama de revoluciones garantiza unas excelentes prestaciones.
- Reducido consumo de combustible.
- Nivel bajo de emisiones, versión Euro 3.
- Elevada potencia de frenado del freno motor con VEB (opcional).
- Toma de fuerza de gran potencia montada en la parte trasera (opcional).
- Ventilación cerrada del cárter (opcional).

## HOJA DE DATOS

FM

Motor D11A430, EU3

**Bajo consumo y gran facilidad de conducción**

El D11A está equipado con inyectores bomba que permiten una elevada presión de inyección. La cámara de combustión y la toma de aire se han diseñado para una combustión óptima. El índice de llenado de gas es elevado, lo que contribuye a una alta eficacia.

Con este diseño, se obtiene un motor de consumo reducido con gran potencia y un notable par en una amplia gama de revoluciones. Como resultado, el motor D11A ofrece unas excelentes prestaciones.

**Gestión electrónica del motor integrada en el sistema electrónico del vehículo**

El motor D11A está equipado con el sistema EMS (sistema de gestión del motor) de Volvo, lo que significa que las diversas funciones del motor se supervisan de forma totalmente electrónica. El sistema EMS ofrece una eficaz gestión del motor y un avanzado diagnóstico y localización de averías.

La unidad de mando del motor está conectada a las líneas de datos del sistema electrónico del vehículo y la información se presenta en una pantalla de información de fácil lectura situada en el cuadro de instrumentos.

**Bajo nivel de ruido a velocidad de ralentí**

El motor D11A cumple los requisitos sobre emisiones de ruido pertinentes. El cigüeñal y el árbol de levas están equipados con amortiguadores de vibraciones hidráulicos que reducen al mínimo las vibraciones y el ruido.

**ESPECIFICACIONES**

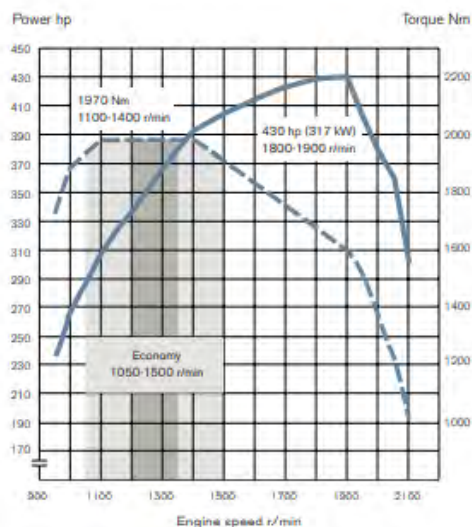
Denominación.....	D11A430, EU3
Potencia máx. a 1.800 - 1.900 rpm.....	430 CV (317 kW)
Revoluciones máx.....	2.100 rpm
Par máx. a 1.100 - 1.400 rpm.....	1.970 Nm
Nº de cilindros.....	6
Diámetro.....	123 mm
Carrera del pistón.....	152 mm
Cilindrada.....	10,8 dm <sup>3</sup>
Relación de compresión.....	18,3:1
Potencia de frenado del regulador de gases de escape a 2.400 rpm.....	160 kW
Potencia de frenado del freno motor (VEB) a 2.400 rpm*.....	290 kW
Gama económica de revoluciones.....	1.050 - 1.500 rpm
Gama óptima de revoluciones.....	1.200 - 1.350 rpm
Volumen de cambio de aceite, incluidos los filtros.....	aprox. 36
Nº de filtros de aceite.....	2 de flujo completo, 1 de derivación
Sistema de refrigeración, volumen total.....	aprox. 36 l
Peso en seco (motor básico).....	aprox. 983 kg

\* VEB está disponible como opción.

**Engranajes de la distribución y toma de fuerza en la parte trasera**

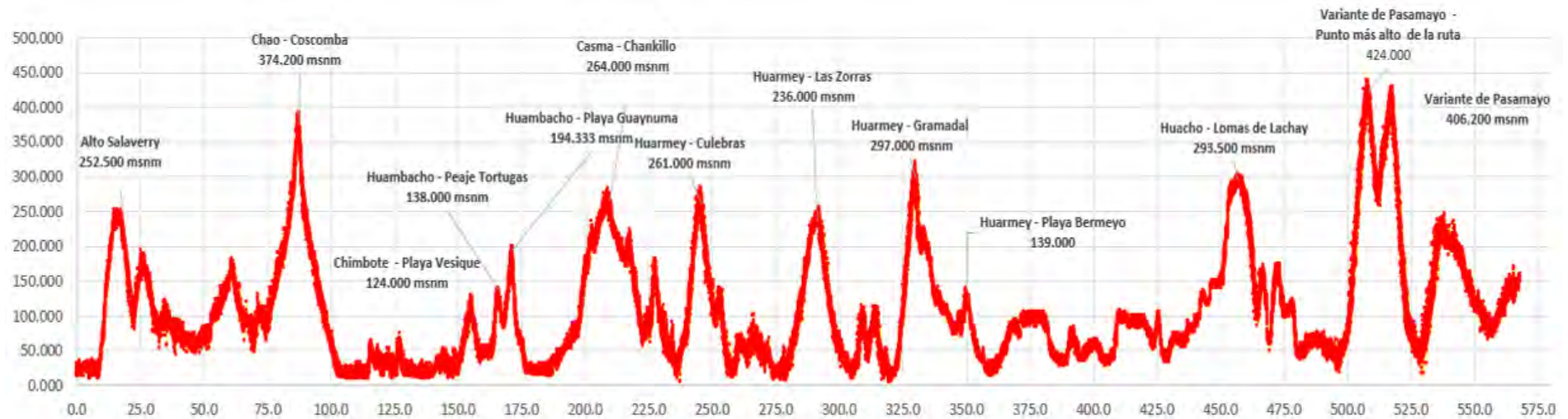
Los engranajes de la distribución del motor están situados en la parte posterior y accionan la bomba de la dirección asistida, la bomba de aceite, la bomba de suministro de combustible y el compresor de aire. Se trata de un diseño compacto, silencioso y hermético que ahorra peso. Al tener los engranajes de la distribución en la parte posterior, también mejora la refrigeración del motor, ya que el flujo de aire exterior encuentra menos obstáculos.

El D11A puede equiparse con una toma de fuerza diseñada para accionar un árbol de transmisión o una bomba hidráulica. La instalación junto al volante del motor da como resultado un diseño fiable que permite niveles altos de par de hasta 1.000 Nm en funcionamiento continuo.

**VOLVO**

Volvo Truck Corporation  
www.volvotrucks.com

## ANEXO 6: PERFIL DE ALTITUD DE LA RUTA TRUJILLO – LIMA



Latitud y Longitud	Referencia geográfica	Kilometro (km)	Altitud (msnm)
-8.227662, -78.945127	La Libertad - Trujillo - Alto Salaverry	17.70	25.50
-8.696113, -78.637558	La Libertad - Chao - Cerro Coscomba	87.46	374.20
-9.213692, -78.450810	Ancash - Nuevo Chimbote - Playa Vesique	155.47	124.00
-9.293597, -78.414337	Ancash - Huambacho - cerca al peaje de tortugas	165.82	138.00
-9.336847, -78.398088	Ancash - Huambacho - frente a Playa Guaynuma	171.45	194.33
-9.587650, -78.255083	Ancash - Casma - zona arqueológica monumental de Chankillo	208.98	264.00
-9.839183, -78.182515	Ancash - Huarmey - Culebras	245.37	261.00
-10.186855, -78.065148	Ancash - Huarmey - Las Zorras	292.40	236.00
-10.423025, -77.925148	Ancash - Huarmey - pasando la Playa Gramadal	329.95	297.00
-10.580658, -77.869028	Ancash - Huarmey - pasando Playa Bermeyo	350.00	139.00
-11.368848, -77.443037	Lima - Huacho - Playa Grande / Lomas de Lachay	457.28	293.50
-11.644070, -77.203792	Lima - Variante de Pasamayo (Pto mas alto de la carretera)	508.02	424.00
-11.716008, -77.174198	Lima - Variante de Pasamayo (Frente a Playa Carros Chicos)	517.29	406.20

## ANEXO 7: DATOS GENERALES DE LOS VIAJES OBSERVADOS.

RESUMEN DE OBSERVACIONES POR VIAJES (Datos de Viajes)										
N°	Bus	Ruta	Fecha y hora de salida		Observaciones	Horas de Viaje (h)	Recorrido del Viaje (km)	Factor de Recorrido (km/h)	Consumo Real (g)	Factor de Consumo (km/g)
1	B137	L-T	14/10/2019	9.45pm	12432.00	8.58	564.74	65.83	48.08	11.75
2	B137	T-L	15/10/2019	10.45pm	14397.00	9.14	563.40	61.64	45.61	12.35
3	B137	L - Ch	16/10/2019	11.30pm	9784.00	6.36	426.80	67.11	36.48	11.70
4	B137	Ch - L	17/10/2019	11.30pm	11467.00	7.93	425.30	53.63	36.12	11.77
5	B137	L-T	18/10/2019	10.20pm	13284.00	9.09	564.50	62.10	48.51	11.64
6	B137	T-L	20/10/2019	7.40pm	13270.00	8.5	563.40	66.28	46.02	12.24
7	B137	L-Ch	21/10/2019	11.30pm	10085.00	6.37	428.16	67.22	34.88	12.27
8	B137	T-Ch	22/10/2019	11.30pm	10898.00	6.48	426.49	65.82	34.54	12.35
9	B137	L-T	23/10/2019	10.45pm	11652.00	8.52	553.10	64.92	47.49	11.65
10	B142	L-T	9/11/2019	10.45pm	12412.00	9.39	564.30	60.10	47.46	11.89
11	B142	L-T	14/11/2019	8.00pm	12015.00	8.84	545.84	61.75	47.02	11.61
12	B142	L-Ch	16/11/2019	11.45pm	9068.00	6.5	426.25	65.58	37.29	11.43
13	B142	L-T	18/11/2019	8.45pm	10660.00	8.24	553.14	67.13	51.27	10.79
14	B142	T-L	19/11/2019	9.45pm	13230.00	8.94	562.75	62.95	52.80	10.66
15	B142	L-T	20/11/2019	10.40pm	15377.00	10.75	568.06	52.84	48.95	11.60
16	B142	Ch-L	24/11/2019	7.30pm	11477.00	8.37	563.17	67.28	36.18	15.57
17	B142	L-T	27/11/2019	9.50pm	13110.00	9.48	565.28	59.63	48.36	11.69
18	B142	T-L	28/11/2019	9.40pm	14058.00	10.05	564.86	56.20	45.35	12.46
19	B140	L-T	9/12/2019	9.45pm	13641.00	8.88	563.50	63.46	43.87	12.85
20	B140	T-L	12/12/2019	9.40pm	14414.00	10.28	563.17	54.78	45.75	12.31
21	B140	T-L	23/01/2020	9.50pm	13569.00	9.69	563.85	58.19	43.99	12.82
25	B140	L-T	24/01/2020	5.30pm	11840.00	10.2	556.41	54.55	46.50	11.96
23	B140	T-L	26/01/2020	8.50pm	13216.00	9.01	562.44	62.42	41.33	13.61
24	B140	T-L	27/01/2020	10.45pm	10277.00	9.09	562.74	61.91	43.55	12.92
26	B140	L-Ch	29/01/2020	11.30pm	9188.00	6.51	426.51	65.52	33.21	12.84
27	B140	T-L	30/01/2020	10.15pm	12377.00	9.42	562.79	59.74	44.81	12.56

L: Lima

T: Trujillo

Ch: Chimbote

**Observaciones:** Cantidad de muestras recolectadas a travez del Terminal GNSS FMB630\_V1.

**Horas de Viaje:** Horas totales de viaje (h)

**Factor de Recorrido:** Índice que nos permite medir de forma indirecta las demoras durante el viaje

**Consumo:** Consumo de combustible en galones (g)

**Factor de Consumo:** índice que expresa el consumo de combustible en kilometros por galón.

**Recorrido del Viaje:** Recorrido total del circuito y/o viaje (km)

## ANEXO 8: DATOS OPERATIVOS DE LAS VARIABLES REGRESORAS POR VIAJE OBSERVADO

### RESUMEN DE OBSERVACIONES POR VIAJES (Datos operativos)

Ruta	Fecha	Observaciones	Inercia (% tiempo)	Ralenti (% tiempo)	Frenadas bruscas (Cantidad x viaje)	Aceleradas bruscas (Cantidad x viaje)	Sensor de pedal de aceleración	Carga Inicial (kg)	Velocidad promedio (km/h)*	Velocidad del viento (km/h)	Temperatura ambiente (°C)*	Revol. de motor (rpm)
L-T	14/10/2019	12432.00	19.55%	2.78%	4	237	38.60%	20200	67.09	6.37	16.66	1090.60
T-L	15/10/2019	14397.00	16.07%	8.84%	1	172	37.50%	21600	60.30	8.20	17.10	1027.00
L - Ch	16/10/2019	9784.00	19.99%	4.32%	5	202	39.80%	21350	67.40	9.70	17.30	1083.50
Ch - L	17/10/2019	11467.00	14.14%	20.43%	1	109	33.50%	21600	49.10	11.00	17.60	988.20
L-T	18/10/2019	13284.00	20.63%	3.62%	4	224	38.10%	21700	62.60	9.90	17.60	1088.00
T-L	20/10/2019	13270.00	17.99%	4.39%	5	184	41.60%	21650	65.30	11.20	16.60	1059.10
L-Ch	21/10/2019	10085.00	15.16%	4.37%	1	163	41.20%	21350	65.90	8.50	15.90	1056.50
Ch - L	22/10/2019	10898.00	18.16%	7.93%	3	133	37.90%	20900	61.20	10.00	15.80	1070.30
L-T	23/10/2019	11652.00	21.62%	4.69%	1	156	38.02%	22050	64.50	8.70	16.00	1074.50
L-T	9/11/2019	12412.00	20.66%	7.90%	1	150	38.30%	21500	56.50	6.90	18.30	1052.10
L-T	14/11/2019	12015.00	16.48%	4.62%	4	303	40.80%	22100	57.50	9.00	17.00	1264.50
L-Ch	16/11/2019	9068.00	18.53%	5.48%	1	247	39.80%	19600	63.70	8.50	18.30	1043.50
L-T	18/11/2019	10660.00	25.04%	2.33%	1	265	43.70%	20950	67.50	8.00	18.50	1106.30
T-L	19/11/2019	13230.00	18.33%	9.48%	3	137	38.80%	21500	60.90	7.00	18.10	1066.90
L-T	20/11/2019	15377.00	17.28%	9.53%	4	149	32.60%	21050	47.50	7.40	18.40	910.20
T-L	24/11/2019	11477.00	22.70%	3.26%	3	96	43.60%	21500	66.30	12.30	19.20	1100.20
L-T	27/11/2019	13110.00	16.91%	7.26%	5	114	38.70%	20250	57.20	5.80	19.20	1040.30
T-L	28/11/2019	14058.00	15.13%	12.41%	7	100	35.70%	20600	52.50	7.00	19.10	995.60
L-T	9/12/2019	13641.00	25.60%	2.84%	3	227	38.30%	21600	62.40	11.20	19.60	1113.40
T-L	12/12/2019	14414.00	18.54%	14.19%	3	165	27.10%	21400	50.90	8.60	19.90	1033.70
T-L	23/01/2020	13569.00	20.24%	11.53%	4	83	37.30%	21200	55.60	1.90	24.90	1043.80
L-T	24/01/2020	11840.00	22.09%	5.15%	5	48	40.59%	21500	57.02	2.99	24.28	1079.12
T-L	26/01/2020	13216.00	21.21%	4.45%	3	72	40.60%	21700	59.70	2.40	22.20	1082.80
T-L	27/01/2020	10277.00	20.96%	7.42%	5	45	40.50%	21700	59.70	2.90	22.10	1075.60
L-Ch	29/01/2020	9188.00	26.30%	3.98%	1	41	41.20%	21450	64.30	2.70	21.77	1091.00
T-L	30/01/2020	12377.00	21.10%	9.32%	2	75	39.20%	21400	56.90	2.90	22.20	1052.00

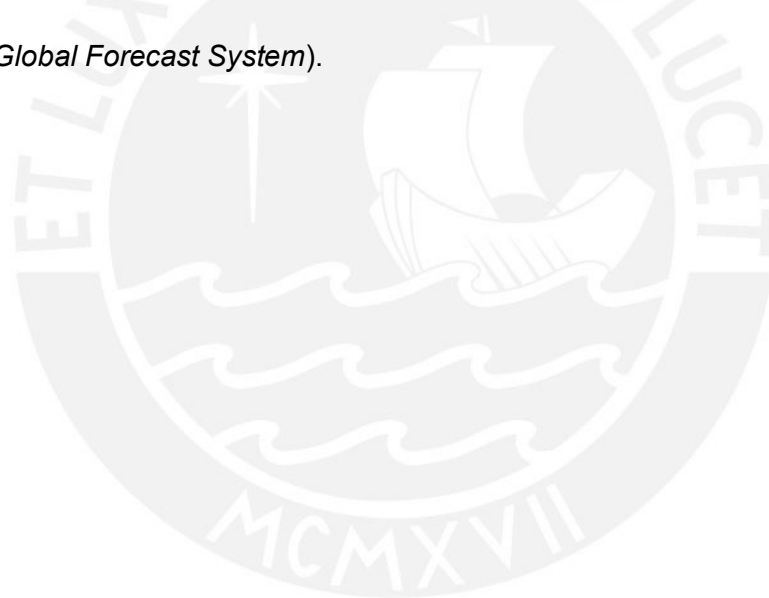


**ANEXO 9: Windfinder.**

Windfinder es una aplicación que ofrece previsiones del viento y meteorológicas para más de 160,000 emplazamientos de todo el mundo. La mayoría de estos emplazamientos son sitios donde se practican deportes, puertos deportivos y lugares de despegue o aterrizaje. Este modelo no ofrece información para grandes altitudes, ya que su principal uso está destinado a viento superficial (*Windfinder*).

Windfinder está basada en el modelo del sistema de pronóstico global (Global Forecast System, GFS) de la oficina nacional de administración oceánica y atmosférica (National Oceanic & Atmospheric Administration, NOAA) y se utiliza en todo el mundo tanto con fines comerciales como recreativos (*Windfinder*)

(NOAA - Global Forecast System).



**ANEXO 10: INVENTARIO NACIONAL DE GASES DE EFECTO INVERNADERO  
INGEI 2016 (MINAM 2021).**

INVENTARIO NACIONAL DE GASES DE EFECTO INVERNADERO	AÑO 2016			
	Valores en Gigagramos de GEI			
Categorías de fuentes y sumideros	Dióxido de carbono	Metano	Óxido Nítrico	Emissiones GEI
	[GgCO <sub>2</sub> ]	[GgCO <sub>2</sub> eq]	[GgCO <sub>2</sub> eq]	[GgCO <sub>2</sub> eq]
<b>ENERGÍA</b>	<b>50,039.16</b>	<b>7,655.39</b>	<b>437.98</b>	<b>58,132.54</b>
<b>Actividades de quema de combustibles</b>	<b>49,669.45</b>	<b>767.97</b>	<b>436.93</b>	<b>50,874.36</b>
Industrias de energía	15,904.70	13.44	28.37	15,946.50
Producción de electricidad y calor como actividad principal	11,036.56	8.85	19.67	11,065.07
Refinación de petróleo	2,724.52	1.02	1.51	2,727.05
Fabricación de combustibles sólidos y otras industrias energéticas	2,143.62	3.57	7.18	2,154.37
Industrias manufactureras y de la construcción	8,386.47	15.76	33.31	8,435.54
Minería (con excepción de combustibles) y cantería	872.74	1.29	3.17	877.19
Industria no especificada	7,513.73	14.47	30.14	7,558.35
Transporte	20,557.46	163.11	327.30	21,047.88
Aviación civil	1,079.29	0.15	9.14	1,088.59
Transporte terrestre	18,833.23	161.45	300.03	19,294.71
Ferrocarriles	108.98	0.38	13.63	122.99
Navegación marítima y fluvial	519.96	1.04	4.36	525.35
Otro tipo de transporte	16.01	0.09	0.13	16.24
Otros sectores	4,820.82	575.66	47.96	5,444.44
Comercial/Institucional	1,969.36	6.29	4.87	1,980.52
Residencial	2,462.77	525.96	33.73	3,022.46
Agricultura	163.69	42.72	8.75	215.15
Pesca	225.00	0.69	0.61	226.31
<b>Emissiones fugitivas provenientes de la fabricación de combustibles</b>	<b>369.71</b>	<b>6,887.43</b>	<b>1.05</b>	<b>7,258.18</b>
<b>PROCESOS INDUSTRIALES Y USO DE PRODUCTOS</b>	<b>5,690.95</b>	<b>0.00</b>	<b>131.41</b>	<b>5,822.37</b>
<b>Industria de los minerales</b>	<b>5,054.11</b>			<b>5,054.11</b>
Producción de Cemento	4,223.75			4,223.75
Producción de Cal	702.85			702.85
Producción de Vidrio	35.24			35.24
Otros usos de Carbonatos	92.28			92.28
Cerámicas (ladrillos)	72.77			72.77
Otros usos de la Ceniza de Sosa (Carbonato de Sodio)	19.51			19.51
<b>Industria química</b>	<b>0.06</b>		<b>131.41</b>	<b>131.47</b>
Producción de Ácido Nítrico			131.41	131.41
Producción de Ceniza de Sosa (Carbonato de Sodio)	0.06			0.06
<b>Industria de los metales</b>	<b>636.78</b>	<b>0.00</b>		<b>636.79</b>
Producción de Hierro y Acero	99.56	0.00		99.56
Producción de Plomo				
Producción de Zinc	537.22			537.22
<b>AGRICULTURA, SILVICULTURA Y OTROS USOS DE LA TIERRA</b>	<b>109,253.83</b>	<b>13,622.93</b>	<b>12,024.83</b>	<b>134,901.58</b>
<b>Ganado</b>		<b>11,708.88</b>	<b>375.81</b>	<b>12,084.69</b>
Fermentación entérica		11,462.85		11,462.85
Manejo de estiércol		246.03	375.81	621.84
<b>Tierras</b>	<b>108,991.29</b>			<b>108,991.29</b>
Tierras forestales	9,799.32			9,799.32
Tierras forestales que permanecen como tierras forestales	10,837.10			10,837.10
Tierras convertidas en tierras forestales	-1,037.78			-1,037.78
Tierras de cultivo	51,450.82			51,450.82
Tierras de cultivo que permanecen como tierras de cultivo	-249.62			-249.62
Tierras convertidas en tierras de cultivo	51,700.44			51,700.44
Pastizales	41,309.08			41,309.08
Pastizales que permanecen como pastizales				
Tierras convertidas en pastizales	41,309.08			41,309.08
Asentamientos	5,038.23			5,038.23
Tierras convertidas en asentamientos	5,038.23			5,038.23
Otras tierras	1,393.83			1,393.83
Tierras convertidas en otras tierras	1,393.83			1,393.83
<b>Fuentes agregadas y fuentes de emisión no-CO<sub>2</sub> en la tierra</b>	<b>262.54</b>	<b>1,914.05</b>	<b>11,649.02</b>	<b>13,825.60</b>
<b>DESECHOS</b>	<b>61.67</b>	<b>5,958.16</b>	<b>417.85</b>	<b>6,437.67</b>
<b>Eliminación de Desechos Sólidos</b>		<b>3,979.47</b>		<b>3,979.47</b>
<b>Incineración e incineración abierta de desechos sólidos</b>	<b>61.67</b>	<b>18.35</b>	<b>5.21</b>	<b>85.22</b>
<b>Tratamiento y eliminación de aguas residuales</b>		<b>1,960.34</b>	<b>412.64</b>	<b>2,372.98</b>
<b>TOTAL</b>	<b>165,045.61</b>	<b>27,236.48</b>	<b>13,012.07</b>	<b>205,294.17</b>

### ANEXO 11: SELECCIÓN DE VARIABLES DEL MODELO POR EL METODO "STEP BY STEP HACIA ADELANTE"

Start: AIC=274555.7

Cons ~ 1

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Acel	1	11462406	663462	129276
Iner	1	2787973	9337895	261495
Rpm	1	1614240	10511629	267415
Ral	1	766962	11358906	271291
Pend	1	491881	11633987	272487
Vel	1	204479	11921389	273707
AcelB	1	74872	12050996	274248
Alt	1	71574	12054294	274262
Tamb	1	19740	12106128	274476
VelV	1	4072	12121796	274541
FrenB	1	1307	12124561	274552
Carg	1	803	12125066	274554
none>			12125868	274556

Step: AIC=129276.4

Cons ~ Acel

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Alt	1	49183	614279	125427
Vel	1	47895	615567	125532
Ral	1	29050	634412	127040
Tamb	1	26956	636506	127205
Pend	1	15818	647644	128072
Rpm	1	3757	659705	128995
Iner	1	2201	661261	129112
AcelB	1	916	662546	129209
VelV	1	325	663137	129254
none>			663462	129276
FrenB	1	21	663441	129277
Carg	1	20	663442	129277

Step: AIC=125427.3

Cons ~ Acel + Alt

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Ral	1	35279	579000	122472
Vel	1	35066	579214	122490
Tamb	1	23714	590566	123461
Pend	1	18503	595776	123900
Rpm	1	7682	606597	124800
AcelB	1	680	613599	125374
VelV	1	638	613641	125377
FrenB	1	36	614243	125426

none>			614279	125427
Carg	1	12	614267	125428
Iner	1	2	614277	125429

Step: AIC=122472

Cons ~ Acel + Alt + Ral

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Vel	1	227321	351679	97545
Tamb	1	40094	538906	118886
Iner	1	16770	562230	121004
Pend	1	14007	564993	121250
AcelB	1	552	578448	122426
VelV	1	489	578512	122432
Rpm	1	163	578837	122460
Carg	1	57	578943	122469
FrenB	1	43	578958	122470
none>			579000	122472

Step: AIC=97544.76

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Iner	1	32104	319575	92760
Pend	1	22126	329552	94298
Tamb	1	7380	344299	96486
Rpm	1	1886	349793	97278
VelV	1	527	351152	97472
Carg	1	124	351555	97529
AcelB	1	81	351598	97535
FrenB	1	20	351659	97544
none>			351679	97545

Step: AIC=92760.41

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Pend	1	18480.6	301094	89784
Tamb	1	8237.5	311337	91457
Rpm	1	3632.4	315942	92191
VelV	1	624.2	318951	92665
Carg	1	153.7	319421	92738
AcelB	1	148.6	319426	92739
FrenB	1	14.3	319560	92760
none>			319575	92760

Step: AIC=89784

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Tamb	1	8990.3	292104	88270
Rpm	1	2433.5	298661	89380

VelV	1	562.6	300532	89692
Carg	1	243	300851	89746
AcelB	1	123.2	300971	89766
FrenB	1	13.8	301080	89784
none>			301094	89784

Step: AIC=88270.32

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Rpm	1	1693.04	290411	87982
VelV	1	725.49	291378	88148
Carg	1	440.88	291663	88197
AcelB	1	178.98	291925	88242
FrenB	1	17.23	292087	88269
none>			292104	88270

Step: AIC=87981.67

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
VelV	1	687.56	289723	87865
Carg	1	477.66	289933	87901
AcelB	1	158.99	290252	87956
FrenB	1	16.3	290394	87981
none>			290411	87982

Step: AIC=87865.16

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
Carg	1	441.43	289282	87791
AcelB	1	143.85	289579	87842
FrenB	1	17.57	289706	87864
none>			289723	87865

Step: AIC=87790.92

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
AcelB	1	145.256	289137	87768
FrenB	1	17.471	289264	87790
none>			289282	87791

Step: AIC=87767.8

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
FrenB	1	19.227	289117	87766
none>			289137	87768

Step: AIC=87766.48

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
none>			289137	87766

Formula = Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.129	-1.42	-0.0258	1.3972	10.2123

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	-7.37E+00	4.23E-01	-17.411	< 2e-16 ***
Acel	4.62E-01	4.90E-04	943.38	< 2e-16 ***
Alt	1.18E-02	1.45E-04	81.232	< 2e-16 ***
Ral	8.52E+00	4.83E-02	176.378	< 2e-16 ***
Vel	1.17E-01	6.00E-04	194.345	< 2e-16 ***
Iner	-2.92E+00	4.02E-02	-72.672	< 2e-16 ***
Pend	2.04E-01	3.63E-03	56.099	< 2e-16 ***
Tamb	-1.64E-01	4.25E-03	-38.662	< 2e-16 ***
Rpm	-8.45E-04	4.97E-05	-16.998	< 2e-16 ***
VelV	1.89E-02	1.80E-03	10.5	< 2e-16 ***
Carg	1.72E-04	1.96E-05	8.749	< 2e-16 ***
AcelB	-6.08E-01	1.21E-01	-5.042	4.63e-07 ***
FrenB	1.66E+00	9.09E-01	1.823	0.0683 .

Residual standard error: 2.405 on 49987 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9762

Adjusted R-squared: 0.9762

F-statistic: 1.705e+05 on 12 and 49987 DF, p-value: < 2.2e-16

**ANEXO 12: SELECCIÓN DE VARIABLES DEL MODELO POR EL METODO  
“STEP BY STEP HACIA ATRAS”**

Start: AIC=87766.48

Cons ~ Iner + Ral + FrenB + AcelB + Acel + Rpm + Carg + Vel + VelV + Alt + Pend + Tamb

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
- none>			289117	87766
- FrenB	1	19	289137	87768
- AcelB	1	147	289264	87790
- Carg	1	443	289560	87841
- VelV	1	638	289755	87875
- Rpm	1	1671	290789	88053
- Tamb	1	8645	297763	89238
- Pend	1	18202	307319	90817
- Iner	1	30545	319663	92786
- Alt	1	38165	327282	93964
- Ral	1	179932	469049	111958
- Vel	1	218455	507572	115905
- Acel	1	5147432	5436549	234468

Formula = Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.129	-1.4218	-0.0258	1.3972	10.2123

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	-7.37E+00	4.23E-01	-17.411	< 2e-16 ***
Acel	4.62E-01	4.90E-04	943.38	< 2e-16 ***
Alt	1.18E-02	1.45E-04	81.232	< 2e-16 ***
Ral	8.52E+00	4.83E-02	176.378	< 2e-16 ***
Vel	1.17E-01	6.00E-04	194.345	< 2e-16 ***
Iner	-2.92E+00	4.02E-02	-72.672	< 2e-16 ***
Pend	2.04E-01	3.63E-03	56.099	< 2e-16 ***
Tamb	-1.64E-01	4.25E-03	-38.662	< 2e-16 ***
Rpm	-8.45E-04	4.97E-05	-16.998	< 2e-16 ***
VelV	1.89E-02	1.80E-03	10.5	< 2e-16 ***
Carg	1.72E-04	1.96E-05	8.749	< 2e-16 ***
AcelB	-6.08E-01	1.21E-01	-5.042	4.63e-07 ***
FrenB	1.66E+00	9.09E-01	1.823	0.0683 .

Residual standard error: 2.405 on 49987 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9762

Adjusted R-squared: 0.9762

F-statistic: 1.705e+05 on 12 and 49987 DF, p-value: < 2.2e-16

**ANEXO 13: SELECCIÓN DE VARIABLES DEL MODELO POR EL METODO  
“STEP BY STEP AMBOS LADOS”**

Start: AIC=274555.7

Cons ~ 1

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Acel	1	11462406	663462	129276
+ Iner	1	2787973	9337895	261495
+ Rpm	1	1614240	10511629	267415
+ Ral	1	766962	11358906	271291
+ Pend	1	491881	11633987	272487
+ Vel	1	204479	11921389	273707
+ AcelB	1	74872	12050996	274248
+ Alt	1	71574	12054294	274262
+ Tamb	1	19740	12106128	274476
+ VelV	1	4072	12121796	274541
+ FrenB	1	1307	12124561	274552
+ Carg	1	803	12125066	274554
< none>			12125868	274556

Step: AIC=129276.4

Cons ~ Acel

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Alt	1	49183	614279	125427
+ Vel	1	47895	615567	125532
+ Ral	1	29050	634412	127040
+ Tamb	1	26956	636506	127205
+ Pend	1	15818	647644	128072
+ Rpm	1	3757	659705	128995
+ Iner	1	2201	661261	129112
+ AcelB	1	916	662546	129209
+ VelV	1	325	663137	129254
< none>			663462	129276
+ FrenB	1	21	663441	129277
+ Carg	1	20	663442	129277
- Acel	1	11462406	12125868	274556

Step: AIC=125427.3

Cons ~ Acel + Alt

	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Ral	1	35279	579000	122472
+ Vel	1	35066	579214	122490
+ Tamb	1	23714	590566	123461
+ Pend	1	18503	595776	123900
+ Rpm	1	7682	606597	124800
+ AcelB	1	680	613599	125374
+ VelV	1	638	613641	125377



+ FrenB	1	36	614243	125426
< none>			614279	125427
+ Carg	1	12	614267	125428
+ Iner	1	2	614277	125429
- Alt	1	49183	663462	129276
- Acel	1	11440015	12054294	274262

Step: AIC=122472

Cons ~ Acel + Alt + Ral

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Vel	1	227321	351679	97545
+ Tamb	1	40094	538906	118886
+ Iner	1	16770	562230	121004
+ Pend	1	14007	564993	121250
+ AcelB	1	552	578448	122426
+ VelV	1	489	578512	122432
+ Rpm	1	163	578837	122460
+ Carg	1	57	578943	122469
+ FrenB	1	43	578958	122470
< none>			579000	122472
- Ral	1	35279	614279	125427
- Alt	1	55411	634412	127040
- Acel	1	10739429	11318430	271114

Step: AIC=97544.76

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Iner	1	32104	319575	92760
+ Pend	1	22126	329552	94298
+ Tamb	1	7380	344299	96486
+ Rpm	1	1886	349793	97278
+ VelV	1	527	351152	97472
+ Carg	1	124	351555	97529
+ AcelB	1	81	351598	97535
+ FrenB	1	20	351659	97544
< none>			351679	97545
- Alt	1	27247	378926	101274
- Vel	1	227321	579000	122472
- Ral	1	227535	579214	122490
- Acel	1	10886231	11237910	270759

Step: AIC=92760.41

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Pend	1	18481	301094	89784
+ Tamb	1	8238	311337	91457
+ Rpm	1	3632	315942	92191
+ VelV	1	624	318951	92665

+ Carg	1	154	319421	92738
+ AcelB	1	149	319426	92739
+ FrenB	1	14	319560	92760
< none>			319575	92760
- Iner	1	32104	351679	97545
- Alt	1	35632	355206	98044
- Ral	1	218725	538300	118830
- Vel	1	242655	562230	121004
- Acel	1	5367337	5686912	236705

Step: AIC=89784

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Tamb	1	8990	292104	88270
+ Rpm	1	2433	298661	89380
+ VelV	1	563	300532	89692
+ Carg	1	243	300851	89746
+ AcelB	1	123	300971	89766
+ FrenB	1	14	301080	89784
< none>			301094	89784
- Pend	1	18481	319575	92760
- Iner	1	28458	329552	94298
- Alt	1	36568	337662	95513
- Ral	1	216548	517642	116875
- Vel	1	243858	544953	119446
- Acel	1	5281209	5582303	235779

Step: AIC=88270.32

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Rpm	1	1693	290411	87982
+ VelV	1	725	291378	88148
+ Carg	1	441	291663	88197
+ AcelB	1	179	291925	88242
+ FrenB	1	17	292087	88269
< none>			292104	88270
- Tamb	1	8990	301094	89784
- Pend	1	19233	311337	91457
- Iner	1	29235	321339	93038
- Alt	1	36894	328998	94215
- Ral	1	213864	505968	115736
- Vel	1	218376	510479	116180
- Acel	1	5278227	5570331	235673

Step: AIC=87981.67

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ VelV	1	688	289723	87865

+ Carg	1	478	289933	87901
+ AcelB	1	159	290252	87956
+ FrenB	1	16	290394	87981
< none>			290411	87982
- Rpm	1	1693	292104	88270
- Tamb	1	8250	298661	89380
- Pend	1	18147	308557	91010
- Iner	1	30332	320743	92947
- Alt	1	37967	328378	94123
- Ral	1	180262	470673	112123
- Vel	1	218820	509230	116060
- Acel	1	5152920	5443331	234522

---

Step: AIC=87865.16

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ Carg	1	441	289282	87791
+ AcelB	1	144	289579	87842
+ FrenB	1	18	289706	87864
< none>			289723	87865
- VelV	1	688	290411	87982
- Rpm	1	1655	291378	88148
- Tamb	1	8408	298131	89294
- Pend	1	18098	307821	90893
- Iner	1	30430	320153	92857
- Alt	1	38244	327967	94063
- Ral	1	180140	469863	112039
- Vel	1	218785	508508	115991
- Acel	1	5153200	5442924	234520

---

Step: AIC=87790.92

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ AcelB	1	145	289137	87768
+ FrenB	1	17	289264	87790
< none>			289282	87791
- Carg	1	441	289723	87865
- VelV	1	651	289933	87901
- Rpm	1	1691	290973	88080
- Tamb	1	8591	297873	89252
- Pend	1	18221	307503	90843
- Iner	1	30489	319771	92799
- Alt	1	38234	327516	93996
- Ral	1	180305	469587	112012
- Vel	1	218842	508123	115955
- Acel	1	5152965	5442247	234516

---

Step: AIC=87767.8

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
+ FrenB	1	19	289117	87766
< none>			289137	87768
- AcelB	1	145	289282	87791
- Carg	1	443	289579	87842
- VelV	1	636	289773	87876
- Rpm	1	1672	290809	88054
- Tamb	1	8641	297778	89238
- Pend	1	18203	307339	90818
- Iner	1	30551	319688	92788
- Alt	1	38156	327293	93964
- Ral	1	179934	469071	111959
- Vel	1	218496	507633	115909
- Acel	1	5147575	5436712	234467

Step: AIC=87766.48

Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Coefficients:	Df	Sum of Sq	RSS	AIC
< none>			289117	87766
- FrenB	1	19	289137	87768
- AcelB	1	147	289264	87790
- Carg	1	443	289560	87841
- VelV	1	638	289755	87875
- Rpm	1	1671	290789	88053
- Tamb	1	8645	297763	89238
- Pend	1	18202	307319	90817
- Iner	1	30545	319663	92786
- Alt	1	38165	327282	93964
- Ral	1	179932	469049	111958
- Vel	1	218455	507572	115905
- Acel	1	5147432	5436549	234468

Formula = Cons ~ Acel + Alt + Ral + Vel + Iner + Pend + Tamb + Rpm + VelV + Carg + AcelB + FrenB

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-11.129	-1.4218	-0.0258	1.3972	10.2123

Coefficients:	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	-7.37E+00	4.23E-01	-17.411	< 2e-16 ***
Acel	4.62E-01	4.90E-04	943.38	< 2e-16 ***
Alt	1.18E-02	1.45E-04	81.232	< 2e-16 ***
Ral	8.52E+00	4.83E-02	176.378	< 2e-16 ***
Vel	1.17E-01	6.00E-04	194.345	< 2e-16 ***
Iner	-2.92E+00	4.02E-02	-72.672	< 2e-16 ***

<b>Pend</b>	2.04E-01	3.63E-03	56.099	< 2e-16 ***
<b>Tamb</b>	-1.64E-01	4.25E-03	-38.662	< 2e-16 ***
<b>Rpm</b>	-8.45E-04	4.97E-05	-16.998	< 2e-16 ***
<b>VelV</b>	1.89E-02	1.80E-03	10.5	< 2e-16 ***
<b>Carg</b>	1.72E-04	1.96E-05	8.749	< 2e-16 ***
<b>AceIB</b>	-6.08E-01	1.21E-01	-5.042	4.63e-07 ***
<b>FrenB</b>	1.66E+00	9.09E-01	1.823	0.0683 .

**Residual standard error: 2.405 on 49987 degrees of freedom**

**Multiple R-squared: 0.9762**

**Adjusted R-squared: 0.9762**

**F-statistic: 1.705e+05 on 12 and 49987 DF, p-value: < 2.2e-16**



## ANEXO 14: CÁLCULO DEL CO<sub>2</sub>eq AHORRADO UTILIZANDO LOS MÉTODOS DEL INGEI 2014 Y CATALUNYA 2011

Factores de emisión del diesel DB5 S50 (INGEI 2014).	
Factores de emisión Biodiesel DB5	70,395 kgCO <sub>2</sub> /TJ

Características del combustible diesel DB5 S50	
Combustible:	Diesel B5 (DB5 S50)
Azufre:	50 ppm (ASTM D-4294)
Calor de combustión:	-45,500 KJ/Kg (ASTM D-240)
Densidad:	0.87 g/cm <sup>3</sup> a 15°C (ASTM D-1298)

Volumen del ahorro de combustible (Calor de combustión dejado de quemar) considerando valores promedio de la base de datos	
Ahorro de combustible por unidad por viaje:	1.04 galones 3.95 litros = 3.44 kg = 156360 KJ
Ahorro de combustible por unidad anual (200,000 km):	369.61 galones 1399.13 litros = 1217.24 kg = 55384561 KJ

Cálculo de CO <sub>2</sub> eq ahorrado (Calor de combustión dejado de quemar * Factor de emisión)	
CO <sub>2</sub> eq (por bus anual):	3934.65 kg CO <sub>2</sub> eq
CO <sub>2</sub> eq (por flota de 429 unidades anual):	1'687,964 kg CO <sub>2</sub> eq

Volumen del ahorro de combustible (Calor de combustión dejado de quemar) considerando los comportamientos más eficientes	
Ahorro de combustible por unidad por viaje:	5.76 galones 21.81 litros = 18.97 Kg = 863348.9 KJ
Ahorro de combustible por unidad anual (200,000 km):	2047.09 galones 7749.08 litros = 6744.85 Kg = 306.89 MJ

Cálculo de CO <sub>2</sub> eq ahorrado (Calor de combustión dejado de quemar * Factor de emisión)	
CO <sub>2</sub> eq (por bus anual):	21,791.8 kg CO <sub>2</sub> eq
CO <sub>2</sub> eq (por flota de 429 unidades anual):	9'348,688 kg CO <sub>2</sub> eq

Factores de emisión del diesel (Generalitat De Catalunya 2011).	
Factores de emisión Biodiesel DB5	2.61 kgCO <sub>2</sub> /litro

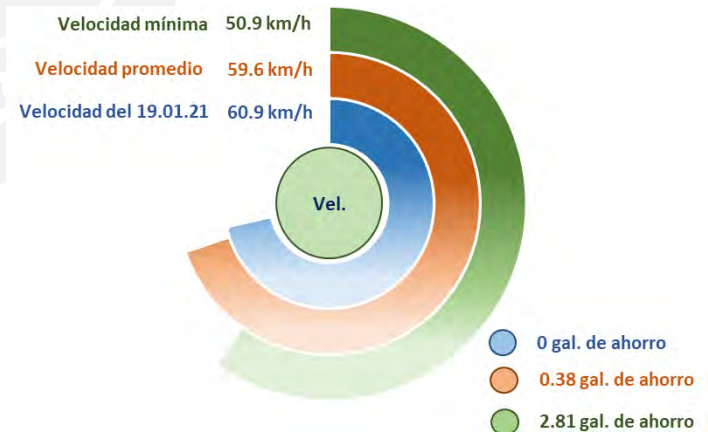
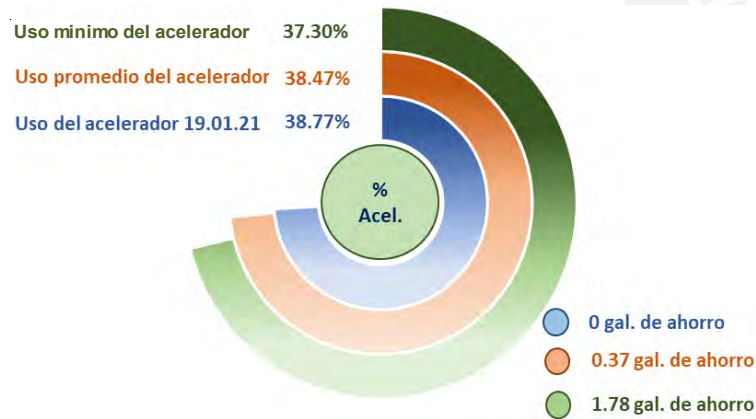
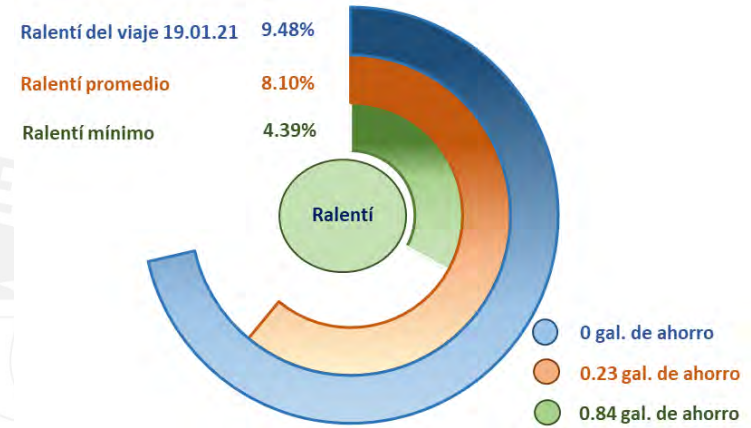
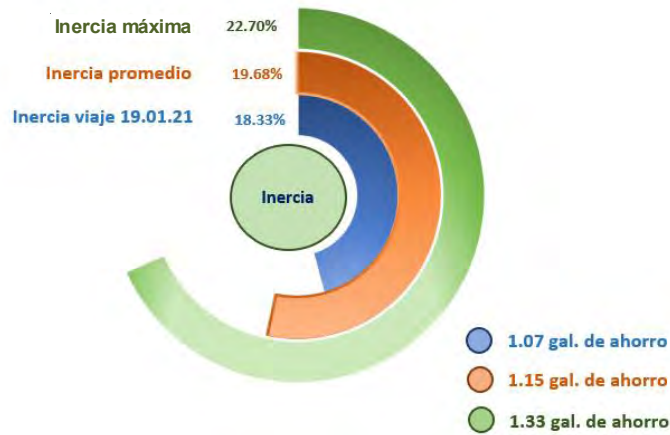
Volumen del ahorro de combustible considerando valores promedio de la base de datos	
Ahorro de combustible por unidad por viaje:	1.04 galones 3.95 litros
Ahorro de combustible por unidad anual (200,000 km):	369.61 galones 1399.13 litros

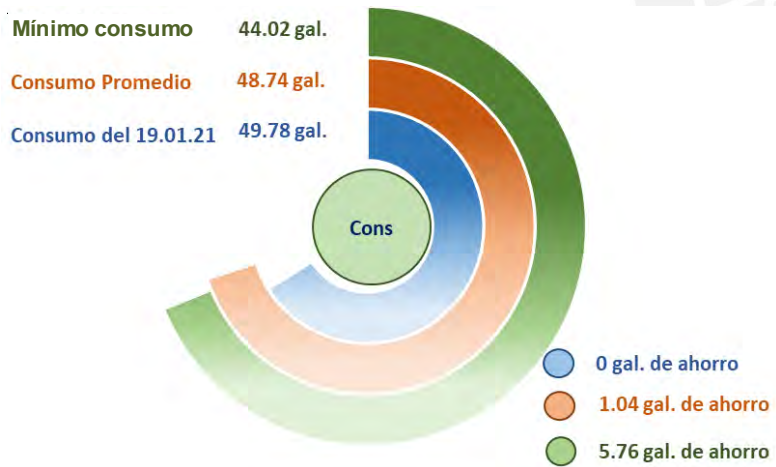
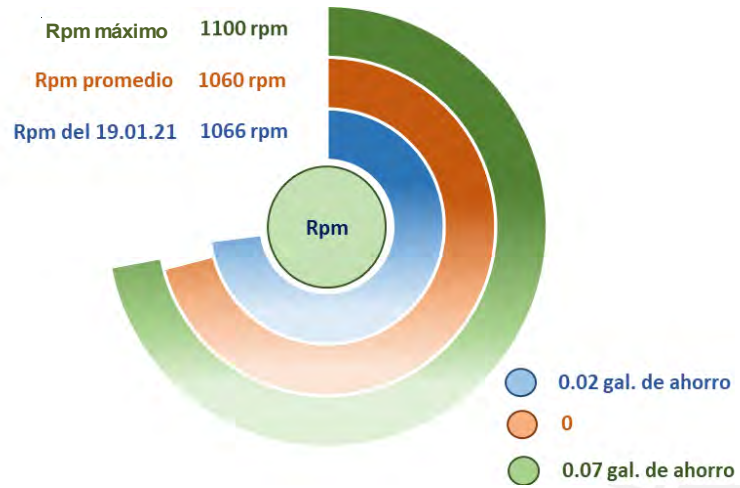
Cálculo de CO <sub>2</sub> eq ahorrado (Litros de combustible ahorrados * Factor de emisión)	
CO <sub>2</sub> eq (por bus anual):	3651.72 kg CO <sub>2</sub> eq
CO <sub>2</sub> eq (por flota de 429 unidades anual):	1'566,602 kg CO <sub>2</sub> eq

Volumen del ahorro de combustible considerando los comportamientos más eficientes	
Ahorro de combustible por unidad por viaje:	5.76 galones 21.81 litros
Ahorro de combustible por unidad anual (200,000 km):	2047.09 galones 7749.08 litros

Cálculo de CO <sub>2</sub> eq ahorrado (Volumen de combustible ahorrados * Factor de emisión)	
CO <sub>2</sub> eq (por bus anual):	20,225.09 kg CO <sub>2</sub> eq
CO <sub>2</sub> eq (por flota de 429 unidades anual):	8'676,562.53 kg CO <sub>2</sub> eq

**ANEXO 15: MÉTRICAS DE VARIABLES QUE INFLUYEN EN EL CONSUMO (Inercia, Ralentí, % Pedal de Aceleración, Velocidad y Rpm)**





Máximo rendimiento 12.84 Km/gal.  
 Rendimiento Promedio 11.59 km/gal.  
 Rendimiento del 19.01.21 11.35 km/gal.

