



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA
CARRERA DE INGENIERÍA AUTOMOTRIZ**

**LEVANTAMIENTO DE UNA BASE DE DATOS SOBRE EMISIONES
CONTAMINANTES EN MOTORES CON SISTEMAS DE INYECCION MPFI**

Trabajo de titulación previo a la obtención del
título de Ingeniero Automotriz

AUTORES: NATALY AZUCENA OCHOA DURAZNO

GEOVANNY DAVID MÉNDEZ GARATE

TUTOR: ING. NÉSTOR DIEGO RIVERA CAMPOVERDE, MSc.

Cuenca - Ecuador
2025

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUDITORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Nosotros, Nataly Azucena Ochoa Durazno con documento de identificación N° 0106764582 y Geovanny David Méndez Garate con documento de identificación N° 0150930675; manifestamos que:

Somos los autores y responsables del presente trabajo; y; autorizamos a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

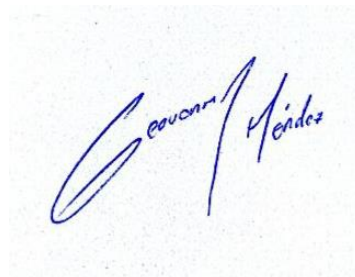
Cuenca, 16 de enero de 2025

Atentamente,



Nataly Azucena Ochoa Durazno

0106764582



Geovanny David Méndez Garate

0150930675

**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Nosotros, Nataly Azucena Ochoa Durazno con documento de identificación N° 0106764582 y Geovanny David Méndez Garate con documento de identificación N° 0150930675, expresamos nuestra voluntad y por medio del presente documento cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derecho patrimoniales en virtud de que somos autores del Proyecto técnico: “Levantamiento de una base de datos sobre emisiones contaminantes en motores con sistemas de inyección MPFI”, el cual ha sido desarrollado para optar el títulos de: Ingeniero Automotriz, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

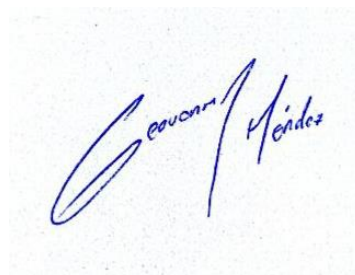
Cuenca, 16 de enero de 2025

Atentamente,



Nataly Azucena Ochoa Durazno

0106764582



Geovanny David Méndez Garate

0150930675

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Néstor Diego Rivera Campoverde con documento de identificación N° 0103898995, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: LEVANTAMIENTO DE UNA BASE DE DATOS SOBRE EMISIONES CONTAMINANTES EN MOTORES CON SISTEMAS DE INYECCIÓN MPFI, realizado por Nataly Azucena Ochoa Durazno con documento de identificación N° 0106764582 y por Geovanny David Méndez Garate con documento de identificación N° 0150930675, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Proyecto técnico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 16 de enero de 2025

Atentamente,



Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde, MSc.

0103898995

DEDICATORIA

Con profunda gratitud y un inmenso agradecimiento, dedico este proyecto a mi madre, Lourdes Ochoa, quien ha sido mi mayor inspiración y pilar fundamental en cada paso de mi vida. Su esfuerzo, dedicación y amor incondicional han sido el motor que me ha impulsado a superar cada desafío y a perseguir mis sueños con determinación.

A mis abuelos Aida Durazno y Alfonso Ochoa, cuya sabiduría, fortaleza y cariño inagotable han sido un refugio en los momentos difíciles. Su constante apoyo y palabras de aliento han sido una fuente invaluable de motivación para no rendirme a pesar de las adversidades.

Finalmente, dedico este logro a todos aquellos que, de alguna manera, han influido en mi vida, enseñándome lecciones valiosas y fortaleciendo mi convicción de que con esfuerzo y perseverancia, todo es posible.

Nataly Azucena Ochoa Durazno

DEDICATORIA

A Wilson Geovanny y Lionel.

Geovanny David Méndez Garate

AGRADECIMIENTO

En primer lugar agradezco a Dios por darme la fortaleza, la salud y las oportunidades necesarias para completar esta etapa universitaria, que representan un logro significativo en mi vida.

Extiendo mi gratitud a la Universidad Politécnica Salesiana por abrirme sus puertas y proporcionarme una formación académica que ha sido clave en mi desarrollo personal y profesional.

A mi madre, Lourdes, quien ha sido mi mayor apoyo y guía en este camino. Gracias por creer en mí cuando nadie más lo hizo, por tu amor incondicional y por estar siempre a mi lado en cada paso de esta travesía.

A mis abuelos, Aida Durazno y Alfonso Ochoa, quienes junto con mi madre, fueron mis principales motivadores. Su ejemplo, cariño y palabras de aliento me impulsaron a completar esta meta.

A mis hermanos, Lady y Cristopher por ser compañeros de vida, cómplices y una parte esencial de mi crecimiento personal.

A mi prima, Adriana Urgiles, cuyo apoyo incondicional y cercanía han significado mucho en este proceso.

A mi familia, por estar siempre ahí, brindándome su ayuda de múltiples maneras y animándome a superar los desafíos que se presentaron en el camino universitario.

Finalmente, quiero expresar mi agradecimiento al Ing. Néstor Rivera, mi tutor, por su paciencia, guía y compromiso. Su orientación ha sido clave para el desarrollo y culminación de este proyecto.

Nataly Azucena Ochoa Durazno

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, gracias a Dios y a María auxiliadora por la vida, por las oportunidades brindadas y por las enseñanzas.

A mi familia, a mis abuelos Silvana y José, a Christian, por el apoyo que me brindaron desde siempre, a mi hermano Lionel, por ser mi motor y motivarme día a día, a Mateo mi hermano de vida, a mi mamá Gabriela, por su sacrificio, por enseñarme el valor de las cosas por los valores que me ha inculcado y por todo su amor, a mi ángel Geovanny por nunca dejarme solo.

A mi compañera Naty, por su amistad, por sus ideas, por su disposición y por su esfuerzo constante.

Al Ing. Néstor Rivera PhD, por su apoyo, por su dedicación, por compartir su experiencia y sabiduría, por sus consejos, y por abrirme sus puertas.

Geovanny David Méndez Garate

RESUMEN

Este proyecto técnico tiene como objetivo principal el levantamiento de una base de datos sobre emisiones contaminantes en motores con sistemas de inyección MPFI. El propósito final es desarrollar un modelo de diagnóstico apoyado en aprendizaje automático. Para alcanzar este objetivo, el proyecto consta de tres etapas principales fundamentales:

La primera etapa se enfoca en realizar un revisión bibliográfica para adquirir conocimiento sobre las distintas tecnologías aplicadas en el ámbito del aprendizaje automático. En particular, se exploraron los sistemas expertos empleados en el diagnóstico y optimización de motores, con el fin de establecer una base conceptual sólida para el desarrollo del modelo.

En la segunda etapa, se recopilaron parámetros clave de funcionamiento en los motores con sistemas MPFI. Para ello, se utilizaron equipos automotrices como el KANE AUTOplus gas analyzer para medir las concentraciones de monóxido de carbono (CO), hidrocarburos (HC), Dióxido de Carbono (CO₂) y Oxígeno (O₂). Además, las pruebas experimentales se realizaron en una variedad de vehículos con características diversas. Estos incluían diferentes configuraciones de puntos de encendido, valores Lambda y niveles de kilometraje, desde vehículos con bajo desgaste hasta aquellos con recorridos significativos.

La tercera etapa se centra en el análisis de los datos adquiridos mediante técnicas de lógica difusa. El objetivo es crear una herramienta capaz de proporcionar diagnóstico, posibilitando la toma de decisiones en los procesos de mantenimiento y reparación de motores. Los resultados obtenidos en cuanto a las posibles causas son Mezcla Rica, la variable Dosado de la Mezcla muestra un error del 0.46 %; en el caso de Inyector Obstruido la variable Punto de Encendido alcanza un error del 45.1%; y en el caso de Mezcla Pobre la variable Kilometraje muestra un error del 27.99%, entre otros. Estos hallazgos ofrecen

una base sólida para futuras aplicaciones y decisiones en el ámbito automotriz, permitiendo optimizar los diagnósticos y el desempeño del sistema.

Palabras clave: MPFI, Sistemas expertos, Emisiones contaminantes.

ABSTRACT

This technical project aims to build a database on pollutant emissions in MPFI engine systems. The ultimate goal is to develop a diagnostic model supported by machine learning.

To achieve this, the project is divided into three fundamental stages:

The first stage focuses on conducting a literature review to acquire knowledge about various technologies applied in the field of machine learning. Specifically, expert systems used in engine diagnosis and optimization were explored to establish a solid conceptual foundation for the model's development.

The second stage involved collecting key operating parameters in MPFI engines. Automotive equipment such as the KANE AUTOplus gas analyzer was used to measure concentrations of carbon monoxide (CO), hydrocarbons (HC), carbon dioxide (CO₂), and oxygen (O₂). Experimental tests were conducted on a variety of vehicles with diverse characteristics, including different ignition timing configurations, Lambda values, and mileage levels, ranging from low wear to vehicles with significant mileage.

The third stage focuses on analyzing the acquired data using fuzzy logic techniques. The goal is to develop a tool capable of providing diagnosis, facilitating decision-making in engine maintenance and repair processes. The results obtained regarding possible causes include a Rich Mixture, with the Fuel Mixture Dosage variable showing an error of 0.46%; a Blocked Injector, with the Ignition Timing variable showing an error of 45.1%; and a Lean Mixture, with the Mileage variable showing an error of 27.99%, among others. These

findings provide a solid foundation for future applications and decisions in the automotive field, allowing for optimized diagnostics and system performance.

Keywords: *MPFI, Expert Systems, Pollutant Emissions.*

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	5
DEDICATORIA.....	6
AGRADECIMIENTO	7
AGRADECIMIENTO	9
RESUMEN.....	10
ABSTRACT.....	11
INTRODUCCION	18
PROBLEMA	19
1. ANTECEDENTES	19
2. IMPORTANCIA ALCANCES	20
3. DELIMITACION	21
OBJETIVOS.....	22
1. OBJETIVO GENERAL:.....	22
2. OBJETIVOS ESPECIFICOS:.....	22
MARCO TEORICO REFERENCIAL Y ESTADO DEL ARTE	23
1. MARCO TEORICO REFERENCIAL:.....	23
1.1. Sistema MPFI.....	23
1.2. Emisiones Contaminantes	23
<i>1.2.1. Monóxido de Carbono (CO)</i>	<i>24</i>
<i>1.2.2. Dióxido de Carbono (CO₂)</i>	<i>24</i>
<i>1.2.3. Hidrocarburos (HC)</i>	<i>24</i>

	14
1.2.4. Óxidos de Nitrógeno (NO_x).....	25
1.2.5. Dióxido de azufre (SO_2).....	25
1.2.6. Material Particulado	26
1.2.7. Ventana Lambda	26
1.2 Kilometraje	28
1.3 Adelanto al encendido	28
1.4 Sistema de encendido	29
1.5 Base de datos	29
1.6 Inteligencia Artificial	30
2. ESTADO DEL ARTE:	30
METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DEL PROCEDIMIENTO	
EXPERIMENTAL	37
1. MATERIALES Y MÉTODOS	39
1.1. Equipos de muestreo	39
1.1.1. Unidades experimentales	39
1.1.2. Analizador de gases	41
2. Diseño experimental:	42
2.1. Variables de respuesta	42
2.2. Factores de inferencia	43
2.3. Factores de estudio	44
2.3.1. Lambda	44
2.3.2. Kilometraje	45

2.3.3. <i>Sistema de encendido</i>	45
2.3.4. <i>Adelanto del encendido</i>	46
2.4. <i>Diseño del Sistema Difuso</i>	47
2.5. <i>Funciones de membresía</i>	48
2.6. <i>Inferencia</i>	52
ANALISIS DE RESULTADOS Y RESULTADOS	56
CONCLUSIONES	61
RECOMENDACIONES	62
BIBLIOGRAFIA	63

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 DELIMITACIÓN GEOGRÁFICA. -----	22
FIGURA 2 VENTANA LAMBDA -----	26
FIGURA 3 MODELO PROPUESTO -----	47
FIGURA 4 CO ₂ -----	49
FIGURA 5 O ₂ -----	49
FIGURA 6 CO -----	49
FIGURA 7 HC -----	50
FIGURA 8 DOSADO DE LA MEZCLA -----	50
FIGURA 9 KILOMETRAJE -----	51
FIGURA 10 SISTEMA DE ENCENDIDO -----	51
FIGURA 11 PUNTO DE ENCENDIDO -----	51
FIGURA 12 SUPERFICIE OBTENIDA DEL DOSADO DE LA MEZCLA EN FUNCIÓN DE LAMBDA Y EL KILOMETRAJE. -----	54
FIGURA 13 SUPERFICIE OBTENIDA DEL KILOMETRAJE EN FUNCIÓN DE HC Y LAMBDA -----	54
FIGURA 14 SUPERFICIE OBTENIDA DE FALLO EN EL SISTEMA DE ENCENDIDO EN FUNCIÓN DEL CO ₂ Y LAMBDA -----	54
FIGURA 15 SUPERFICIE OBTENIDA DEL PUNTO DE ENCENDIDO EN FUNCIÓN DEL O ₂ Y EL KILOMETRAJE -----	55

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. CASOS SEGÚN LA MEZCLA IDEAL -----	27
TABLA 2 CARACTERÍSTICAS DEL VEHÍCULO CHEVROLET SPARK GT. -----	39
TABLA 3 CARACTERÍSTICAS DEL VEHÍCULO KIA SPORTAGE. -----	40
TABLA 4 CARACTERÍSTICAS DEL VEHÍCULO AVEO FAMILY. -----	40
TABLA 5. CARACTERÍSTICAS DEL ANALIZADOR DE GASES KANE AUTOPLUS -----	41
TABLA 6. VARIABLES DE RESPUESTA -----	42
TABLA 7. FACTORES DE INFERENCIA. -----	43
TABLA 8. LÍMITES MÁXIMOS DE EMISIONES DE CO Y HC. -----	44
TABLA 9. NIVELES DE LAS VARIABLES DE ESTUDIO. -----	46
TABLA 10. VALORES DE LOS CASOS PLANTEADOS -----	59

ÍNDICE DE ECUACIONES

ECUACIÓN 1. FÓRMULA DE LAMBDA	27
--	----

INTRODUCCION

La contaminación provocada por las emisiones contaminantes de los vehículos ha provocado un impacto ambiental significativo, esto ha generado la demanda de crear herramientas que evalúen y reduzcan el margen de error en las emisiones.

El presente proyecto se enfoca en el levantamiento de una base de datos sobre emisiones contaminantes en motores con sistemas MPFI. A medida que los sistemas de inyección evolucionan y se tornan más complejos, las metodologías tradicionales de diagnóstico resultan insuficientes para abordar las causas de manera efectiva. Como respuesta, se ha recurrido al uso de técnicas de aprendizaje automático y de sistemas expertos, ofreciendo un enfoque preciso y eficiente.

Este estudio aborda la implementación de sistemas como la lógica difusa, para analizar datos relacionados con las emisiones contaminantes, Lambda, Kilometraje y Sistema de Encendido. A partir del análisis de estos datos se pretende desarrollar un modelo que sea capaz de predecir con alta precisión las causas de los problemas identificados.

Los beneficios de este proyecto son variados debido a que no solo contribuye a optimizar el mantenimiento y reducir costos innecesarios, sino que también permite minimizar el margen de error en la medición de emisiones de gases contaminantes, favoreciendo así un impacto positivo en la gestión automotriz como el impacto ambiental.

PROBLEMA

Debido a la imprecisión en los procesos de medición y los errores comunes en el mantenimiento, causadas por la mala interpretación de los valores de emisiones contaminantes generadas por los motores equipados con sistemas MPFI, ocasionan gastos innecesarios y pérdida de tiempo, además, estos errores de diagnóstico pueden reducir la eficiencia del motor, lo que provoca que los vehículos emitan hasta el 50% más de contaminación ambiental (Himyari, Yasin & Gitano, 2014). En lugar de reducir la contaminación, un mal mantenimiento incrementa la liberación de gases contaminantes, contribuyendo así al deterioro ambiental. Por lo que se considera factible recurrir a la inteligencia artificial (Rivera, Vergara, Bustos, Aguilar & Medina, 2016). Este conjunto de técnicas permite identificar fallos en el motor mediante el análisis de gases de escape a través de un sistema experto.

El estudio de (Mohammad, Jaswer & Priyanto, 2015) propone un método de diagnóstico de fallos en motores mediante la inteligencia artificial destacando su capacidad para gestionar condiciones variables y confusas, logrando mayor precisión que en los métodos tradicionales. (Sakthivel, Snehitkumar, & Ilangkumaran, 2014) también mencionan que los sistemas expertos optimizan y predicen el rendimiento de los motores de combustión interna, gestionando la incertidumbre y no la linealidad de los procesos de combustión.

1. ANTECEDENTES

La implementación de un método basado en un sistema experto para el análisis de emisiones contaminantes en motores con sistemas MPFI, demuestran su capacidad para gestionar la incertidumbre de los procesos de combustión y mejorar la precisión en el diagnóstico de fallos. Esto no solo contribuye a optimizar el mantenimiento y reducir

costos innecesarios, sino que también minimiza el margen de error en la medición de emisiones de gases contaminantes. Al identificar problemas de manera precisa, se evita la sustitución innecesaria de piezas o ajustes innecesarios, lo que resulta un ahorro del dinero tanto en repuestos como en horas de trabajo. Además, contribuye a reducir tiempo de inactividad del motor, disminuyendo las emisiones de gases y mejorando notablemente las prestaciones generales del motor, lo que garantiza un funcionamiento más eficiente y un impacto ambiental reducido.

En línea con los objetivos de desarrollo sostenible (ODS), se propone generar información sólida y sostenible a través del método de diagnóstico mediante el sistema experto, con el fin de identificar fallos en los motores con sistemas MPFI al medir emisiones contaminantes. En este contexto, y vinculado a los objetivos de aprendizaje (SO), se lleva a cabo pruebas, experimentos y análisis de resultados para validar el desempeño del método de diagnóstico.

2. IMPORTANCIA ALCANCES

En la actualidad, el sector automotriz ha experimentado una incorporación de nuevas tecnologías en diversas áreas, particularmente en el ámbito automotriz, donde los avances responden a la necesidad de optimización y eficiencia.

El propósito principal del levantamiento de una base de datos sobre emisiones contaminantes es generar un aporte valioso al mantenimiento preventivo, beneficiando tanto a los propietarios de vehículos como a otros interesados en esta área.

Este proyecto busca integrar nuevas tecnologías innovadoras que faciliten la toma de decisiones mediante la inteligencia artificial y sistemas expertos, en combinación con las soluciones tecnológicas desarrolladas por fabricantes

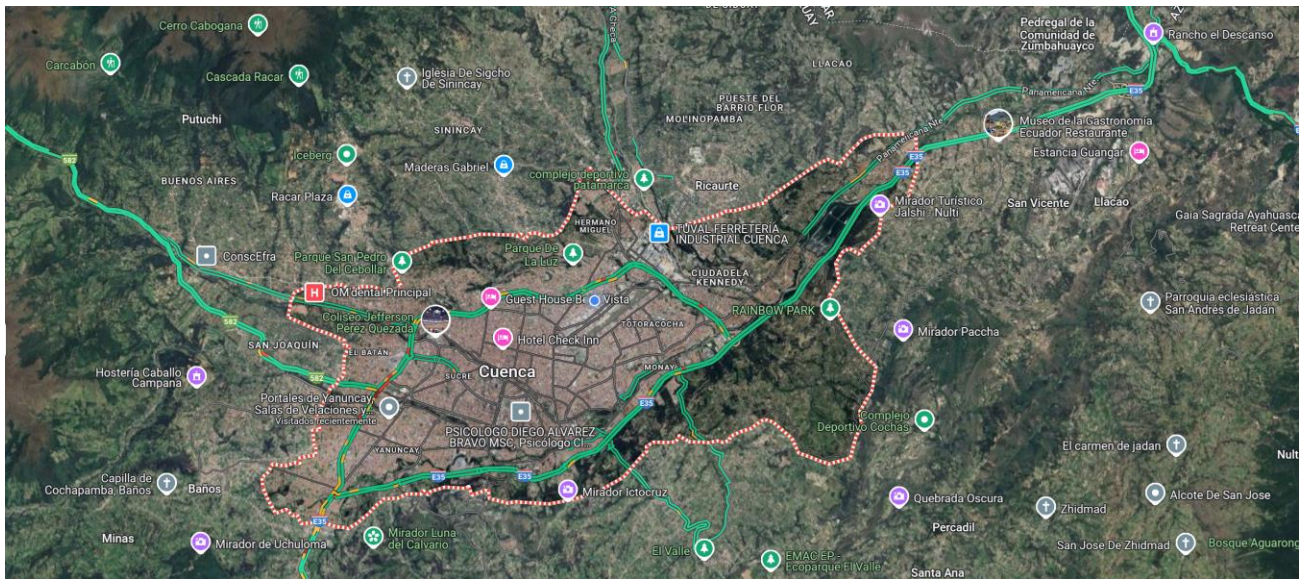
automotrices. Esto facilitará la investigación y el acceso a la interpretación de los datos, promoviendo así el interés y el estudio continuo en este campo dentro de la sociedad.

3. DELIMITACION

El proyecto se llevó a cabo en la Ciudad de Cuenca, ubicada en la provincia del Azuay. Esta localidad, situada a una altitud de 2.550 metros sobre el mar, abarca una superficie de 70.59 kilómetros cuadrados.

De acuerdo con la INEC, se estima que tiene una población de 505.585 habitantes en el cantón Cuenca (INEC, 2025).

Figura 1 Delimitación Geográfica.



Nota Adaptado de Google Maps. Fuente: (*Google Maps*, 2025)

OBJETIVOS

1. OBJETIVO GENERAL:

Levantar una base de conocimiento sobre emisiones contaminantes de motores con sistemas MPFI, para el desarrollo de un modelo de diagnóstico apoyado en el aprendizaje automático.

2. OBJETIVOS ESPECIFICOS:

1. Realizar un análisis del estado del arte para establecer una base conceptual que permita identificar métodos eficientes para la adquisición y procesamiento de señales.
2. Desarrollar una base de datos que recopile información sobre las emisiones contaminantes de los motores con sistemas MPFI y las causas de su generación.
3. Validar la información y los datos recopilados asegurando su fiabilidad y precisión.

MARCO TEORICO REFERENCIAL Y ESTADO DEL ARTE

1. MARCO TEORICO REFERENCIAL:

1.1.Sistema MPFI

El sistema MPFI es una tecnología utilizada en vehículos modernos, para inyectar combustible de manera indirecta hacia las cámaras de combustión, optimizando su funcionamiento (Rivera & Jachero, 2016).

Los motores con inyección multipuerto cuentan con un inyector independiente para cada cilindro montados en el colector de admisión o en la cabeza, encima de los puertos de admisión. El sistema de inyección proporciona combustible atomizado directamente al motor, solucionando los inconvenientes de encendido en frío que tienen los motores con carburador (Rivera & Jachero, 2016).

La inyección electrónica de combustible se adapta con mayor viabilidad a los sistemas de control computarizado en comparación con los carburadores mecánicos. La inyección de combustible multipuerto; donde cada cilindro tiene su propio inyector, entrega una mezcla de aire y gasolina de manera independiente, lo que asegura una distribución uniforme, incrementa el rendimiento del motor y reduce las emisiones de gases contaminantes al medio ambiente (Rivera & Jachero, 2016).

1.2.Emisiones Contaminantes

Las emisiones por el tubo de escape incluyen una variedad de gases y partículas generados durante el proceso de combustión interna en los motores de los vehículos. Estos contaminantes afectan tanto la salud humana como el medio ambiente, y su control es fundamental para aminorar el impacto ambiental del transporte. Estas emisiones incluyen Óxidos de nitrógeno (NO_x), Monóxido de carbono (CO), Hidrocarburos (HC), Dióxido de Carbono (CO₂), Dióxido de azufre (SO₂) (Rivera, Vidal & Semiglia, 2024).

En el conjunto de emisiones contaminantes producidas por vehículos con sistema de inyección MPFI, se tiene:

1.1.1. Monóxido de Carbono (CO)

Se ocasiona a partir de una combustión incompleta de combustibles que contiene carbono. Es un gas inodoro, incoloro, inflamable y elevadamente tóxico. Es uno de los principales gases contaminantes que emiten los motores de combustión interna (Delgado, 2014).

Está directamente relacionado con la dosificación del combustible, en situaciones de mezcla rica ($\lambda < 1$) la cantidad de oxígeno es insuficiente para producir una combustión completa (Molina, Molina & Rivera, 2024).

1.1.2. Dióxido de Carbono (CO₂)

El CO₂ es el principal gas de efecto invernadero liberado por las acciones humanas. Aunque está presente de forma natural en la atmósfera como parte del ciclo del carbono de la Tierra, que involucra su intercambio entre la atmósfera, los océanos, el suelo, las plantas y los animales, las acciones humanas están alterando dicho ciclo. Esto se debe tanto al incremento de CO₂ emitido como a la disminución de la capacidad de los escurrideros naturales, como los bosques, para absorberlo, además de afectar la capacidad del suelo para retener carbono. Aunque existen fuentes naturales de CO₂, las actividades humanas han sido las responsables del marcado incremento de su concentración en la atmósfera desde la Revolución Industrial (US EPA, 2021).

1.1.3. Hidrocarburos no combustionados (HC)

Los HC son residuos de combustible no quemado y vapores de aceite que se producen debido a una ignición deficiente, un encendido inadecuado, la pérdida de compresión en el motor o un desgaste excesivo del mismo (Ortuya, 2023).

Los motores de gasolina generan más hidrocarburos que los motores diésel. Entre estos hidrocarburos, el benceno es considerado cancerígeno. Las principales fuentes de benceno en el aire son las emisiones de vehículos y las pérdidas por evaporación que ocurren durante la manipulación, distribución y almacenamiento de gasolina (Vintimilla & Vázquez, 2015).

1.1.4. Óxidos de Nitrógeno (NO_x)

Tiene un aspecto amarillento, se crean durante la combustión de las plantas eléctricas y automotores (Sanchez, Zúñiga & Méndez, 2018). Los óxidos nitrosos son gases tóxicos e irritantes que contribuyen a la formación de partículas de nitrato, lo que puede resultar en la generación de ácidos en el medio ambiente.

Se producen de dos formas: primero, a través de las altas temperaturas alcanzadas durante la combustión, donde el oxígeno y el nitrógeno del aire se combinan para formar óxido nítrico. Posteriormente, este óxido nítrico se oxida parcialmente para convertirse en NO_2 (Sanchez, Zúñiga & Méndez, 2018).

1.1.5. Dióxido de azufre (SO_2)

El SO_2 se produce principalmente durante la quema de combustibles fósiles como el carbón y el petróleo, así como en el procesamiento de minerales que contienen azufre. Este gas, aunque es incoloro y no inflamable, representa un peligro significativo para la calidad del aire y la salud ambiental debido a su capacidad para formar lluvia ácida, que daña ecosistemas acuáticos y estructuras urbanas (US EPA, 2021).

Las fuentes industriales, en especial las plantas termoeléctricas y refinerías, son responsables de gran parte de las emisiones de SO_2 . Sin embargo, también existen fuentes naturales como las erupciones volcánicas y procesos de descomposición anaeróbica en suelos y humedales, que contribuyen a su presencia en la atmósfera (Miño, Benítez, Fonte, 2023).

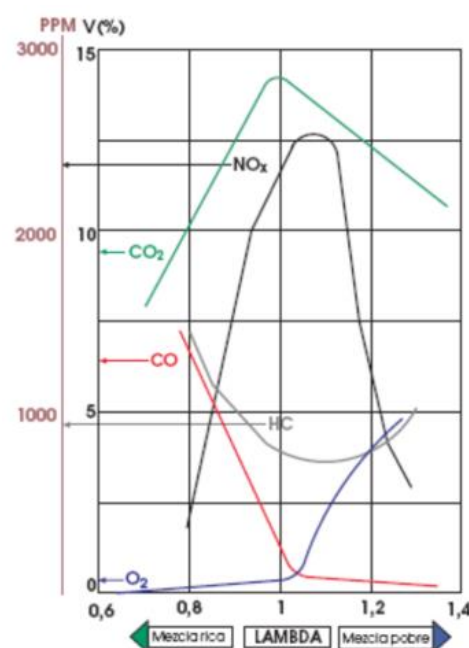
1.1.6. Material Particulado

Se suscita por la combustión incompleta de combustibles y está combinado por pequeñas partículas sólidas y líquidas. Las partículas más grandes no persisten en la atmósfera por mucho tiempo, ya que se sitúan cerca de la fuente de emisión. En cambio, las más pequeñas pueden deslizarse a grandes trayectos y tienen la capacidad de ingresar al organismo a través de la inhalación (Vintimilla & Vázquez, 2015).

1.1.7. Ventana Lambda

Las emisiones contaminantes producidas durante el proceso de combustión dependen, entre otros factores, de la relación de mezcla. La relación de aire-combustible, conocida como lambda, es una herramienta muy útil que permite monitorear gráficamente las cantidades de gases emitidos por el motor de combustión interna (Molina, Molina & Rivera, 2024). Además, permite monitorear el comportamiento de las emisiones de gases de escape y determinar el tipo de mezcla que se está quemando, así como las condiciones de funcionamiento del catalizador.

Figura 2 Ventana Lambda



Nota El grafico representa el comportamiento de los Gases. Tomado de (*ANALISIS DE GASES*, 2024).

La relación Lambda (λ) es un parámetro clave en la combustión de motores, ya que determina el equilibrio entre el aire y el combustible consumidos. A continuación, se presenta la *Ecuación 1* que detalla cómo se calcula este valor y en la *Tabla 2* los diferentes casos según la mezcla real.

$$\lambda = \frac{\text{Peso real del aire consumido por Kg de gasolina}}{\text{Peso teórico del aire que se debería consumir por Kg. de gasolina}} = \frac{x}{14,7}$$

Ecuación 1. Fórmula de Lambda

Fuente: (Ciro Palena & Doumecq Julio, 2015)

Tabla 1. Casos según la Mezcla Ideal

Casos según la mezcla real (x)			
X	Aire	Mezcla	λ
<14,7	Defecto	Rica	<1
=14,7	Equilibrio	Estequiométrica	=1
>14,7	Exceso	Pobre	>1

1.2 Kilometraje

El kilometraje acumulado de un vehículo tiene un impacto directo en las emisiones contaminantes producidas por su motor. Con el aumento del uso, el desgaste de sus componentes y la disminución en la eficiencia del sistema de control de emisiones contribuyen a incrementar la cantidad de gases liberados a la atmósfera, como el CO₂, el CO, el NO_x y las PM. Estos contaminantes dañan negativamente la calidad del aire y contribuyen al calentamiento global, lo que aumenta los riesgos para la salud humana y el medio ambiente (Fred Pule, 2016).

La importancia del kilometraje acumulado radica en que, a medida que un vehículo recorre más kilómetros, las emisiones de CO₂ y otros gases nocivos tienden a incrementarse proporcionalmente. Esto se debe a la dependencia de combustibles fósiles, el desgaste progresivo de los componentes del motor y la eficiencia decreciente de los sistemas de escape. Por lo tanto, reducir el kilometraje total de un vehículo y asegurar un mantenimiento adecuado son estrategias clave para minimizar su impacto ambiental, disminuyendo su contribución al cambio climático y la contaminación atmosférica (US EPA, 2016).

1.3 Adelanto al encendido

El adelanto al encendido se refiere a una medida en grados del giro del cigüeñal que determina cuándo se produce la chispa en la bujía antes de que el pistón complete su carrera de compresión. Ajustar este adelanto es clave, ya que define cuánta mezcla se quema antes y después de alcanzar el Punto Muerto Superior (PMS) (Araujo & Pintado, 2015).

Un adelanto excesivo ocasiona que la chispa encienda la mezcla antes de tiempo, generando una combustión prematura. Como resultado, el desarrollo máximo de presión se produce antes del PMS, lo que obliga al pistón a bajar mientras aún está en la fase de

compresión, impidiendo un uso eficiente de la energía generada por la combustión para transformarla en trabajo útil (Araujo & Pintado, 2015).

Por otro lado, un adelanto demasiado reducido hace que la máxima presión se alcance en la fase de expansión, cuando el pistón ya ha comenzado a descender. Esto provoca que la energía de la combustión no se aproveche por completo durante la carrera de expansión, disminuyendo así el rendimiento del motor (Araujo & Pintado, 2015).

1.4 Sistema de encendido

El sistema de encendido automotriz es fundamental para el correcto arranque y funcionamiento del motor, ya que su función primordial es generar la chispa necesaria en las bujías para encender la mezcla de aire y combustible en la cámara de combustión. Este sistema incluye componentes como la batería, el distribuidor, la bobina, las bujías y el motor de arranque. Según investigaciones, la eficiencia de este sistema es crucial para optimizar el rendimiento del motor y reducir el consumo de combustible, lo que a su vez minimiza emisiones contaminantes (Farinango & Vaca, 2009).

1.5 Base de datos

Una base de datos se entiende como un sistema organizado que almacena y estructura información de manera sistemática, facilitando su consulta y análisis eficiente (Olaya, 2009). Estas herramientas son las principales para la gestión de grandes volúmenes de datos, optimizando su manejo y permitiendo una toma de decisiones más informada. Además, el proceso de abstracción juega un papel crucial en este contexto, al centrarse en identificar las propiedades esenciales de un conjunto de datos u objetos, reduciendo su complejidad y proporcionando una visión simplificada y más comprensible de la realidad. Esto no solo mejora la eficiencia operativa, sino que también permite modelar problemas

del mundo real de manera más efectiva, destacando patrones y relaciones clave que ayudan a resolver problemas o generar nuevos conocimientos.

Los datos son hechos. Un dato, es un símbolo o una recopilación de símbolos que se usa para figurar algo. Los hechos por sí mismos no tienen significado. Para que resulten útiles deben ser descifrados. La información es un conjunto de datos interpretados y acomodados dentro de un contexto con significado. Además, la información será un conjunto de datos con un significado o una semántica asignada (Beynon-Davies, 2018).

1.6 Inteligencia Artificial

La Inteligencia Artificial (IA) se centra en comprender y emular entidades inteligentes, y los sistemas expertos (SE) son una de sus aplicaciones destacadas (Ponce Cruz, 2010). Según (Rossini, 2011), estos sistemas utilizan el conocimiento humano codificado en una computadora para resolver problemas complejos de manera similar a los expertos humanos. (Badaró, Ibañez & Agüero, 2013) los describen como herramientas que facilitan la toma de decisiones en situaciones específicas, integrando procesos cognitivos. Este enfoque permite desarrollar tecnologías aplicables en sectores como la industria y la educación.

2. ESTADO DEL ARTE:

(Kilagiz, Baran, Yildiz & Çetin, 2005) presentan un sistema experto difuso diseñado para diagnosticar y optimizar las emisiones y el consumo de combustible en vehículos, centrándose en identificar fallas en los sistemas de combustible, ignición y válvulas de admisión y escape, mediante mediciones de emisiones contaminantes como CO, HC, CO₂ y O₂. Este sistema destaca por su capacidad de diagnóstico sin necesidad de sensores de fallos, ofreciendo una alta precisión con un 96.6 % de acuerdo en comparación con expertos humanos, contribuyendo a la reducción de contaminantes y mejorando el rendimiento del motor. Los resultados son prometedores, con un 98% de los vehículos preparados

alcanzando los valores de emisión deseados y la posibilidad de generalización para otros modelos. Sin embargo, el artículo sugiere áreas de mejora, como la validación a largo plazo, un análisis de costos y accesibilidad, información sobre la interfaz de usuario, el reconocimiento de limitaciones del sistema, comparaciones con otros métodos, el impacto en regulaciones ambientales y la capacitación y soporte para usuarios, lo que podría maximizar la efectividad y aplicabilidad del sistema de mercado.

(Tasdemir, Saritas, Ciniviz & Allahverdi, 2011) realizaron un estudio que compara redes neuronales artificiales (ANN) y sistemas expertos difusos (FES) para modelar y predecir el desempeño y las emisiones de motores de combustión interna, destacando varias ventajas de ambos métodos. Entre ellas se encuentran la velocidad de cálculo, que permite respuestas inmediatas, y la simplicidad, facilitando su implementación en comparación con métodos clásicos más complejos. Además, las ANN ofrecen capacidad de aprendizaje, adaptándose a diferentes condiciones y mejorando con el tiempo, mientras que ambos métodos permiten reducción de estudios experimentales, ahorrando recursos y tiempo. También poseen flexibilidad para aplicarse a distintos tipos de motores y condiciones de operación, y son capaces de modelar procesos complejos sin suposiciones preliminares. En cuanto a los resultados, tanto el modelo ANN como el FES mostraron precisión en las predicciones, con coeficientes de correlación cercanos a 1 y sin diferencias significativas en un análisis estadístico ($p > 0.05$). Ambos modelos permiten eficiencia en el uso de recursos, reduciendo la necesidad de pruebas experimentales, y son aplicables en la industria automotriz para predecir rendimiento y emisiones bajo diversas condiciones. El estudio recomienda futuras investigaciones que incorporen más tipos de motores y técnicas de inteligencia artificial adicionales para mejorar aún más los resultados. Los objetivos del estudio incluyen el modelado de parámetros del motor, el uso de datos experimentales en un entorno controlado, y la comparación de modelos para evaluar su precisión y

efectividad, concluyendo que estos enfoques son confiables para la creación y mejora de sistemas de propulsión en la industria automotriz.

El estudio de (Najafi, Ghobadian, Moosavian, Yusaf, Mamat, Kettner & Azmi, 2016) se centra en la predicción del rendimiento y las emisiones de escape de motores de encendido por chispa (SI) utilizando mezclas de gasolina y etanol, específicamente etanol derivado de cáscaras de papa. Para ello, se emplearon dos técnicas de modelado: máquinas de soporte vectorial (SVM) y sistemas de inferencia neuro-difusa adaptativa (ANFIS). Ambas metodologías demostraron ser eficaces en la predicción de parámetros de rendimiento del motor y emisiones contaminantes, superando a métodos más tradicionales como las redes neuronales artificiales (ANN). El estudio encontró que un mayor contenido de bioetanol en la mezcla no solo incrementó el rendimiento del motor, sino que mejoró la potencia de freno y la eficiencia térmica, sino que también redujo las emisiones nocivas como CO y HC. ANFIS mostró una mayor precisión en sus predicciones en comparación con SVM, aunque este último se destacó por su rapidez en los cálculos.

A pesar de los resultados positivos, el estudio sugiere la necesidad de realizar investigaciones adicionales para validar la efectividad de los métodos en diferentes tipos de motores y combustibles, lo que ampliaría la aplicabilidad de los hallazgos. También se recomienda optimizar otros factores que podrían influir en el rendimiento y la precisión de las predicciones, además de realizar un análisis más exhaustivo de otras emisiones contaminantes, como NO_x, para obtener una visión más completa del impacto ambiental de las mezclas de combustible estudiadas.

La investigación de (Karunamurthy, Janvekar, Palaniappan, Adhitya, Lokeswar & Harish, 2023) aborda el uso de técnicas de aprendizaje automático para predecir y optimizar el rendimiento de motores de combustión interna (IC), con un enfoque en la disminución

de emisiones contaminantes. Los estudios revisados muestran que los modelos desarrollados alcanzaron un coeficiente de correlación superior a 0.9 para parámetros como potencia de freno, par motor y emisiones de gases (CO, CO₂, NO_x, HC), indicando una alta precisión en las predicciones. En particular, los modelos basados en programación genética (GEP) lograron una exactitud impresionante al predecir emisiones de NO_x, con correlaciones que alcanzan entre el 99.91% y el 99.99%.

Además, se descubrió que el uso de una mezcla de combustibles que incluye 85% diésel, 10% biodiésel y 5% etanol permitió una reducción del 20% en el consumo específico de energía de freno (BSEC) y en las emisiones totales. Por otro lado, los modelos de redes neuronales artificiales (ANN) demostraron que los valores pronosticados eran prácticamente idénticos a los experimentales, con errores mínimos, lo que sugiere una excelente precisión en la simulación. No obstante, el estudio podría beneficiarse de una validación más extensa con datos experimentales reales para verificar la precisión en condiciones del mundo real, así como una mayor exploración de diversos tipos de combustibles y su impacto en el rendimiento. Además, se requiere un enfoque más detallado en la implementación práctica de estos modelos para facilitar su adopción en la industria y mejorar así la eficiencia y sostenibilidad de los motores de combustión interna.

Otra línea de investigación es la de (Sivakumar, Arulmozhi, Sathyanarayanan & Sridharan, 2022) que se enfoca en la optimización del rendimiento y las emisiones de motores de gasolina utilizando mezclas de éter di isopropílico (DIPE) con gasolina. La investigación emplea la metodología de superficie de respuesta (RSM) y un sistema experto de lógica difusa (FLES) para evaluar métricas clave como la eficiencia térmica de freno (BTE), el consumo específico de combustible (SFC) y las emisiones de CO, HC y NO_x. Los resultados muestran que el modelo RSM supera al FLES, alcanzando altos valores de R² (0.9907 para BTE, 0.988 para SFC, 0.9221 para CO, 0.9629 para HC y 0.99 para NO_x),

lo que indica una alta precisión y significancia en los parámetros optimizados. La optimización logró una BTE del 26.9%, un SFC de 0.378 kg/kW h, emisiones de CO de 0.0135%, HC de 152.66 ppm y NOx de 3465 ppm, validando los resultados experimentales con bajos porcentajes de error.

Las mezclas de DIPE redujeron las emisiones de CO y HC, aunque aumentaron las de NOx, lo que destaca el papel del DIPE como un oxigenante eficaz que mejora la eficiencia de combustión, pero con un impacto sobre las emisiones de NOx. Sin embargo, el estudio señala que existen pocos estudios sobre las características de combustión y emisión utilizando DIPE, y aún no se ha determinado la concentración óptima de la mezcla. Además, aunque se compararon los modelos RSM y FLES, se sugiere explorar modelos alternativos o la utilización de más tipos de combustibles alternativos. La investigación también se beneficiaría de un mayor número de pruebas experimentales para confirmar y expandir los hallazgos obtenidos.

El estudio de (Rivera, Vergara, Bustos, Aguilar & Medina, 2016) se enfoca en el desarrollo de un sistema de diagnóstico basado en lógica difusa para estimar el factor lambda y el adelanto al encendido en motores de combustión interna. Este sistema utiliza como base la medición de las concentraciones de gases de escape, incluyendo monóxido de carbono (CO), hidrocarburos no combustionados (HC), dióxido de carbono (CO₂) y oxígeno (O₂), con el objetivo de mejorar la precisión en la estimación de estos parámetros críticos, esenciales para el rendimiento del motor y la reducción de emisiones contaminantes.

Los resultados del estudio incluyen la validación del sistema mediante pruebas en un motor bajo diversas condiciones de funcionamiento. Se definieron 31 reglas en el modelo de lógica difusa, lo que permitió inferir tanto el Dosado de la mezcla como el estado del

adelanto al encendido. El sistema demostró una capacidad superior para proporcionar estimaciones precisas del factor lambda en comparación con los métodos tradicionales, lo que representa un aporte significativo para la toma de decisiones en el mantenimiento y reparación de vehículos.

Sin embargo, aunque los resultados son prometedores, se identificaron áreas que podrían mejorarse para fortalecer el impacto y la aplicabilidad del sistema. Entre ellas se destaca la ampliación de la base de datos, incorporando un mayor volumen de información proveniente de diferentes tipos de motores y condiciones operativas, lo que permitiría validar el modelo de manera más robusta. Asimismo, sería relevante evaluar la implementación práctica del sistema en talleres mecánicos, considerando su viabilidad técnica y económica, y realizar un análisis detallado de los costos de implementación frente a los beneficios obtenidos, especialmente en términos de reducción de emisiones contaminantes y mejora del rendimiento del motor.

Estos aspectos no solo contribuirían a optimizar el sistema propuesto, sino que también potenciarían su aplicación en escenarios reales, promoviendo un enfoque más sostenible en el ámbito automotriz.

La investigación de (Ramesh & Sakthivel, 2018) se enfoca en la selección de la mezcla óptima de combustible para motores de combustión interna mediante un enfoque híbrido que combina el Proceso Analítico Jerárquico Fuzzy (FAHP) y el método PROMETHEE. Este trabajo aborda un tema de gran relevancia debido a la creciente demanda de energía y la necesidad de alternativas sostenibles a los combustibles fósiles, como el biodiésel.

El estudio identificó múltiples criterios de evaluación, entre ellos las emisiones de óxidos de nitrógeno, la eficiencia térmica y otros parámetros de rendimiento del motor, los cuales fueron priorizados con base en la retroalimentación de expertos en el campo. Los

resultados destacaron que la mezcla B20 (20% de biodiésel) es la opción óptima, ya que ofrece una combinación favorable de eficiencia del motor y reducción de emisiones bajo diferentes condiciones de carga (50%, 75% y 100%). Además, la combinación del método FAHP y PROMETHEE demostró ser eficaz para manejar la incertidumbre inherente al proceso de toma de decisiones, proporcionando a los expertos una herramienta confiable para seleccionar la mezcla de combustible más adecuada.

No obstante, el estudio presenta áreas que podrían fortalecerse para incrementar su aplicabilidad y robustez. Una validación experimental más amplia permitiría confirmar los resultados teóricos y computacionales bajo condiciones reales de operación del motor, asegurando así la fiabilidad del modelo. Asimismo, un análisis económico detallado sobre los costos asociados con la implementación de las mezclas de biodiésel es esencial para evaluar su viabilidad comercial. Finalmente, un análisis del impacto ambiental a largo plazo de la adopción de biodiésel en comparación con los combustibles fósiles sería fundamental para comprender plenamente las implicaciones de esta alternativa sostenible.

Abordar estos aspectos en futuras investigaciones contribuiría a consolidar la propuesta y a fomentar la adopción de biodiésel como una solución viable y sostenible en el sector energético.

METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DEL PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

La creciente preocupación por el impacto ambiental de las emisiones contaminantes ha generado la necesidad de desarrollar métodos precisos para evaluar y reducir emisiones generadas por los vehículos de motor. En particular, los motores equipados con sistema de inyección de combustible multipunto (MPFI) son ampliamente utilizados en la industria automotriz gracias a su eficiencia en la combustión y su capacidad para optimizar el consumo de combustible. Sin embargo, estos motores aún generan grandes cantidades de gases contaminantes como el monóxido de carbono (CO), los óxidos de nitrógeno (NOx) y los hidrocarburos no combustionados (CH), que contribuyen al deterioro de la calidad del aire y del cambio climático.

La necesidad de contar con sistemas que permitan un monitoreo preciso y continuo de estas emisiones ha llevado a la aplicación de tecnologías avanzadas en el ámbito del análisis de datos y la inteligencia artificial. En este sentido, el uso de aprendizaje automático y

lógica difusa ofrece un enfoque innovador para la optimización de las estrategias de reducción de emisiones, facilitando la creación de una base de datos que permita predecir y analizar el comportamiento de los motores.

El presente capítulo tiene como objetivo describir de forma detallada la metodología utilizada para el levantamiento de datos, el análisis y el desarrollo de un modelo basado en la lógica difusa que permita optimizar la eficiencia de los motores con sistemas MPFI en las emisiones contaminantes. Para lograr este objetivo, se desarrollará un enfoque metodológico que combina técnicas de aprendizaje automático y análisis de datos, con el fin de construir una base de datos integras sobre las emisiones generadas, y a partir de ella, desarrollar un modelo predictivo.

La aplicación de la lógica difusa es selecta debido a su capacidad para mejorar la incertidumbre y la complejidad inherente en los sistemas de combustión interna, donde múltiples variables actúan de manera no lineal. Al utilizar un enfoque basado en reglas difusas, es posible modelar el conocimiento experto y optimizar la eficiencia del motor de forma más intuitiva y flexible que con métodos deterministas.

Finalmente, este capítulo aborda la implementación de algoritmos de aprendizaje automático que, en combinación con técnicas de lógica difusa, permiten mejorar la precisión en la toma de decisiones para reducir las emisiones contaminantes sin comprometer el rendimiento del motor.

1. MATERIALES Y MÉTODOS

1.1. Equipos de muestreo

1.1.1. Unidades experimentales

Las pruebas experimentales se realizaron empleando una selección de vehículos con características diversas. Estos incluían diferentes configuraciones de puntos de encendido, valores Lambda y niveles de kilometraje. Los vehículos utilizados en el estudio se muestran en las *Tabla 1, 2 y 3*:

Tabla 2 Características del vehículo Chevrolet Spark Gt.

Tipo	SUV
Motor	1.2
Potencia máxima	80,5 Hp @ 6.400 rpm
Torque	108 Nm @ 4.800 rpm
Número de cilindros	4
Relación de compresión	9.8
Sistema de combustible	MPFI
Distribución	DOHC
Válvulas por cilindro	4

Tabla 3 Características del vehículo Kia Sportage.

Tipo	SUV
Motor	2.0
Potencia máxima	155 Hp@ 6.200 rpm
Torque	196 Nm@ 4.000 rpm
Número de cilindros	4 en Línea
Cilindrada	1.999
Relación de compresión	16
Sistema de combustible	MPFI
Distribución	DOHC
Válvulas por cilindro	4

Tabla 4 Características del vehículo Aveo Family.

Tipo	SUV
Motor	1.6
Potencia máxima	103 Hp @ 6.000 rpm
Torque	14,7 Lb-pie @ 3.600 rpm
Número de cilindros	4

Relación de compresión	9.5
Sistema de combustible	MPFI
Distribución	DOHC
Válvulas por cilindro	4

Además, se realizaron pruebas en ralentí y se evaluó fallos en el sistema de encendido para analizar su impacto en la combustión y el rendimiento. Los vehículos seleccionados abarcaban diferentes marcas, modelos y condiciones operativas, lo que hizo posible recopilar datos representativos y completos para el análisis de comportamiento en diversas situaciones.

1.1.2. *Analizador de gases*

Para realizar el análisis de las concentraciones de emisiones contaminantes presentes en los gases de escape, se emplea el analizador KANE AUTOplus gas analyzer. Las especificaciones de este equipo se detallan en la *Tabla 2*, a continuación:

Tabla 5. Características del analizador de gases KANE AUTOplus

Característica	Rango	Sensibilidad	Unidad
Monóxido de Carbono	0.00 – 9.99	0.01	%
Oxígeno	0.00 – 21.00	0.01	%
Hidrocarburo	0 – 9999	1	ppm

Dióxido de carbono	0.00 – 16.00	0.01	%
Óxidos Nitrosos	0 – 5000	1	ppm
Lambda AFR	0.8 – 1.2	0.001	-

2. Diseño experimental:

El diseño estadístico de experimentos es probablemente uno de los métodos más efectivos para obtener información sobre un proceso. Al analizarse estadísticamente, proporciona evidencia objetiva que facilita su mejora y optimización. Para ello, se selecciona un diseño experimental basado en superficies de respuesta. A continuación, se detallan las variables asociadas a las corridas experimentales:

2.1. Variables de respuesta

Las variables de respuesta presentadas en la *Tabla 3* corresponden a las salidas del sistema. Estas fueron seleccionadas porque representan los productos resultantes de la combustión en los escapes de los vehículos y, además, son susceptibles de ser cuantificadas.

Tabla 6. Variables de respuesta

Variable de respuesta	Símbolo	Unidad
Monóxido de Carbono	CO	[%]
Dióxido de Carbono	CO ₂	[%]
Hidrocarburos	HC	[ppm]

Oxígeno	O ₂	[%]
---------	----------------	-------

2.2. Factores de inferencia

Los factores de inferencia son aquellos elementos que alteran las variables de salida. Estos factores pueden clasificarse en controlables, de ruido o de estudio. Los factores controlables son aquellos que se pueden establecer en un valor o nivel de operación específico, y su impacto en las variables de salida no se evalúa. Por otro lado, los factores de ruido son aquellos que resultan difíciles de controlar y pueden afectar el comportamiento de las variables de respuesta, por lo que su influencia se trata de minimizar o eliminar. Estos se detallan en la *Tabla 4*:

Tabla 7. Factores de inferencia.

	Factores	Símbolo	Unidad
Controlables	Temperatura del refrigerante	T ref	[° C]
	Temperatura de lubricante	T lub	[° C]
	Régimen de giro	n	[rpm]
Ruido	Temperatura del Aire	T aire	[° C]
	Temperatura del combustible	T comb	[° C]
	Presión Atmosférica	P atm	[Pa]
	Humedad relativa del aire	H rel	[%]

2.3. Factores de estudio

Los factores de estudio son las variables en las que se analiza el nivel de influencia que ejercen sobre las respuestas de los motores.

2.3.1. Lambda

El factor lambda (λ) es un indicador crítico en la regulación de la mezcla aire-combustible en los motores de combustión interna. Representa la relación entre la cantidad de aire que ingresa en la cámara de combustión y la cantidad de aire ideal para una combustión estequiométrica, es decir, cuando toda la mezcla se quema de manera completa y eficiente. Un valor de lambda igual a 1 indica una mezcla estequiométrica, donde la cantidad de oxígeno y combustible está equilibrada para una combustión óptima (Aliaga, 2016).

Cuando lambda es superior a 1, la mezcla se vuelve pobre, con una mayor cantidad de aire en comparación con el combustible, lo que disminuye la temperatura de combustión y disminuye la formación de contaminantes, pero puede reducir la potencia del motor. Por el contrario, cuando lambda es menor que 1, la mezcla es más rica en combustible, lo que puede generar mayor potencia, pero a costa de mayor producción de contaminantes como hidrocarburos y monóxido de carbono (CO) debido a la combustión incompleta (Aliaga, 2016).

Los límites de las emisiones contaminantes establecidos por la norma (INEN 204, 2017), según la altitud sobre el nivel del mar en la que se lleva a cabo la medición, se presentan en la *Tabla 5*.

Tabla 8. Límites máximos de emisiones de CO y HC.

AÑO Y MODELO	CO [%]	HC [ppm]
--------------	----------	------------

	0-1500 msnm	1500-3000 msnm	0-1500 msnm	1500-3000 msnm
2000 y Posteriores	1.0	1.0	200	200
1990 a 1999	3.5	4.5	650	750
1989 y Anteriores	5.5	6.5	1000	1200

2.3.2. *Kilometraje*

El estado del sensor lambda de un vehículo está más influenciado por el kilometraje recorrido que por el año de fabricación. A medida que el vehículo acumula kilómetros, el sensor lambda experimenta una degradación progresiva, la cual ocurre de manera proporcional al uso. Esto se debe a que, los efectos adversos en el sensor de oxígeno, la sensibilidad del sensor disminuye con el tiempo y el kilometraje. Como resultado, las lecturas del sensor se vuelven erróneas, lo que afecta al sistema eléctrico del vehículo. Esta alteración en las lecturas provoca que el motor de combustión interna reciba información incorrecta, lo que afecta inevitablemente los procesos químicos dentro del motor, reduciendo su eficiencia y, potencialmente, aumentando las emisiones contaminantes (Quispe, Otero & Portilla, 2017).

2.3.3. *Sistema de encendido*

El sistema de encendido genera impulsos de alto voltaje, que generalmente oscilan entre 20,000 y 40,000 voltios, que se transmiten hacia las bujías ubicadas en los cilindros del motor. Estos impulsos crean un arco eléctrico en el espacio entre los electrodos de cada bujía, generando una chispa capaz de encender la mezcla aire-combustible comprimida en la cámara de combustión. Este proceso está

sincronizado con precisión para que la chispa ocurra justo cuando el pistón se aproxima al punto muerto superior durante la carrera de compresión, lo que optimiza la eficiencia de la combustión y el desempeño del motor.

2.3.4. Adelanto del encendido

El inicio de la combustión en un motor presenta un ligero retraso respecto al salto de la chispa en los electrodos de la bujía, lo cual ocurre en un lapso aproximado de 2 milisegundos. Debido a este retraso, es fundamental que el salto de la chispa se produzca con cierta anticipación para garantizar que la máxima presión en la cabeza del pistón ocurra poco después de superar el punto muerto superior (PMS) (Rivera & Chica, 2015).

Si la chispa ocurre demasiado temprano, la máxima presión se genera mientras el pistón aún está en su carrera ascendente, causando un frenado del émbolo y una pérdida de eficiencia. Por otro lado, si la chispa es demasiado tardía, la máxima presión ocurre cuando el pistón ya está en su carrera descendente, alejándose del PMS, lo que también reduce la potencia en relación con el combustible consumido. Por lo tanto, el ajuste del adelanto del encendido es crucial, ya que una configuración incorrecta genera variaciones en la concentración de los gases de escape y afecta el desempeño del motor. Los valores experimentales para este ajuste se presentan en la *Tabla 6*.

Tabla 9. Niveles de las variables de estudio.

FACTOR	Nivel Bajo	Nivel Medio	Nivel Alto
DOSADO DE LA MEZCLA	0,6	1	1,4
ADELANTO	-10	0	10

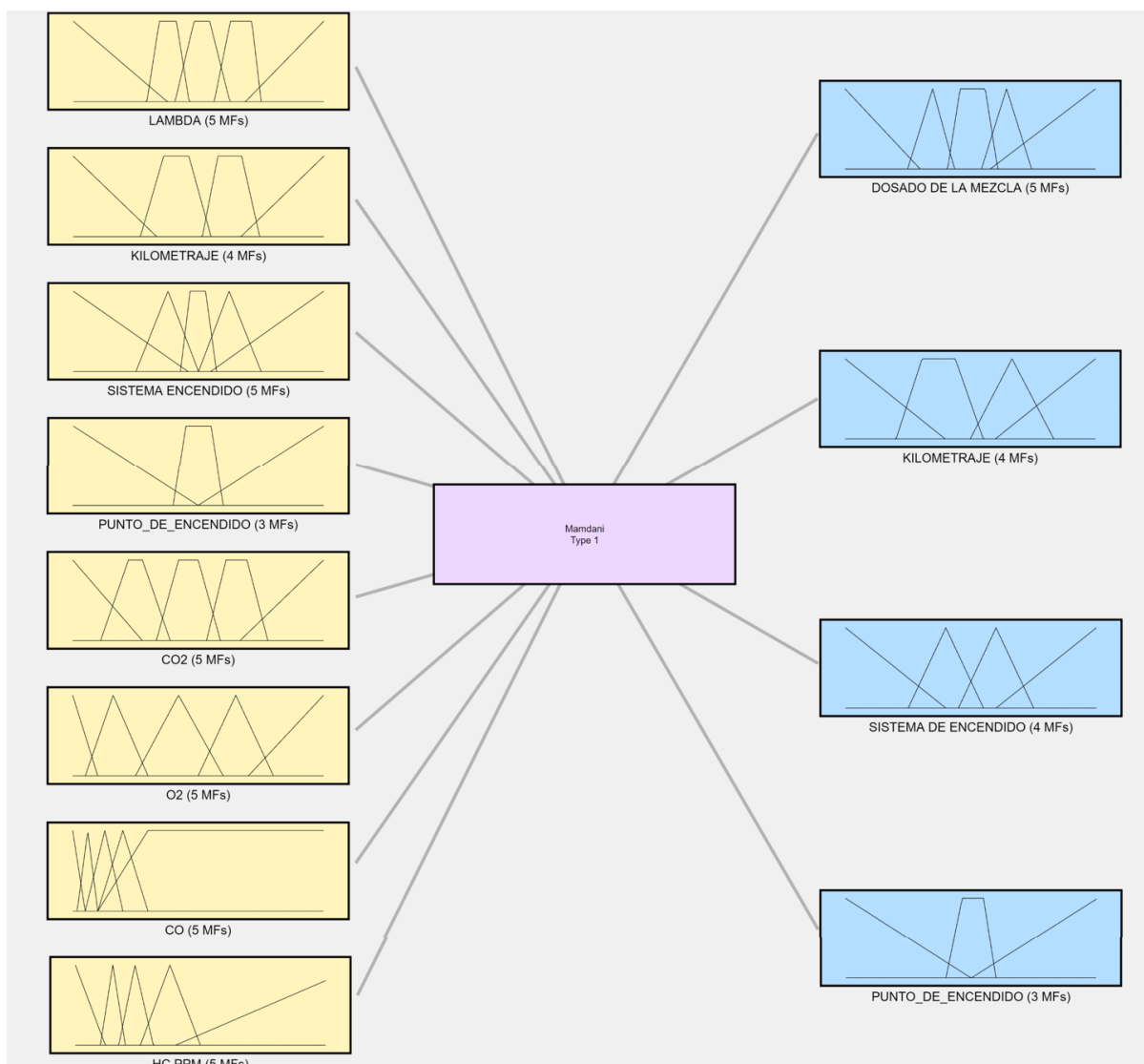
KILOMETRAJE	0	75.000	150.000
SISTEMA DE ENCENDIDO	0	50	100

2.4. Diseño del Sistema Difuso

Se definen las variables de entrada del sistema. Estas variables representan los parámetros que influirán en la lógica del sistema y, a partir de ellas, se calcularán las variables de salida mediante reglas de inferencia.

Cada variable de entrada debe ser identificada y caracterizada según el rango de valores, estas definiciones son esenciales para establecer las funciones de pertenencia y diseñar el sistema de manera óptima.

Figura 3 Modelo propuesto



2.5. Funciones de membresía

En primer lugar, se determinan los valores de emisión del motor bajo condiciones normales de operación, lo que permite establecer los valores promedio para las entradas del sistema. Los niveles bajos corresponden a valores ligeramente inferiores al nivel considerado como muy bajo, mientras que el nivel muy bajo se aproxima a cero. Por otro lado, el nivel alto abarca valores superiores al promedio, y el nivel muy alto incluye aquellos que superan los límites establecidos por la

normativa vigente (INEN 2 204, 2017) los cuales son de 1% para CO y 200 ppm para HC.

Estos rangos se representan gráficamente en las *Figuras 3, 4, 5 y 6*, las cuales ofrecen una visualización detallada de su distribución. Es importante señalar que estos valores han sido definidos con base en el conocimiento experto. No existen libros o documentos específicos que estipulen los valores que deben emplearse, lo que resalta la importancia de la experiencia profesional en este proceso.

Figura 4 CO₂

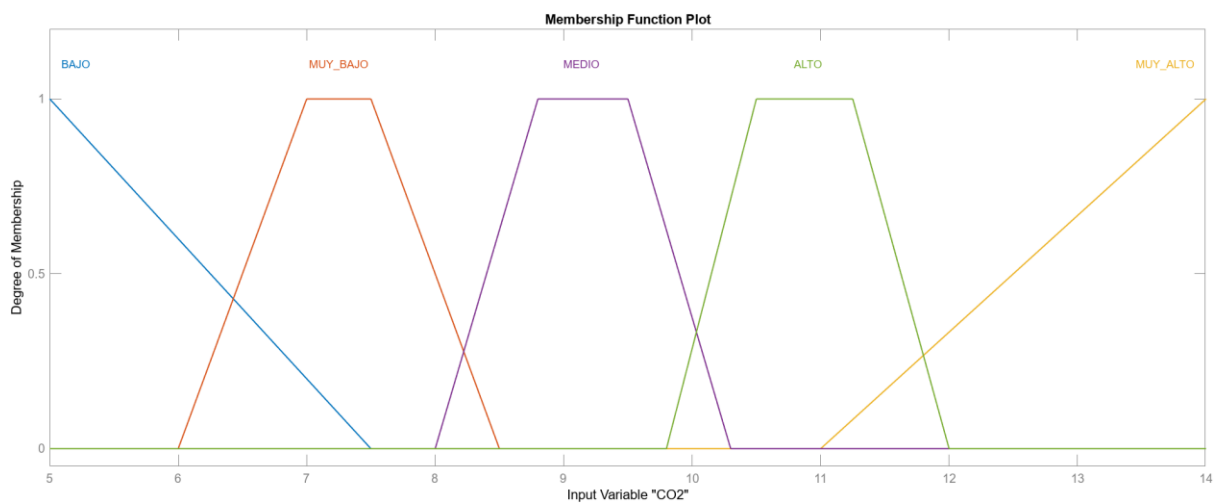


Figura 5 O₂

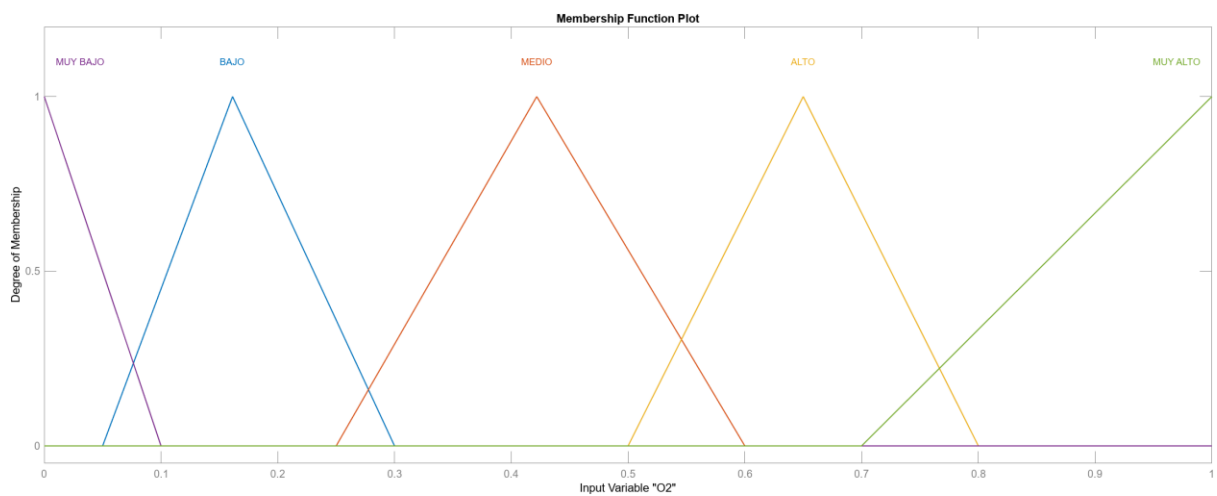


Figura 6 CO

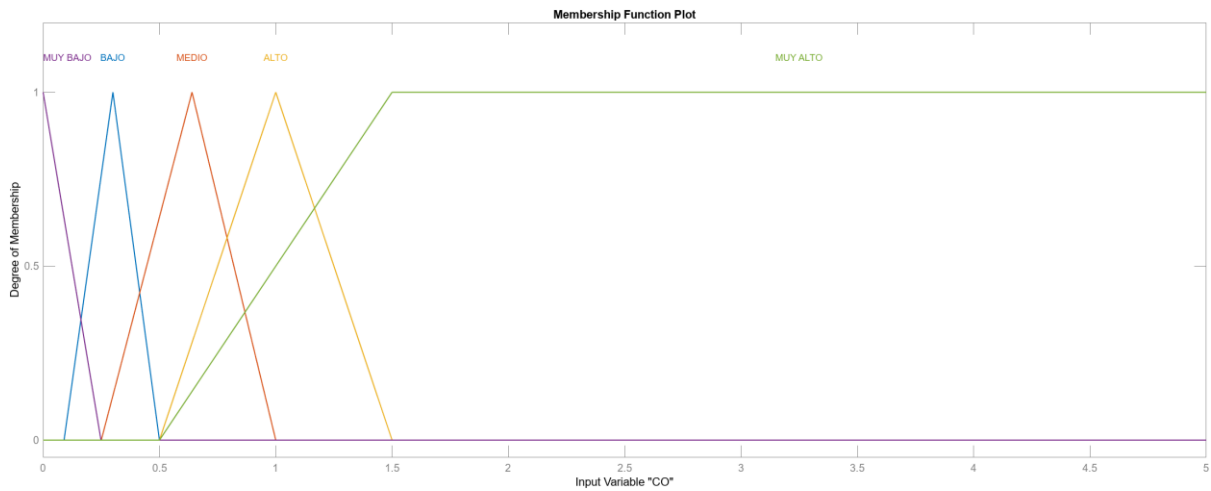
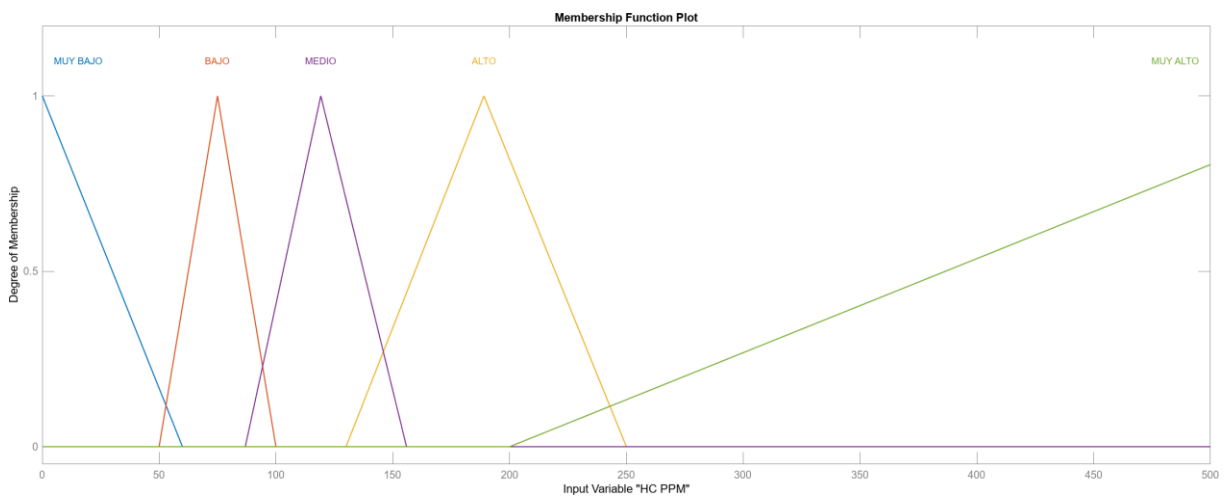


Figura 7 HC



El dosado de la mezcla se clasifica en cinco categorías: mezcla rica, ligeramente rica, ideal, ligeramente pobre y pobre. El kilometraje se establece como desgaste ligero, severo, muy severo y fallo total, mientras que el punto de encendido es clasificado en tres estados: optimo según las especificaciones del fabricante, retrasado y adelantado. Por último, el sistema de encendido se clasifica de optimo, confiable, inestable y fallo total. Para representar estas clasificaciones, se emplean funciones de pertenencia triangulares y trapezoidales, tal como se observa en las *figuras 8, 9, 10 y 11*.

Figura 8 Dosado de la mezcla

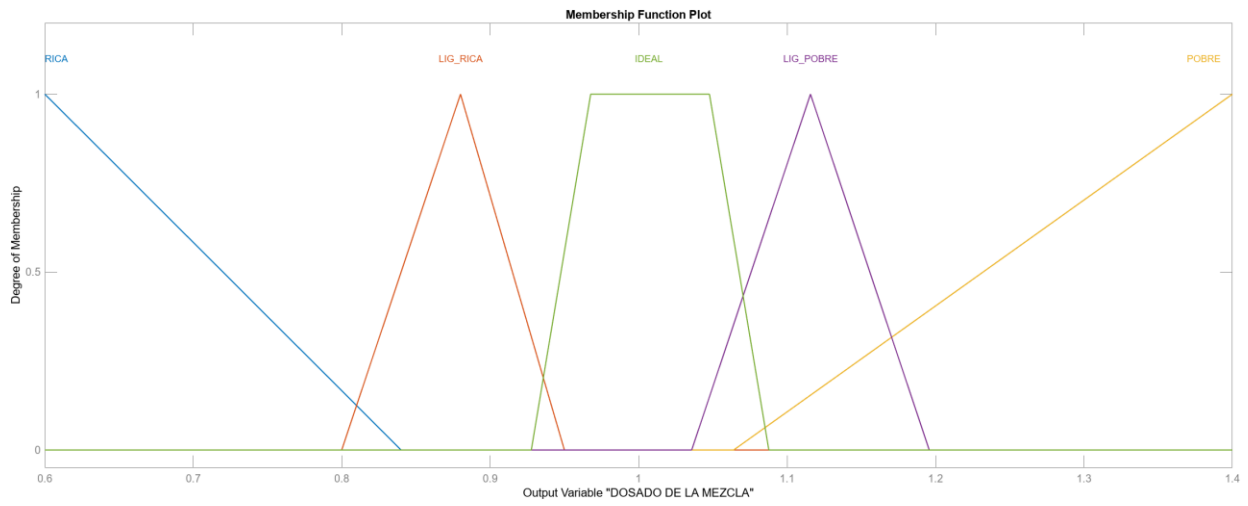


Figura 9 Kilometraje

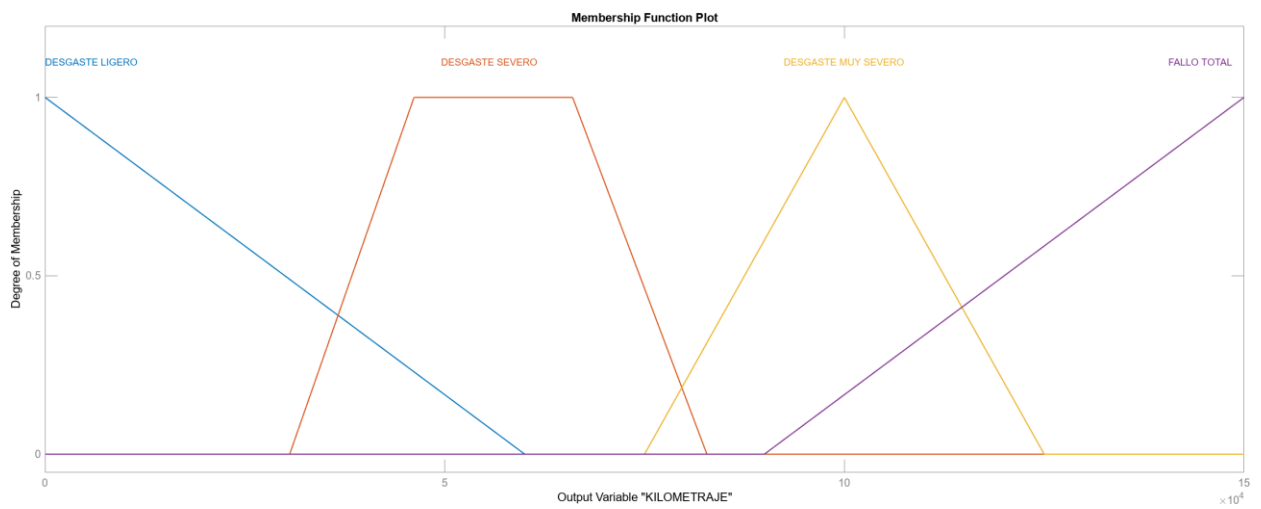


Figura 10 Sistema de encendido

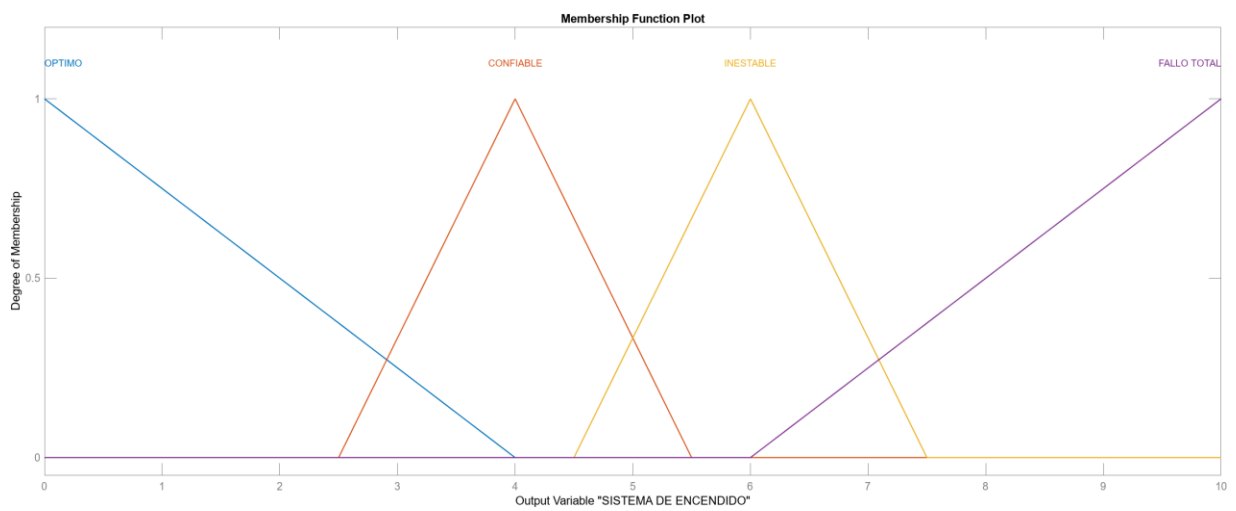
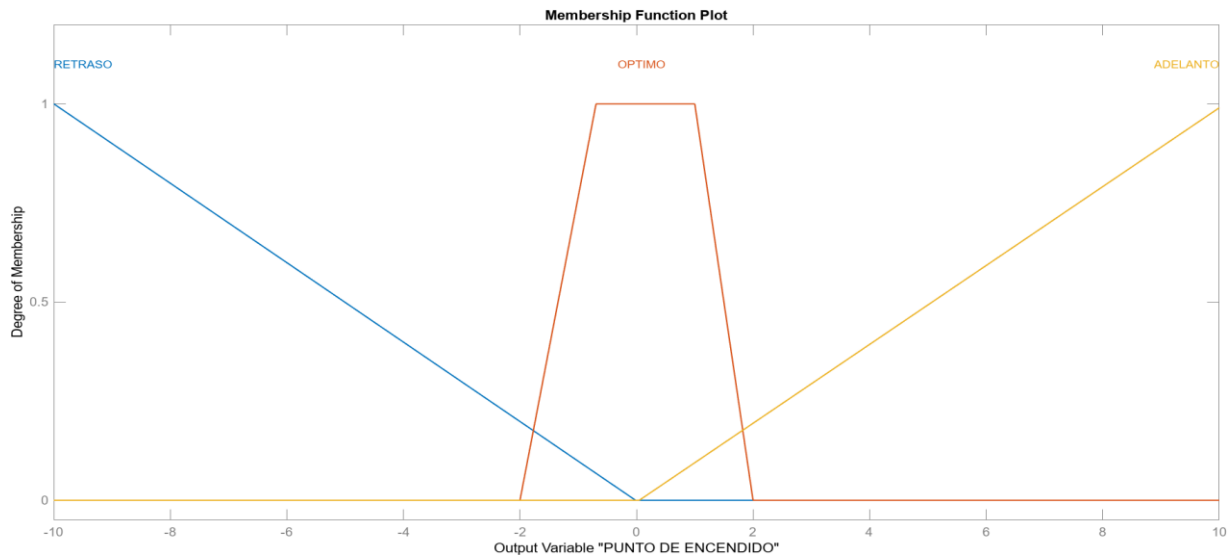


Figura 11 Punto de encendido



2.6. Inferencia

Una vez definida las variables de entrada y salida, se procede a la creación de las reglas en el sistema difuso utilizando el modelo de inferencia Mamdani tipo 1. Este modelo se seleccionó por su capacidad para gestionar la incertidumbre y la imprecisión en los sistemas complejos.

El modelo permite formular reglas basadas en el conocimiento experto, facilitando la representación intuitiva y precisa de los comportamientos del sistema. La salida difusa generada se convierte en valores concretos mediante procesos de defuzzificación, proporcionando resultados aplicables en la solución del problema.

En total, se definieron 205 reglas dentro del sistema difuso, las cuales abarcan una amplia variedad de combinaciones entre las variables de entrada y salida. Sin embargo, de este conjunto, 10 reglas destacan por su relevancia estratégica, ya que reflejan de manera más precisa los escenarios críticos y las relaciones más significativas dentro del sistema. Estas reglas clave permiten una mejor comprensión de los parámetros esenciales y una optimización eficiente de las condiciones operativas.

A continuación, se describen las 10 reglas más relevantes:

1. If (CO is ALTO) and (HC PPM is ALTO) then (DOSADO DE LA MEZCLA is RICA) (*Peso: 1*)
2. If (LAMBDA is POBRE) and (HC PPM is MUY ALTO) then (KILOMETRAJE is FALLO TOTAL) (*Peso: 0.75*)
3. If (KILOMETRAJE is FALLO_TOTAL) and (HC PPM is MUY ALTO) then (DOSADO DE LA MEZCLA is RICA) (*Peso: 0.75*)
4. If (KILOMETRAJE is FALLO_TOTAL) and (HC PPM is MUY ALTO) then (SISTEMA DE ENCENDIDO is FALLO TOTAL) (*Peso: 1*)
5. If (LAMBDA is POBRE) and (KILOMETRAJE is VIEJO) then (DOSADO DE LA MEZCLA is POBRE) (*Peso: 1*)
6. If (LAMBDA is POBRE) and (KILOMETRAJE is VIEJO) then (KILOMETRAJE is FALLO TOTAL) (*Peso: 0.75*)
7. If (LAMBDA is LIG RICA) and (KILOMETRAJE is VIEJO) then (SISTEMA DE ENCENDIDO is CONFIABLE) (*Peso: 0.75*)
8. If (KILOMETRAJE is VIEJO) and (SISTEMA ENCENDIDO is POCO CONFIABLE) then (PUNTO_DE_ENCENDIDO is RETRASO) (*Peso: 0.75*)
9. If (PUNTO_DE_ENCENDIDO is OPTIMO) and (O2 is ALTO) then (SISTEMA DE ENCENDIDO is CONFIABLE) (*Peso: 0.5*)
10. If (PUNTO_DE_ENCENDIDO is OPTIMO) and (O2 is ALTO) then (PUNTO_DE_ENCENDIDO is ADELANTO) (*Peso: 1*)

La representación gráfica de estas 10 reglas de mayor impacto se detalla en las *Figuras 12, 13, 14 y 15*, donde se visualizan las interacciones entre las variables y los resultados generados. Estas gráficas ofrecen una visión precisa y detallada de los comportamientos del sistema, facilitando su análisis y la toma de decisiones fundamentadas.

Figura 12 Superficie obtenida del dosado de la mezcla en función de Lambda y el Kilometraje.

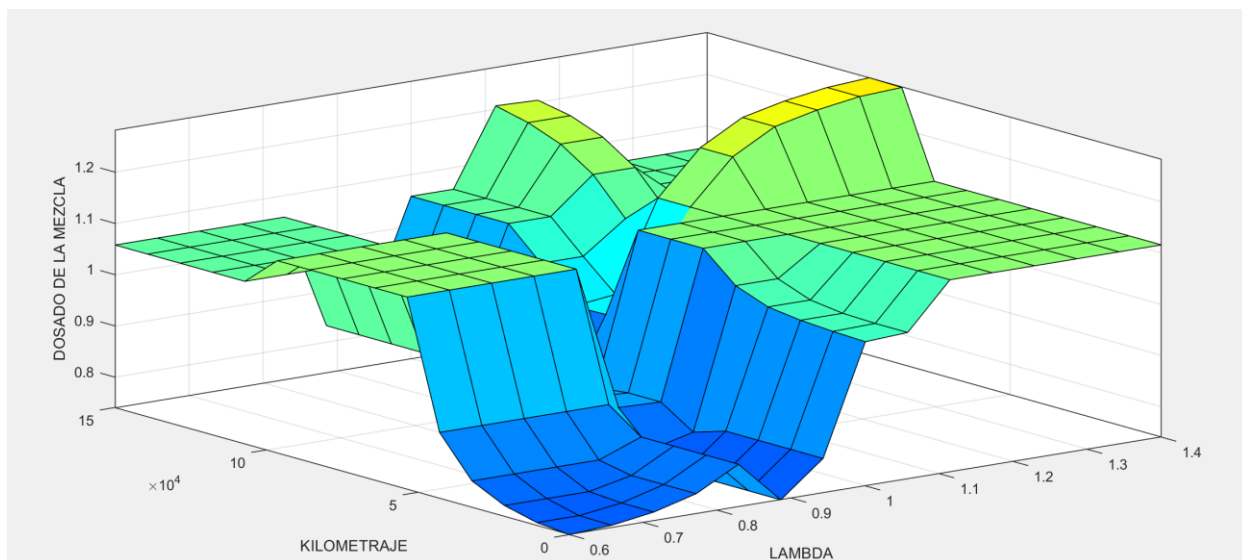


Figura 13 Superficie obtenida del Kilometraje en función de HC y Lambda

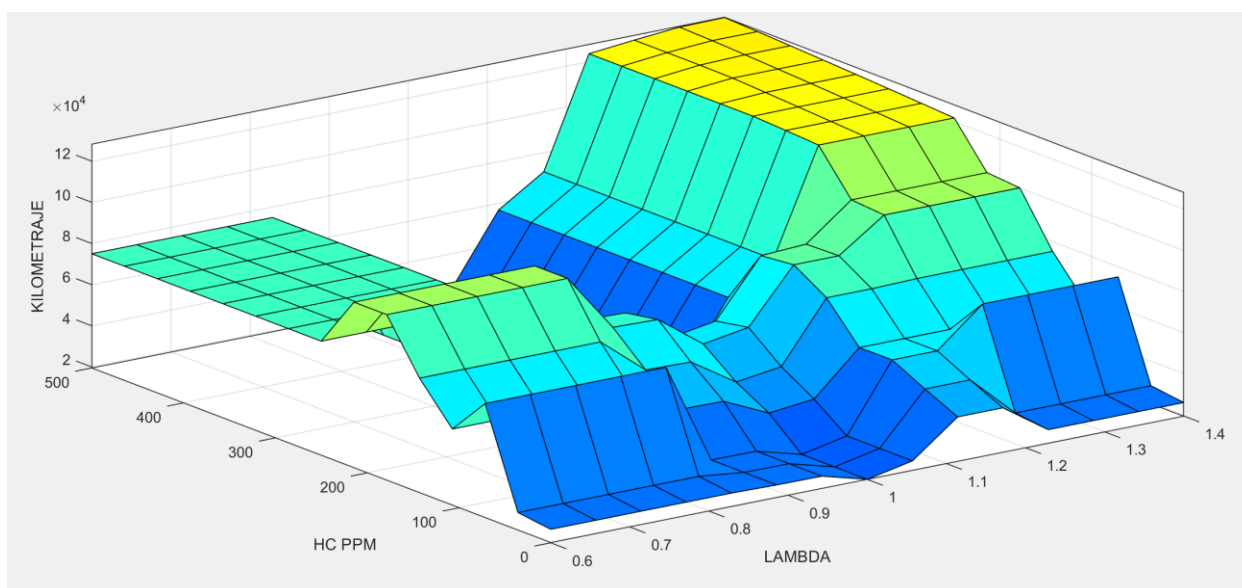


Figura 14 Superficie obtenida de Fallo en el Sistema de Encendido en función del CO2 y Lambda

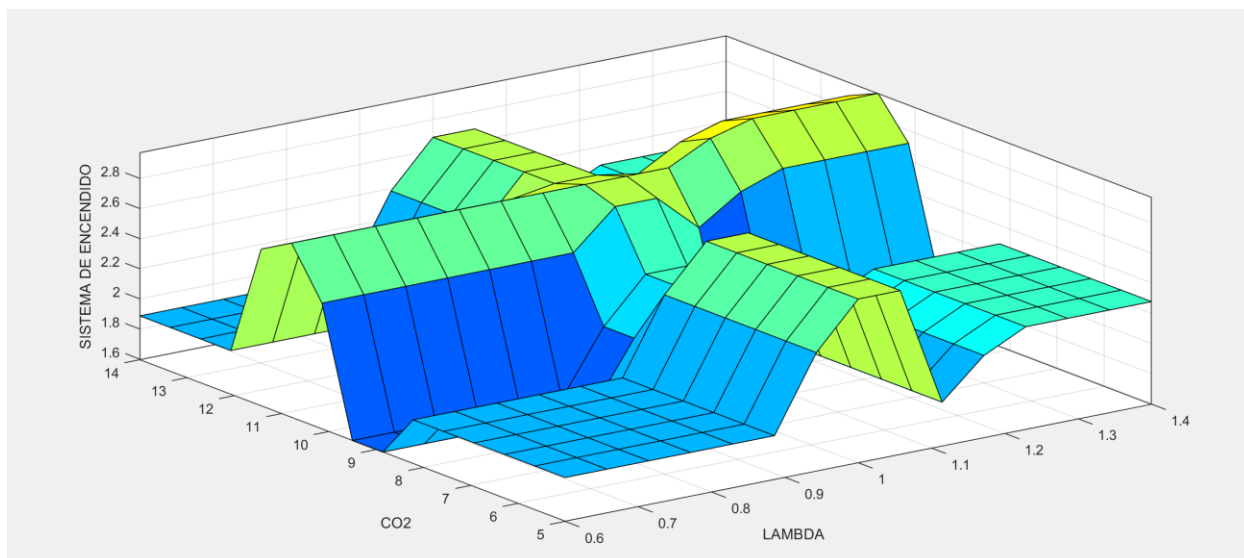
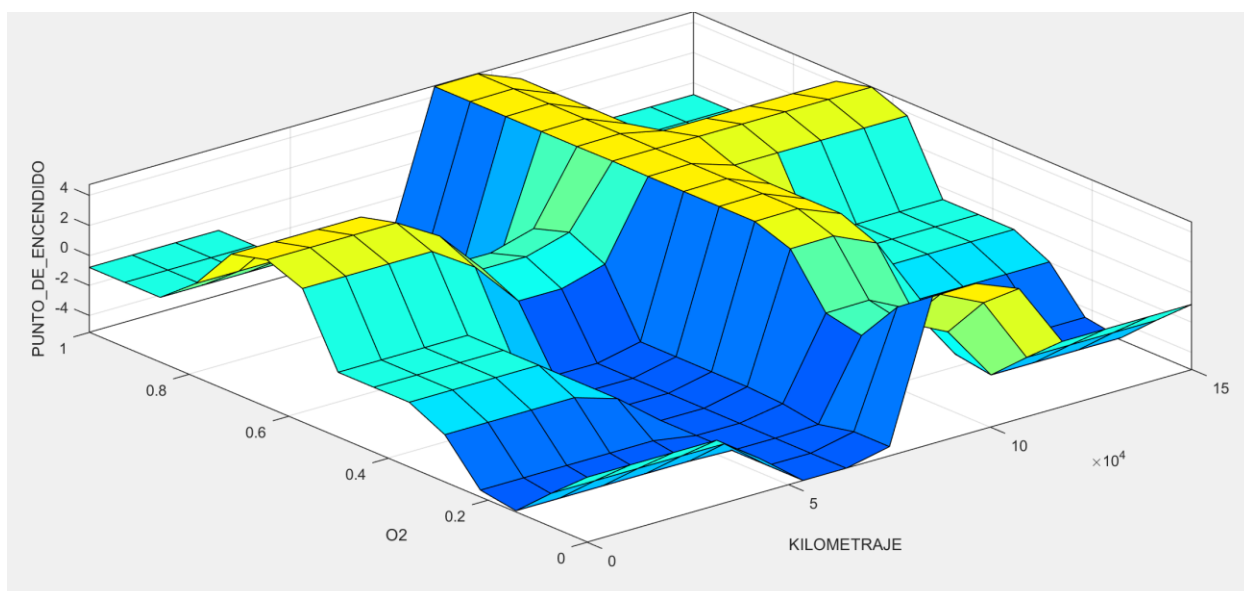


Figura 15 Superficie obtenida del Punto de Encendido en función del O2 y el Kilometraje



ANALISIS DE RESULTADOS Y RESULTADOS

Para validar el funcionamiento y la precisión del sistema difuso, se implementaron escenarios prácticos que simulan situaciones reales del funcionamiento del motor. Estos casos se seleccionaron para representar condiciones operativas comunes, así como escenarios extremos que podrían presentarse en la vida real.

En primer lugar, se definieron 5 casos reales que reflejan las condiciones de funcionamiento de los distintos motores. Estos casos son:

1. Mezcla Rica:

- Lambda: 0,87
- Kilometraje: 95.000 Km
- Fallos sistema de encendido: 4
- Punto de encendido: -1°
- CO₂: 10 %
- O₂: 0.5 %
- CO: 3.8 %
- HC: 300 ppm

2. Mezcla Pobre:

- Lambda: 1.10
- Kilometraje: 70.000 Km
- Fallos sistema de encendido: 3
- Punto de encendido: 0°
- CO₂: 8 %
- O₂: 1 %
- CO: 0.5 %

- HC: 50 ppm

3. Inyector Obstruido:

- Lambda: 1.4
- Kilometraje: 150.000 Km
- Fallos sistema de encendido: 2
- Punto de encendido: 1°
- CO₂: 7 %
- O₂: 1.0 %
- CO: 1.2 %
- HC: 450 ppm

4. Daño en la Bobina:

- Lambda: 1.0
- Kilometraje: 130.000
- Fallos sistema de encendido: 4
- Punto de encendido: 0 °
- CO₂: 8.5 %
- O₂: 1.0 %
- CO: 2.5 %
- HC: 2.5 %

5. Viejo Kilometraje:

- Lambda: 1.4
- Kilometraje: 150.000 Km
- Fallos sistema de encendido: 5
- Punto de encendido: 1 °
- CO₂: 14 %

- O₂: 0.2 %
- CO: 5.5 %
- HC: 500 ppm

Una vez establecido los casos, se procedió a realizar las simulaciones correspondientes, utilizando las 205 reglas definidas en el sistema difuso. Estas simulaciones permitieron analizar el rendimiento del modelo al predecir las variables de salida en función de los datos de entrada. Los resultados obtenidos destacan que, si bien en algunos casos los errores son mínimos, en otros existen discrepancias que evidencian la necesidad de ajustes en el modelo.

En el caso de mezcla rica, la variable Dosado de la Mezcla muestra un error del 0.46 %, lo que indica un buen desempeño en la predicción de esta condición.

Por otro lado, no todas las variables presentan un comportamiento óptimo. En los casos de Mezcla Pobre, Inyector Obstruido, Daño en la Bobina y el kilometraje, se observan inconsistencias en distintos puntos.

En el caso de Mezcla Pobre, la variable Kilometraje muestra un error del 27.99%, lo cual indica una discrepancia significativa en la predicción de esta salida.

En el caso de Inyector Obstruido, aunque algunas variables como el Sistema de Encendido no presentan errores, la variable Punto de Encendido alcanza un error del 45.1%.

De manera similar, en el caso de Daño en la Bobina, el Kilometraje presenta un error elevado del 44.54%, mientras que el Punto de Encendido muestra una discrepancia considerable que requiere ajustes en las funciones de pertenencia o en las reglas.

Finalmente, en el caso de Kilometraje, aunque algunas variables tienen errores moderados, el Punto de Encendido alcanza un error extremo del 281%, indicando que el

sistema no está capturando adecuadamente las interacciones entre las variables de entrada y salida en este escenario.

A continuación, se presenta la *Tabla 7*, que resume los valores obtenidos para los casos planteados, destacando las discrepancias y áreas de mejora identificadas.

Tabla 10. *Valores de los casos planteados*

CASOS		DOSADO		FALLOS	PUNTO DE ENCENDIDO
		DE LA MEZCLA	KILOMETRAJE	SISTEMA DE ENCENDIDO	
MEZCLA RICA	REFERENCIA	0,87	95.000 Km	4	-1 °
	MODELO DIFUSO	0.866	110.000 Km	2.32	-2.36 °
	ERROR [%]	0.46 %	15.79 %	42 %	136 %
MEZCLA POBRE	REFERENCIA	1.10	70.000 Km	3	0 °
	MODELO DIFUSO	1	50.4100 Km	0.837	0.032 °
	ERROR [%]	9.09 %	27.99 %	16.3 %	-----
INYECTOR OBSTRUIDO	REFERENCIA	1.4	150.000 Km	2	1 °
	MODELO DIFUSO	1.29	130.000 Km	2	0.549
	ERROR [%]	7.86 %	13.33 %	0 %	45.1 %
DAÑO BOBINA	REFERENCIA	1.0	130.000 Km	4	0 °
	MODELO DIFUSO	1.06	72.100 Km	2.59	-2.95 °
	ERROR [%]	6 %	44.54 %	35.25 %	-----
KILOMETRAJE	REFERENCIA	1.4	150.000 Km	5	1
	MODELO DIFUSO	1.06	130.000 Km	3.7	-1.81
	ERROR [%]	24.29 %	13.33 %	26 %	281 %

CONCLUSIONES

- La revisión bibliográfica y el análisis del estado del arte permitió recopilar y examinar enfoques modernos, técnicas avanzadas y herramientas tecnológicas empleadas en el ámbito de los sistemas difusos aplicados al diagnóstico y optimización de motores.
- La recopilación de los datos permitió identificar los principales gases contaminantes, asociándolas con lambda, kilometraje, fallos en el sistema de encendido y punto de encendido. Además, se incorpora las causas que contribuyen en a la generación de estos contaminantes, como el fallo en el sistema de encendido, el mal funcionamiento de los inyectores, el kilometraje y un dosado incorrecto de la mezcla.
- El sistema difuso presentó un desempeño satisfactorio en algunos casos, como en el escenario de Mezcla Rica, donde el error del Dosado de la Mezcla fue de solo 0.46%, lo que demuestra que las reglas y funciones de pertenencia asociadas a esta variable están bien definidas. Sin embargo, en otros casos, como el de Kilometraje, se evidenciaron errores elevados, alcanzando un 281% en la predicción del Punto de Encendido, lo que revela inconsistencias. Esta discrepancia podría atribuirse a una definición inadecuada de las funciones de pertenencia, a pesos incorrectos asignados a las reglas o incluso a la falta de reglas que contemplen ciertas combinaciones críticas de entrada.
- Los resultados muestran que algunas reglas y funciones de pertenencia no capturan adecuadamente las relaciones entre las variables de entrada y salida, especialmente en escenarios complejos como Daño en la Bobina e Inyector Obstruido. En el caso de Daño en la Bobina, se observaron errores del 44.54% en Kilometraje y del 35.25% en Sistema de Encendido, lo que indica una discrepancia considerable en la predicción de estos parámetros bajo las condiciones del modelo. Por otro lado, en el escenario de Inyector Obstruido, el Dosado de la Mezcla presentó un error del 7.86%, el Kilometraje mostró un error del 13.33% y el Punto de Encendido alcanzó un error del 45.1%.

RECOMENDACIONES

- Se sugiere recopilar datos de una variedad más amplia de vehículos con diferentes tipos de fallas. Este enfoque ayudará a la generalización del modelo difuso, garantizando su capacidad de identificar y predecir una alta variedad de fallas en diferentes vehículos.
- Es esencial llevar a cabo una revisión y optimización de las funciones de pertenencia y las reglas del sistema difuso. A medida que se incorporen más datos, se necesario ajustar el modelo para que pueda capturar con mayor precisión las relaciones entre las variables de entrada y salida, particularmente en situaciones complejas.

BIBLIOGRAFIA

- Google Maps. (2025). Cuenca. <https://www.google.com/maps/place/Cuenca/>
- INEC. (2025). *Población y Demografía*. Instituto Nacional de Estadística y Censos. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/censo-de-poblacion-y-vivienda/>
- Miño, J. E., Benítez, I., & Fonte, A. G. (2023). Reducción de emisiones de dióxido de azufre en gases de combustión de fueloil del Central-Refinería de Azúcar Ignacio Agramonte. *+Ingenio*, *Ene-Jun 2022*, *V4*, *NI*, 41-52. <https://doi.org/10.36995/j.masingenio.2022.12.12.004>
- Rossini, P. (2011). *Using Expert Systems and Artificial Intelligence For Real Estate Forecasting*.
- Sakthivel, G., Snehitkumar, B., & Ilangkumaran, M. (2016). Application of fuzzy logic in internal combustion engines to predict the engine performance. *International Journal of Ambient Energy*, *37*(3), 273-283. <https://doi.org/10.1080/01430750.2014.952844>
- US EPA, O. (2016, enero 12). *Greenhouse Gas Emissions from a Typical Passenger Vehicle* [Overviews and Factsheets]. <https://www.epa.gov/greenvehicles/greenhouse-gas-emissions-typical-passenger-vehicle>
- US EPA, O. (2021, marzo 26). *Emisiones de dióxido de carbono* [Data and Tools]. <https://espanol.epa.gov/la-energia-y-el-medioambiente/emisiones-de-dioxido-de-carbono>
- Abbas Al-Himyari, B., Yasin, A., & Gitano, H. (2014). Review of Air-Fuel Ratio Prediction and Control Methods. In *Asian Journal of Applied Sciences*. <https://www.researchgate.net/publication/309610532>
- Aliaga, R. (2016). *Evaluación comparativa del consumo de combustible e índice de emisiones de un vehículo liviano funcionando con dos mezclas de gasolina y etanol (e7,8 y e10) en lima metropolitana*.
- Araujo, V., & Pintado, W. (2015). *Caracterización del tipo de gasolina en función de la estequiometría de la mezcla y del adelanto al encendido en un motor ciclo otto para una altitud de 2500 msnm mediante termografía*.

- Badaró, S., Javier Ibañez, L., & Agüero, M. J. (2013). *Sistemas Expertos: Fundamentos, Metodologías y Aplicaciones*.
- Beynon-Davies, P. (2018). *Sistemas de bases de datos*.
- Ciro Palena, & Doumecq Julio. (2015). *Unidad de control electrónico para motores de baja cilindrada*.
- Farinango, F. G., & Vaca, V. P. (2009). *Un modelo real de un sistema de encendido electrónico sin contactos para un motor de 4 cilindros, explicar su funcionamiento, instalación y averías*.
- Fred Pule, L. C. (2016). *Impacto ambiental de la variación del octanaje de la gasolina en un motor a inyección electrónica con convertidor catalítico*.
- INEN 2 204. (2017). *Gestión ambiental aire vehículos automotores límites permitidos de emisiones producidas por fuentes móviles terrestres que emplean gasolina*.
- Karunamurthy, K., Janvekar, A. A., Palaniappan, P. L., Adhitya, V., Lokeswar, T. T. K., & Harish, J. (2023). Prediction of IC engine performance and emission parameters using machine learning: A review. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 148(9), 3155–3177. <https://doi.org/10.1007/s10973-022-11896-2>
- Kilagiz, Y., Baran, A., Yildiz, Z., & Çetin, M. (2005). A fuzzy diagnosis and advice system for optimization of emissions and fuel consumption. *Expert Systems with Applications*, 28(2), 305–311. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.10.016>
- Mohammad, J. N., Jaswar, & Priyanto, A. (2015). *Jurnal Teknologi A Simple Fuzzy Logic Diagnosis System for Control of Internal Combustion Engines Article history* (Vol. 74, Issue 5). www.jurnalteknologi.utm.my
- Molina, J., Molina, P., & Rivera, N. (2024). *Fundamentos de los sistemas de inyección a gasolina y autotrónica automotriz*.
- Najafi, G., Ghobadian, B., Moosavian, A., Yusaf, T., Mamat, R., Kettner, M., & Azmi, W. H. (2016). SVM and ANFIS for prediction of performance and exhaust emissions of a SI engine with gasoline-ethanol blended fuels. *Applied Thermal Engineering*, 95, 186–203. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.11.009>
- Ponce Cruz, P. (2010). *Inteligencia Artificial. Con Aplicaciones a la Ingeniería*. www.FreeLibros.me
- Quispe, L., Caaiza, L., Otero, S., & Portilla, J. (2017). A study of the degradation of the lambda probe based on the mileage of the vehicle and its impact on the emission of polluting gases. *CIENCIA y TECNOLOGÍA*, 21, 46–55. <https://orcid.org/0000-0002-9878-6704>
- Rafael, E., Delgado, C., Lorena, M., Ministra, T., Ambiente, D., Juan, A., & Soria, C. (2014). *Proyecto Calidad del Aire Fase III Año Base 2010 Gobierno Nacional del Ecuador*.
- Ramesh, W. V., & Sakthivel, G. (2018). Selection of Optimum Fuel Blend in an Ic Engine Using Fahp-Promethee. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 390(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/390/1/012028>
- Rivera, N., & Chica, J. (2015). *Estudio del comportamiento de un motor ciclo otto de inyección electrónica respecto de la estequiometría de la mezcla y del adelanto al encendido para la ciudad de cuenca*.

- RIVERA, N., & JACHERO, A. (2016). *Levantamiento de una base de datos para el diagnóstico de fallas en motores de combustión interna ciclo otto con sistema mpfi mediante el análisis del sensor map.*
- Rivera, N., Vergara, J., Bustos, J. D., Aguilar, A., & Medina, A. (2016). *Diagnóstico de emisiones vehiculares aplicando lógica difusa.*
- Rivera, N., Vidal, J., & Semiglia, W. (2024). *Estimación de factores de emisión en vehículos híbridos mediante el uso del aprendizaje automático.*
- Sanchez, L., Zúñiga, A., & Méndez, P. (2018). *Análisis de la contaminación de gases de vehículos tipo 11 y 13, mediante el muestro de emisiones para la determinación de niveles de contaminación en la ciudad de Loja.*
- Sivakumar, D. B., Arulmozhi, M., Sathyanarayanan, S., & Sridharan, M. (2022). Optimization of gasoline engine operating parameters fueled with DIPE-gasoline blend: Comparative evaluation between response surface methodology and fuzzy logic expert system. *Process Safety and Environmental Protection*, 158, 291–307. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.12.015>
- Tasdemir, S., Saritas, I., Ciniviz, M., & Allahverdi, N. (2011). Artificial neural network and fuzzy expert system comparison for prediction of performance and emission parameters on a gasoline engine. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 13912–13923. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.198>
- Vintimilla, P., & Vázquez, J. (2015). *Análisis de resultados de la medición de emisiones de gases contaminantes de fuentes móviles a partir de la implementación de la revisión técnica vehicular en el cantón cuenca.*