



POSGRADOS

MAESTRÍA EN

MÉTODOS

MATEMÁTICOS Y SIMULACIÓN
NUMÉRICA EN INGENIERÍA

RPC-SO-42-NO.769-2019

OPCIÓN DE TITULACIÓN:

PROYECTO DE TITULACIÓN CON
COMPONENTES DE INVESTIGACIÓN
APLICADA Y/O DE DESARROLLO

TEMA:

ESTIMACIÓN DEL CONSUMO
DE COMBUSTIBLE A TRAVÉS DE
LAS SEÑALES PID'S MEDIANTE
LA UTILIZACIÓN DEL CICLO DE
EMISIONES REALES EN LA
CIUDAD DE QUITO – ECUADOR

AUTOR(ES)

PAÚL ANDRÉS MOLINA CAMPOVERDE

DIRECTOR:

NÉSTOR RIVERA CAMPOVERDE

QUITO – ECUADOR

2023

Autor(es):



Paúl Andrés Molina Campoverde
Ingeniero Mecánico Automotriz
Candidato a Magíster en Métodos Matemáticos y Simulación
Numérica en Ingeniería por la Universidad Politécnica Salesiana –
Sede Quito.
paul_molina@outlook.com

Dirigido por:



Néstor Diego Rivera Campoverde
Ingeniero Mecánico Automotriz
Magíster en Sistemas Automotrices
nrivera@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

2023 © Universidad Politécnica Salesiana.

QUITO– ECUADOR – SUDAMÉRICA

PAÚL ANDRÉS MOLINA CAMPOVERDE

**ESTIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE A TRAVÉS DE LAS SEÑALES PID'S
MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DEL CICLO DE EMISIONES REALES EN LA CIUDAD DE
QUITO- ECUADOR.**

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mi familia por todo el apoyo recibido durante estos años de formación académica y personal, a mi esposa por ser fuente de inspiración y ser quien ha estado junto a mí durante este aprendizaje vivencial.

AGRADECIMIENTO

Al Ing. Néstor Rivera por el apoyo presentado en la recolección de información y por todas las sugerencias recibidas a lo largo de este trabajo.

Un agradecimiento a la Universidad Politécnica Salesiana por haberme permitido ser partícipe de este programa de maestría.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN.....	8
ABSTRACT.....	9
1. INTRODUCCIÓN.....	10
2. DETERMINACIÓN DEL PROBLEMA.....	12
3. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL.....	15
3.1 CURVAS CARACTERÍSTICAS.....	15
3.2 CONSUMO DE COMBUSTIBLE.....	16
3.2.1 POTENCIA ESPECÍFICA DEL MOTOR VSP.....	17
3.2.2 CONSUMO DE COMBUSTIBLE A PARTIR DE PRESIÓN ABSOLUTA DEL COLECTOR DE ADMISIÓN.....	18
3.3 CICLO DE EMISIONES REALES.....	20
3.3.1 ADQUISICIÓN DE SEÑALES.....	21
4. MATERIALES Y METODOLOGÍA.....	22
4.1. DISEÑO EXPERIMENTAL.....	23
4.1.1 ADQUISICIÓN DE DATOS.....	24
4.2 ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES RELEVANTES.....	26
4.2.1 ESTUDIO EXPLORATORIO.....	26
4.2.2 ANÁLISIS DE VARIABLES.....	29
4.3 PLANIFICACIÓN DE LA RUTA PARA EL CICLO DE EMISIONES REALES.....	31
4.4 MODELAMIENTO DEL PROBLEMA.....	33
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	39
5.1 ALGORITMO PROPUESTO.....	40
5.2 ANÁLISIS MEDIANTE PREDICTORES PARA ESTIMAR EL CONSUMO DE COMBUSTIBLE.....	48
5.3 VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS.....	49
5.3.1 MODELO SIMPLIFICADO.....	51
5.4 COMPROBACIÓN MEDIANTE EL CICLO RDE.....	53

6. CONCLUSIONES.....	62
REFERENCIAS	64

ESTIMACIÓN DEL
CONSUMO DE
COMBUSTIBLE A TRAVÉS DE
LAS SEÑALES PID'S
MEDIANTE LA
UTILIZACIÓN DEL CICLO
DE EMISIONES REALES EN
LA CIUDAD DE QUITO –
ECUADOR

AUTOR(ES):

PAÚL ANDRÉS MOLINA CAMPOVERDE

RESUMEN

En Ecuador según datos del Ministerio de Energía los vehículos propulsados por motores de combustión interna son el sector que más de combustibles de fuentes fósiles consume, razón por la cual entender los fenómenos involucrados en la generación del consumo de combustible es fuente de estudio en el mundo. El trabajo consiste en el desarrollo e identificación de propuestas metodológicas encontradas en la literatura que permiten predecir cuanto gasto masico de combustible realiza vehículo en laboratorio, así como en carretera mediante la implementación un ciclo de emisiones reales RDE y contrastarlo con el desarrollo de un algoritmo que caracteriza las fuerzas que se oponen al avance el movimiento. A partir de ensayos experimentales se recolecta información de consumo de combustible mediante un caudalímetro conectado a la línea de combustible mientras las curvas características del motor son obtenidas al rodar el vehículo sobre un banco dinamométrico, posteriormente a partir de los parámetros identificadores de datos se establecen los predictores más importantes mediante un análisis ANOVA, con estas variables se implementa una red neuronal que es capaz de predecir el 99% de las estimaciones y poseer un error relativo inferior al 5% comparado con métodos comunes. Adicionalmente se desarrolla un algoritmo que calcula el consumo de combustible en función de la marcha seleccionada, fuerzas inerciales, resistencia a la rodadura, pendiente y fuerza aerodinámica tomando en cuenta que permite involucrar a la mayor parte de características del proceso y puede predecir el consumo en ciclos completos de emisiones reales y circuitos con pendientes elevadas con errores inferiores al 5%.

Palabras clave:

RDE, predictores, ciclo de emisiones, consumo de combustible.

ABSTRACT

In Ecuador, according to data from the Ministry of Energy, vehicles powered by internal combustion engines represent the largest consumer of fossil fuels, which is why understanding the phenomena involved in the generation of fuel consumption is a source of study in the world. The work consists of the development and identification of methodological proposals found in the literature that allow predicting how much a vehicle consumes in the laboratory as well as on the road through the implementation of a real emissions cycle RDE and contrasts it with the development of an algorithm that characterizes the forces that oppose the advance of the movement. From experimental tests, fuel consumption information is collected through a flow meter connected to the fuel line while the engine characteristic curves are obtained by rolling the vehicle on a dynamometric bench, then from the data identifying parameters, the most important predictors are established through an ANOVA analysis, with these variables a neural network is developed that is able to predict 99% of the estimates and have a relative error of less than 5% compared to common methods. Additionally, an algorithm is developed that calculates the fuel consumption as a function of the selected gear, inertial forces, rolling resistance, slope and aerodynamic force, taking into account that it can involve most of the characteristics of the process and can predict the consumption in complete cycles of real emissions and circuits with high slopes with errors lower than 5%.

Palabras clave:

RDE, predictors, emission cycle, fuel consumption.

1. INTRODUCCIÓN

Los vehículos impulsados por motores de combustión interna permiten la movilidad de personas y productos alrededor del mundo, pero producen emisiones contaminantes que afectan la salud de las personas y reducen la calidad del aire (Serrano et al., 2019), para disminuir el impacto contaminante se han implementado normativas como la EURO 6 que regulan el número de emisiones contaminantes producidas por motores (Doulgeris et al., 2020). Hoy en día existen diferentes formas de cuantificar el consumo de combustible de un motor de combustión interna a gasolina siendo un problema abierto de investigación, pudiéndose utilizar medidas experimentales en laboratorio, pruebas en carretera y algoritmos automáticos que pueden pronosticar el consumo específico de combustible. Modelos matemáticos pueden predecir adecuadamente el consumo de combustible de un vehículo mediante la adquisición de señales a través del puerto OBD II del vehículo a través de sensores MAF y MAP que identifican la cantidad de aire que ingresa al múltiple de admisión y sensor O_2 que cuantifica el dosado de la mezcla.

Por intermedio de un modelo determinista el presente estudio pretende estimar el consumo de combustible de un vehículo a través de las señales PID'S obtenidas desde el puerto OBD II con el uso de instrumentación no intrusiva que no agregue masa al vehículo, evidenciar el consumo de combustible en un motor de combustión es relevante debido a que parámetros como las emisiones contaminantes son dependientes de este valor, además costos asociados al transporte de insumos y mercancías se encuentran ligados a cuanto consumo de combustible generen sus unidades. Para la estimación de consumo de combustible el presente estudio parte de un análisis de los predictores más relevantes del motor mediante la extracción de datos de un vehículo en pruebas realizadas en un banco dinamométrico, a continuación con estas variables se calcula cada una de las fuerzas resistentes que un vehículo debe vencer para avanzar a lo largo de una calzada, para que el circuito sobre el cual se desarrollan las diferentes pruebas se

considere relevante se implementa un ciclo de emisiones el cual garantiza una conducción en todas las zonas habituales de conducción como zonas de ciudad, carretera interurbano y autopista.

Con la implementación del modelo matemático se puede predecir el consumo de combustible de un vehículo en la ciudad de Quito, Ecuador mediante la estimación de cada una de las fuerzas tractoras que el vehículo debe vencer para su avance, adicionalmente el modelo considera la posición de la marcha seleccionada en cada instante de tiempo así como su eficiencia sin la necesidad de un sensor que detecte la posición de la palanca de cambios, por lo cual estos resultados pueden ser útiles en la industria automotriz para reducir el consumo de combustible mediante la optimización y selección de marchas adecuados así como del correcto entendimiento y dependencia del consumo de combustible de valores como el régimen de giro, posición del acelerador, presión en el colector de admisión y aceleración del vehículo.

2. DETERMINACIÓN DEL PROBLEMA

Durante el año 2016 el sector del transporte generó el 36% de gases de efecto invernadero en América Latina y el Caribe, de acuerdo con datos del Ministerio Coordinador de Sectores Estratégicos el sector del transporte es el principal consumidor de combustibles en Ecuador (Rivera et al., 2022). Por lo cual poder estimar el consumo de combustible en vehículos ligeros propulsados por motores de combustión interna a gasolina es esencial tanto para reducir gastos de consumo energético como emisiones contaminantes.

En trabajos previos (Zhou et al., 2016), describen el consumo de combustible como un proceso no lineal, complejo de predecir y que involucra parámetros como: distancia recorrida, condiciones climáticas (temperatura, humedad, velocidad del viento), características específicas del vehículo, condiciones de tráfico y estilo de conducción. Para predecir este factor existen dos tendencias la una es mediante modelos que permitan describir mediante ecuaciones los procesos físicos y químicos del motor de combustión interna durante las fases de admisión, compresión, trabajo y escape. Por otro lado, existen modelos de caja negra que consideran el vehículo completo como una función de la cual no se puede predecir su ecuación y a partir de las entradas del sistema se estima la salida. (Cabrera-Montie et al., 2012), proponen un método para calcular el consumo de combustible teniendo en cuenta el perfil de la carretera y el tiempo de viaje mediante la optimización basada en programación dinámica y usando datos reales de carretera consiguen ahorros del 5.2% en consumo de combustible. En su trabajo (Wang et al., 2021), prestan especial atención a la reducción de emisiones contaminantes y consumo de combustible en ciudades de altura mediante una optimización realizada a través de máquinas de soporte vectorial, en la cual modifican características del motor para obtener parámetros similares de potencia, pero obteniendo reducciones significativas de emisiones contaminantes. Aunque las emisiones totales puedan disminuir (Chen et al., 2021) consideran que el ciclo de emisiones reales desestima la importancia de las emisiones generadas por los

vehículos en condiciones de arranque en frío, por lo cual proponen nuevas metodologías para su medición, cabe destacar que el consumo de combustible está directamente relacionado con el número de emisiones producidas por un motor de combustión interna. (Qu et al., 2021), miden las emisiones de HC, CO y CO₂ y mediante un balance de masa de carbono durante la combustión y el proceso de escape de gases del motor de combustión interna calculan el consumo de combustible. (Andrade et al., 2022) a través el uso de señales PID (parámetro identificador de datos) proponen un algoritmo de Machine Learning que estima las emisiones de CO₂ a partir de los datos calculados de consumo de combustible mediante variables adquiridas desde el puerto OBD II. En un trabajo desarrollado en China (Zheng et al., 2020) calculan el consumo de combustible a través del método de balance de carbono al encontrar varias discrepancias entre los valores reportados durante pruebas usando el nuevo ciclo de emisiones reales y el ciclo de aprobación del país desarrollando un algoritmo que calcula el flujo de combustible mostrando una correlación entre 0.906 a 0.977 con el ciclo de aprobación.

Hoy en día existen diferentes formas de cuantificar el consumo de combustible de un motor de combustión interna a gasolina siendo un problema abierto de investigación debido que este parámetro depende de variables no controlables como el estilo de conducción y las condiciones atmosféricas (presión, altura, humedad relativa). Para estimar este parámetro se pueden utilizar medidas experimentales en laboratorio, pruebas en carretera y algoritmos automáticos que pueden predecir el consumo específico de combustible.

Información acerca del consumo de combustible puede ser adquirida en laboratorios mediante la instrumentación del vehículo y puesta en marcha sobre un banco dinamométrico en condiciones controladas, pero esta información difiere en gran medida de los consumos reales que puede presentar un vehículo funcionando en carretera. Para solventar este problema las mediciones son realizadas con la utilización de un dispositivo portátil que mide la concentración de emisiones contaminantes denominado PEM's (portable emission measurement system) y mediante la inferencia de las emisiones emitidas por el tubo de escape se puede

calcular el consumo de combustible (Huang et al., 2018). Cabe destacar que el dispositivo que mide las emisiones en tiempo real es costoso y prohibitivo para países con economías en desarrollo por lo cual muchos centros de investigación han optado por el uso de dispositivos data logger que permiten la adquisición de forma no intrusiva y sin agregar masa al vehículo a través del puerto OBD II del vehículo y mediante el procesamiento de las señales PID's (Parámetro de Identificación) calcular diferentes parámetros (Meseguer et al., 2015).

Los resultados de esta investigación permitirán obtener un modelo matemático que predice el consumo de combustible de un vehículo que circula en la ciudad de Quito, Ecuador considerando las condiciones geográficas de la ciudad y la calidad de los combustibles, así mismo, esta información puede ser usada como material referencial cuando se desee adquirir un vehículo y conocer la cantidad real de combustible que consume.

3. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

Un motor de combustión interna es una máquina que permite convertir la energía química del combustible en energía térmica, a diferencia de otros motores permite entregar potencia a la salida de su eje en un régimen amplio de valores dependiendo de la cilindrada y sistemas auxiliares del mismo (Francisco et al., 2011). Teniendo en cuenta que el aire y el combustible deben ser ingresados dentro de la cámara de combustión en ciertas proporciones para asegurar una combustión completa se usa el termino dosado para distinguir esta relación que se puede ver en la ecuación 3.1 (Francisco et al., 2011).

$$AFR = \frac{m_f}{m_a} \quad (3.1)$$

Cuando se consigue una combustión completa se hace referencia a una mezcla estequiométrica, si se denomina a λ como la relación entre el dosado actual sobre el dosado químicamente correcto AFR_{est} , se puede conseguir $\lambda = \frac{AFR}{AFR_{est}}$, al realizar la división se obtiene un $\lambda=1$ si la mezcla es estequiométrica un $\lambda>1$ si la mezcla es rica y $\lambda<1$ si la mezcla es pobre, para un motor a gasolina es común encontrar que $AFR_{est} = 14.7$.

3.1 CURVAS CARACTERÍSTICAS

Una forma común de evaluar el rendimiento de los motores es mediante la obtención de curvas características, estas son obtenidas a plena carga cuando se tiene la máxima densidad de aire en la admisión con respecto a la cantidad más alta de combustible que puede ser inyectado según las restricciones geométricas de diseño del motor como se puede ver en la Figura 3.1. Estas curvas son obtenidas cuando el motor es frenado por un dinamómetro para evaluar la potencia máxima, torque y consumo específico.

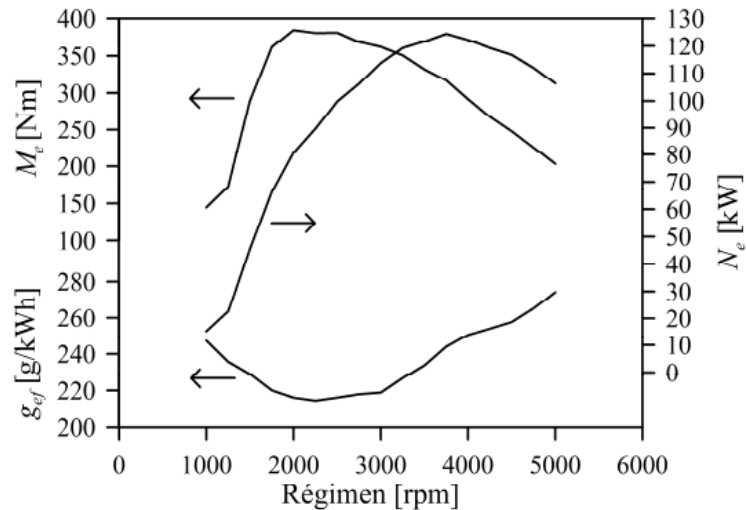


Figura 3.1 Curva característica de un motor de encendido provocado (Francisco et al., 2011)

Las Curvas de iso consumo de combustible permiten representar cuantos gramos de combustible se requieren para generar una cierta cantidad de potencia por unidad de tiempo en un diagrama donde se puede visualizar como aumenta la presión media efectiva del motor a medida que se eleva el régimen de giro, a partir de este diagrama se puede identificar las zonas con menor consumo y mejores prestaciones tanto de potencia motor como de torque como se visualiza en la Figura 3.2

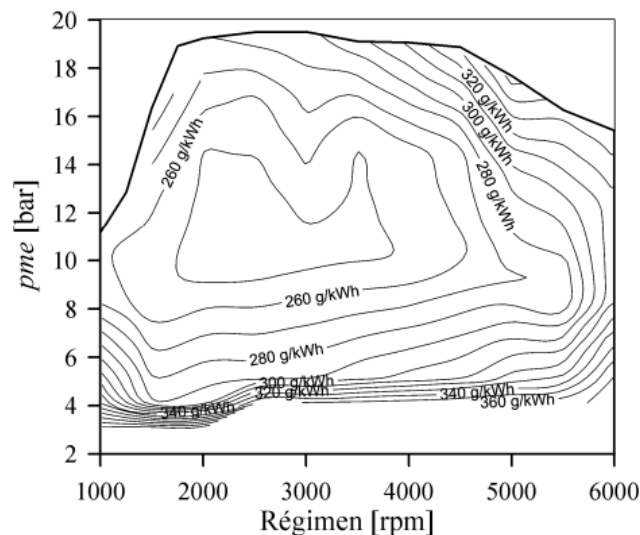


Figura 3.2 Curva de iso consumo de un motor de combustión interna, (Francisco et al., 2011)

3.2 CONSUMO DE COMBUSTIBLE

El consumo de combustible en los motores combustión interna alternativos es un fenómeno no lineal que depende de muchos factores, por lo cual varios autores

intentan modelar este fenómeno bajo diversas simplificaciones, existiendo dos tendencias principales una mediante la modelación matemática del problema y la utilización de modelos de caja negra en donde se conoce las entradas del proceso y las salidas pero no se puede identificar que sucedió en el medio del proceso por lo cual durante este estudio se analizan diferentes propuestas metodológicas.

3.2.1 POTENCIA ESPECÍFICA DEL MOTOR VSP

La potencia específica del motor refleja una relación existente entre la potencia generada y el consumo de combustible del motor pudiéndose representar por la ecuación 3.2 (Zhou & Jin, 2017).

$$VSP = v(a(1 - \varepsilon_i) + g \cdot \text{pendiente} + g \cdot C_r) + \frac{1}{2} \frac{\rho_a C_D A}{m} v^3 \quad (3.2)$$

Donde v representa la velocidad del vehículo, a la aceleración, ε_i representa el coeficiente de masas rotativas, la pendiente representa la inclinación de la calzada expresada en porcentaje, g la gravedad, C_D el coeficiente de arrastre, A el área frontal del vehículo, ρ_a la densidad del aire y m la masa del vehículo. Debido a la complejidad de la ecuación anteriormente mostrada se usa una ecuación más simplificada como se ve en la ecuación 3.3

$$VSP = v(1.1a + 9.81 \cdot \text{pendiente} + 0.132) + 3.02 \cdot 10^{-4} v^3 \quad (3.3)$$

Conociendo los VSP generados estos pueden ser separados en grupos, posteriormente se filtran los datos y a partir de las mediciones del consumo de combustible obtenido con un PEMS determinar las 6 incógnitas correspondientes a cada uno de los tramos de consumo del vehículo como se ve en la Figura 3.3

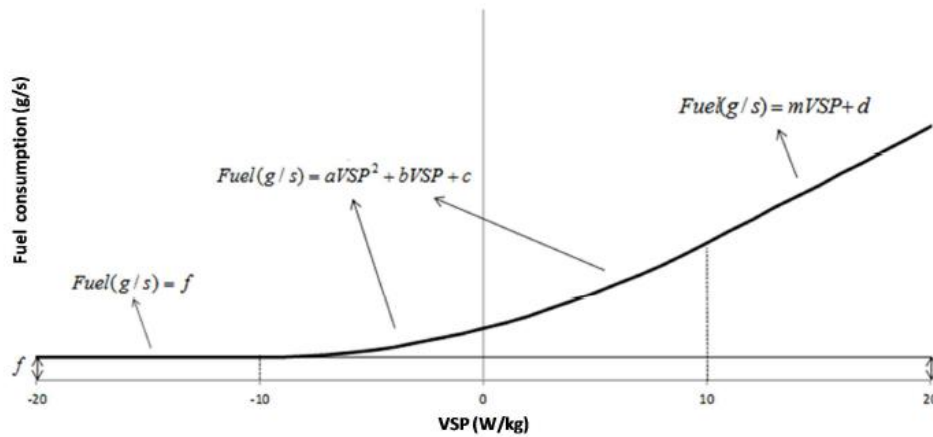


Figura 3.3 Correlación mostrada entre VSP y consumo de combustible

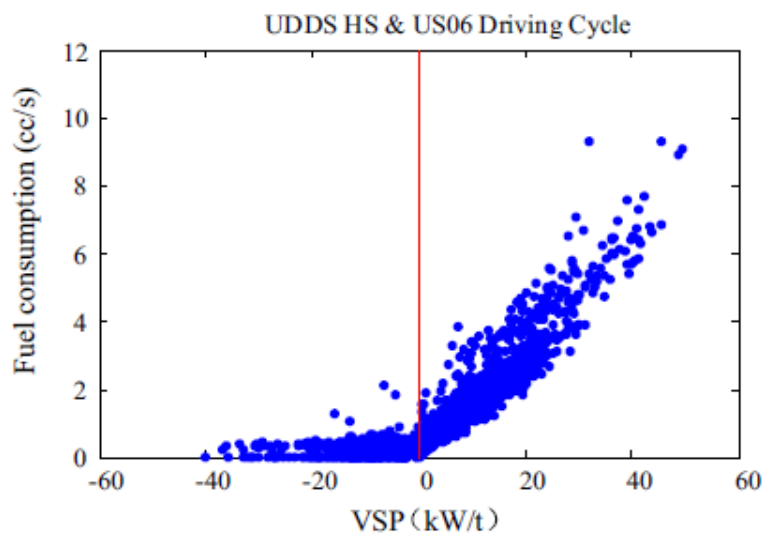


Figura 3.4 Correlación entre VSP y consumo de combustible

3.2.2 CONSUMO DE COMBUSTIBLE A PARTIR DE PRESIÓN ABSOLUTA DEL COLECTOR DE ADMISIÓN

El consumo de combustible puede ser inferido a través de la señal obtenida por el colector de admisión mediante la utilización de la ley de gases ideales (Andrade et al., 2022). Donde P , representa la presión absoluta en kPa, V el volumen del cilindro (m^3), R la constante de gas ideal, n representa el número de moles y T la temperatura ambiente obtenida a partir de la lectura del sensor IAT del motor.

$$PV = nRT \quad (3.4)$$

Encontrado el número de moles se puede utilizar la ecuación 3.5 para determinar la masa de aire a partir del peso molecular del aire y después con la introducción de

la eficiencia volumétrica del motor obtenida a partir de las ecuaciones 3.7 y 3.8 encontrar el flujo de aire que atraviesa el colector de admisión e ingresa al motor.

$$m_{aire} = n \cdot M \quad (3.5)$$

$$m_{aire} = \frac{PV}{RT} M_{aire} \quad (3.6)$$

$$n_{vol} = \frac{V_{ent}}{V_{nom}} \cdot 100 \quad (3.7)$$

$$n_{vol} = \frac{m_{aire}}{\frac{PV}{RT} \cdot V_{cilindro} \cdot Z \cdot \frac{n}{2}} \quad (3.8)$$

En la figura 3.5 se puede encontrar la gráfica de la eficiencia volumétrica con respecto al régimen de giro del motor en condiciones reales obtenido a partir de la relación existente entre la densidad de aire admitido en el cilindro respecto a su densidad en condiciones normales de presión atmosférica.

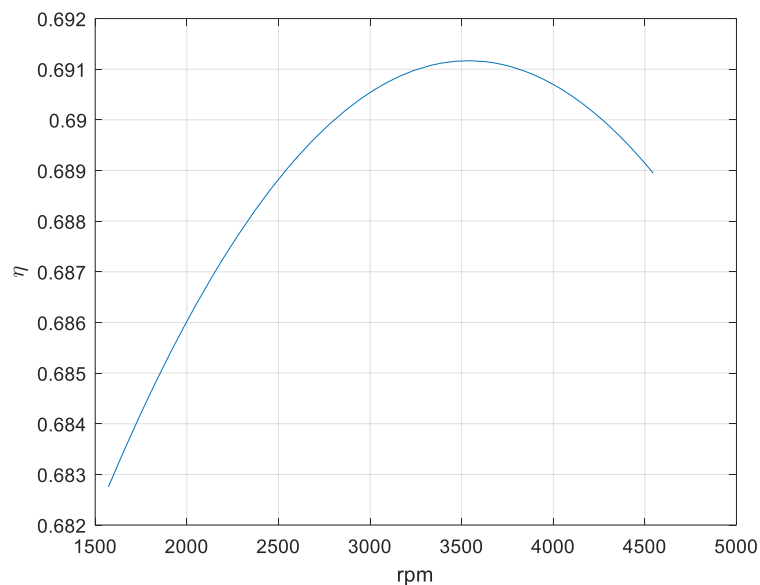


Figura 3.5: Rendimiento volumétrico del motor del vehículo estudiado

$$\dot{m} = \frac{PV}{RT} \cdot M_{aire} \cdot n_{vol} \cdot \frac{RPM}{2(60)} \quad (3.9)$$

Finalmente, el flujo de combustible es calculado a partir de la estimación del flujo masico de aire dividido para la mezcla estequiométrica (14.7:1) y la densidad de la gasolina de 737 g/L como se visualiza en la ecuación 3.10

$$\dot{V}_{combustible} = \frac{\dot{m}}{AFR \cdot \rho_{combustible}} \quad (3.10)$$

3.3 CICLO DE EMISIONES REALES

El ciclo de emisiones reales denominado RDE es un complemento al ciclo de homologación y consumo WLTP realizado anteriormente en bancos dinamométricos pero debido a diferencias de medidas encontradas en carretera con respecto a mediciones de laboratorio tuvo que ser sustituido. Para estas pruebas el vehículo debe ser equipado con un dispositivo de emisiones portátiles PEMS como se visualiza en la Figura 3.6 que graba en tiempo real emisiones de monóxido de carbono, hidrocarburos no contaminados, óxidos nitrosos, material particulado entre otros (Díaz, n.d.) mientras en la Figura 3.7 se puede observar el ejemplo de una ruta planificada para la experimentación (Triantafyllopoulos et al., 2018).

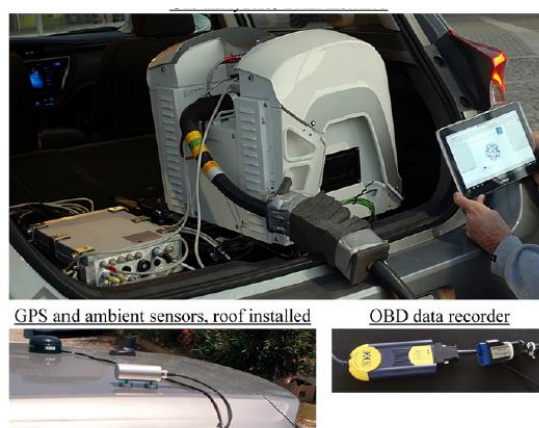


Figura 3.6 Arreglo experimental



Figura 3.7 Planificación de un ciclo de emisiones

Para que una prueba pueda considerarse válida existen varios requerimientos que deben ser cumplidos como son conducir en zonas de ciudad, recorrido interurbano y autopista, en cada intervalo se debe conducir a una cierta velocidad y por un mínimo tiempo requerido como se puede visualizar en la Tabla 3.1 (Ramos et al., 2016).

Tabla 3.1 Requerimientos del ciclo de emisiones reales

Parámetro	Viaje			Unidad
Duración	01:30:00 ... 02:00:00			hh:mm:ss
Diferencia de altitud	<100			m
	Urbano	Rural	Autopista	
Velocidad	<60	60 ... 90	>90	km/h
Velocidad promedio	15 ... 30	60 ... 90	>90	km/h
Distancia mínima	>16	>16	>16	km/h
Porcentaje de distancia	28 ... 43	23 ... 43	23 ... 43	%
Tiempo de parada	>10	-	-	%
Tiempo a $v > 100$ km/h	-	-	>300	s

3.3.1 ADQUISICIÓN DE SEÑALES

La adquisición de señales se puede realizar de forma no intrusiva sin agregar masa al vehículo mediante el uso de un dispositivo Data logger “Frematics One” este instrumento almacena la información leída a través del puerto OBD II del vehículo como velocidad, temperatura de aire del motor, refrigerante, etc. Adicionalmente el terminal está equipado con un GPS que guarda datos de longitud, latitud y altura del vehículo a medida que se recorre por cualquier trayecto, estos instrumentos presentan ventajas como ser de bajo costo almacenar una gran cantidad de recorridos, el dispositivo usado en el desarrollo de este proyecto se puede visualizar en la Figura 3.7 (Néstor Diego et al., 2021)



Figura 3.7 Dispositivo de adquisición de datos

4. MATERIALES Y METODOLOGÍA

La investigación planteada para este proyecto es de tipo científica explicativa la cual intenta formular las leyes que determinan el comportamiento de un fenómeno físico a partir de la explicación de las causas que lo generan (Marcelo M. Gómez, 2006). El proyecto intenta describir cómo funciona el proceso de consumo de combustible en un motor de encendido provocado mediante el estudio de los parámetros de identificación de datos (PID's) que son adquiridas a través del puerto OBD II del motor con datos como: presión del colector de admisión, revoluciones del motor, temperatura del aire, etc. Posteriormente identificar cuáles son las variables con mayor contribución en el proceso y ajustar el modelo con variables complementarias como la pendiente de la carretera y altitud. Para identificar las variables más importantes involucradas alrededor del proceso de consumo de combustible se selecciona un vehículo, del cual se adquieren señales desde el puerto OBD II a través de un dispositivo data logger y un caudalímetro colocado en la línea de combustible que se usa como elemento de verificación, posteriormente las señales son filtradas y sincronizadas al existir un retraso entre los diferentes equipos de medición. Después con estas variables se modela matemáticamente el fenómeno físico para comparar con los resultados obtenidos por medición. Finalmente se realiza la simulación del consumo de combustible siguiendo la metodología del ciclo de emisiones reales. En la Figura 4.1 se puede observar una estructura del proceso metodológico a seguir.

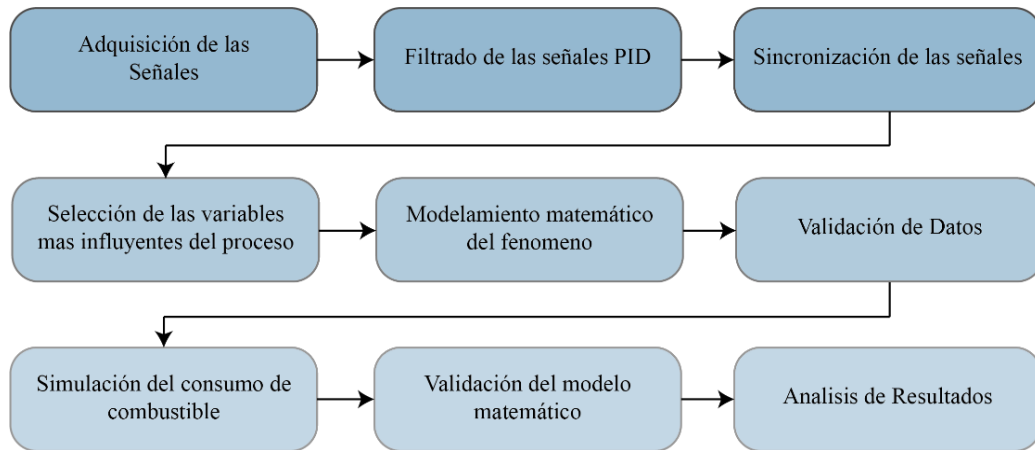


Figura 4.1: Esquema Metodológico

4.1. DISEÑO EXPERIMENTAL

Para la parte experimental un vehículo sedán equipado con un motor de 1400 cm³ es montado sobre un banco de rodillos el cual permite simular condiciones de velocidad y carga como si el automotor estuviese circulando en carretera. Mientras el vehículo describe diferentes rangos de funcionamiento un dispositivo data logger conectado al puerto OBD II del motor almacena los parámetros identificadores de datos (PID's), además el banco dinamométrico MAHA LP basado en la norma ISO 17359 2018 grafica las curvas características del motor como torque y potencia. En la figura 4.2 se puede observar un resumen del arreglo experimental usado para el desarrollo de este proyecto

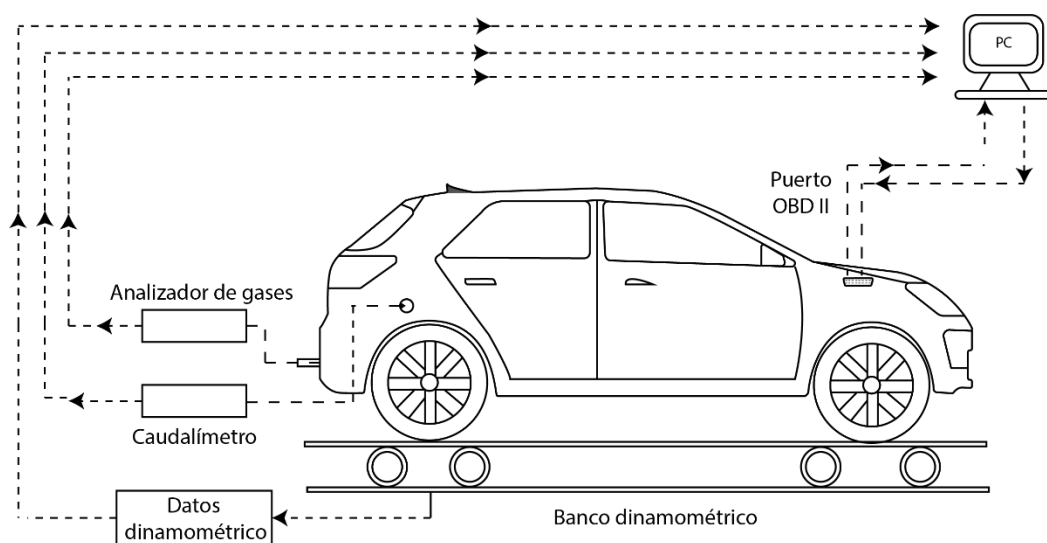


Figura 4.2: Descripción Experimental

Como se observa en la Figura 4.3 un caudalímetro también es conectado a la línea de combustible mientras las pruebas son realizadas para obtener valores de volumen y consumo específico de combustible.



Figura 4.3: Caudalímetro



Figura 4.4: Arreglo experimental del vehículo sobre el banco dinamométrico

4.1.1 ADQUISICIÓN DE DATOS

Después de realizar la planificación experimental la información adquirida es post procesada para obtener las curvas características del motor como se observa en la Figura 4.5.

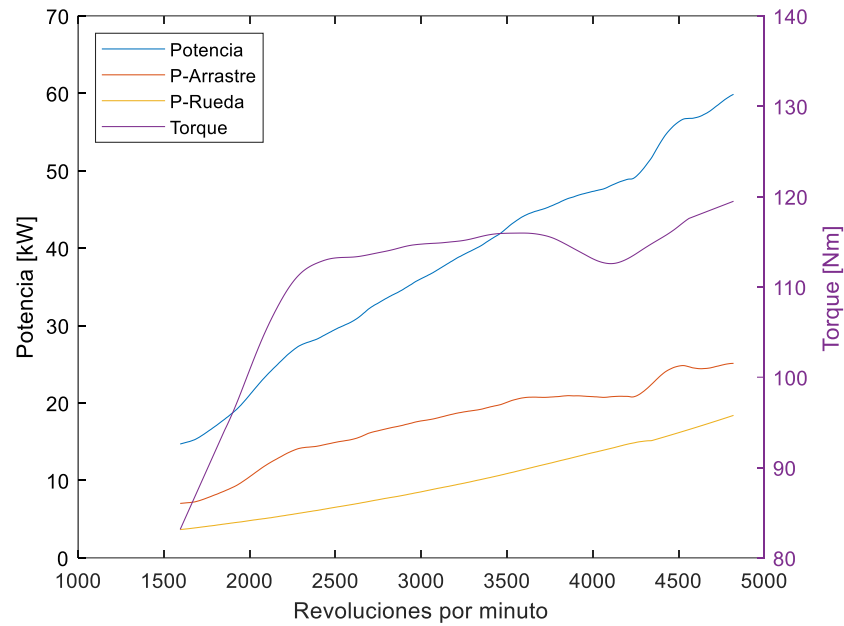


Figura 4.5: Curvas Características del Motor

La curva de consumo específico muestra cuanta masa de combustible tiene que ser suministrada para obtener una energía determinada, a partir de este parámetro se puede establecer el consumo de combustible en litros por hora. Como se puede observar en la Figura 4.6 el consumo mínimo específico de combustible se encuentra entre la ventana de 2000 a 3000 revoluciones por minuto, además se puede observar que el pico más alto de volumen de combustible inyectado al motor se alcanza alrededor de las 4000 revoluciones por minuto.

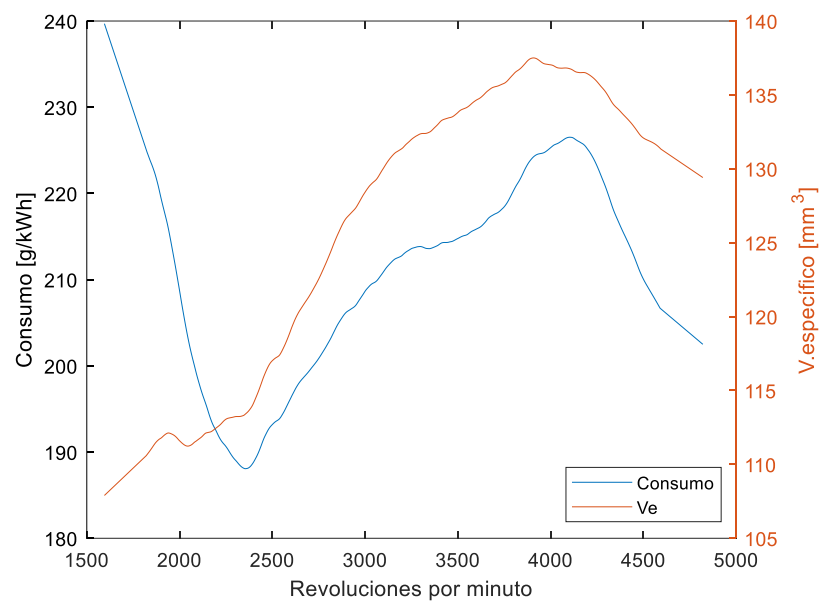


Figura 4.6: Curvas de consumo de combustible

Mientras las curvas características del motor son obtenidas simultáneamente se adquieren las señales PID's del motor mediante el dispositivo data logger. En la Tabla 4.1 se muestran las señales y las unidades físicas que representa cada variable.

Tabla 4.1: PID's característicos

Variable	PID	Unidad
Velocidad del vehículo	VSS	m/s
Régimen de giro	RPM	rpm
Posición del acelerador	TPS	%
Presión absoluta del colector de admisión	MAP	Pa
Temperatura del aire de admisión	IAT	C
Temperatura del refrigerante	ECT	C
Ajuste de combustible de corto plazo	STFT	%
Ajuste de combustible de largo plazo	LTFT	%
Sensor de Oxígeno	O ₂	λ

4.2 ESTIMACIÓN DE LAS VARIABLES RELEVANTES

4.2.1 ESTUDIO EXPLORATORIO

Se desea establecer un modelo que permita identificar la relación que existe entre las variables recogidas por los sensores: velocidad (VSS), revoluciones del motor (RPM), posición del acelerador (TPS), sensor de presión absoluta del colector de admisión (MAP), temperatura de aire (AIT), temperatura de refrigerante (ECT), sensor de oxígeno (O₂), ajustes de combustible de corto plazo (STFT), ajuste de largo plazo (LTFT), con respecto al consumo de combustible del motor. En la Figura 4.7 se puede observar el diagrama de dispersión para cada una de las variables involucradas en el proceso en el eje horizontal mientras en el eje vertical se visualiza la densidad de probabilidad respectiva que permite identificar como se distribuyen las diferentes variables, adicionalmente los ajustes de largo y corto plazo, así como sensor de oxígeno fueron desestimados porque el motor no presenta desgastes significativos

y sus valores no presentan variaciones significativas. Cabe decir que la recolección de datos mostrados fue simultánea a la obtención de las curvas características del motor como torque y potencia, así como de consumo específico de combustible.

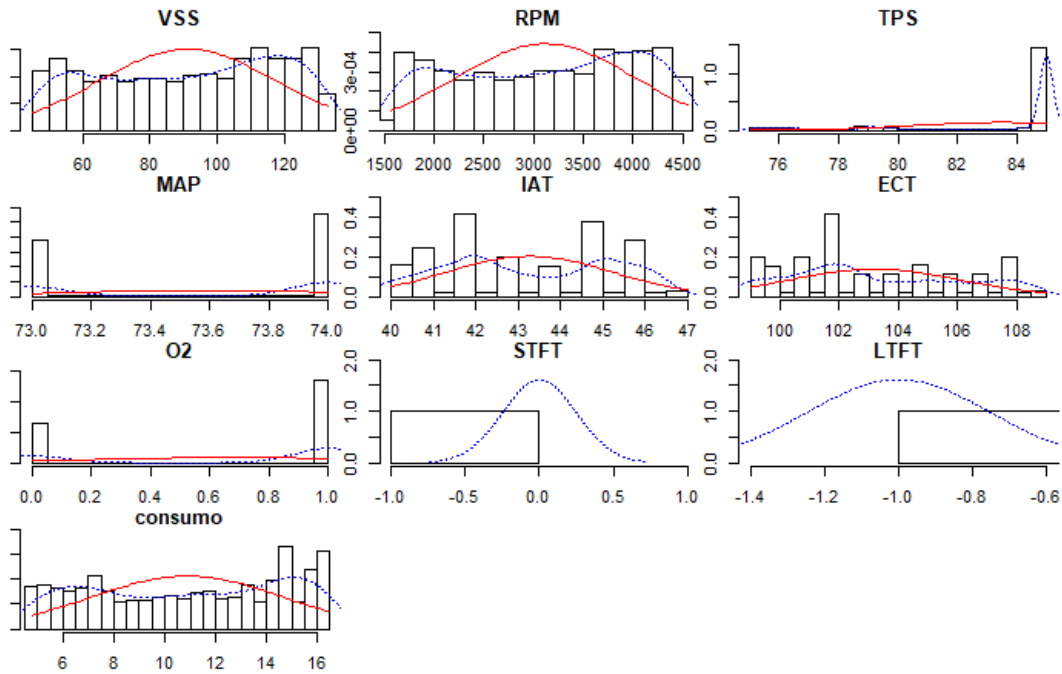


Figura 4.7: Diagrama de dispersión de las variables

Al aplicarse un modelo de regresión lineal usando todas las variables dependientes excepto los ajustes de combustible el proceso es capaz de explicar el 99,8 % del consumo de combustible del vehículo mediante el valor de múltiple de R^2 y el valor de R^2 ajustado que omite a las variables sin significancia como puede visualizarse en la Tabla 4.2 Además como se observa en la tabla 4.3, las variables que muestran una mayor relación lineal respecto al consumo de combustible son: revoluciones por minuto, apertura del acelerador y sensor de presión absoluta según su valor de significancia.

Tabla 4.2 Modelo de Regresión Lineal con todos los predictores

Error estándar residual	0.1434	Estadístico F	7,34e3
Múltiple R-cuadrado	0.9986	P-value	< 2.2e-16
R-cuadrado ajustado	0.9985	Grados de Libertad	639

Tabla 4.3 Análisis ANOVA de todas las variables

	Estimador	Std. Error	t value	Pvalue(> t)
Intercepto	202.960	22.372	9.072	<2e-16
VSS	0.0004563	0.0159524	0.029	0.977
RPM	0.0039700	0.0004691	8.463	<2e-16
TPS	-0.0390718	0.0027167	-14.382	<2e-16
MAP	-0.2379535	0.0273602	-8.697	<2e-16
IAT	-0.0083322	0.0210253	-0.396	0.692
ECT	-0.0068182	0.0088618	-0.769	0.442

Con el gráfico Q-Q normal se verifica que los datos se encuentran alrededor de la línea de tendencia por lo cual se podría considerar que los datos son normales.

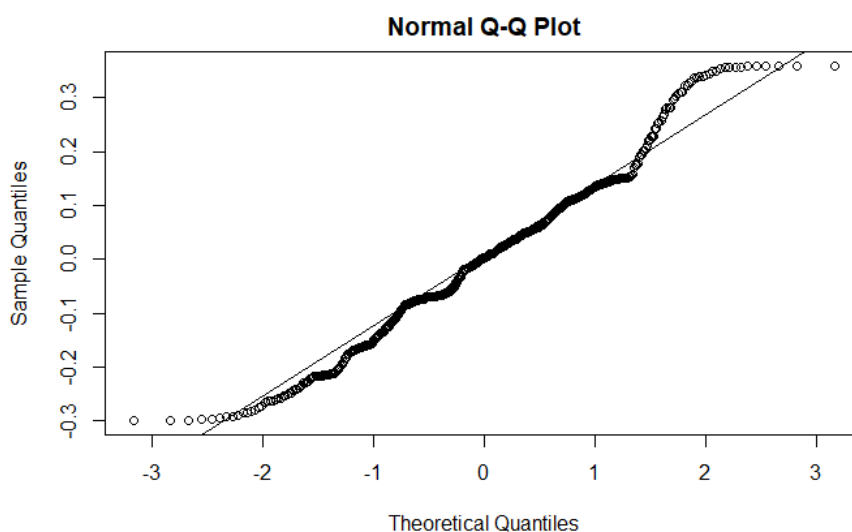


Figura 4.8: Gráfico de Probabilidad Normal

Según el gráfico 4.9 de valores previstos con respecto a los residuos, se puede verificar que no siguen ninguna ecuación característica como un abanico o embudo por lo cual los datos son lineales y cumplen con el criterio de homocedasticidad.

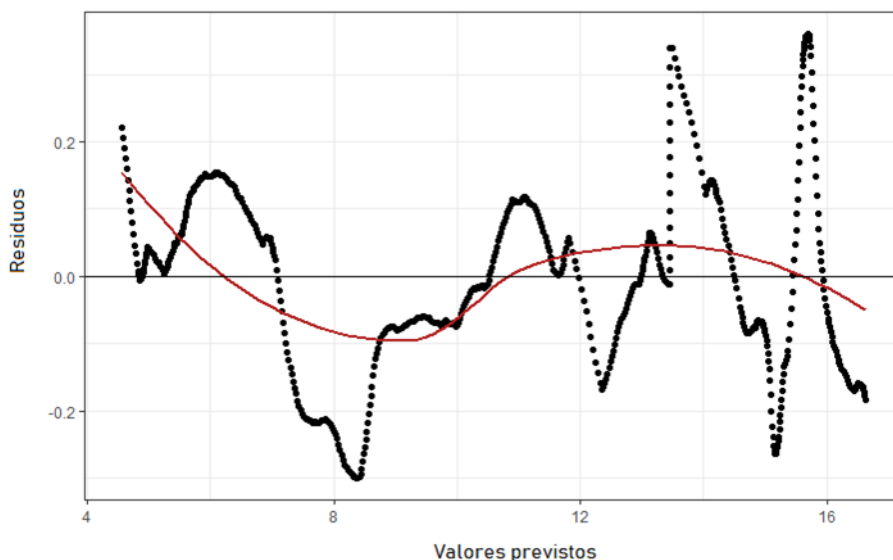


Figura 4.9: Grafica de Residuos vs valores previstos

4.2.2 ANÁLISIS DE VARIABLES

Debido al número de variables presentes en este trabajo se busca generar un modelo con un menor número de variables que represente el fenómeno físico con una baja complejidad. Como se observa en la Tabla 4.4, según el coeficiente de correlación de Pearson se verifica una gran influencia de las variables de velocidad, revoluciones por minuto, presión absoluta en el colector de admisión.

Tabla 4.4 Tabla de correlación de Pearson

	VSS	RPM	TPS	MAP	IAT	ECT	Consumo
VSS	1.000	1.000	-0.521	-0.847	-0.987	0.971	0.999
RPM	1.000	1.000	-0.519	-0.848	-0.987	0.971	0.999
TPS	-0.521	-0.519	1.000	0.585	0.472	-0.534	-0.545
MAP	-0.847	-0.848	0.585	1.000	0.863	-0.868	-0.859
IAT	-0.987	-0.987	0.472	0.863	1.000	-0.961	-0.985
ECT	0.971	0.971	-0.534	-0.868	-0.961	1.000	0.972
Consumo	0.999	0.999	-0.545	-0.859	-0.985	0.972	1.000

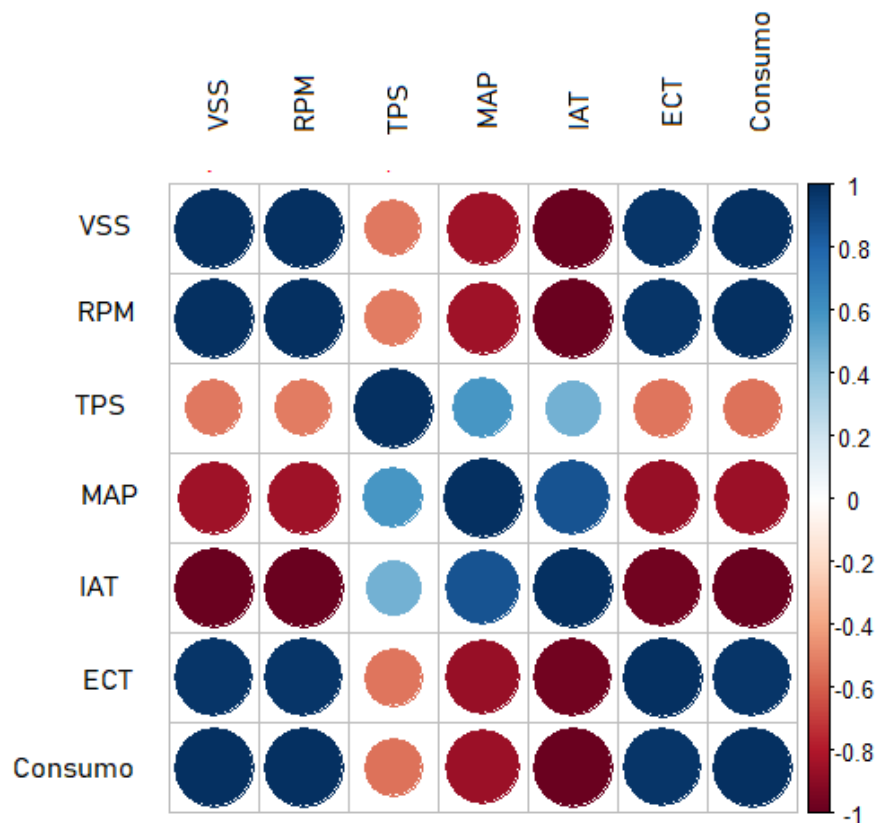


Figura 4.10: Matriz de Coeficientes de correlación.

Además, se puede evidenciar en la Figura 4.10 que existe una alta correlación entre los predictores de velocidad y régimen de giro, por lo cual un análisis de inflación de varianza confirma colinealidad que puede ser verificada en la Tabla 4.5 con lo cual una de las variables debería de ser retirada del modelo.

Tabla 4.5 Análisis de Inflación de Varianza

VSS	RPM	TPS	MAP	IAT	ECT
5592.149	5610.453	1.940	5.436	53.2546	20.424

A pesar de que las variables de temperatura de aire y refrigerante poseen un alto coeficiente de correlación de Pearson, no muestran significancia en el modelo por lo que se pudiese reducir el modelo a 3 variables como se puede observar en la Tabla 4.6. Realizada la reducción del modelo todas las variables presentan significancia en el modelo el modelo explicando el 98.8% de la información.

Tabla 4.6 ANOVA para el modelo reducido

	Estimador	Std. Error	t value	Pvalue(> t)	
Intercepto	190.688	16.913	11.27	<2e-16	***
RPM	0.0039817	0.0000118	337.41	<2e-16	***

TPS	-0.0385491	0.0024030	-16.04	<2e-16	***
MAP	-0.2362665	0.0232931	-10.14	<2e-16	***

Analizadas las variables obtenidas por experimentación en banco dinamométrico los modelos posteriormente serán introducidos en condiciones de carretera siguiendo los lineamientos de un ciclo de emisiones reales.

4.3 PLANIFICACIÓN DE LA RUTA PARA EL CICLO DE EMISIONES REALES

La prueba es realizada en la ciudad de Quito, Ecuador que según datos aportados por (INRIX, 2022) es la tercera ciudad con más tráfico en Sudamérica, con la aplicación del ciclo de emisiones reales se realizan operaciones de conducción en ciudad, carretero interurbano y autopista como se describe en la Figura 4.11 emulando condiciones normales de circulación de la ciudad, cabe decir que las pruebas se realizan durante el día donde existe la suficiente carga vehicular para cumplir con los tiempos de parada requeridos por la prueba. En la Figura 4.11 se observa el trayecto por el cual se conduce la unidad apreciándose en colores azulados una velocidad inferior a 60 km/h en color verde velocidades entre los 60 – 90 km/h mientras en color naranja velocidades superiores a 90 km/h.

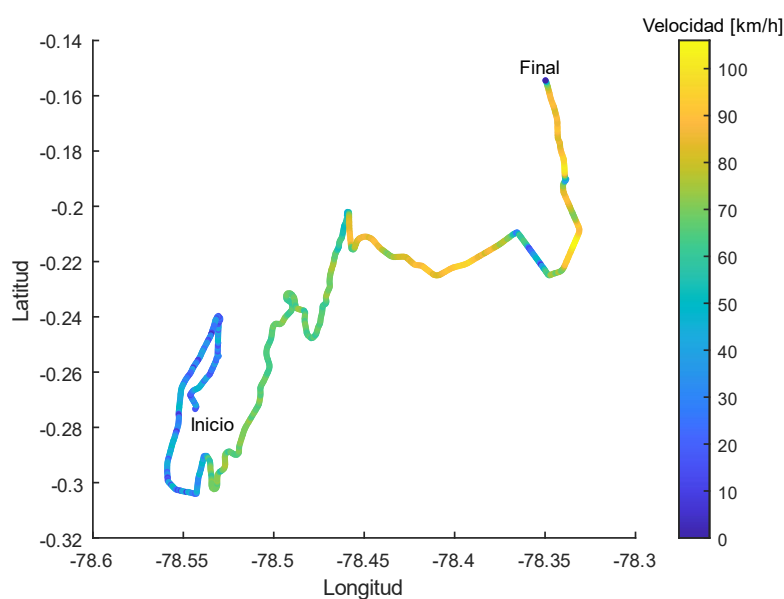


Figura 4.11: Ruta usada durante la experimentación

Para que un recorrido se considere valido debe cumplir con algunas restricciones impuestas en la norma como velocidades de circulación en cada uno de los tramos, tiempos de parada y distancias. Cada uno de los parámetros mencionados se resumen en la siguiente figura 4.12. En la Tabla 4.7 se puede observar el cumplimiento del ciclo de emisiones reales, para la parte urbana no se sobrepasa los 60 km/h, la velocidad media es de 19.42 km/h encontrándose dentro del umbral, la distancia recorrida es de 17.5 km encontrándose sobre los 16 km mínimos recorridos y sin representar más allá del 43% del total del recorrido, en este apartado para cumplir con conducción en ciudad se requiere una detención de más del 10%. Para la zona rural la velocidad media se encuentra en 68 km/h, ubicándose dentro del umbral deseado, se conduce por 21 km logrando un 36% del total del recorrido.

Tabla 4.7: Especificaciones del ciclo RDE (Ramos et al., 2016)

Parámetro	Urbano	Rural	Autopista	Unidad
Límite de Velocidad	< 60	60 ... 90	> 90	km/h
Velocidad media	19.42 (15 ... 30)	68.43 (60 ... 90)	73.18 (> 90)	km/h
Distancia mínima	17,52 (> 16)	21,02 (> 16)	20.55 (> 16)	%
Porcentaje de distancia	29.65 (28 ... 43)	35.57 (23 ... 43)	34.74 (23 ... 43)	%
Tiempo de parada	28,34 (>10)	-	-	%

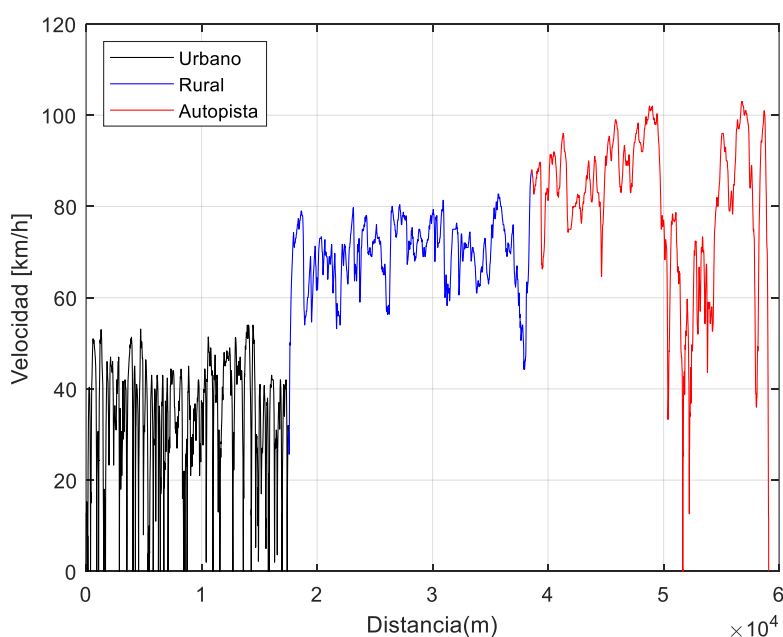


Figura 4.12: Verificación de velocidades durante el ciclo RDE

Como se puede observar en la figura 4.12 se cumple con la mayor parte de las especificaciones como tiempos de parada distancias entre tramos y el tiempo de circulación que para esta prueba fue de una hora y media estando en el umbral mínimo de medida. Parámetros como la velocidad en autopista no se pueden cumplir por legislaciones legales al no permitirse la circulación a más de 90 km/h en territorio ecuatoriano.

4.4 MODELAMIENTO DEL PROBLEMA

Una forma de determinar el consumo del vehículo es a través del análisis de todas las fuerzas necesarias que tiene que vencer el vehículo para moverse a lo largo de un recorrido por lo cual la segunda ley de Newton es necesaria para describir su movimiento como se observa en la ecuación 4.1

$$\sum F = m \cdot a \quad (4.1)$$

$$m \cdot a = F_v - F_d - F_r - F_p \quad (4.2)$$

Para la ecuación 4.2, F_v representa la fuerza necesaria para que el vehículo pueda avanzar, F_d la fuerza aerodinámica del vehículo, F_r las fuerzas producidas por la resistencia a la rodadura y F_p la fuerza producida al avanzar a través de una pendiente, pudiéndose encontrar la fuerza necesaria para que el vehículo pueda avanzar.

$$F_v = m \frac{dv}{dt} + S \cdot C_x \cdot \rho_{aire} \cdot \frac{v^2}{2} + f_r m_v g \cdot \cos(\theta) + m_v g \cdot \text{sen}(\theta) \quad (4.3)$$

A partir de la ecuación 4.3 se necesitan determinar algunos parámetros del vehículo como la masa del vehículo encontrada por medición como se puede observar en la Figura 4.13 y Tabla 4.8. La densidad del aire es calculada a partir de la relación existente entre el aire estándar y el encontrado en la ciudad de Quito.



Figura 4.13 Medición de las masas del vehículo por poste de suspensión

Tabla 4.8: Masas por cada poste de suspensión

Delantero Izquierdo: 333.5 kg	Delantero derecho: 352.5 kg
Posterior Izquierdo: 222.5 kg	Posterior derecho: 215.5 kg
Masa Total del vehículo	1124.5 kg

Mediante el uso de la ecuación 4.4 se puede determinar el coeficiente de resistencia a la rodadura que determina la relación existente entre el tipo de superficie sobre donde se desplaza el neumático, presión de inflado y velocidad del vehículo, estos valores se pueden obtener de forma empírica para este caso se usa un $f = 0.015$, y $f_0 = 0.01$, valores comunes en la literatura (Rivera Campoverde et al., 2022), mientras la velocidad esta expresada en km/h .

$$f_r = f + f_0 \left(\frac{V}{100} \right)^{2.5} \quad (4.4)$$

Parámetros como el área frontal del vehículo son calculados mediante el dibujo de la sección transversal en un programa de diseño asistido por ordenador como se puede ver en la Figura 4.14. Para estimar la sección transversal las dimensiones son consultadas en la página del fabricante del vehículo, posterior el render frontal del coche es transferido al software por medio de un croquis de dimensiones iguales a las del proveedor, a continuación, un croquis es trazado siguiendo el contorno incluyendo detalles como los retrovisores delanteros. Finalmente, con la

implementación del sólido se puede calcular el área como se visualiza en la Figura 4.15.



Figura 4.14 Proceso de obtención del área frontal

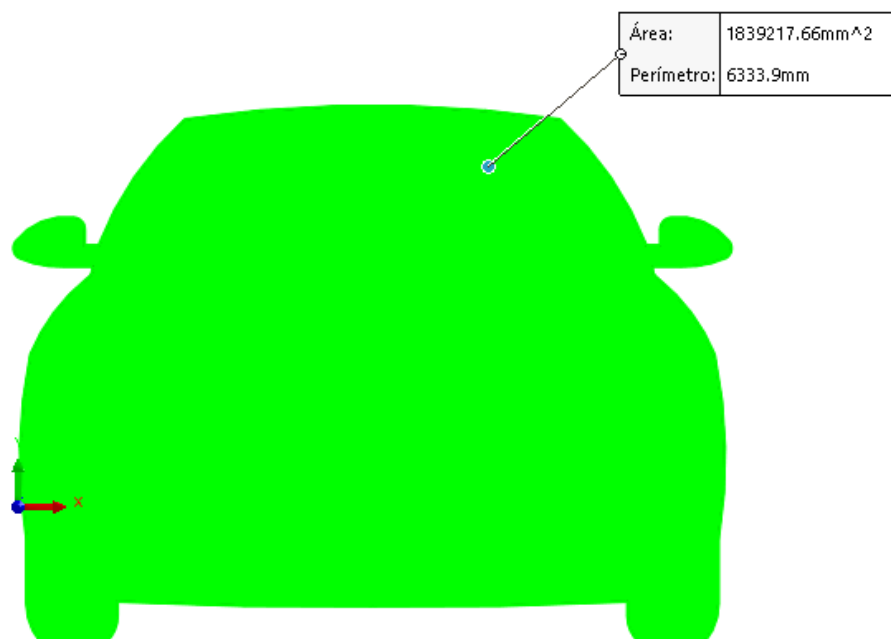


Figura 4.15: Área Frontal del vehículo

Fuerzas como las inerciales son dependientes de la variación de la aceleración, este parámetro es calculada como la tasa de cambio del espacio con respecto al tiempo como se observa en la Figura 4.16. Así mismo para encontrar el ángulo de la pendiente el dispositivo de adquisición de datos cuenta con un GPS que registra en todo momento tanto longitud, posición y altura y a partir de la variación de este último parámetro encontrar la pendiente lo largo del recorrido.

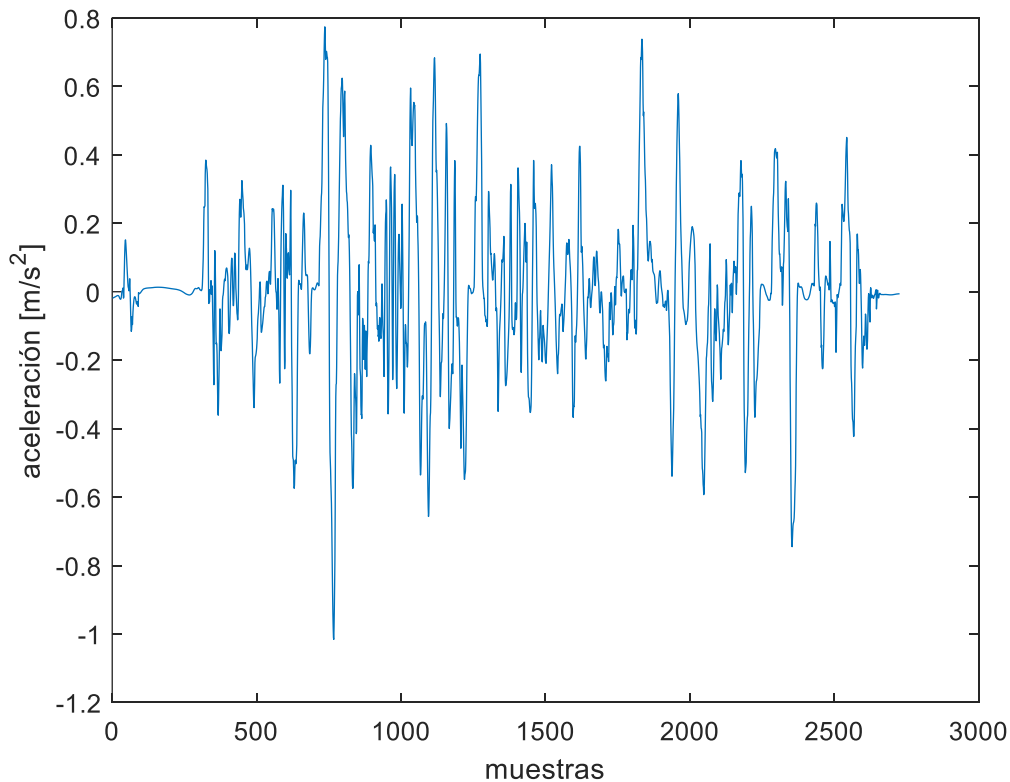


Figura 4. 16 Obtención de la aceleración del vehículo

Una vez encontradas todas las fuerzas necesarias para que el vehículo pueda avanzar, este valor es multiplicado por la velocidad para poder encontrar la potencia en rueda requerida para cada instante de tiempo como se puede observar en la ecuación 4.5, pero la eficiencia del motor está relacionada con la marcha seleccionada en ese instante de tiempo y la eficiencia del cambio depende de las relaciones de transmisión del vehículo, así como sus eficiencias por lo cual:

$$P_{motor} = \frac{P_{rueda}}{\eta_{marcha}} \quad (4.5)$$

La eficiencia de la transmisión puede obtenerse a partir de relaciones geométricas mediante las cuales se encuentran diseñadas las cajas de cambio, para un neumático 185/65 R15 88H el radio geométrico del neumático puede encontrarse a través de la ecuación 4.6 donde A_n representa ancho del neumático, P_a la altura del flanco de la rueda y d_c el diámetro de la ruda en pulgadas.

$$r_g = \frac{A_n \cdot P_a \cdot 2 + 25.4 \cdot d_c}{2} \quad (4.6)$$

Siendo i , la pérdida por desplazamiento del neumático, se puede encontrar el radio efectivo del neumático como se observa en la ecuación 4.7

$$r_e = r_g(1 - i) \quad (4.7)$$

Mediante la relación $r = \frac{VSS}{RPM}$ se puede definir cada uno de los escalones de velocidad del vehículo y con la aplicación de un algoritmo K-means que consiste en separar a los grupos a partir de un determinado centroide se puede agrupar en categorías, siendo cada marcha del vehículo una categoría como se puede observar en la Figura 4.17

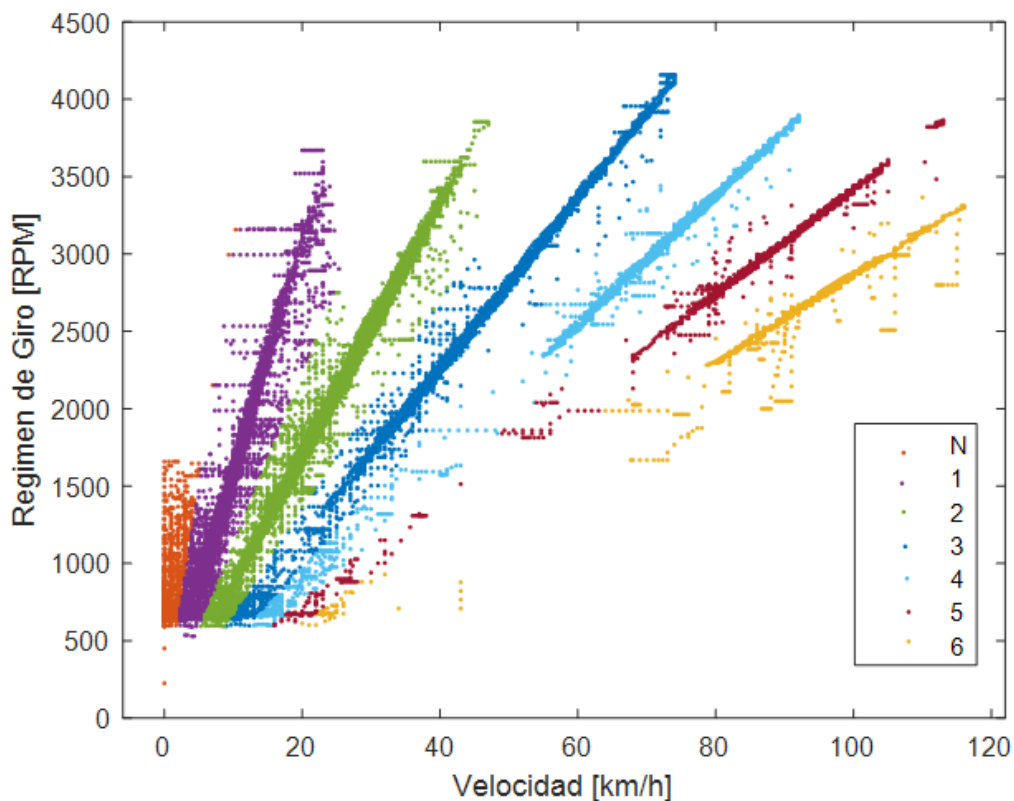


Figura 4.17: Escalones de velocidad del vehículo

Con la ecuación 4.8 se puede encontrar la relación de la corona con el grupo diferencial

$$R_c = \frac{3.6\pi}{30R_5} r_e \quad (4.8)$$

Siendo $R_5 = \left. \frac{VSS}{RPM} \right|_{5 \text{ marcha}}$ la marcha directa de la caja de cambios se infiere la eficiencia de cada una de las marchas como se observa en la siguiente ecuación 4.9

y Tabla 4.9 siendo R_j la relación de transmisión en cada marcha y γ_j el coeficiente masas rotativas para cada marcha, además j_{max} representa el valor de la marcha más alta.

$$\eta_j = \frac{R_j}{R_j - \frac{1}{j_{max}}} \quad (4.9)$$

Tabla 4.9: Valores característicos de las marchas y masas inerciales del vehículo

j	1	2	3	4	5	6
R_j	4.3014	2.3969	1.5779	1.2218	1	0.8418
γ_j	1.08	1.0544	1.0462	1.0437	1.0425	1.0418
η_j	0.8031	0.8056	0.8085	0.8111	0.8136	0.8162

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El objetivo del trabajo es desarrollar un algoritmo que permita cuantificar la cantidad de combustible generado a lo largo de un ciclo de emisiones reales, pero previamente se estima su precisión durante un recorrido más corto y que este fuera de las restricciones del ciclo RDE como son diferencia de alturas entre el punto de partida y finalización del recorrido. En la Figura 5.1 se observa el trazado del recorrido en términos de latitud y longitud y en la barra de colores se indica la velocidad en cada instante de tiempo, la velocidad mostrada en este gráfico se corresponde a la velocidad adquirida vía OBD II mientras los datos de longitud y posición son captados mediante GPS.

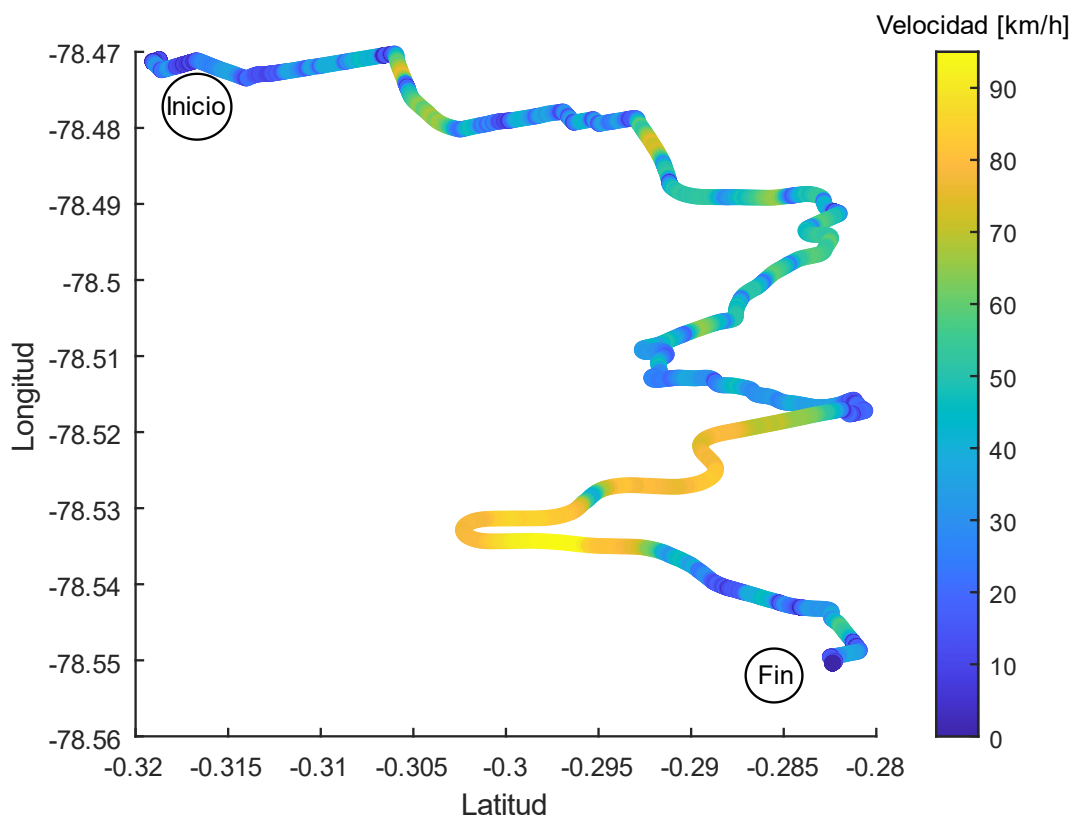


Figura 5.1 Ruta propuesta

5.1 ALGORITMO PROPUESTO

Calculada la ruta propuesta, se necesita la estimación de la distancia recorrida en el ciclo de conducción por lo cual se grafica un diagrama de velocidad – tiempo como se muestra en la Figura 5.2, en esta grafica se visualiza la distribución de la velocidad en m/s y el tiempo en segundos para obtener compatibilidad de unidades.

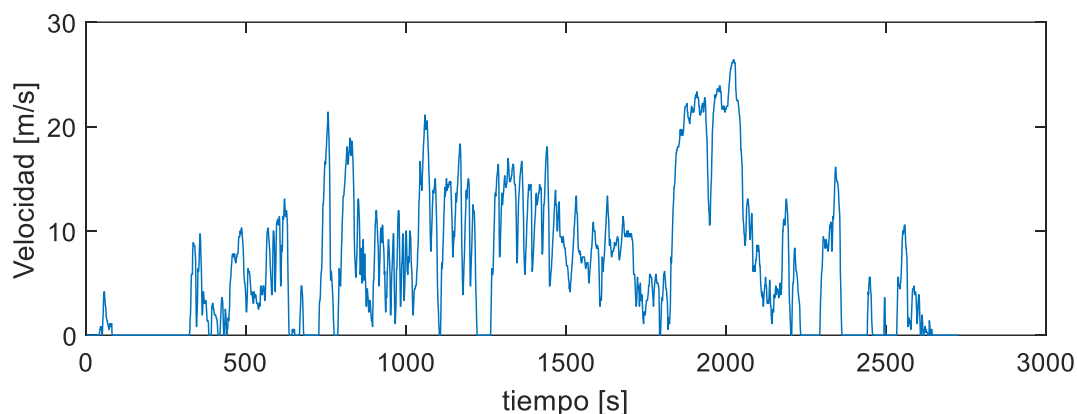


Figura 5.2 Diagrama Velocidad - Tiempo

Usando el criterio geométrico de la integral que representa el área bajo la curva debido a que se dispone de la velocidad y el tiempo en cada instante de muestreo se puede encontrar la distancia acumulada mediante integración numérica usando un método trapezoidal con separación escalar igual a la longitud de muestreo como se puede apreciar en la Figura 5.3

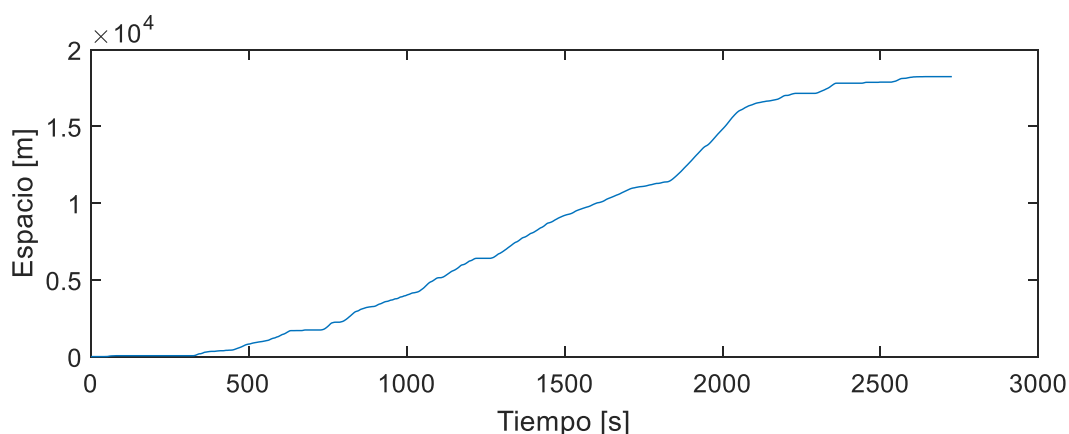


Figura 5.3 Obtención de la distancia acumulada del recorrido

En la Figura 5.4 se puede visualizar que el recorrido empieza a 2500 metros sobre el nivel del mar y se alcanza una altura máxima de 3150 metros para posteriormente descender hasta un alto de perfil de 2900 m.

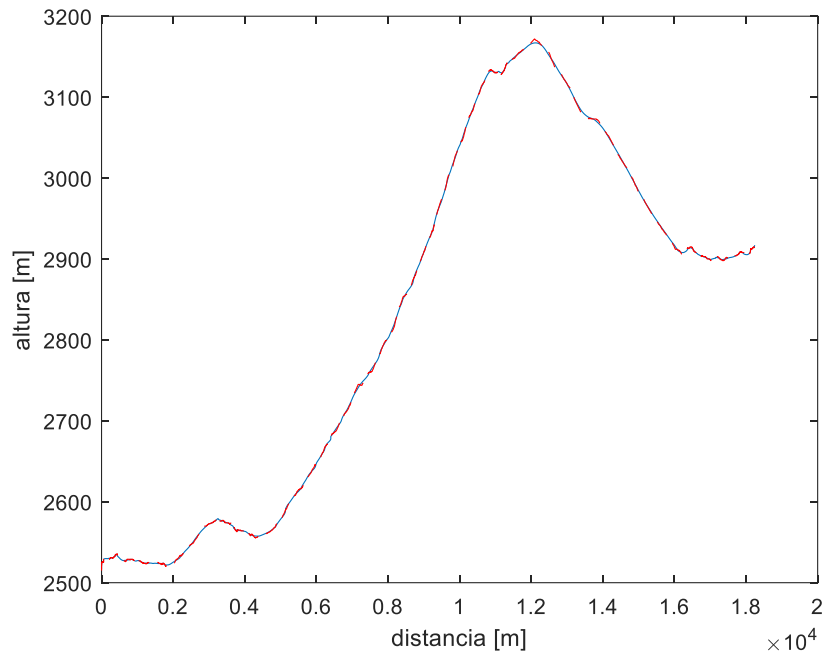


Figura 5.4 Elevación del recorrido

Para la obtención de la inclinación de la calzada se usa el inverso de la función seno mostrada en la Ecuación 5.1 debido a que se posee el avance durante el recorrido en cada punto y el incremento de la calzada en cada instante de tiempo se obtiene en la Figura 5.5

$$\text{sen}(\theta) = \left(\frac{\Delta_{\text{altura}}}{\Delta_{\text{espacio}}} \right) \quad (5.1)$$

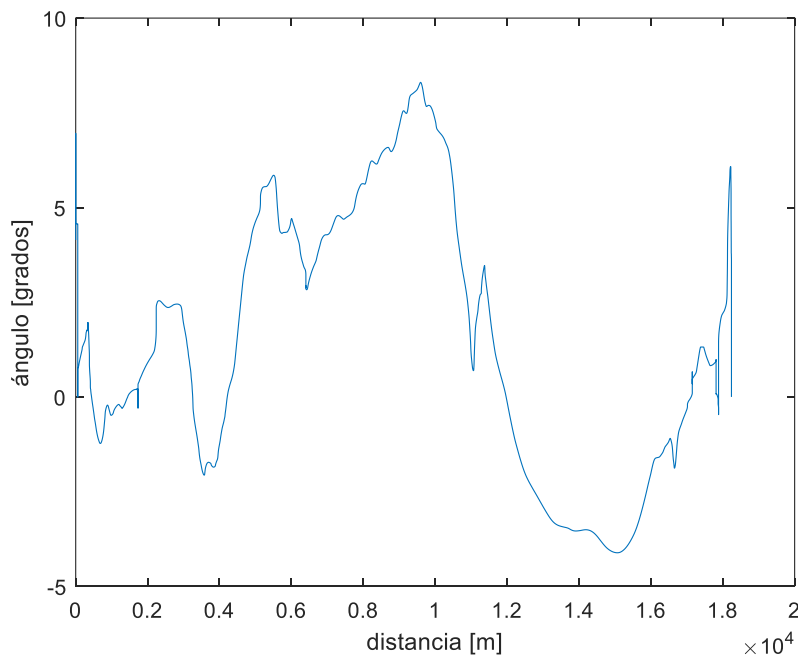


Figura 5.5 Inclinación de la calzada en grados

Con la obtención del ángulo de la calzada es posible encontrar tanto las fuerzas causadas por la resistencia a la pendiente como las fuerzas resistentes debido a la rodadura producida por el contacto del neumático con la calzada. En la Figura 5.6 se puede apreciar un histograma de distribución de la inclinación del carretero en grados mostrando que la calzada tiende a seguir una distribución normal.

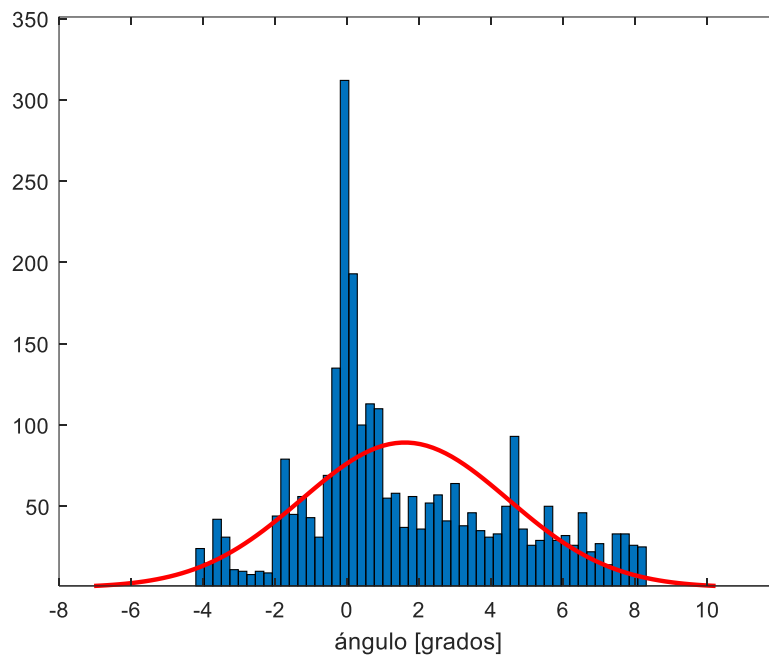


Figura 5.6 Histograma del ángulo de la calzada

En la Figura 5.7 se puede ver un gráfico de distribución normal en donde los puntos tienden a colocarse a lo largo de la recta de tendencia.

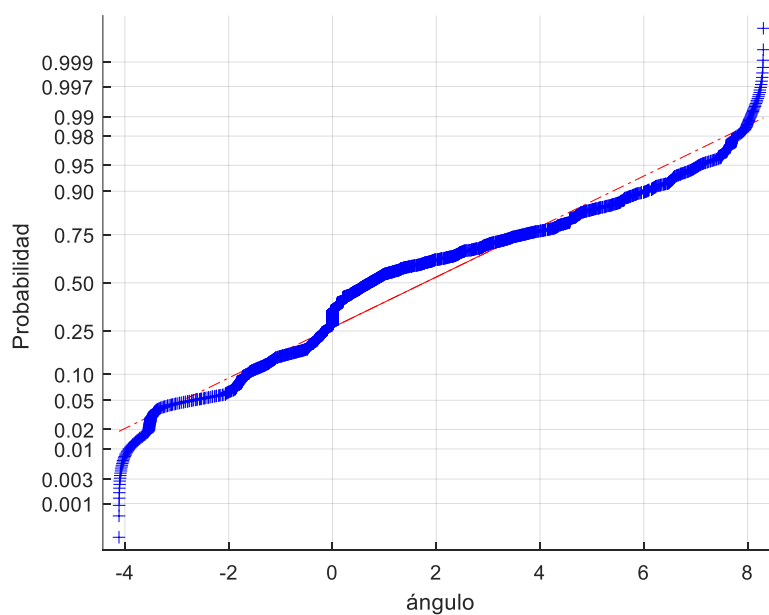


Figura 5.7 Gráfico de distribución normal

Después de procesar cada una de las variables se puede observar que de todas las fuerzas calculadas la que mayor oposición genera al avance del vehículo son las fuerzas inerciales producidas por la masa en aceleración y desaceleración a una cierta tasa de cambio, otra de las fuerzas considerables a las que se somete el vehículo es la resistencia al avanzar por una pendiente siendo notorias debido al tipo de trazado en el cual se desarrolló el ensayo al tener una pendiente considerable hasta alcanzar su punto máximo y su posterior descenso. La resistencia aerodinámica como se observa en la Figura 5.8 es completamente dependiente de la velocidad mientras la resistencia a la rodadura depende, pero en un menor grado.

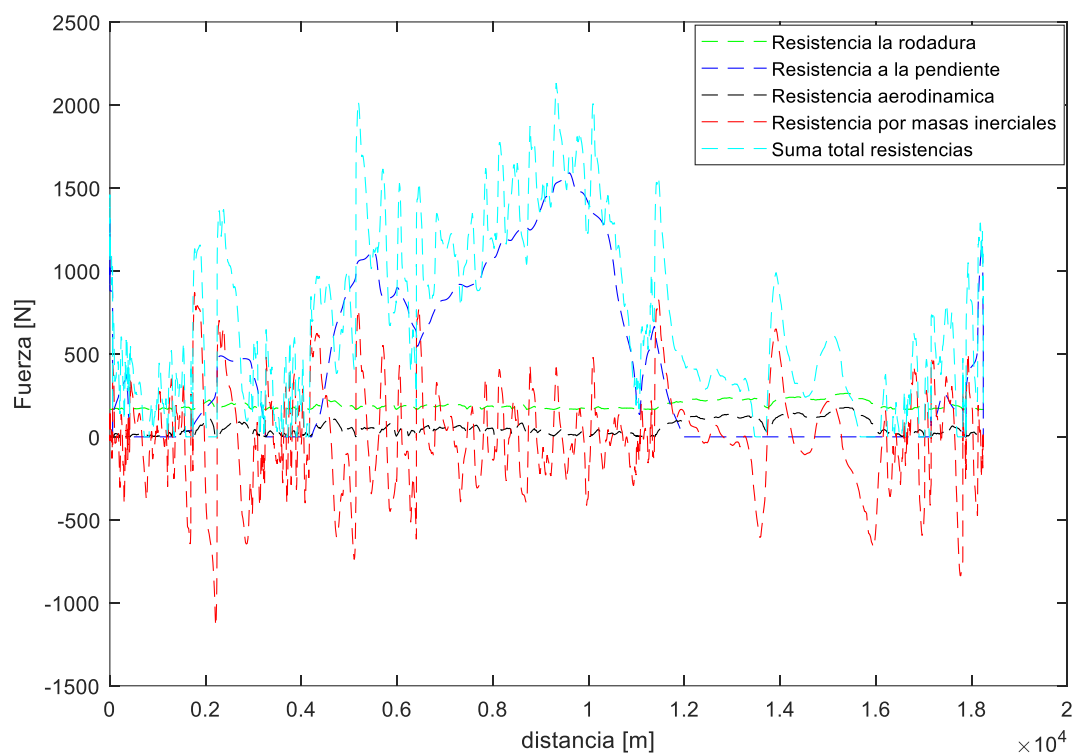


Figura 5.8 Fuerzas vinculadas al recorrido del vehículo

Una vez obtenidas todas las fuerzas que se oponen al avance del vehículo se calcula la potencia instantánea multiplicando la fuerza por la velocidad, cabe destacar que la potencia obtenida es la potencia en rueda, pero el consumo de combustible está ligado a la potencia motor por lo cual se usa la ecuación 5.2 donde n_j representa la eficiencia de la marcha en cada punto.

$$P_{motor} = \frac{P_{rueda}}{n_j} \quad (5.2)$$

Al necesitarse conocer la marcha en la cual se encuentra el vehículo a medida que se avanza por el trayecto para determinar su eficiencia las muestras son comparadas respecto a la de un recorrido de 100 km de larga duración donde se circuló por todas las marchas obteniéndose el escalón de velocidad mostrado en la Figura 5.9.

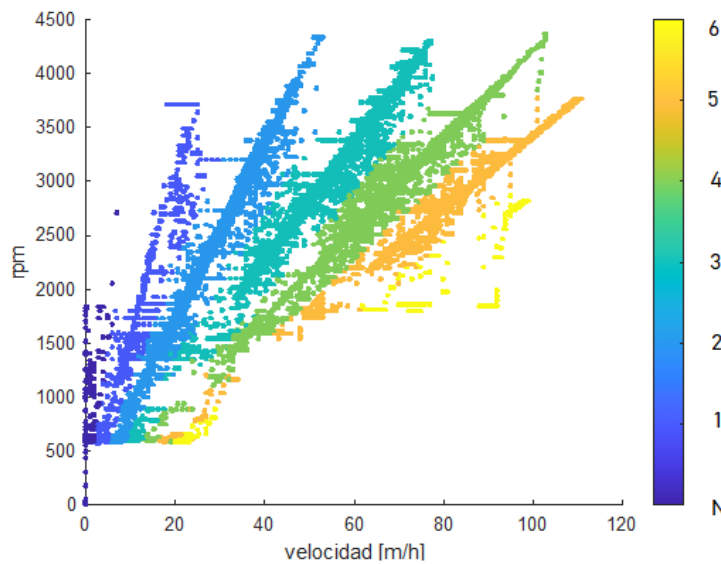


Figura 5.9 Escalón de velocidades del vehículo

Después mediante un árbol de decisiones se discretizan cada una de las marchas para el recorrido en específico mediante un árbol de decisiones debido a que el algoritmo K-means aleatoriza los resultados en cada corrida experimental obteniéndose la siguiente matriz de confusión mostrada en la Figura 5.10

Model 1

	1	2	3	4	5	6	7
1	4192						
2		1726					
3			7553				
4				22640			
5					50032		
6					1	33139	
7						1	832
	1	2	3	4	5	6	7

Predicted Class

Figura 5.10 Matriz de confusión

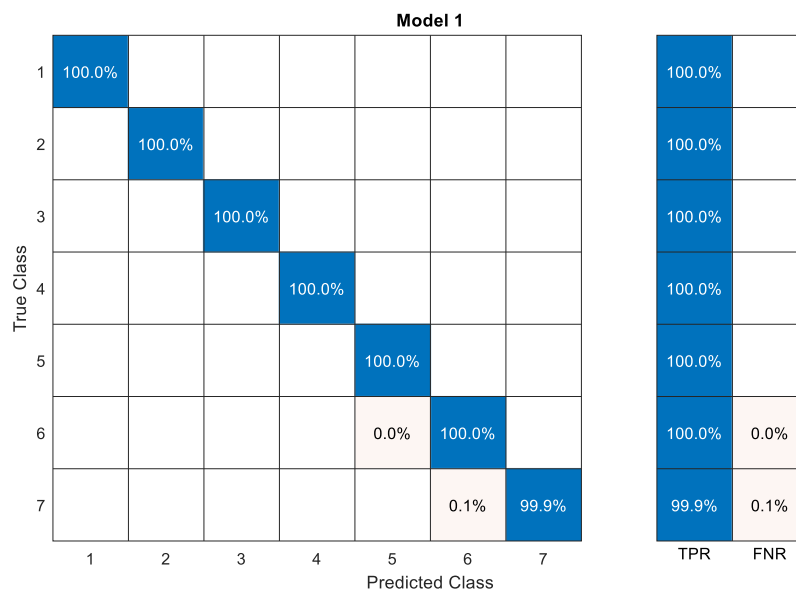


Figura 5.11 Verdaderos positivos – Falsos Negativos

Como se puede observar en la Figura 5.11 la tasa de aciertos es extremadamente alta por ser un modelo que clasifica muy bien para valores de este vehículo, pero no sería capaz de generalizar para otros vehículos. En la Figura 5.12 con estos datos se entrena una red neuronal en la cual se ingresa la relación entre la velocidad y las revoluciones del motor identificando la marcha en la cual el vehículo está transitando.

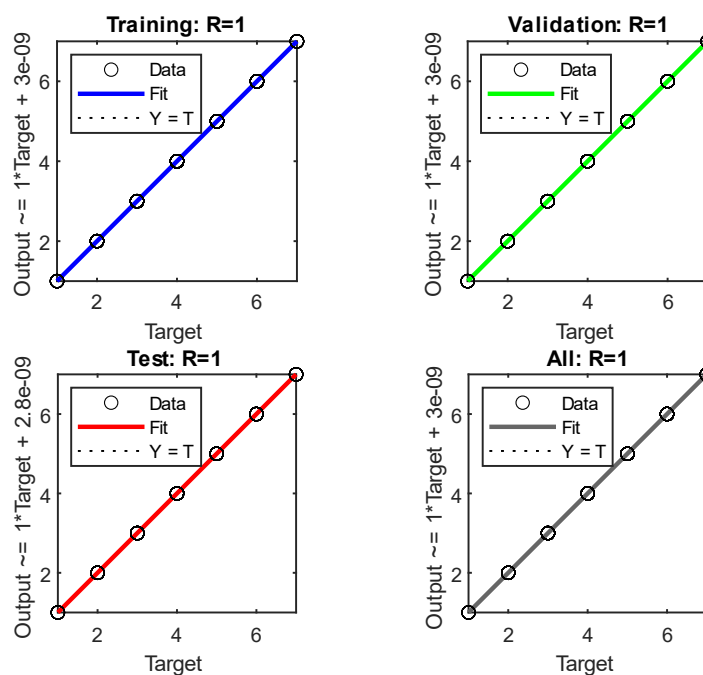


Figura 5.12 Ajuste del entrenamiento

Como se observa en la Figura 5.13 la potencia motor que desarrolla el vehículo es identificada para cada una de las marchas debido a que cada una posee una eficiencia diferente como se mostró en la Tabla 4.8

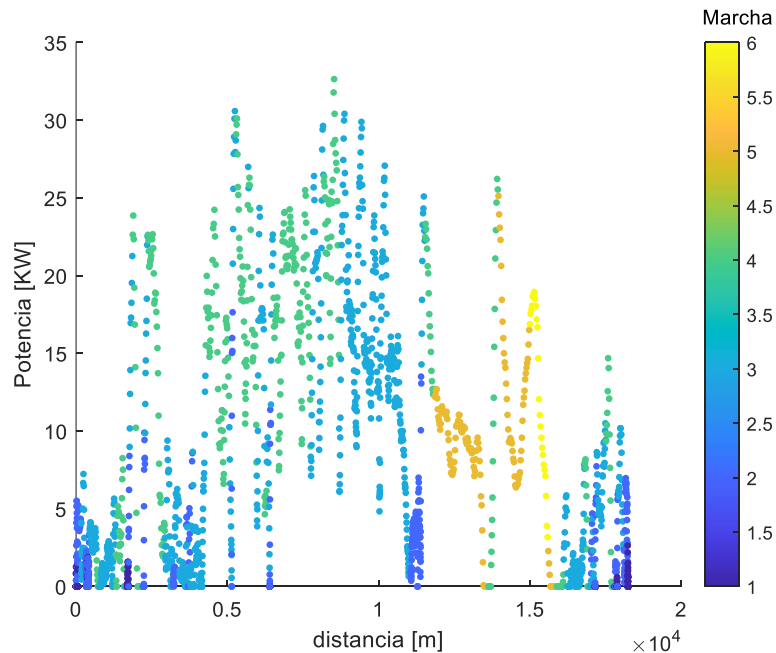


Figura 5.13 Caracterización de la potencia motor a lo largo de la ruta de prueba según la identificación de la marcha

Con la potencia del motor cuantificada se desea encontrar el consumo de combustible debido a que estudios como (Ni & Henclewood, 2008) señalan que existe una relación lineal entre el consumo de combustible y la potencia del motor como se visualiza en la Figura 5.14.

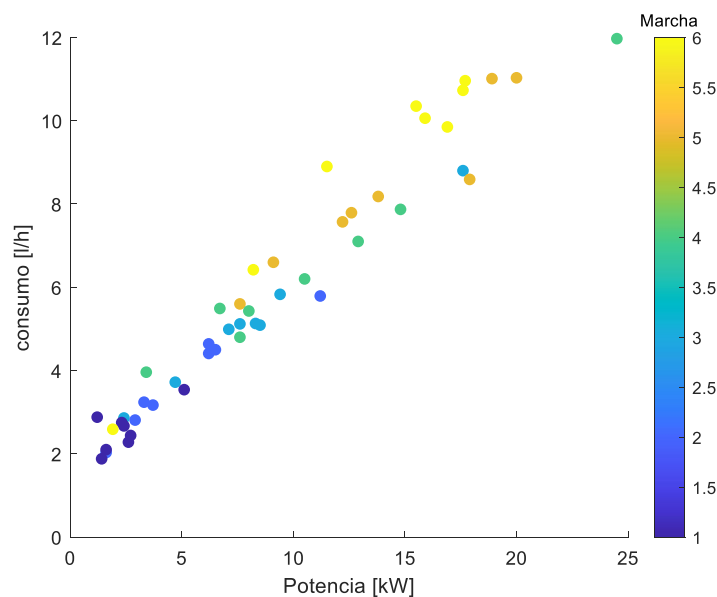


Figura 5.14 Datos consumo potencia para todas las marchas

Al encontrar esa relación de linealidad entre el consumo de combustible y las marchas se discretiza los consumos para cada una de las relaciones de transmisión de la caja de cambios con lo que se obtienen ajustes mayores al 84.5 % para cada caso como se puede observar en la Figura 5.15

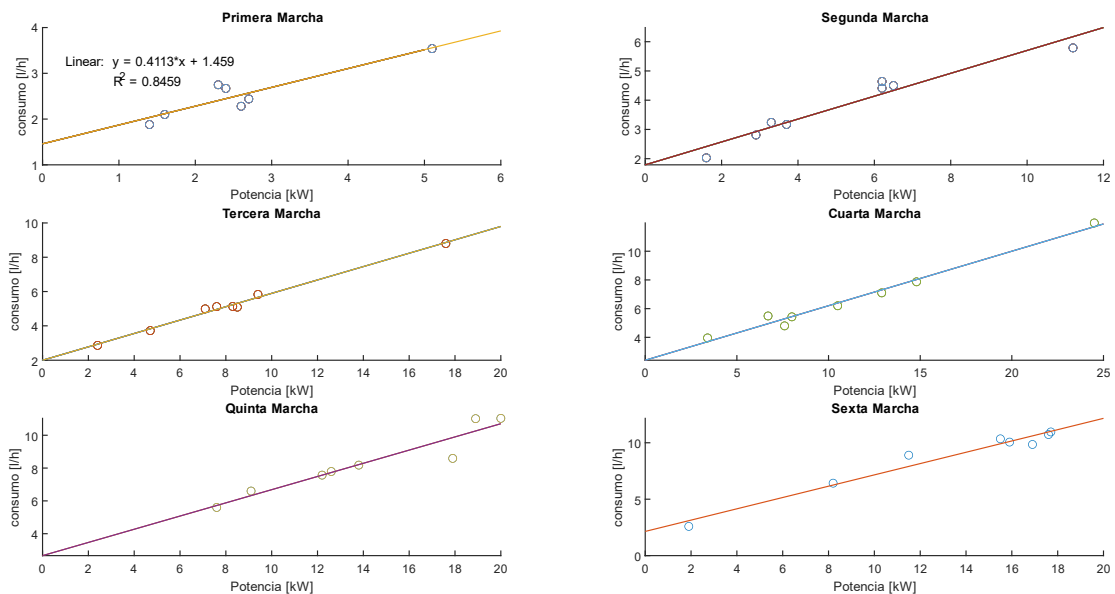


Figura 5.15 Consumo de las marchas

Una vez que los datos de consumo son obtenidos para cada una de las marchas se calcula el consumo de combustible, por facilidad en la visualización se representa en el eje horizontal la distancia, mientras en su eje vertical se puede apreciar el consumo en litros por hora para cada instante de tiempo como se visualiza en la Figura 5.16

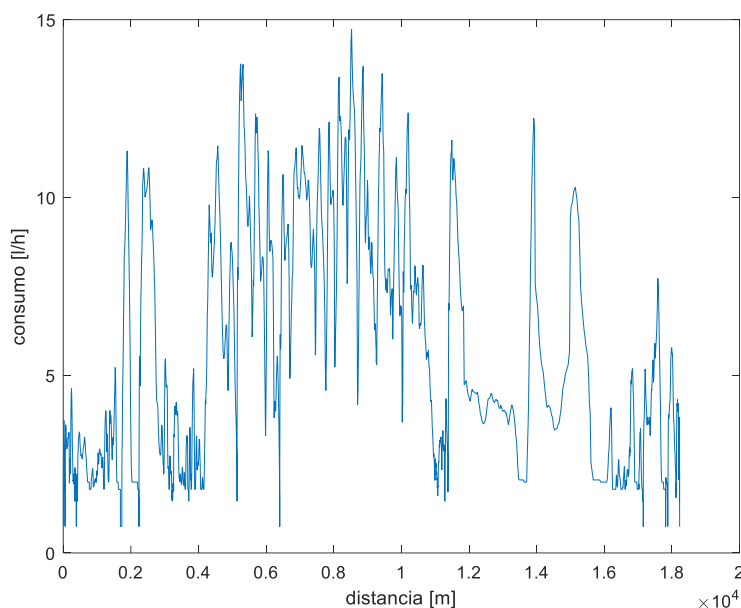


Figura 5.16 Consumo de combustible a lo largo del recorrido

5.2 ANÁLISIS MEDIANTE PREDICTORES PARA ESTIMAR EL CONSUMO DE COMBUSTIBLE

En el capítulo anterior se realizó un estudio para determinar las variables más importantes en el consumo de combustible obteniéndose que las revoluciones del motor (RPM), la posición del pedal del acelerador (TPS) y el sensor de presión absoluta en el colector de admisión (MAP) son las variables con mayor ponderación dentro del proceso de consumo de combustible obteniéndose la ecuación 5.3 mediante un método de regresión lineal.

$$0.0039817 \cdot rpm - 0.0385491 \cdot tps - 0.2362665 \cdot P_{map} \quad (5.3)$$

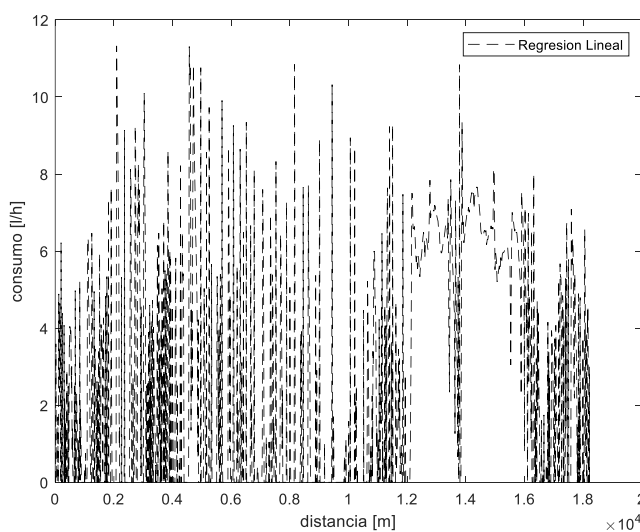


Figura 5.17 consumo de combustible mediante predictores

5.3 VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS

Como se mostró en el capítulo metodológico autores como (Andrade et al., 2022) y (Meseguer et al., 2015) calculan el consumo de combustible a partir de la presión absoluta encontrada en el colector de admisión, como se puede ver en la Figura 5.18 existe una gran disparidad de los resultados especialmente en zonas de alta velocidad, la razón principal de esto se debe a la no linealidad del proceso que no puede ser simplificada por la regresión.

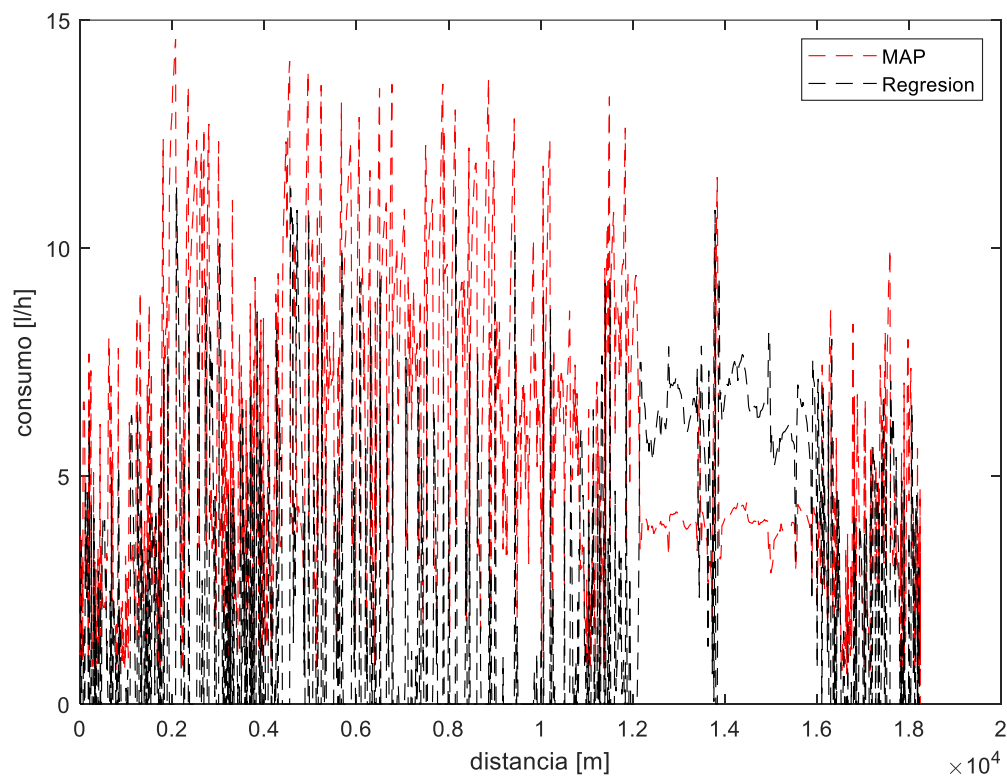


Figura 5.18 Comparación de consumos de regresión lineal con respecto a presión del colector de admisión

Para contrastar los datos y verificar que los cálculos desarrollados a partir del sensor MAP no sean erróneos se utiliza una aplicación comercial de pago para teléfonos que permiten conexión con el puerto OBD II del vehículo y guardar los parámetros de identificación de datos, así como de consumo de combustible en un formato de texto plano (De Vincenzi, 2022). Post procesando la información se visualiza que las curvas de la aplicación celular con respecto a las obtenidas por presión en el colector son similares y distan mucho del proceso se desestima la regresión lineal del análisis (Ver Figura 5.19)

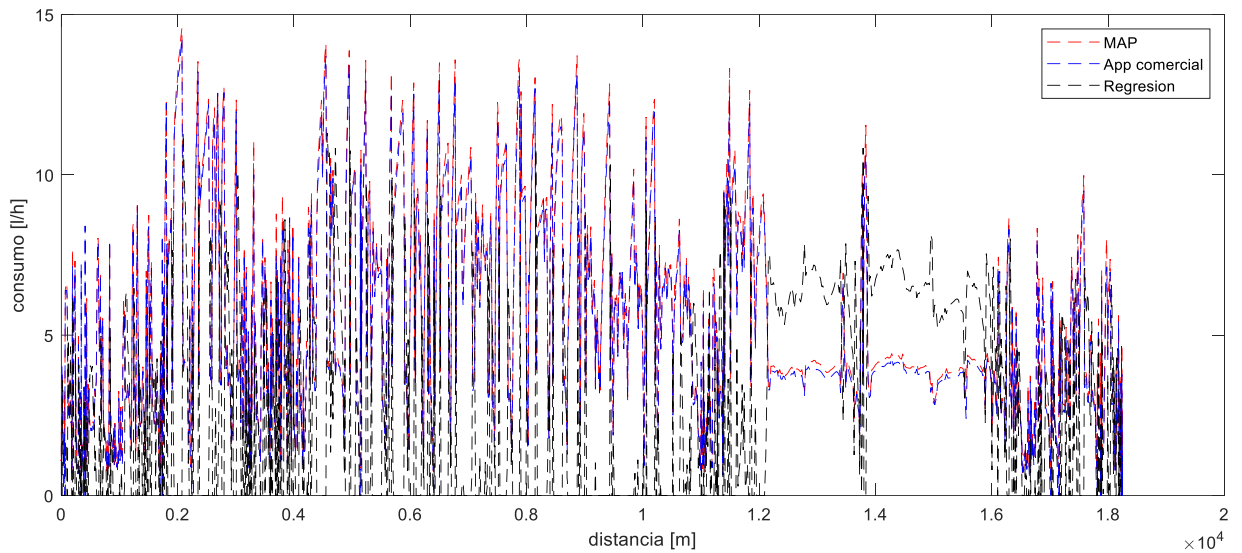


Figura 5.19 Comparación de consumo de diferentes propuestas

Al observar la Figura 5.20 el algoritmo calculado a través de la obtención de todas las fuerzas resistivas es capaz emular la gráfica del consumo de combustible obtenida por MAP

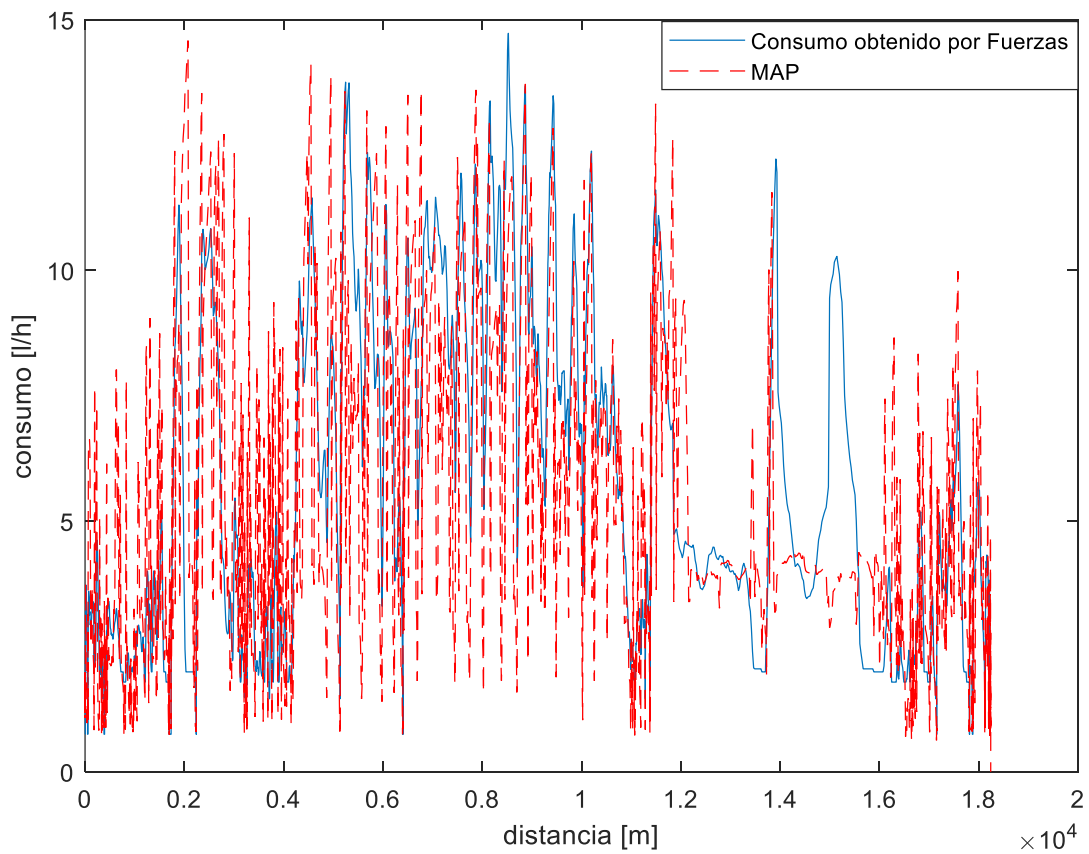


Figura 5.20 Consumo obtenido por fuerzas resistivas

5.3.1 MODELO SIMPLIFICADO

Al verificar que las curvas de consumo obtenidas por fuerzas resistivas, la aplicación comercial y el sensor MAP están alrededor de los mismos valores, se entrena una red neuronal a partir de los predictores más importantes: MAP, TPS y RPM determinados por medio de las corridas experimentales desarrolladas en el banco dinamómetro. Como se sabe estos modelos predicen muy bien las respuestas, pero no permiten determinar procesos intermedios como es el caso de las funcionales analíticas. En el grafico 5.21 se puede observar que el error de la validación se encuentra por debajo del entrenamiento y el test por lo cual el modelo si fuese capaz de predecir ciclos de funcionamiento diferentes.

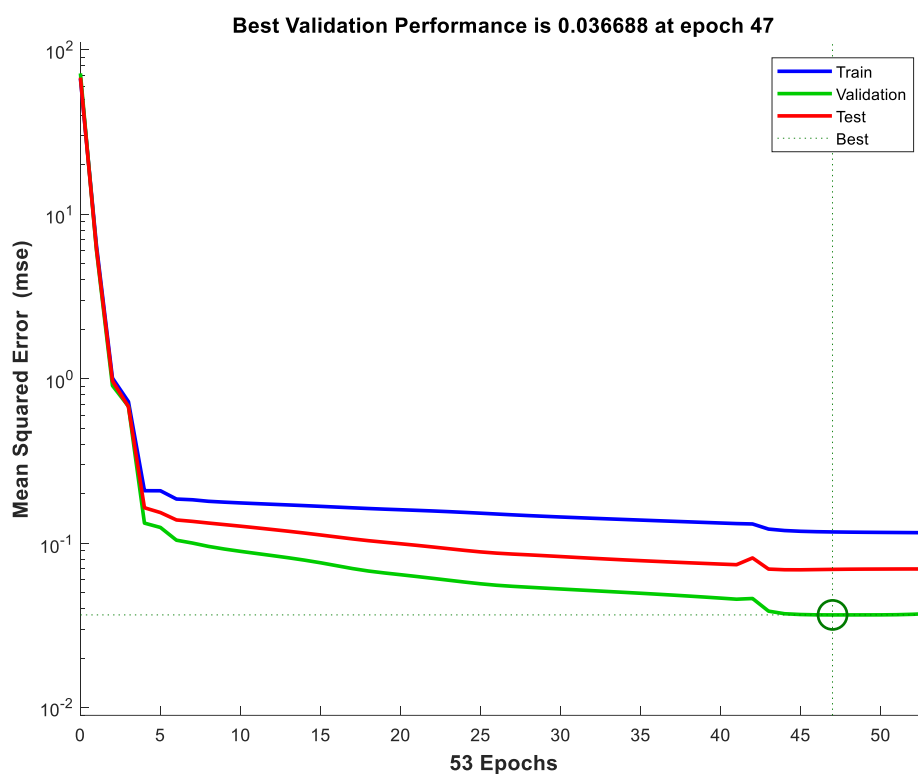


Figura 5.21 Validación de la red

Como se puede verificar en la gráfica 5.22 el ajuste del modelo entrenado por redes neuronales es capaz de predecir el 99.5% de las veces de forma acertada, en este caso el valor es extremadamente alto debido a que se está particularizando el caso para un solo vehículo y no es capaz de generalizar para otros modelos, cosa que se podría desarrollar en trabajos futuros.

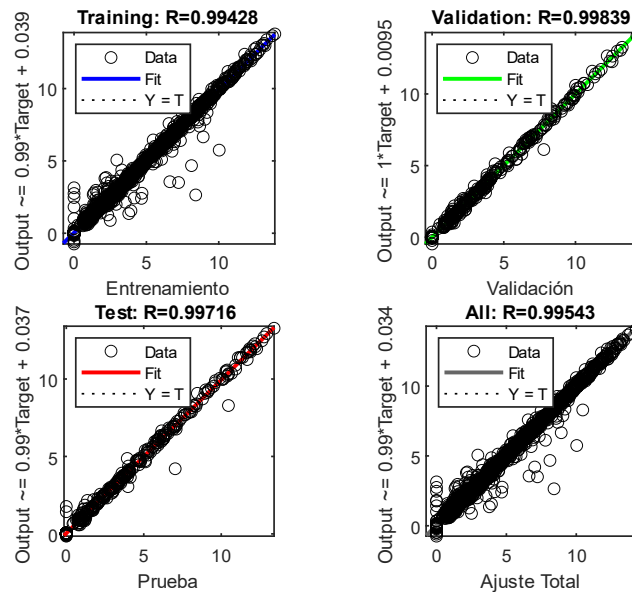


Figura 5.22 Gráficas de Entrenamiento, Validación, Prueba y de Ajuste total

En la gráfica 5.23 se puede observar todos los modelos desarrollados en este trabajo pudiéndose ver que todas las gráficas están alrededor de un mismo valor referencial si se tomase como cierto el valor del consumo obtenido por la aplicación comercial, cabe decir que existe una diferencia en el error relativo del 5% en partes de alta velocidad (ver figura 5.33), pero tendría que ser validado mediante la instalación de un caudalímetro piezoeléctrico instalado en las cañerías de alimentación de combustible que de momento por su costo es prohibitivo para este estudio.

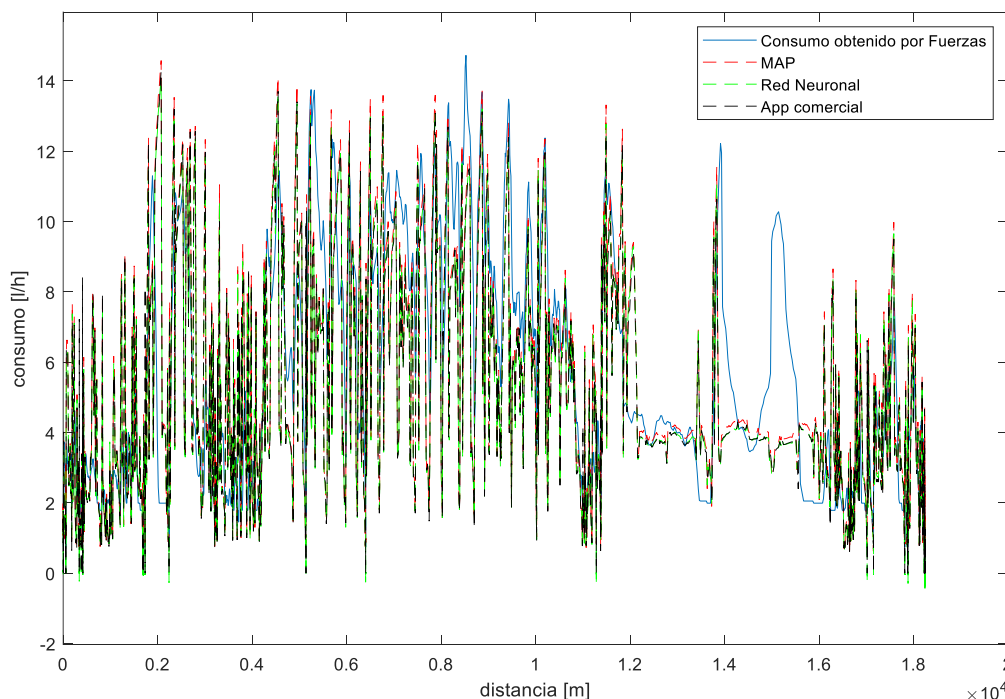


Figura 5.23 Modelo Simplificado

En la Tabla 5.1 se muestran los consumos de combustible totales obtenidos por cada uno de los métodos desarrollados a lo largo de este trabajo, cabe decir que el ajuste lineal no pudo reducir la complejidad del problema debido a los fenómenos físicos implicados en el consumo de combustible, debido a que los ordenadores a bordo de los vehículos usan mapas cartográficos para inyectar combustible en los colectores de admisión razón por la cual mediante este método no se logró obtener valores cercanos, además los datos usados para la obtención de este modelo fueron desarrollados bajo condiciones de laboratorio con apertura del acelerador elevada para obtener las curvas características, el coeficiente de resistencia a rodadura es diferente en los rodillos del dinamómetro comparados a los de la calzada y la resistencia aerodinámica es mínima durante el ensayo. Si se toma como referencia de respuesta correcta el sensor MAP se puede visualizar que todos los métodos presentan un error relativo inferior al 5% por lo cual se consideran aceptables. En el siguiente apartado los métodos que exhibieron un buen ajuste serán analizados mediante un ciclo de emisiones reales que exige que el vehículo circule por todas las zonas cotidianas que un conductor realizaría.

Tabla 5.1 Consumos totales de combustible

	Consumo total (litros)
Ajuste Lineal	0.923
Aplicación Comercial	2.453
MAP	2.735
Algoritmo	2.7956
Red Neuronal	2.4598

5.4 COMPROBACIÓN MEDIANTE EL CICLO RDE

Después de que el algoritmo y otros métodos fueron probados en un circuito de alrededor 18 km con una pendiente elevada y obteniéndose resultados con una diferencia inferior al 5%, estos métodos son estudiados mediante la implementación de un ciclo de emisiones reales que fue descrito en el apartado metodológico de la sección 4. En este ciclo se recorrieron 60 km en zonas de sur de

la ciudad de Quito, un recorrido interurbano a lo largo de la Avenida Simón Bolívar y una conducción rural a lo largo de la ruta viva tratando de ejemplificar la realidad de muchos conductores quiteños como se puede ver en la Figura 5.24

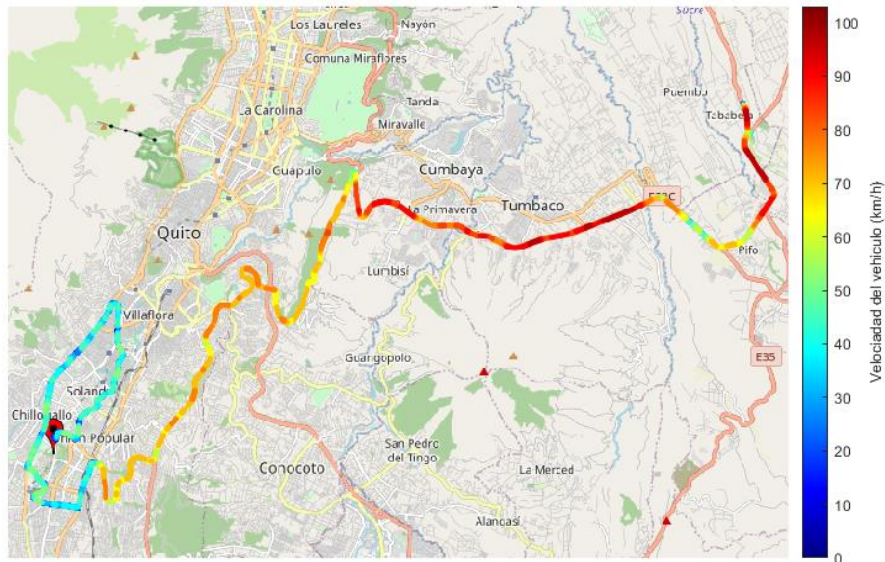


Figura 5.24 Ruta propuesta bajo el ciclo de emisiones reales

En la Figura 5.25 se visualiza el ángulo instantáneo de la carretera a medida que se avanza por el trayecto, es importante encontrar este valor debido a que fuerzas resistivas producidas por la inclinación de la pendiente y la rodadura dependen de este valor.

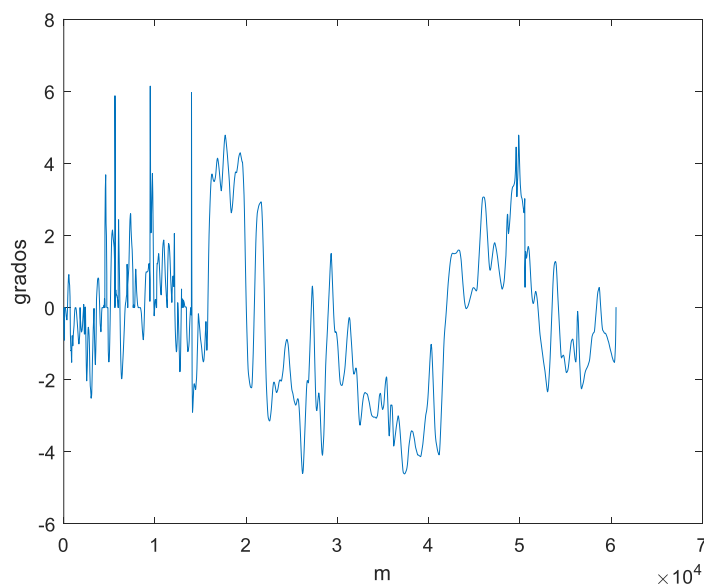
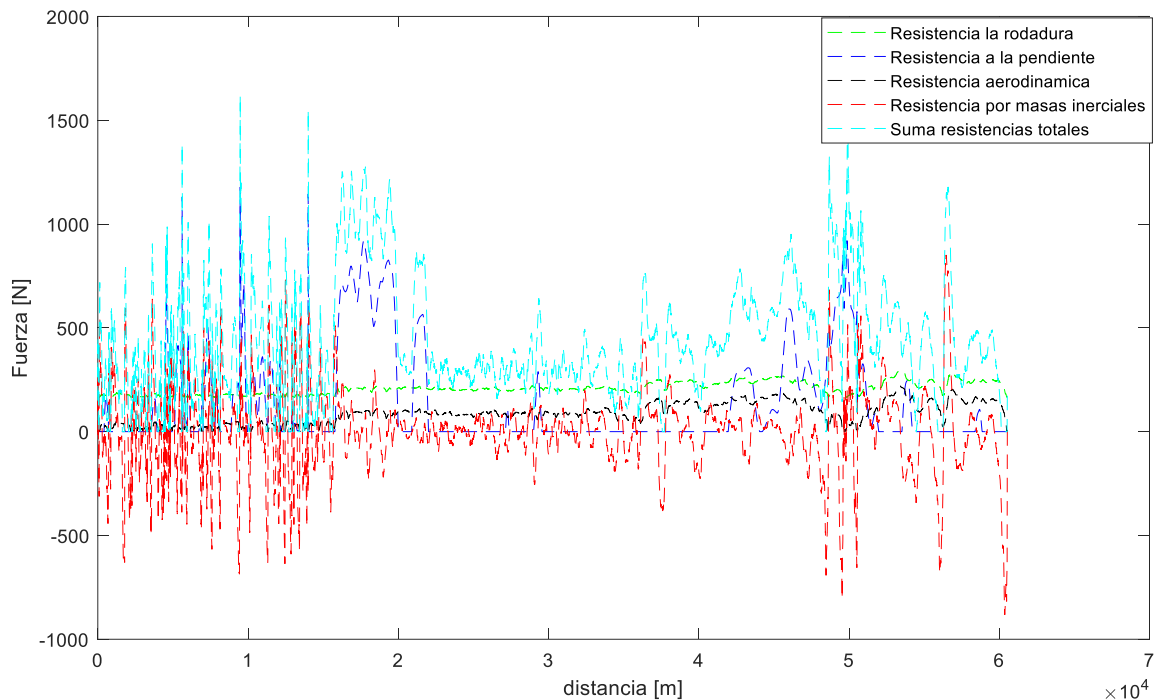


Figura 5.25 Angulo de la calzada durante el ciclo RDE

Como se puede apreciar en la Figura 5.26 la fuerza que más oposición presenta al avance del vehículo son las fuerzas inerciales, seguido de la resistencia que el

vehículo tiene que vencer para ascender pendientes, la resistencia a la rodadura es más alta que la resistencia aerodinámica, depende de la velocidad del vehículo, pero en un orden inferior de magnitud si se compara con la anterior.



Con la obtención de las fuerzas mostradas anteriormente se puede determinar el consumo de combustible instantáneo del vehículo, además en la Figura 5.27 se puede analizar que el cálculo realizado mediante el sensor MAP, la app comercial y la red neuronal están dentro de un mismo margen del 5% como se podrá verificar en la Tabla 5.2 y Figura 5.33. Para el caso de la regresión lineal, esta herramienta es capaz de predecir valores en condiciones de conducción moderadas debido a las diferencias de experimentación entre un laboratorio y las pruebas reportadas en carretera.

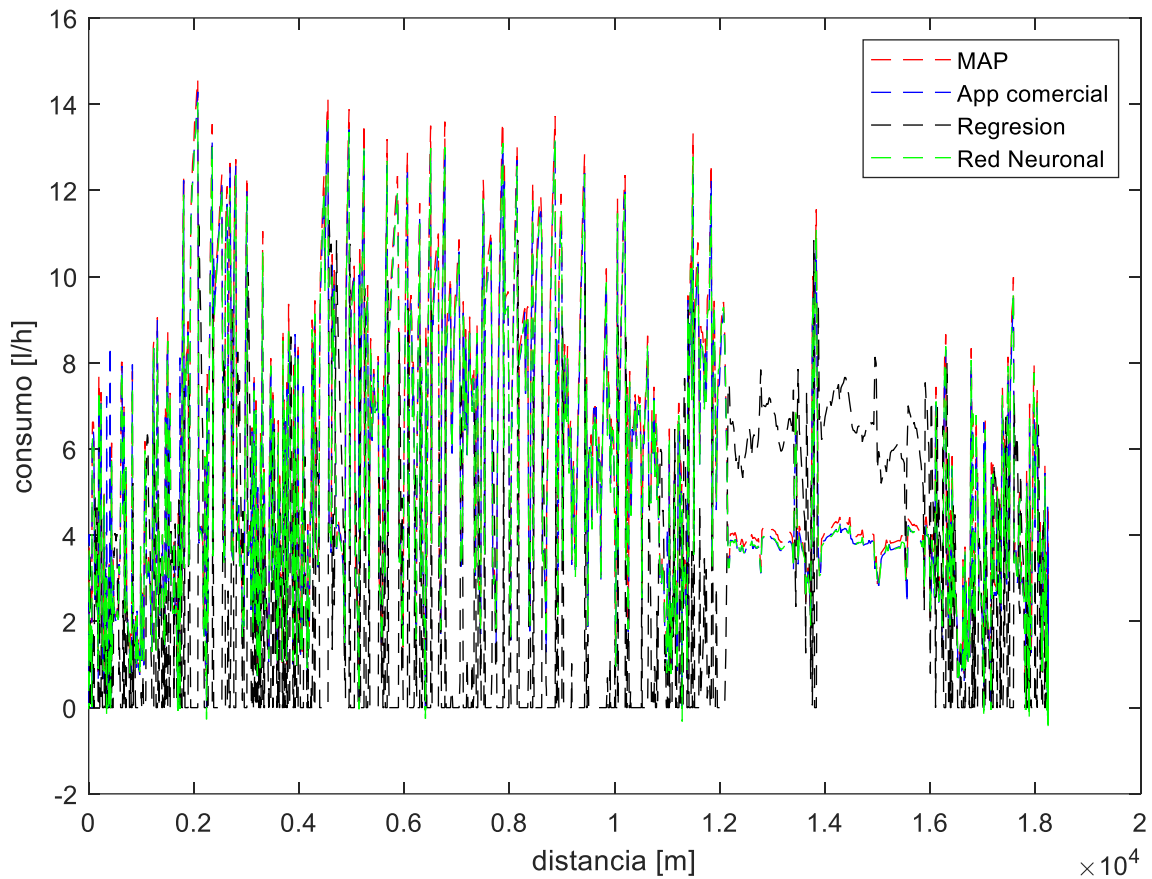


Figura 5.27 Consumos reportados por varios métodos.

En la Figura 5.28 se puede verificar que el algoritmo presenta una semejanza alta que la descrita en pruebas pasadas debido a que no se conduce en zonas con pendientes tan altas como las analizadas en la conducción anterior. Los resultados muestran una buena correlación moderada $r = 0.7$ en conducción urbana interurbana y rural (Humberto Llinás Solano, 2021).

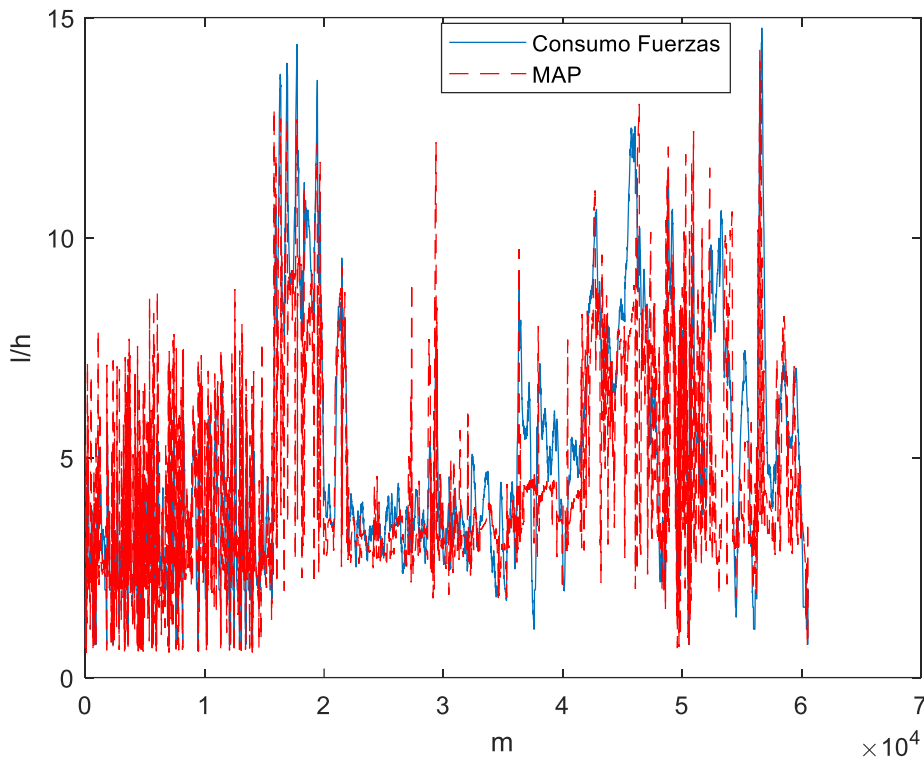


Figura 5.28 Comparación del algoritmo de cálculo con respecto al MAP

En la Figura 5.29 se muestra que los dos métodos presentan una correlación cercana al 70% mostrando una relación fuerte entre los dos métodos, como se sabe estos resultados necesitarían ser validados en estudios futuros con un caudalímetro de alta precisión.

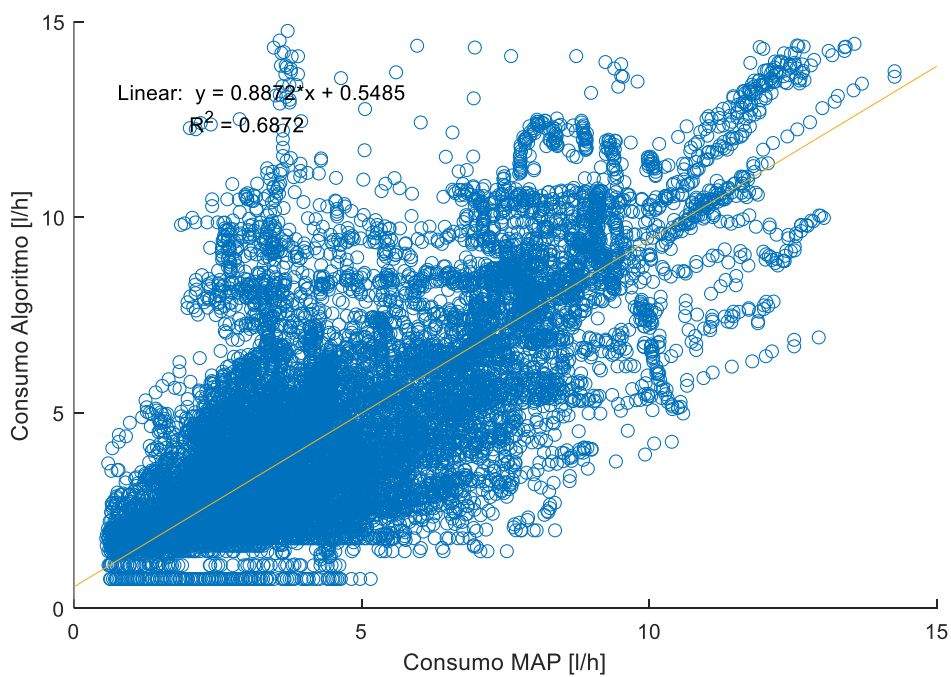


Figura 5.29 Correlación Algoritmo- MAP

En estudios como (Zheng et al., 2020) calculan el consumo de combustible a partir de un balance de carbono, el método consiste en recopilar información de cada uno de los contaminantes (CO, HC, TWC, entre otros) a la salida del escape por medio de un analizador de emisiones reales portátiles, posteriormente convertir estas emisiones en combustible como se puede ver la Figura 5.30. El método se acerca muy bien a los datos obtenidos por OBD encontrándose diferencias de 0.55 ± 0.12 L/s en ciertos bins de medición y de $3.790.69 \pm L/s$.

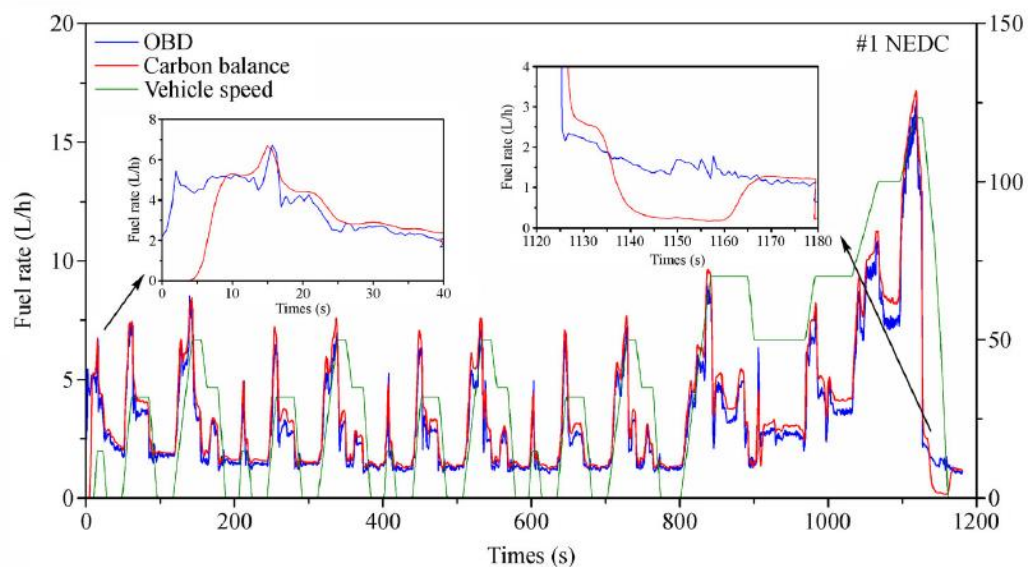


Figura 5.30 Flujo de combustible mediante el método de balance de carbono

Si se compara las estimaciones encontradas en la Tabla 5.2 se puede observar que los métodos propuestos en este estudio están dentro del 9% del valor esperado y el consumo calculado por vía OBD mediante el sensor MAP es un buen parámetro de referencia. Para encontrar las diferencias entre cada método se usa el error relativo mostrado en la ecuación 5.4

$$Error_{relativo} = \frac{Valor_{real} - Valor_{aproximado}}{Valor_{real}} \quad (5.4)$$

Tabla 5.2 Estimaciones de consumo de combustible en un ciclo de emisiones reales

	Consumo total (litros)	Error Relativo
MAP	5.2845	-
Ajuste Lineal	2.9556	44,1%

Aplicación Comercial	4.8122	8,9%
Algoritmo	5.0100	5,2%
Red Neuronal	5.5772	5,5%

Como se visualiza en la Figura 5.31 el método de ajuste lineal no fue capaz de predecir debido a que el consumo de combustible en un fenómeno fuertemente no lineal razón por lo cual se podría segmentar cada una de las diferentes zonas de funcionamiento del motor como estacionario y no estacionario. Como se visualiza con el estudio es complejo poder predecir con un algoritmo el funcionamiento de todos los estados de funcionamiento debido a la gran cantidad de parámetros inmiscuidos en el proceso. Redes neuronales mostradas en la Figura 5.32 predicen muy bien el fenómeno de estudio, pero no se puede conocer etapas intermedias del proceso

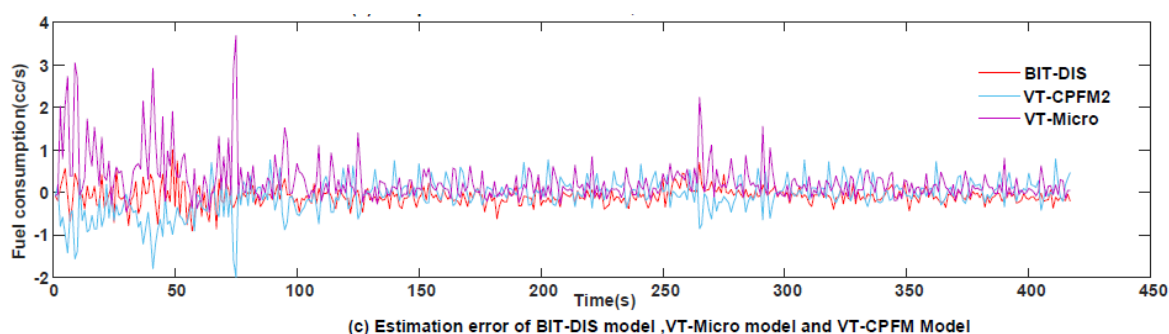


Figura 5.31 Estimación de diferencias propuestos a partir de un método VT (Rui & Hui, 2022)

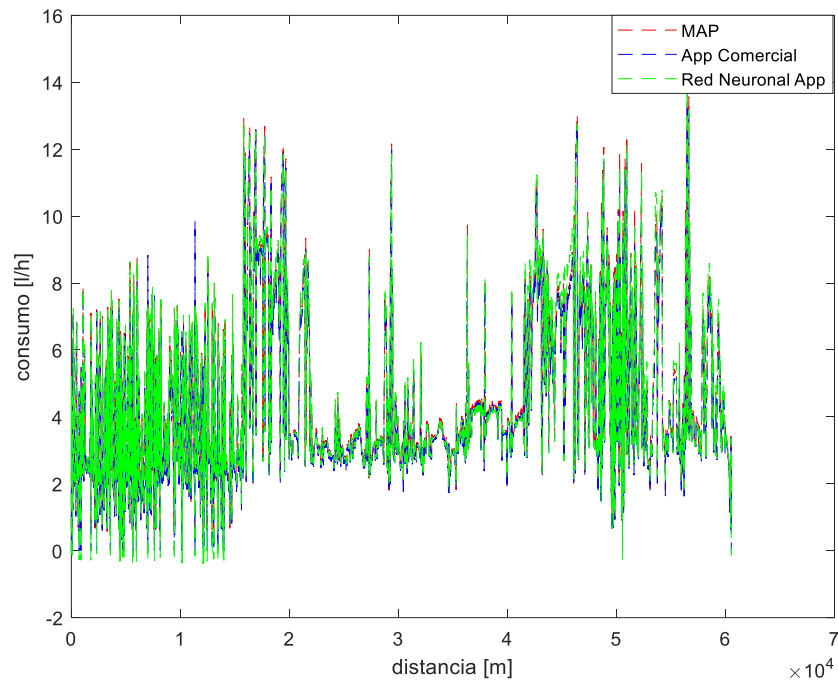


Figura 5.32 Comparación de diferentes metodologías

Como se observa en la Figura 5.33 el error relativo está dentro del 2% en la mayor parte del recorrido excepto en ciertos tramos donde se alcanza el 5%, como se observa en la Figura 5.34 estudios realizados por (Zhou & Jin, 2017) encontrar valores entorno al 5% se consideran aceptables dentro de la bibliografía.

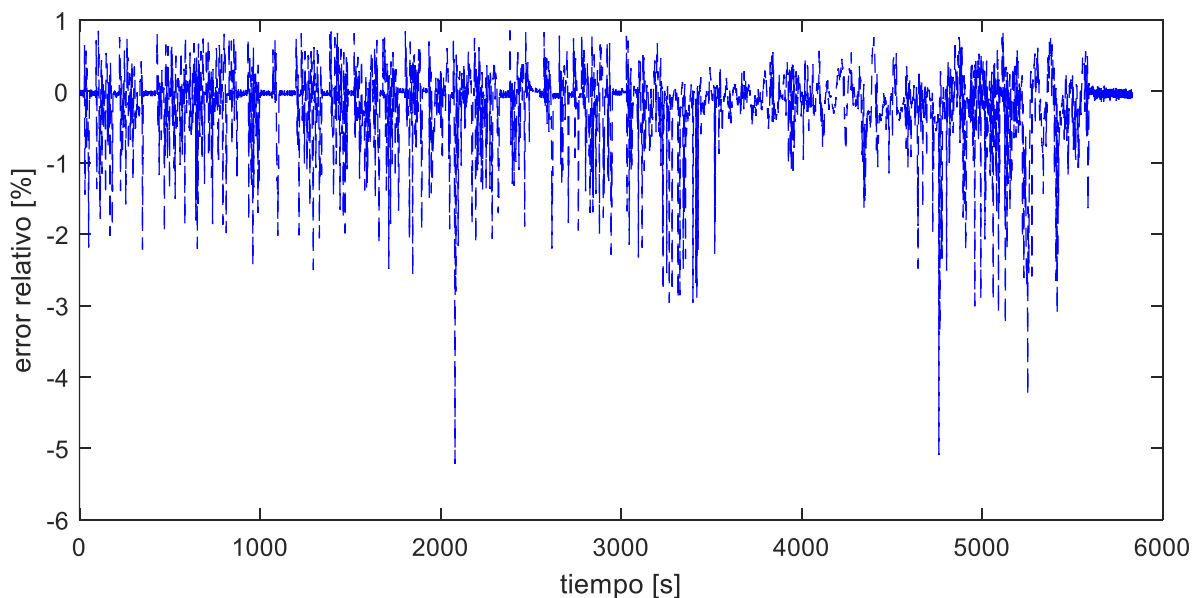


Figura 5.33 Error relativo del algoritmo respecto a OBD II

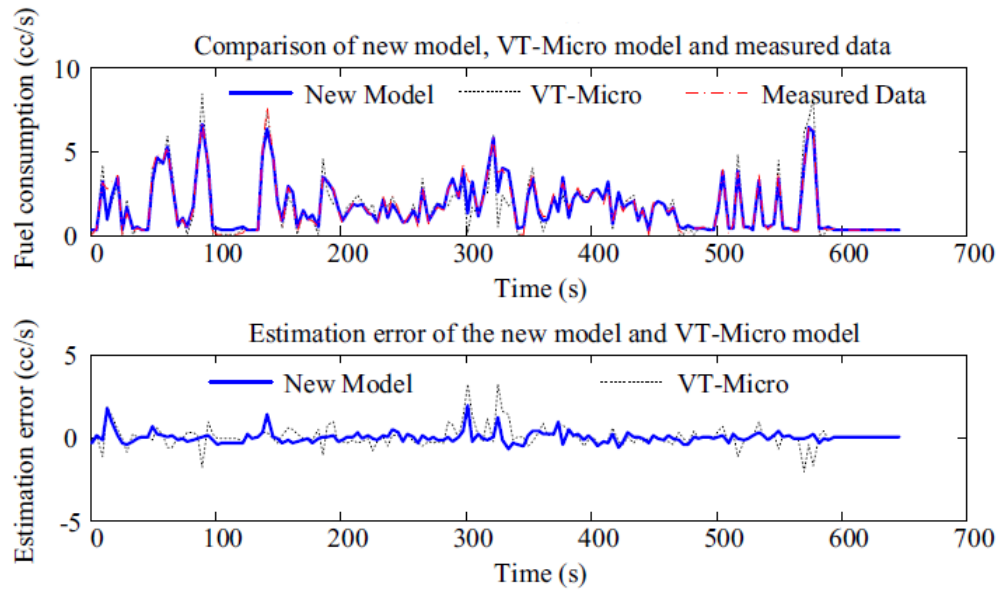


Figura 5.34 (Zhou & Jin, 2017)

6. CONCLUSIONES

Durante este trabajo se desarrolló una metodología para estimar los predictores más influyentes en la generación de consumo de combustible encontrándose que el sensor de presión absoluta del colector de admisión, posición del acelerador y las revoluciones del motor son las variables más importantes, parámetros como la velocidad son importantes pero muestran colinealidad con las revoluciones del motor al ser dependientes razón por la cual el sensor VSS fue descartado para la implementación de un ajuste lineal

A pesar de que el modelo generado a partir de los predictores más influyentes es capaz de predecir el 99.8% de los valores según el análisis de varianza, al implementarse dentro de un ciclo corto y un ciclo de emisiones reales este presenta variaciones de alrededor del 44,1 % en gran medida debido a que los datos fueron encontrados a partir de mediciones experimentales en un banco dinamómetro de chasis bajo condiciones de laboratorio.

La relación lineal no permitió predecir el fenómeno físico por lo cual se realizó un estudio de las diferentes metodologías encontradas en la bibliografía donde el consumo de combustible puede ser desarrollado a partir de la presión absoluta en el colector de admisión, para contrastar los valores obtenidos una aplicación comercial de pago es usada mostrando una correlación del 70% entre los dos factores.

Las redes neuronales predicen el consumo de combustible de forma eficaz y con solo 3 predictores se implementó un modelo en el estudio mostrando errores relativos inferiores al 5% tanto en un ciclo de emisiones reales como en un ciclo con una elevada pendiente, lamentablemente este tipo de técnicas no permiten mostrar explicaciones intermedias del proceso por lo cual en este estudio se usaron técnicas analíticas que describen cada uno de los procesos y variables dependientes encontrándose errores relativos inferior al 5%, además permite identificar cuáles

son las fuerzas más importantes del proceso la importancia de la marcha seleccionada en un recorrido debido a su eficiencia en el proceso de transmisión.

Se recomienda continuar el estudio adaptando un caudalímetro piezoeléctrico de alta precisión que permita ajustar con mayor eficiencia los modelos descritos con anterioridad, además parámetros como el coeficiente de rodadura y de resistencia aerodinámico pueden ser mejorados mediante ensayos coast down para encontrar modelos que puedan ser escalables a un número más alto de vehículos.

REFERENCIAS

- Andrade, P., Silva, I., Silva, M., Flores, T., Cassiano, J., & Costa, D. G. (2022). A TinyML Soft-Sensor Approach for Low-Cost Detection and Monitoring of Vehicular Emissions. *Sensors*, 22(10), 3838. <https://doi.org/10.3390/s22103838>
- Cabrera-Montie, W., Tapia-Fernández, S., Jiménez-Alonso, F., & Aparicio-Izquierdo, F. (2012). Optimización de consumo de combustible de vehículos basada en programación dinámica. *Dyna (Spain)*, 87(5), 574–583. <https://doi.org/10.6036/4582>
- Chen, L., Du, B., Zhang, L., Han, J., Chen, B., Zhang, X., Li, Y., & Zhang, J. (2021). Analysis of real-driving emissions from light-duty gasoline vehicles: A comparison of different evaluation methods with considering cold-start emissions. *Atmospheric Pollution Research*, 12(5), 101065. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2021.101065>
- De Vincenzi, M. (2022). DRIVES: Android App for Automotive Customized Services. *2022 IEEE/ACS 19th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*, 1–8.
- Díaz, A. (n.d.). ANÁLISIS DE EMISIONES DE DIÓXIDO DE CARBONO EN CONDICIONES REALES DE CONDUCCIÓN EN LA ISLA DE TENERIFE [Universidad Laguna]. Retrieved March 7, 2023, from <https://riull.ull.es/xmlui/bitstream/handle/915/21415/Analisis%20de%20emisiones%20de%20dioxido%20de%20carbono%20en%20condiciones%20reales%20de%20conduccion%20el%20la%20isla%20de%20Tenerife..pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Doulgeris, S., Dimaratos, A., Zacharof, N., Toumasatos, Z., Kolokotronis, D., & Samaras, Z. (2020). Real world fuel consumption prediction via a combined experimental and modeling technique. *Science of the Total Environment*, 734, 139254. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139254>
- Francisco, P., José, & Desantes. (2011). *MOTORES DE COMBUSTIÓN INTERNA ALTERNATIVOS* (Quinta). Universitat Politècnica de València.
- Huang, Y., Ng, E. C. Y., Zhou, J. L., Surawski, N. C., & Chan, E. F. C. (2018). Eco-driving technology for sustainable road transport : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 93(August 2017), 596–609. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.05.030>
- Humberto Llinás Solano. (2021, February 8). *Regresión lineal simple: Correlación*. Estadística Inferencial.
- INRIX. (2022, January 6). Highest Traffic Delay Times By City. <https://inrix.com/scorecard/#form-download-the-full-report>
- Marcelo M. Gómez. (2006). *Introducción a la metodología de la investigación científica: Vol. I*. Editorial Brujas.
- Meseguer, J. E., Calafate, C. T., Cano, J. C., & Manzoni, P. (2015). Assessing the impact of driving behavior on instantaneous fuel consumption. *2015 12th Annual IEEE Consumer Communications and Networking Conference, CCNC 2015*, 443–448. <https://doi.org/10.1109/CCNC.2015.7158016>
- Néstor Diego, R. C., Molina Campoverde, P. A., Quirola Novillo, G. P., & Naula Bermeo, A. K. (2021). Development of an Algorithm Capable of Classifying the Starting,

- Gear Change and Engine Brake Variables of a Vehicle by Analyzing OBD II Signals. In M. Botto-Tobar, W. Zamora, J. Larrea Plúa, J. Bazurto Roldan, & A. Santamaría Philco (Eds.), *Systems and Information Sciences* (pp. 121–133). Springer International Publishing. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-030-59194-6_11
- Ni, D., & Henclewood, D. (2008). Simple engine models for VII-enabled in-vehicle applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *57*(5), 2695–2702. <https://doi.org/10.1109/TVT.2008.917229>
- Qu, L., Wang, W., Li, M., Xu, X., Shi, Z., Mao, H., & Jin, T. (2021). Dependence of pollutant emission factors and fuel consumption on driving conditions and gasoline vehicle types. *Atmospheric Pollution Research*, *12*(2), 137–146. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.10.016>
- Ramos, Á., García-Contreras, R., & Armas, O. (2016). Performance, combustion timing and emissions from a light duty vehicle at different altitudes fueled with animal fat biodiesel, GTL and diesel fuels. *Applied Energy*, *182*, 507–517. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.159>
- Rivera Campoverde, N., Muñoz Sanz, J., & Arenas Ramírez, B. (2022). *Modelo de bajo costo para la estimación de emisiones contaminantes basado en GPS y aprendizaje automático*.
- Rivera, N. D., Molina, P. A., Novillo, G. P., Llivicura, B. D., & Peñaloza, A. L. (2022). Analysis of Energy Demand of Passenger Buses in the City of Cuenca. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, *252*, 307–319. https://doi.org/10.1007/978-981-16-4126-8_29
- Rui, D., & Hui, J. (2022). High-accuracy transient fuel consumption model based on distance correlation analysis. *Fuel*, *321*. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2022.123927>
- Serrano, J. R., Piqueras, P., Sanchis, E. J., & Diesel, B. (2019). A modelling tool for engine and exhaust aftertreatment performance analysis in altitude operation. *Results in Engineering*, *4*(August), 100054. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2019.100054>
- Triantafyllopoulos, G., Katsaounis, D., Karamitros, D., Ntziachristos, L., & Samaras, Z. (2018). Experimental assessment of the potential to decrease diesel NOx emissions beyond minimum requirements for Euro 6 Real Drive Emissions (RDE) compliance. *Science of the Total Environment*, *618*, 1400–1407. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.274>
- Wang, J., Shen, L., Bi, Y., & Lei, J. (2021). Modeling and optimization of a light-duty diesel engine at high altitude with a support vector machine and a genetic algorithm. *Fuel*, *285*(August 2020), 119137. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2020.119137>
- Zheng, X., Lu, S., Yang, L., Yan, M., Xu, G., Wu, X., Fu, L., & Wu, Y. (2020). Real-world fuel consumption of light-duty passenger vehicles using on-board diagnostic (OBD) systems. *Frontiers of Environmental Science and Engineering*, *14*(2). <https://doi.org/10.1007/s11783-019-1212-6>
- Zhou, M., & Jin, H. (2017). Development of a transient fuel consumption model. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *51*, 82–93. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.12.001>

Zhou, M., Jin, H., & Wang, W. (2016). A review of vehicle fuel consumption models to evaluate eco-driving and eco-routing. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 49(5), 203–218. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.09.008>