

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA**

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO MECÁNICO AUTOMOTRIZ**

PROYECTO TÉCNICO:

**“PREDICCIÓN DE EMISIONES CONTAMINANTES DE GASES DE
ESCAPE A TRAVÉS DE LA PRESIÓN MEDIA EFECTIVA
EMPLEANDO REDES NEURONALES EN MOTORES DE
ENCENDIDO PROVOCADO”**

AUTORES:

Pablo Andrés León Bacuilima

Calixto Daniel Piña Orellana

TUTOR:

Ing. Rafael Wilmer Contreras Urgilés MSc.

CUENCA – ECUADOR

2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Pablo Andrés León Bacuilima con número de identificación 0105384713, y Calixto Daniel Piña Orellana con número de identificación 0302890421, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación: “**PREDICCIÓN DE EMISIONES CONTAMINANTES DE GASES DE ESCAPE A TRAVÉS DE LA PRESIÓN MEDIA EFECTIVA EMPLEANDO REDES NEURONALES EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO**”, mismo que ha sido desarrollado previo a la obtención del título de Ingeniero Mecánico Automotriz, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado por la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autores, reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, Julio de 2018.



Pablo Andrés León Bacuilima
C.I. 010538471-3

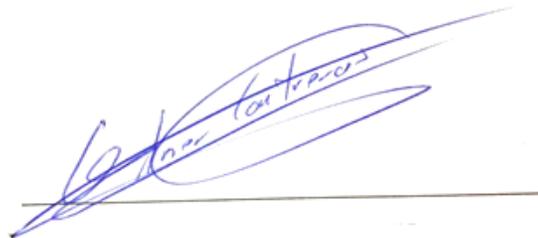


Calixto Daniel Piña Orellana
C.I. 030289042-1

CERTIFICACIÓN

Yo, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el Trabajo de Titulación: “**PREDICCIÓN DE EMISIONES CONTAMINANTES DE GASES DE ESCAPE A TRAVÉS DE LA PRESIÓN MEDIA EFECTIVA EMPLEANDO REDES NEURONALES EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO**”, realizado por, Pablo Andrés León Bacuilima y Calixto Daniel Piña Orellana, obteniéndose el proyecto técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, Julio de 2018.



Ing. Rafael Wilmer Contreras Urgilés MSc.
CI: 0104463328

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Pablo Andrés León Bacuilima con número de identificación 0105384713, y Calixto Daniel Piña Orellana con número de identificación 0302890421, autores del Trabajo de Titulación: “**PREDICCIÓN DE EMISIONES CONTAMINANTES DE GASES DE ESCAPE A TRAVÉS DE LA PRESIÓN MEDIA EFECTIVA EMPLEANDO REDES NEURONALES EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO**”, certificamos que el total contenido del proyecto técnico, es de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, Julio de 2018.



Pablo Andrés León Bacuilima
C.I. 010538471-3



Calixto Daniel Piña Orellana
C.I. 030289042-1

DEDICATORIA

El presente proyecto va dedicado a toda mi familia, en especial a mis padres y hermanos quienes, con su amor, cariño y apoyo incondicional a pesar de los momentos difíciles, han hecho posible que pueda culminar mi formación académica.

Pablo León.

DEDICATORIA

Este proyecto de titulación le dedico a mi familia, en especial a mis padres, por brindarme su apoyo incondicional y desinteresado para lograr culminar esta carrera universitaria.

Daniel Piña.

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, agradezco a Dios por regalarme la vida y fuerzas para cada día luchar por conquistar mis sueños, por haberme permitido conocer y convivir con personas que han sido un pilar fundamental en el trayecto de mi formación tanto personal como profesional.

A mis padres Víctor y Fanny, que con su sacrificio diario me brindaron el apoyo tanto económico como emocional de manera desinteresada durante todos estos años.

A mis hermanos Marcelo, Jonathan y Johanna quienes estuvieron apoyándome, animándome y confiando en mi durante toda mi carrera universitaria.

Al Ing. Wilmer Contreras MSc, docente tutor, quien supo guiarnos y compartirnos todo su conocimiento para el desarrollo de este proyecto.

A mis maestros, compañeros y amigos universitarios.

De corazón muchas gracias.

Pablo León.

AGRADECIMIENTO

Primeramente, agradezco a Dios, por darme la oportunidad de seguir esta carrera y sobre todo por brindarme la fortaleza para afrontar el día a día.

A mi familia, principalmente a mis padres quienes me enseñaron a nunca rendirme y siempre me apoyaron en todo momento, a mis hermanos quienes de una u otra forma siempre estuvieron presentes y me ayudaron a cumplir mis objetivos.

Al Ing. Wilmer Contreras MSc, docente tutor, por su paciencia y su ayuda desinteresada durante el desarrollo del proyecto.

Daniel Piña.

RESUMEN

El presente proyecto técnico tiene la finalidad de predecir los principales contaminantes de los gases de escape de un MEP como son: óxidos de nitrógeno (NOx), monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO₂), oxígeno (O₂), hidrocarburos sin quemar (HC), a través de la PME, empleando redes neuronales artificiales.

En primera instancia, se realiza una revisión del estado del arte sobre el uso de redes neuronales artificiales para la predicción de gases contaminantes; donde se determina que este tipo de estudio produce resultados fiables, lo que genera un método alternativo para el análisis y medición de gases de escape de fuentes móviles.

Luego se procede a adquirir datos de la PME, RPM, Carga y MAP que son usadas como variables de entrada para la RNA, por lo cual el motor debe estar en correcto funcionamiento, los datos de la PME se obtienen mediante un acople para la bujía, donde se adapta un sensor piezo-eléctrico de presión, las señales de RPM, Carga y MAP se consiguen a través de los sensores dispuestos en el motor, para la adquisición de los datos mencionados se adiciona una interfaz al software de adquisición y visualización de datos del banco dinamométrico Armfield CM11, mediante un algoritmo que permita visualizar y almacenar los datos de dichas variables, con los que se genera una base de datos que es optimizada mediante análisis estadísticos.

A continuación, se realiza el diseño de un algoritmo en Matlab para la creación y entrenamiento de la red neuronal, por consiguiente, se procede a cargar la base de datos mediante el algoritmo diseñado, para obtener y simular los valores de la carga y gases de escape para de esta manera verificar su funcionalidad.

Por último, para la validación del proyecto se realiza un análisis experimental, el cual consta en predecir la carga y los gases de escape mediante el software diseñado para la simulación, donde se cargan las señales de condiciones aleatorias a las que se somete el motor y obtener así los valores simulados, con la ayuda de un analizador de gases se adquiere los valores reales de los gases de escape, con lo que se determina que el porcentaje de error de la predicción de la carga no sobrepasa el 2% y para los gases de escape es inferior al 3%.

ÍNDICE

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
2.	PROBLEMA.....	2
2.1.	Importancia y alcances	2
2.2.	Delimitación	3
3.	OBJETIVOS	4
3.1.	General	4
3.2.	Específicos.....	4
4.	REVISIÓN LITERARIA O FUNDAMENTOS TEÓRICOS O ESTADO DEL ARTE	5
4.1.	Motores de encendido provocado (MEP).....	5
4.1.1.	Definición.....	5
4.1.2.	Presión media efectiva	5
4.1.3.	Variación de la presión en el cilindro en función del giro del cigüeñal.....	6
4.1.4.	Porcentaje de carga	6
4.2.	Emisiones contaminantes de fuentes móviles	7
4.2.1.	Definición.....	7
4.2.2.	Principales emisiones de gases de escape producidas por un MEP	7
4.2.3.	Índices de emisiones contaminantes	8
4.2.4.	Límites máximos de emisiones permitidos para fuentes móviles con motor a gasolina	9
4.3.	Redes Neuronales Artificiales (RNA)	10
4.3.1.	Definición.....	10
4.3.2.	Clasificación.....	10
4.3.3.	Componentes de una RNA.....	12
4.3.4.	Funcionamiento de una RNA.....	13

4.3.5.	Entrenamiento de la Red Neuronal	14
4.3.6.	Sobreaprendizaje de la Red Neuronal	14
4.3.7.	Datos de entrenamiento, validación y test.....	14
4.3.8.	Normalización de los datos	15
4.3.9.	Simulación de una Red Neuronal.....	15
4.3.10.	Ventajas generadas al aplicar las RNA	16
4.4.	Caracterización y atributos de una señal	16
4.5.	Software MATLAB.....	18
4.6.	Software LABVIEW	19
4.7.	Banco de ensayo de motores	19
4.7.1.	Freno dinamométrico para bancos de ensayo	19
4.8.	Análisis estadístico	20
4.8.1.	Análisis de la varianza (ANOVA)	20
4.8.2.	Random Forest	21
4.8.3.	Análisis de Regresión Lineal Múltiple.....	21
4.9.	Estado del arte del uso de RNA para la predicción de emisiones contaminantes.	21
4.9.1.	RNA y predicción de gases de escape.....	22
4.9.2.	Modelos de RNA para la predicción de emisiones contaminantes	22
5.	MARCO METODOLÓGICO.....	26
5.1.	Estado actual del banco dinamométrico Armfield modelo CM11.....	27
5.1.1.	Especificaciones técnicas del banco dinamométrico Armfield	27
5.1.2.	Condiciones iniciales del banco dinamométrico	28
5.1.2.1.	Niveles y fluidos.....	28
5.1.2.2.	Condiciones mecánicas y eléctricas	28

5.1.2.3.	Emisiones contaminantes	29
5.2.	Diseño y construcción de los acoples para el sensor de presión	29
5.2.1.	Diseño del acople.	30
5.2.2.	Construcción del acople.	30
5.3.	Sensor de presión piezoeléctrico BOSCH.....	33
5.3.1.	Especificaciones Técnicas.....	33
5.3.2.	Caracterización del sensor piezoeléctrico	33
5.3.3.	Conexiones del sensor.....	35
5.4.	Software de adquisición de datos	37
5.4.1.	Esquema General para la adquisición de datos	37
5.4.2.	Software de adquisición y visualización de parámetros funcionales del banco dinamométrico Armfield CM11.....	38
5.5.	Implementación de las señales de PME al software de adquisición de datos. ...	39
5.5.1.	Adición del algoritmo para la adquisición de las señales de la PME.....	39
5.5.2.	Interfaz de visualización de la PME.....	40
5.6.	Condiciones para la adquisición de datos.....	40
5.7.	Procedimientos para la adquisición de datos.....	41
5.8.	Diseño del algoritmo para el procesamiento de las señales	42
5.8.1.	Algoritmo para el filtrado de las señales de la PME.....	42
5.8.2.	Algoritmo para la obtención de los valores característicos.....	44
5.8.3.	Análisis estadístico de la base de datos.....	46
5.9.	Elaboración de la base de datos simplificada.	57
6.	DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA PREDICCIÓN DE LA CARGA Y LOS GASES DE ESCAPE.	58
6.1.	Diagrama de flujo para la elaboración de las RNA.....	58
6.2.	Parámetros de diseño de las RNA	59

6.3.	Diseño del algoritmo para la creación y entrenamiento de las RNA.	60
6.4.	Análisis del error y los valores simulados por las RNA.....	62
6.5.	Desarrollo del software para la predicción de la carga y los gases de escape...64	
6.5.1.	Algoritmo para el software de predicción de la carga y gases de escape. .64	
6.5.2.	Interfaz de visualización del software de predicción de la carga y gases de escape.....	67
7.	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	68
7.1.	Análisis experimental para la validación de las respuestas de las RNA.	68
7.1.1.	Determinación del porcentaje de error a Ralentí y 2000 rpm.	68
7.1.2.	Análisis ANOVA para la validación de las respuestas de los gases de escape a Ralentí y 2000 rpm.....	70
7.1.3.	Determinación del porcentaje de error a 1700 y 2300 rpm.....	74
7.1.4.	Análisis ANOVA para la validación de las respuestas de los gases de escape a 1700 y 2300 rpm.....	76
8.	CONCLUSIONES.....	81
9.	RECOMENDACIONES.....	83
10.	BIBLIOGRAFIA.....	84
11.	ANEXOS.....	88
11.1.	Anexo 1: Diseño de los acoples.....	88
11.2.	Anexo 2: Planos para la construcción de los acoples.....	89
11.3.	Anexo 3: Algoritmo para la simulación de los resultados de prueba.....	91
11.4.	Anexo 4: Valores simulados vs valores reales.....	92
11.5.	Anexo 5: Análisis ANOVA de los resultados de los gases de escape.....	99
11.5.1.	ANOVA de los resultados a 2000 rpm.....	99
11.5.2.	ANOVA de los resultados a 2300 rpm.....	101

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ciclo funcional de un MEP. Fuente: (albatecnologia , 2011).....	5
Figura 2. Diagrama de presiones en función del giro del cigüeñal. Fuente: (Universidad de Castilla-La Mancha, 2015).	6
Figura 3. Emisiones contaminantes de vehículos. Fuente: (González, 2016).....	7
Figura 4. Redes neuronales en Matlab. Fuente: (Proyecto gio, 2017).	10
Figura 5. Redes multicapa. Fuente: (Galán Asensio & Martínez Bowen).....	11
Figura 6. Componentes de una RN. Fuente: (Contreras Urgilés & Fajardo Merchan, 2015).	12
Figura 7: Simulación de una Red Neuronal: Fuente: (Figueres Moreno, 2012).	15
Figura 8. Freno de fricción electromagnético. Fuente: Autores.	20
Figura 9. Estructura de la RNA. Fuente: (Sayin, Ertunc, Hosoz, Kilicaslan, & Canakci, 2006).	22
Figura 10. Estructura de la RNA. Fuente: (Narváez, Sierra Vargas, & Montenegro Mier, 2012).	24
Figura 11. Modelo esquemático de la arquitectura de la RNA. Fuente: (Nova Garcia, 2018).	25
Figura 12. Diagrama de flujo del proceso para la adquisición de datos. Fuente: Autores.	26
Figura 13. Gases de escape iniciales del motor Hyundai Accent. Fuente: Autores.....	29
Figura 14. Ensamble final del acople. Fuente: Autores	30
Figura 15. Construcción del acople. Fuente: Autores.	31
Figura 16. Construcción de disipadores de calor. Fuente: Autores.....	31
Figura 17. Ensamble final de la construcción del acople. Fuente: Autores.	31
Figura 18. (a) Medición de la temperatura en la entrada del disipador de calor. (b) Medición de la temperatura en la salida del disipador de calor. Fuente: Autores.	32
Figura 19. Dado de bujías mecanizado. Fuente: Autores.....	32
Figura 20. Acoples y sensores adaptados al motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: Autores.	32
Figura 21. Curva característica del sensor de presión BOSCH. Fuente: Autores.....	35
Figura 22. Conexiones del sensor piezoeléctrico. Fuente: (Bosch, 2012).	35

Figura 23. Comprobación del voltaje de salida del sensor a presión atmosférica. Fuente: Autores.....	36
Figura 24. Comprobación de la señal del sensor. Fuente: Autores.....	36
Figura 25. Esquema general de conexión para la adquisición de datos. Fuente: Autores.	37
Figura 26. Página de control principal del motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman , 2017).....	38
Figura 27. Algoritmo en LabVIEW para la adquisición de datos. Fuente: Autores.	39
Figura 28. Algoritmo del tiempo de adquisición de datos. Fuente: Autores.....	40
Figura 29. Interfaz de visualización de la PME y los gases de escape. Fuente: Autores.	40
Figura 30. Filtrado de la señal de la PME. Fuente: Autores.	43
Figura 31. Ciclos de funcionamiento de un MEP representados en la señal de la PME. Fuente: Autores.	43
Figura 32. Resultados del análisis ANOVA para el atributo máximo de las PME. Fuente: Autores.	47
Figura 33. Resultados del análisis ANOVA para el atributo varianza de las PME. Fuente: Autores.	48
Figura 34. Resultados del análisis ANOVA para el atributo desviación estándar de las PME. Fuente: Autores.	49
Figura 35. Resultados del análisis ANOVA para el atributo RMS de las PME. Fuente: Autores.	49
Figura 36. Análisis de la regresión múltiple del atributo máximo. Fuente: Autores.	50
Figura 37. Influencia de las variables de los atributos máximos para la predicción de los gases. Fuente: Autores.	51
Figura 38. Análisis de la regresión múltiple del atributo potencia. Fuente: Autores.....	51
Figura 39. Influencia de las variables de los atributos potencia para la predicción de los gases. Fuente: Autores.	51
Figura 40. Análisis de la regresión múltiple para comprobar la carga. Fuente: Autores.	52
Figura 41. Variables influyentes para determinar la carga. Fuente: Autores.....	52
Figura 42. Grafica del resultado del Random Forest para la PME. Fuente: Autores.....	55

Figura 43. Grafica del resultado del Random Forest para las RPM. Fuente: Autores	56
Figura 44. Grafica del resultado del Random Forest para el MAP. Fuente: Autores	56
Figura 45. Diagrama de flujo de la elaboración de la RNA. Fuente: Autores.	58
Figura 46. (a) Evolución del error de la RNA para la carga con respecto al número de épocas. (b) Evolución del error de la RNA para los gases de escape con respecto al número de épocas. Fuente: Autores.	63
Figura 47. Comportamiento de la carga simulada vs carga real. Fuente: Autores.....	63
Figura 48. Comportamiento de los gases de escape simulados vs los gases de escape reales. Fuente: Autores.....	64
Figura 49. Algoritmo para la lectura y filtrado de señales de entrada. Fuente: Autores..	65
Figura 50. Algoritmo para la obtención de los atributos de las variables de entrada. Fuente: Autores.	65
Figura 51. Algoritmo para la lectura y simulación de las RNA. Fuente: Autores.	66
Figura 52. Interfaz de visualización del software para la predicción de la carga y los gases de escape. Fuente: Autores.....	67
Figura 53. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a Ralentí. Fuente: Autores.	69
Figura 54. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 2000 rpm. Fuente: Autores.	69
Figura 55. Comparación de las medias de los resultados del CO real vs CO simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	71
Figura 56. Comparación de las medias de los resultados del CO ₂ real vs CO ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.....	71
Figura 57. Comparación de las medias de los resultados de los HC reales vs HC simulados por el método de Tukey. Fuente: Autores.....	72
Figura 58. Comparación de las medias de los resultados del O ₂ real vs O ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	73
Figura 59. Comparación de las medias de los resultados del NO _x real vs NO _x simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.....	73
Figura 60. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 1700 rpm. Fuente: Autores.	75

Figura 61. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 2300 rpm. Fuente: Autores.	75
Figura 62. Comparación de las medias de los resultados del CO real vs CO simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). Fuente: Autores.	77
Figura 63. Comparación de las medias de los resultados del CO2 real vs CO2 simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). Fuente: Autores.	78
Figura 64. Comparación de las medias de los resultados de los HC reales vs HC simulados por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). Fuente: Autores.	78
Figura 65. Comparación de las medias de los resultados del O2 real vs O2 simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). Fuente: Autores.	79
Figura 66. Comparación de las medias de los resultados del NOx real vs NOx simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). Fuente: Autores.	80

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Valores orientativos de presión media efectiva máxima de distintos tipos de motor. Fuente: (Payri González & Desantes Fernández , 2011).....	6
Tabla 2. Unidades de medición de gases de escape. Fuente: Autores.	8
Tabla 3. Límites máximos de emisiones permitidos para fuentes móviles con motor de gasolina. (Prueba estática). Fuente: (NTE INEN 2204, 2002).....	9
Tabla 4. Límites máximos de emisiones permitidos para fuentes móviles con motor de gasolina. (Prueba dinámica). Fuente: (NTE INEN 2204, 2002).	10
Tabla 5. Tipos de funciones de transferencia. Fuente: (Contreras Urgilés & Fajardo Merchan, 2015).	13
Tabla 6. Ecuaciones para la caracterización de una señal. Fuente: (Delgado Calle, 2018).	16
Tabla 7. Especificaciones técnicas del banco dinamométrico Armfield CM11. Fuente: (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman , 2017).....	27
Tabla 8. Estado de niveles y fluidos de motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: Autores.	28
Tabla 9. Condiciones mecánicas y eléctricas iniciales del motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: Autores.	29
Tabla 10. Gases de escape iniciales del motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: Autores.	29
Tabla 11. Especificaciones técnicas del sensor de presión BOSCH 0261545050. Fuente: (Bosch, 2012).	33
Tabla 12. Valores de Presión y Voltaje para la caracterización del sensor de presión. Fuente: Autores.	34
Tabla 13. Pines de conexión de las señales de los sensores con la DAQ 6212 Fuente: Autores.	37
Tabla 14. Condiciones del motor para la toma de datos. Fuente: Autores.....	41
Tabla 15. Extracto de la base de datos de entrada para la RNA. Fuente: Autores.....	46
Tabla 16. Extracto de la matriz de datos característicos de las PME seleccionados para el ANOVA. Fuente: Autores.....	47

Tabla 17. Datos usados para realizar la regresión múltiple. Fuente: Autores.....	50
Tabla 18. Codificación de la matriz de salida para la aplicación de Random Forest. Fuente: Autores.	53
Tabla 19. Atributos más significativos para la PME. Fuente: Autores.....	55
Tabla 20. Extracto de la base de datos simplificada. Fuente: Autores.....	57
Tabla 21. Extracto de la base de datos de salida. Fuente: Autores.	57
Tabla 22. Parámetros de diseño de la red para la predicción de la carga y los gases de escape. Fuente: Autores.	59
Tabla 23. Nomenclatura de los datos característicos de las señales de entrada. Fuente: Autores.....	65
Tabla 24. Error de predicción para la carga. Fuente: Autores.	68
Tabla 25. Error de predicción para los gases de escape. Fuente: Autores.	70
Tabla 26. Resultados del ANOVA para los gases de escape. Fuente: Autores.	74
Tabla 27. Condiciones para adquirir las nuevas muestras. Fuente: Autores.....	74
Tabla 28. Error de predicción para la carga en las pruebas de 1700 y 2300 rpm. Fuente: Autores.....	75
Tabla 29. Error de predicción de los gases de escape en las pruebas de 1700 y 2300 rpm. Fuente: Autores.	76
Tabla 30. Resultados del ANOVA para los gases de escape a 1700 y 2300 rpm. Fuente: Autores.....	80

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Formula de la carga. Fuente: (Payri González & Desantes Fernández , 2011).	7
Ecuación 2. Ecuación característica del sensor. Fuente: Autores.	34
Ecuación 3. Formula del porcentaje de error. Fuente: (University of Iowa, 2017).	68

ÍNDICE DE ANEXOS

Figura A 1. Diseño de la bujía. Fuente: Autores.....	88
Figura A 2. Diseño de la cañería. Fuente: Autores.	88
Figura A 3. Diseño del sensor piezo-eléctrico Bosch. Fuente: Autores.....	88
Figura A 4. Diseño del disipador de calor. Fuente: Autores.....	89
Figura A 5. Plano de la bujía. Fuente: Autores.	89
Figura A 6. Plano del sensor piezo-eléctrico Bosch. Fuente: Autores.....	90
Figura A 7. Plano del disipador de calor. Fuente: Autores.	90
Figura A 8. Toma 2- Ralentí. Fuente: Autores.	92
Figura A 9. Toma 3- Ralentí. Fuente: Autores.	92
Figura A 10. Toma 4- Ralentí. Fuente: Autores.....	92
Figura A 11. Toma 5- Ralentí. Fuente: Autores.....	92
Figura A 12. Toma 6- Ralentí. Fuente: Autores.....	93
Figura A 13. Toma 7- Ralentí. Fuente: Autores.....	93
Figura A 14. Toma 8- Ralentí. Fuente: Autores.....	93
Figura A 15. Toma 2 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	93
Figura A 16. Toma 3 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	94
Figura A 17. Toma 4 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	94
Figura A 18. Toma 5 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	94
Figura A 19. Toma 6 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	94
Figura A 20. Toma 7 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	95
Figura A 21. Toma 8 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.	95
Figura A 22. Toma 2 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	95
Figura A 23. Toma 3 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	95
Figura A 24. Toma 4 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	96
Figura A 25. Toma 5 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	96
Figura A 26. Toma 6 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	96
Figura A 27. Toma 7 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	96
Figura A 28. Toma 8 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.	97
Figura A 29. Toma 2 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	97
Figura A 30. Toma 3 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	97

Figura A 31. Toma 4 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	97
Figura A 32. Toma 5 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	97
Figura A 33. Toma 6 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	98
Figura A 34. Toma 7 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	98
Figura A 35. Toma 8 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.	98
Figura A 37. Comparación de las medias de los resultados de CO real vs el CO simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	99
Figura A 39. Comparación de las medias de los resultados de CO ₂ real vs el CO ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	99
Figura A 41. Comparación de las medias de los resultados de HC real vs el HC simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	99
Figura A 43. Comparación de las medias de los resultados de O ₂ real vs el O ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	100
Figura A 45. Comparación de las medias de los resultados de NO _x real vs el NO _x simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	100
Figura A 47. Comparación de las medias de los resultados de CO real vs el CO simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	101
Figura A 49. Comparación de las medias de los resultados de CO ₂ real vs el CO ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	101
Figura A 51. Comparación de las medias de los resultados de HC real vs el HC simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	101
Figura A 53. Comparación de las medias de los resultados de O ₂ real vs el O ₂ simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	102
Figura A 55. Comparación de las medias de los resultados de NO _x real vs el NO _x simulado por el método de Tukey. Fuente: Autores.	102

1. INTRODUCCIÓN

La contaminación ambiental es considerado como uno de los problemas más grandes que actualmente se enfrenta el planeta y una de las causas de mayor impacto es la contaminación por fuentes móviles, ya que según (Gaona Sanchez & Garzon Ramirez, 2011) genera más del 60% de la contaminación a nivel mundial por la cantidad de gases que emanan, conscientes de esta problemática las Naciones Unidas desarrolló en Paris en el año 2016 un convenio sobre el cambio climático, donde se exige la cooperación y participación lo más amplia posible de todos los países con miras a reducir las emisiones mundiales de gases de efecto invernadero.

El Ecuador al formar parte de este convenio y ser un país en vías de desarrollo se ve fuertemente comprometido a implementar nuevas estrategias y tecnologías con la finalidad de reducir las emisiones contaminantes, debido a esto el Ecuador dispone las normativas NTE INEN 2203 y 2204 que establecen parámetros de control y procesos de medición de emisiones contaminantes de fuentes móviles a gasolina. De acuerdo a estudios se verifica que existen nuevos métodos para la medición y control de emisiones contaminantes producidas por fuentes móviles a nivel mundial, que todavía no se han aplicado en el país, entre ellos están, las redes neuronales artificiales (RNA) usadas para predecir las emisiones de gases escape.

Por lo que el presente proyecto técnico tiene como objetivo realizar un estudio sobre la predicción de emisiones contaminantes de gases de escape a través de la presión media efectiva de un motor de encendido provocado empleando el método de redes neuronales, para lo cual se utiliza como unidad experimental el motor Hyundai Accent del banco dinamométrico Armfield CM11 de la Universidad Politécnica Salesiana, que es sometido a diferentes condiciones de funcionamiento con la propósito de adquirir datos de la señal de los sensores y los gases de escape para elaborar una base de datos que sirve para la creación y entrenamiento de la red neuronal, misma que predice el porcentaje de carga y gases de escape de acuerdo a futuras condiciones que se someta el motor, los valores son comprobados y validados mediante un análisis experimental.

2. PROBLEMA

En el Ecuador concretamente en la ciudad de Cuenca según (Vera, 2016), del total de la contaminación ambiental, alrededor del 76% es generada por los vehículos debido a la cantidad de emisiones contaminantes de gases de escape que emanan, a pesar de ello existe la falta de estudios prácticos y de herramientas accesibles y viables que permitan medir y por consiguiente verificar que las emisiones contaminantes producidas por un MEP, se encuentren dentro del rango de los parámetros de control que se establece en la normativa NTE INEN 2204, por lo que se propone desarrollar investigaciones en las cuales se empleen métodos como las redes neuronales artificiales para la predicción de emisiones contaminantes que ayuden a garantizar la efectividad de estos valores

2.1. Importancia y alcances

Debido a que los gases de escape de un MEP son los que más contribuyen a la contaminación ambiental es necesario disponer de métodos alternativos que permitan medir, verificar y controlar dichos gases, por lo que con este proyecto técnico se busca es dar una alternativa viable y segura para validar los valores de emisiones contaminantes producto de la combustión de un MEP. Para ello se pretende crear un algoritmo general en el software MATLAB empleando el método de redes neuronales artificiales que permita variar las entradas a la red y las condiciones del motor para predecir los valores de gases de escape.

Además, este proyecto toma importancia puesto que tiene la finalidad de proporcionar una base de conocimientos para futuras investigaciones, debido a la falta de estudios que relacionan las redes neuronales artificiales con la predicción de emisiones contaminantes de gases de escape, usando parámetros importantes que están involucrados con el correcto funcionamiento del motor como son la PME, RPM, MAP entre otros.

Finalmente, este proyecto va dirigido a la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana, a través del Grupo de Investigación en Ingeniería de Transporte (GITT) para su línea de investigación en “Eficiencia Energética y Contaminación Ambiental”, además el contenido de este proyecto puede ser de

utilidad para las cátedras de Motores de Combustión Interna I y II, Termodinámica, Preparación de Vehículos para Competencia e Inyección a Gasolina, entre otras cátedras relacionadas con el tema.

2.2. Delimitación

El algoritmo diseñado en el presente proyecto permite predecir gases de escape, mediante el ingreso de datos característicos obtenidos de las señales de: PME, RPM, Carga y MAP de un MEP, el mismo que para ser usado como unidad experimental debe encontrarse en perfecto estado, es decir, con una correcta puesta a punto, ya que alguna alteración en el mismo puede generar datos de emisiones contaminantes erróneas.

El proyecto está diseñado para implementar en motores a gasolina, mismos posean un sistema de encendido que dispongan de cables de bujías, debido al diseño de los acoples para los sensores de presión, estos motores pueden estar dispuestos en bancos dinamométricos con frenos electromagnéticos en los cuales se puede controlar la carga y obtener con facilidad las señales de los sensores de dicho motor.

3. OBJETIVOS

3.1. General

- Predecir las emisiones contaminantes, a través de la presión media efectiva empleando redes neuronales artificiales, para la validación de los valores de gases de escape en motores de encendido provocado.

3.2. Específicos

- Realizar una revisión bibliográfica, investigando todo lo referente a la predicción de emisiones de gases de escape relacionado con las redes neuronales artificiales, para el conocimiento del estado del arte en el que se encuentra.
- Adquirir datos de la PME, RPM, Carga y MAP de un MEP, utilizando un sensor piezo-eléctrico de presión y los diferentes sensores dispuestos en el motor, para la elaboración de una base de datos.
- Diseñar un algoritmo en el software Matlab, mediante el método de redes neuronales artificiales, para la creación y entrenamiento de la red neuronal.
- Ingresar la base de datos, mediante el algoritmo, para la obtención y simulación de los valores de gases de escape pronosticados (CO, CO₂, O₂, HC y NO_x)
- Validar los resultados, mediante un análisis experimental, para la obtención del porcentaje de error de los valores pronosticados.

4. REVISIÓN LITERARIA O FUNDAMENTOS TEÓRICOS O ESTADO DEL ARTE

4.1. Motores de encendido provocado (MEP)

4.1.1. Definición

Un motor de encendido provocado (MEP) es una máquina, “en el cual la combustión se consigue al hacer saltar una chispa entre dos electrodos de una bujía” (Payri González & Desantes Fernández , 2011, pág. 27), la chispa deberá generarse en el instante adecuado, para que la combustión sea eficiente. En la figura 1 se aprecia los ciclos de funcionamiento de un MEP.

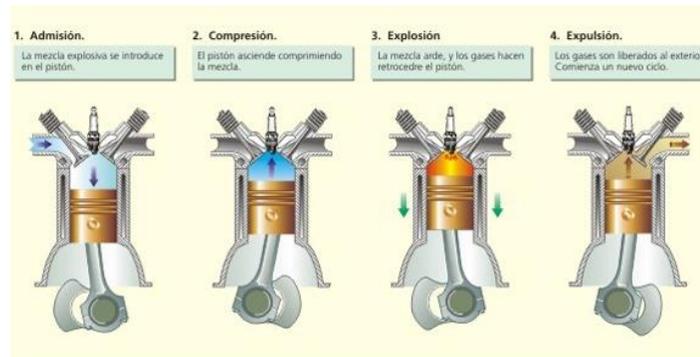


Figura 1. Ciclo funcional de un MEP. **Fuente:** (albatecnologia , 2011).

En los MEP, de acuerdo al proceso de alimentación se tiene dos tipos: los motores denominados de mezcla homogénea donde “la mezcla de aire y combustible se realiza fuera del cilindro durante el proceso de admisión” y los de mezcla heterógama en los cuales se introduce “únicamente aire durante el proceso de admisión y el combustible se introduce durante la compresión directamente al cilindro” (Payri González & Desantes Fernández , 2011, pág. 27).

4.1.2. Presión media efectiva

Se define a la Presión Media Efectiva (PME) como un valor promedio de las presiones que se producen dentro del cilindro en la fase de combustión y expansión. Además, la PME “es una presión constante que durante la carrera de expansión produciría un trabajo igual al trabajo efectivo”, (Payri González & Desantes Fernández ,

2011, pág. 63). Los valores orientativos de presión media efectiva se observan en la tabla 1.

Tabla 1. Valores orientativos de presión media efectiva máxima de distintos tipos de motor. **Fuente:** (Payri González & Desantes Fernández, 2011).

	Motor MEP	PME (Bar)
4 T	Competición	16
	Atmosféricos	13
	Sobrealimentados	17
2T	2T pequeño tamaño	12

4.1.3. Variación de la presión en el cilindro en función del giro del cigüeñal

Para interpretar el ciclo de funcionamiento de un MEP, se estudia el cambio de presión en el interior del cilindro frente al ángulo recorrido por el cigüeñal, se representa “en las abscisas el giro del cigüeñal contado desde el comienzo de la admisión, y en las ordenadas las presiones en el interior del cilindro durante el desarrollo de un ciclo completo”, (Universidad de Castilla-La Mancha, 2015, pág. 22) como se observa en la figura 2.

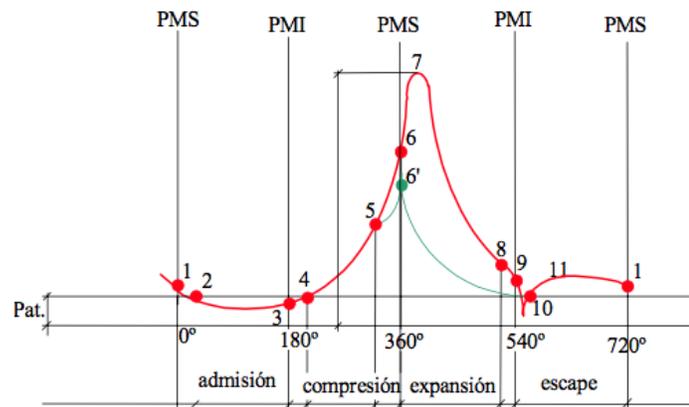


Figura 2. Diagrama de presiones en función del giro del cigüeñal. **Fuente:** (Universidad de Castilla-La Mancha, 2015).

4.1.4. Porcentaje de carga

El porcentaje de carga “cuantifica lo que proporciona el motor comparado con el máximo que puede dar. Aplicado a la potencia, es la proporcionada en unas

determinadas condiciones de funcionamiento, con respecto al máximo posible del motor a ese mismo régimen” (Payri González & Desantes Fernández , 2011, pág. 51), el porcentaje de carga se define como:

$$\alpha = \frac{N_e}{N_{e,max}} \quad (1)$$

Ecuación 1. Formula de la carga. **Fuente:** (Payri González & Desantes Fernández , 2011).

“La carga junto con el régimen de giro o velocidad media del pistón, son los parámetros elementales más representativos de las condiciones operativas del motor” (Payri González & Desantes Fernández , 2011).

4.2. Emisiones contaminantes de fuentes móviles

4.2.1. Definición

Las emisiones contaminantes de fuentes móviles son sustancias, productos de una reacción química, emitidas al medio ambiente en una cierta concentración que, en el caso de los MEP, son el resultado de la combustión aire-combustible en el interior del cilindro y expulsados por el escape al medio ambiente, como se aprecia en la figura 3.



Figura 3. Emisiones contaminantes de vehículos. **Fuente:** (González, 2016).

4.2.2. Principales emisiones de gases de escape producidas por un MEP

- **Monóxido de carbono (CO).** “El monóxido de carbono se forma cuando la mezcla de combustible es rica y hay poco oxígeno para quemarlo. Entre más rica sea la mezcla de combustible, mayor será la cantidad de CO que se produce” (Blancarte, 2011).
- **Dióxido de carbono (CO2).** El dióxido de carbono CO2 no es considerado como un gas tóxico, pero en una gran parte provoca el calentamiento global. Se

produce al ser quemado el combustible que contiene carbono y al ser combinado con el oxígeno aspirado.

- **Hidrocarburos no combustionados(HC).** “Las emisiones de hidrocarburos son gasolina sin quemar y vapores de aceite. Se generan por una mala ignición, un pobre encendido, pérdida de compresión o por un motor desgastado lo que causa que queme aceite” (Blancarte, 2011).
- **Óxidos de nitrógeno(NOx).** “Aunque normalmente es inerte y no se involucra directamente en el proceso de ignición, en temperaturas de combustión por arriba de los 1370°C el oxígeno y el nitrógeno se combinan para formar varios componentes llamados *óxidos de nitrógeno*” (Blancarte, 2011).

4.2.3. Índices de emisiones contaminantes

“Las concentraciones de emisiones contaminantes de gases de escape del motor son medidas usualmente en partes por millón o porcentaje por volumen. Las emisiones específicas son la relación del flujo másico de contaminante por unidad de potencia de salida” (Castaño & Patiño Jaramillo, 2003, pág. 29). En la tabla 2 se presentan las unidades de medición de los diferentes gases de escape.

Tabla 2. Unidades de medición de gases de escape. **Fuente:** Autores.

Gas de escape	Unidad de medición
CO	%
CO2	%
HC	ppm
O2	%
NOx	ppm

4.2.4. Valores máximos permitidos de emisiones para fuentes móviles de un motor a gasolina

4.2.4.1. Prueba estática

“Toda fuente móvil con motor de gasolina, durante su funcionamiento en condición de marcha mínima o ralentí y a temperatura normal de operación, no debe emitir al aire monóxido de carbono (CO) e hidrocarburos (HC)” (INEN, 2002, pág. 4); en la tabla 3, se indican los valores permitidos de acuerdo a la norma.

Tabla 3. Límites máximos de emisiones permitidos para fuentes móviles con motor de gasolina. (Prueba estática). **Fuente:** (NTE INEN 2204, 2002).

Año modelo	% CO*		ppm HC*	
	0 - 1 500 **	1 500 - 3 000 **	0 - 1 500 **	1 500 - 3 000 **
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	1 000	1 200
* Volumen				
**Altitud = metros sobre el nivel del mar (msnm).				

4.2.4.2. Prueba dinámica

“Toda fuente móvil con motor de gasolina no debe emitir al aire monóxido de carbono (CO), hidrocarburos (HC), óxidos de nitrógeno (NOx) y emisiones evaporativas, en cantidades superiores a las indicadas en la Tabla 4” (NTE INEN 2204, 2002).

Tabla 4. Límites máximos de emisiones permitidos para fuentes móviles con motor de gasolina. (Prueba dinámica). **Fuente:** (NTE INEN 2204, 2002).

Categoría	Peso bruto del vehículo (Kg)	CO g/km	HC g/km	HC + NOx g/km	NOx	PM	Ciclos de prueba	Evaporativas g/ensayo SHED
M1		2,3	0,2		0,15			2
N1	CL1 ≤1305	2,3	0,2		0,15		ECE 15 + EUDC	2
	CL2 >1320 < 1760	4,17	0,25		0,18			2
	CL3 > 1760 ≤ 3500	5,22	0,29		0,21			2

* Prueba realizada a nivel del mar.

4.3. Redes Neuronales Artificiales (RNA)

4.3.1. Definición

Una red neuronal artificial (RNA), “es un sistema computacional compuesto por un gran número de elementos simples interconectados masivamente en paralelo y organización jerárquica, que procesan la información por medio de su estado dinámico como respuestas a entradas externas” (Morales Ramos, 2004, pág. 84). En la figura 4 se muestra la arquitectura de una red neuronal.

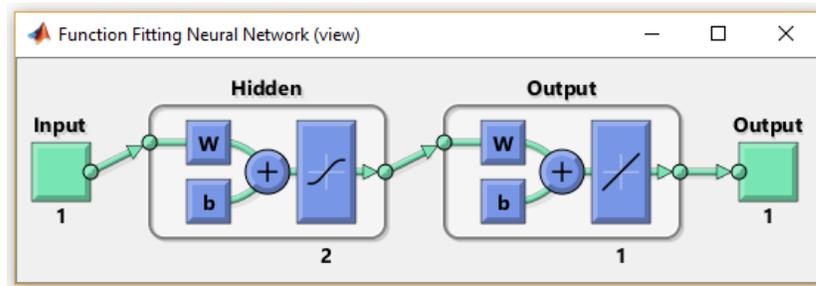


Figura 4. Redes neuronales en Matlab. **Fuente:** (Proyecto gio, 2017).

4.3.2. Clasificación

Las redes neuronales artificiales (RNA), se clasifican de acuerdo a sus parámetros de diseño según su: Arquitectura y Aprendizaje.

4.3.2.1. Según su arquitectura

De acuerdo a su arquitectura, la disposición y conexión entre neuronas de una RNA depende de: “el número de capas, el tipo de las capas, que pueden ser ocultas o visibles,

de entrada o de salida y la direccionalidad de las conexiones de las neuronas” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 3).

- **Redes monocapa.** - “Cuentan con una capa de neuronas, que intercambian señales con el exterior y que constituyen a un tiempo la entrada y la salida del sistema.” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 3)
- **Redes multicapa.** - Este tipo de RNA se forman a partir de dos o más capas conectadas entre sí, como se indica en la figura 5.

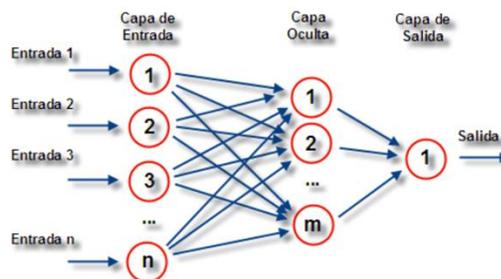


Figura 5. Redes multicapa. **Fuente:** (Galán Asensio & Martínez Bowen).

De acuerdo a las conexiones entre capas se existe una subdivisión:

- **Redes con conexiones hacia delante:** “Este tipo de redes contienen solo conexiones entre capas hacia delante. Esto implica que una capa no puede tener conexiones a una que reciba la señal antes que ella” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 3).
- **Redes con conexiones hacia atrás:** “En este tipo de redes pueden existir conexiones de capas hacia atrás y por tanto la información puede regresar a capas anteriores” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 4).

4.3.2.2. Según el aprendizaje

“El aprendizaje se basa en que la RNA ejecute los patrones de forma iterativa hasta que se muestren respuestas satisfactorias, es decir, los pesos sinápticos se ajustan para dar respuestas óptimas para el conjunto de patrones de entrenamiento” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 4).

Existen tres tipos de aprendizaje:

1. **Supervisado:** “la red dispone de los patrones de entrada y de salida que se desea obtener para esa entrada, y en función de ellos se modifican los pesos de las sinopsis para ajustar la entrada a la salida” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 4).
2. **No Supervisado:** “consiste en no proporcionar a la red los patrones de salida, sino sólo los de entrada y dejar que la red los clasifique en función de características comunes que encuentre entre ellos” (Galán Asensio & Martínez Bowen, pág. 4).
3. **Híbrido:** “No se proporcionan los patrones objetivo, sino que sólo se dice si la respuesta acierta o falla ante un patrón de entrada” (Galán Asensio & Martínez Bowen).

4.3.3. Componentes de una RNA.

Las RNA están constituidas por neuronas interconectadas entre sí, agrupadas en capas de la siguiente manera:

- **Capa de entrada.** -Son las señales que ingresan a la RN, estas pueden ser provenientes de sensores u otros medios.
- **Capa de salida.** - Son los valores que salen de la RN, una vez realizado el respectivo procesamiento de la información.
- **Capas ocultas.** - Son las encargadas de realizar el procesamiento de la señal, el número de capas ocultas depende del número de datos que se procese, en la figura 6 se observa los componentes de una red neuronal.

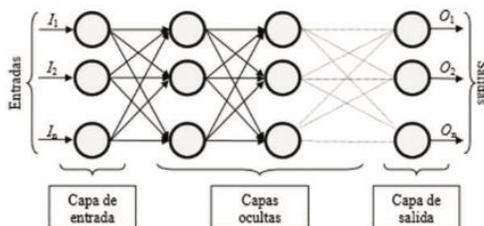


Figura 6. Componentes de una RN. **Fuente:** (Contreras Urgilés & Fajardo Merchan, 2015).

4.3.4. Funcionamiento de una RNA

El funcionamiento de una red neuronal artificial, “consiste en la transformación de los valores de las entradas a través de las conexiones, en una salida. La salida se obtiene a partir de una función de propagación, y una función de activación” (Figueres Moreno, 2012, pág. 1)

- **Función de propagación.** – “Consiste en el sumatorio de todas las entradas multiplicadas por los pesos de las conexiones, más un valor de sesgo o *bias*” (Figueres Moreno, 2012, pág. 1).
- **Funciones de transferencia.** – “La función de transferencia o activación calcula el estado de actividad de una neurona que transforma una entrada global en un valor de activación cuyo rango va normalmente de 0 a 1 o de -1 a 1” (Figueres Moreno, 2012, pág. 1), es decir puede estar inactiva en 0 o -1 y activa en 1. La tabla 5 presenta las diferentes funciones de transferencia.

Tabla 5. Tipos de funciones de transferencia. **Fuente:** (Contreras Urgilés & Fajardo Merchan, 2015).

Tipo de función	Expresión matemática	Interpretación gráfica
Función lineal	$f(x) = \begin{cases} -1 & x \leq -1/a \\ a \cdot x & -1/a < x < 1/a \\ 1 & x \geq 1/a \end{cases}$ <p>con $x = g_{in_i} - \theta_i$, y $a > 0$</p>	
Función sigmoidea	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-gx}}, \text{ con } x = g_{in_i} - \theta_i$	
Función tangente hiperbólica	$f(x) = \frac{e^{gx} - e^{-gx}}{e^{gx} + e^{-gx}}, \text{ con } x = g_{in_i} - \theta_i$	

4.3.5. Entrenamiento de la Red Neuronal

La finalidad de realizar el entrenamiento de una red neuronal, es la de ser capaz de representar el comportamiento de los datos, de acuerdo a una condición que se le otorgue a la red, que reduce cada vez el error de la salida simulada a comparación de la salida de los datos reales. “Para la optimización de la red neuronal, se emplean diferentes métodos de ajuste de parámetros de la red (pesos de las conexiones y sesgo de las neuronas), a partir de unos valores aleatorios, o predefinido” (Figueres Moreno, 2012, pág. 2)

4.3.6. Sobreaprendizaje de la Red Neuronal

Es considerado como un problema del proceso de entrenamiento, ya que el sobreaprendizaje afecta el entrenamiento de una red neuronal. “Dado un conjunto de datos, es posible que la RNA reproduzca bien el comportamiento de dichos datos, pero no el de datos nuevos. Este problema se acentúa en el caso de que los datos tengan ruido o errores” (Figueres Moreno, 2012, pág. 3)

Existen varias maneras de impedir el sobreaprendizaje:

- Tener una base de datos amplia para el entrenamiento.
- Emplear una RNA más robusta para reducir el ruido
- Modificar los parámetros de diseño.

4.3.7. Datos de entrenamiento, validación y test

Los datos de entrenamiento, validación y test son aquellos que: “se utilizan para el ajuste de los parámetros de la red, para determinar si el proceso de entrenamiento es el correcto y para realizar una prueba una vez finalizado el entrenamiento” (Figueres Moreno, 2012, pág. 4).

“La división de los datos es normalmente un 80% de datos de entrenamiento, un 10% de validación y un 10% de test, aunque la elección de dichos porcentajes depende del número de datos disponible y de su distribución” (Figueres Moreno, 2012, pág. 4).

4.3.8. Normalización de los datos

Cuando se tiene valores de datos grandes y distantes es necesario normalizar los mismos para lograr que el entrenamiento sea lo más eficiente posible ya que al realizar este proceso los datos están en un rango similar.

Se normaliza los datos de manera que se hallen dentro de un mismo rango, ejemplo, “escalando todos los datos de una cierta variable al rango [-1, 1]; o al hacer que los datos se encuentren centrados en 0 con una desviación típica de 1” (Figueres Moreno, 2012, pág. 6).

4.3.9. Simulación de una Red Neuronal

La simulación es el proceso de comprobar el funcionamiento de una red neuronal al dar datos de entrada y salida, “estos datos pueden ser datos empleados en el entrenamiento o datos nuevos de los cuales se desee tener una predicción” (Figueres Moreno, 2012, pág. 6).

“La validación cruzada se elabora para datos de entrenamiento, validación, test con el objetivo de comprobar la existencia de un sobreaprendizaje por parte de la RNA” (Delgado Calle, 2018, pág. 44). La figura 7 muestra la estadística para la validación de una RNA.

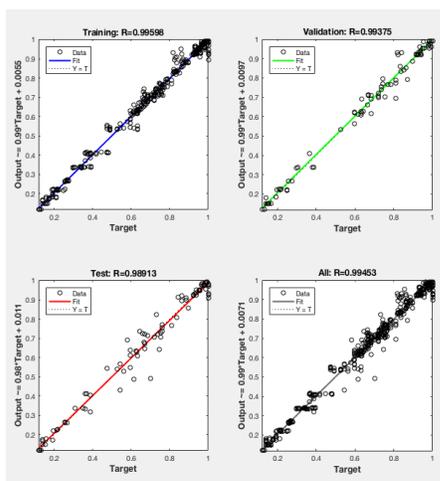


Figura 7: Simulación de una Red Neuronal: **Fuente:** (Figueres Moreno, 2012).

4.3.10. Ventajas generadas al aplicar las RNA

De acuerdo a su constitución las redes neuronales presentan varias características similares a las del cerebro humano. Por ejemplo, “son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de errores anteriores a nuevos casos, de contener características esenciales a partir de entradas que representan información precisa, etc.” (Matich, 2001, pág. 8). Todo esto ha hecho que las RNA presenten numerosas ventajas y se las aplique en diversos campos.

Entre las ventajas importantes según Matich (2001) se tiene:

- Resolución de problemas no lineales.
- Adaptación al aprendizaje.
- Organización automática.
- Proceso computacional en tiempo real.
- Fácil aplicación en nuevas tecnologías.

4.4. Caracterización y atributos de una señal

La caracterización y atributos de una señal son la cantidad de parámetros que se necesita para diferenciar una señal (Delgado Calle, 2018, pág. 28). A continuación, en la tabla 6 se visualiza las ecuaciones de los modelos que se emplea para el análisis de las señales.

Tabla 6. Ecuaciones para la caracterización de una señal. **Fuente:** (Delgado Calle, 2018).

Modelo	Ecuación
Rango	$R = V_{max} - V_{min}$
Energía	$E = \sum_{n=N_1}^{N_2} x(n) ^2$
Potencia	$P = \frac{1}{N_2 - N_1 + 1} \sum_{i=N_2}^{N_2} X_n^2$

Raíz Media Cuadrática	$RMS = \sqrt{\frac{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2}{n}}$
Media Geométrica	$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_n}{n}$
Covarianza	$S_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n}$
Desviación Estándar	$\sigma = \sqrt{\sum \frac{(X_n - \bar{X})^2}{n - 1}}$
Coefficiente de Variación	$CV = \frac{\sigma}{\bar{X}} * 100\%$
Coefficiente de asimetría	$CA = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \cdot \sum_{i=1}^n \left[\frac{X_n - \bar{X}}{\sigma} \right]^3$
Varianza	$\sigma^2 = \sum \frac{(X_n - \bar{X})^2}{n - 1}$
Mediana	$Me = L_i + \frac{\frac{N}{2} - f_i - 1}{f_i} * a_i$
Moda	$Mo = L_i + \frac{f_i - f_{i-1}}{(f_i - f_{i-1}) + (f_i - f_{i+1})} \cdot a_i$
Factor de Kurtosis	$\alpha^4 = \frac{\mu^4}{\sigma^4} = \frac{\frac{1}{n} \sum (X_n - \bar{X})^4}{\left(\sqrt{\frac{\sum (X_n - \bar{X})^2}{n - 1}} \right)^4}$
Factor Cresta	$Fc = \frac{V_{max}}{\sqrt{\frac{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2}{n}}}$
Área bajo la curva	

	$\int_a^b f(x) dx \approx \frac{h}{2} \left[f(a) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_k) + f(b) \right]$
Entropía	$E = \sum_{i=1}^n [x_n^2(i) \cdot \log(x_n^2(i))]$
<p>Donde:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Vmax= representa el valor máximo de un conjunto de muestras “n” • Vmin= el valor mínimo de un conjunto de muestras “n” • N2 - N1= representa el rango de medición en un número de muestras • Xn=el valor muestral • Li= representa el límite inferior donde se encuentra la mediana • N/2= la semisuma de las frecuencias absolutas • Fi - 1= frecuencia acumulada • ai= amplitud de la clase • fi= frecuencia absoluta de la clase modal • fi-1= frecuencia inferior a la clase modal • n= número de muestras de la serie temporal de entrada 	

4.5. Software MATLAB

Es un sistema interactivo que no requiere dimensionamiento para su matriz. Este programa resulta de ayuda para los usuarios de tal manera que se logre resolver muchos problemas numéricos en una fracción del tiempo en lenguajes como C++, BASIC o FORTRAN. (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman , 2017, pág. 15)

“MATLAB combina un entorno de escritorio en sintonía para los procesos de análisis y diseño iterativos con un lenguaje de programación matemática que expresa las matemáticas de matrices y arrays directamente”. (The MathWorks, Inc, 2018)

El software MATLAB de acuerdo a MathWorks (2018), se emplea de las siguientes formas:

- Fácil aprendizaje.
- Visión artificial.
- Tratamiento de señales.
- Finanzas cuantitativas y gestión de riesgos.
- Robótica.
- Sistemas de control. (The MathWorks, Inc, 2018)

4.6. Software LABVIEW

“LabVIEW es un software de ingeniería diseñado para aplicaciones que requieren pruebas, medidas y control con acceso rápido a información de datos y hardware” (National Instruments Corporation, 2018).

LabVIEW consta de herramientas muy potentes para crear aplicaciones que no necesitan líneas de código, el programa construye interfaces de usuario rápidamente, luego se especifica las funciones del sistema al crear diagramas de bloques, de esta manera se desarrollan aplicaciones de medida, control y automatización, que permite el monitoreo de procesos y control de algunos elementos, por ejemplo: se utiliza para controlar los sistemas de monitoreo y fallas de un motor; por lo general es manejado en procesamientos digitales de señales (wavelets, Transformada de Fourier, Total Distorsion Harmonic TDH). De tal manera que se obtiene resultados en tiempo real. (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman , 2017, pág. 14)

4.7. Banco de ensayo de motores

Para realizar investigaciones en motores de encendido provocado, es necesario disponer de bancos de ensayo, en el cual observar los parámetros de funcionamiento y también realizar una serie de pruebas con el objetivo de encontrar las variables que mejoren el desempeño de un motor. “Las pruebas principales son las que sirven para obtener los valores relativos al par motor, la presión media efectiva, la potencia desarrollada, el consumo específico de combustible, los diferentes rendimientos, así como la composición de los gases de escape” (Saila, 2008)

4.7.1. Freno dinamométrico para bancos de ensayo

Los bancos de ensayo están equipados con frenos dinamométricos los cuales, al aplicar una resistencia al giro del árbol motriz, simulan la carga aplicada a un motor por lo que permiten determinar el par y la potencia del mismo. (Saila, 2008)

Los frenos dinamométricos según Saila (2008) que generalmente se utilizan son:

- Frenos de fricción.

- Frenos hidráulicos.
- Frenos de paletas.
- Frenos eléctricos. (Saila, 2008)

4.7.1.1. Frenos de fricción

Se caracterizan debido a que un ordenador controla los actuadores y los elementos de medida mediante ensayos de duración limitada. El freno comprende un disco móvil, unido al eje motor y preferentemente perforado para su refrigeración, sobre el que deslizan dos elementos rígidos fijos creando por rozamiento, un par resistente que es medido mediante una célula de carga. Estos elementos son accionados contra el disco móvil electromagnéticamente. (España Patente nº WO/1999/067616 , 1999), en la figura 8 se observa el freno de fricción electromagnético.



Figura 8. Freno de fricción electromagnético. **Fuente:** Autores.

4.8. Análisis estadístico

El análisis estadístico es un conjunto de técnicas que detectan patrones de comportamiento de un conjunto de datos de una muestra cuando los datos son extensos, a continuación, se detallan los análisis estadísticos que se utilizan en el presente proyecto técnico:

4.8.1. Análisis de la varianza (ANOVA)

El análisis de varianza o ANOVA, comprueba la hipótesis en donde las medias de dos o más grupos de datos son similares o diferentes. “La hipótesis nula establece que

todas las medias de las muestras son iguales, mientras que la hipótesis alternativa establece que al menos una es diferente” (Copyright © 2017 Minitab Inc. , 2017).

4.8.2. Random Forest

“Random Forest es un método de clasificación basado en la realización de múltiples árboles de decisión sobre muestras de un conjunto de datos” (Vaquerizo, 2011). La característica principal del Random Forest es que tiene la capacidad de medir la importancia de las variables de una matriz de datos. Básicamente el método Random Forest selecciona al azar un subconjunto de los atributos para luego volver a seleccionar el mejor corte entre estos. Repite el proceso en cada uno de los árboles para así construir un bosque. Todos los árboles son usados en el resultado final a partir del promedio de los resultados de cada uno de los árboles. (Vaquerizo, 2011)

4.8.3. Análisis de Regresión Lineal Múltiple

Este método estadístico establece “la relación que se produce entre una variable dependiente (Y) y un conjunto de variables independientes (X1, X2, ... XK). El análisis de regresión lineal múltiple, a diferencia del simple, se aproxima más a situaciones de análisis real” (Rodríguez Jaume & Mora Catalá, 2016, pág. 109).

4.9. Estado del arte del uso de RNA para la predicción de emisiones contaminantes

La contaminación ambiental por fuentes móviles es uno de los parámetros primordiales que se trata a nivel mundial, por lo que se requiere de estudios prácticos con métodos que conlleven al control y reducción de emisiones contaminantes. Actualmente en la Universidad Politécnica Salesiana no se han realizado estudios relacionados con la predicción de emisiones de escape que apliquen redes neuronales, por lo que se ha propuesto el presente estudio con el fin de obtener un método adicional para la medición de las emisiones de escape de un MEP, donde se consideran parámetros importantes que influyen directamente en el funcionamiento del motor como la PME, la Carga, las RPM y el MAP.

4.9.1. RNA y predicción de gases de escape

Las redes neuronales artificiales según (Narvález, Sierra Vargas, & Montenegro Mier, 2012), es un método que se utiliza como un clasificador de datos para la predicción de eventos que puede suscitarse bajo ciertas circunstancias, en el campo automotriz es empleado para la predicción de posibles fallas en el motor, al tener en cuenta ciertos parámetros que se obtienen de forma experimental, en base a datos reales de entrada y salida de los sistemas.

Las RNA según Narvález, Sierra Vargas, & Montenegro Mier (2012), “se han constituido en una de las áreas de la inteligencia artificial que ha despertado mayor interés en los últimos años y en una herramienta general para abordar una amplia clase de problemas de identificación de sistemas dinámicos” (pág. 47)

4.9.2. Modelos de RNA para la predicción de emisiones contaminantes

En el año 2006 (Sayin, Ertunc, Hosoz, Kilicaslan, & Canakci, 2006) desarrollan un modelo de RNA para determinar el rendimiento y las emisiones en un motor a gasolina, donde emplean los datos recopilados en pruebas de estado estacionario. En el modelo, el 70% del conjunto de datos se asigna aleatoriamente como el conjunto de entrenamiento, mientras que el 30% restante se emplea para probar el rendimiento de las predicciones de la RNA. A continuación, en la figura 9 se observa la arquitectura de la Red Neuronal.

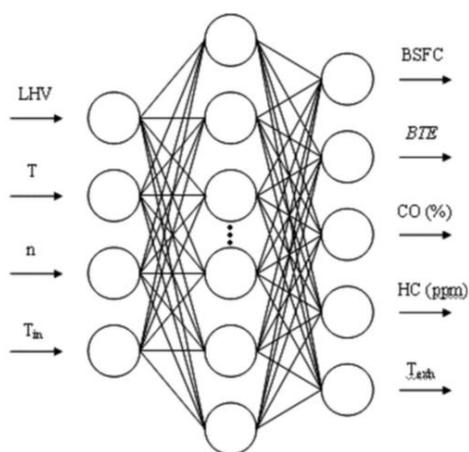


Figura 9. Estructura de la RNA. **Fuente:** (Sayin, Ertunc, Hosoz, Kilicaslan, & Canakci, 2006).

La RNA está conformada por 3 capas, una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, donde las entradas son: el valor de calentamiento (LHV) de la gasolina, el par del motor (T), la velocidad del motor (n) y la temperatura de entrada del aire (Tin). Las salidas de la RNA son las emisiones de BSFC, BTE, CO y HC, y la temperatura en el tubo de escape (Texh).

El rendimiento de una RNA está influenciado directamente por las características que se le asigne a la red, como el tipo de red, número de capas ocultas, el número de nodos en cada capa oculta, el número de neuronas, el tipo de entrenamiento y error con diferentes configuraciones y la función de transferencia.

Las predicciones de la RNA para el rendimiento y las emisiones de escape del motor de gasolina probado, arrojaron un buen rendimiento estadístico con coeficientes de correlación en el rango de 0.983-0.996, error medio relativo (MRE) en el rango de 1.41-6.66% y valores del error cuadrático medio (RMSE) bastante bajos. En consecuencia, con el uso de la RNA, el rendimiento y las emisiones de escape de los motores de combustión interna se verifican fácilmente al realizar solo un número limitado de pruebas en lugar de un estudio experimental detallado, con lo que se ahorra el esfuerzo de ingeniería como los fondos. (Sayin, Ertunc, Hosoz, Kilicaslan, & Canakci, 2006)

De igual forma Narváez, Sierra Vargas, & Montenegro Mier (2012), utilizan un modelo basado en redes para predecir emisiones en un motor diésel que opera con biodiesel de higuera, donde emplean una matriz de datos de entrada y salida que se obtiene de forma experimental.

A continuación, en la figura 10 se presenta el modelo esquemático de la arquitectura de la RNA.

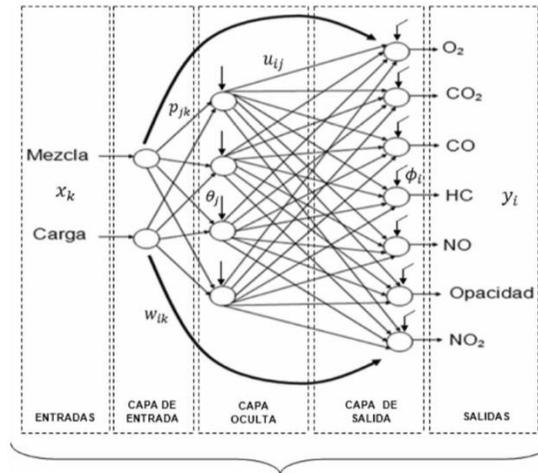


Figura 10. Estructura de la RNA. **Fuente:** (Narváez, Sierra Vargas, & Montenegro Mier, 2012).

La RNA está conformada por 3 capas, una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, donde las entradas son la mezcla de biodiesel y la carga del motor, las salidas de la RNA son el O₂, CO₂, CO, HC, NO, Opacidad, NO₂.

El tipo de red usado es un modelo que utiliza una arquitectura *Feed Forward*, para conocer el comportamiento de las emisiones de un motor diésel estacionario en relación a las variables de entrada. El entrenamiento de la red neuronal y la validación del modelo se realizan mediante el programa NNModel.

Este modelo de RNA según Narváez, Sierra Vargas, & Montenegro Mier (2012), “es el más adecuado para determinar los valores de emisiones de gases en el motor de combustión para mezclas no medidas experimentalmente con un error mínimo de correlación (pág. 60).

Por otra parte, Nova Garcia (2018), con el objetivo de verificar las variables que inciden en la masa emitida por cada contaminante en un determinado tiempo, aplica modelos de RNA para la predicción de emisiones de autobuses urbanos en ciertas rutas, mediante el desarrollo de un modelo de RNA, tratar de predecir el caudal que se emite en un instante de acuerdo a los valores de entrada, que son proporcionados por el Instituto de Investigación del Automóvil (INSIA) de Madrid.

Para analizar los datos y obtener el modelo de la RNA utiliza la herramienta Neural

Networks y el software Rstudios. Donde el tipo de red empleada es una red de propagación de la parte posterior de la capa oculta, que no es más que un modelo estadístico no lineal. El modelo esquemático de la arquitectura de esta RNA se ilustra en la figura 11.

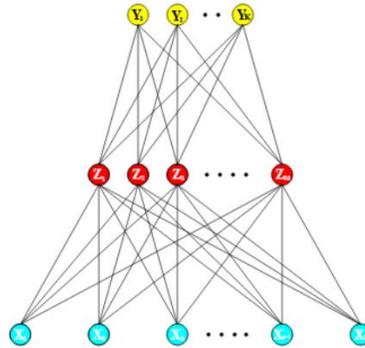


Figura 11. Modelo esquemático de la arquitectura de la RNA. **Fuente:** (Nova Garcia, 2018).

Donde las X representan la capa de entrada, la Z la capa oculta y la Y capa de salida, como entrada definen las variables de condiciones ambientales, medidas posicionales, datos cinemáticos, datos temporales, emisiones, partículas, de las cuales se realiza un análisis para determinar las variables más influyentes. Las variables de salida más determinantes son las emisiones. También realizan modelos con retardos con el objetivo de reducir el error de predicción, ya que, en el modelado, las variables ambientales provocan predicciones constantes que desestabilizan el modelo. Esto se debe al tipo de predicción que se usa, en este caso una red de propagación. (Nova Garcia, 2018)

Por último, a la vista de los resultados de esta investigación, se concluye que:

La variable que tiene más importancia en los ensayos realizados es la del caudal de los gases del instante anterior (1 segundo) seguida de las variables cinemáticas y del caudal retrasado 2 segundos. De hecho, los mejores resultados se obtienen con el caudal retrasado 1 segundo. A la vista de lo comentado con anterioridad, no se incluye las variables ambientales en este apartado de importancia, puesto que como se ha comentado, empobrecen el ensayo y lo hacen peor. (Nova Garcia, 2018)

5. MARCO METODOLÓGICO

El proyecto inicia desde la puesta a punto de la unidad experimental que en este caso es el motor del banco dinamométrico Armfield CM11, donde se realiza la adaptación de sensores de presión mediante acoples en las bujías para la obtención de las señales de la PME de cada cilindro, estas señales son procesadas en el programa LabVIEW mediante el software de adquisición y visualización de datos del banco dinamométrico, también se obtienen los atributos de cada señal de los que se efectúa un análisis estadístico con el objeto de determinar la importancia de cada atributo, por último, se adquieren los valores de los gases de escape a diferentes condiciones del motor, que junto con los datos característicos de la señal conforman una base de datos simplificada con la que se diseña la RNA. En la figura 12 se presenta el diagrama de flujo del proceso de desarrollo de la elaboración de la base de datos.

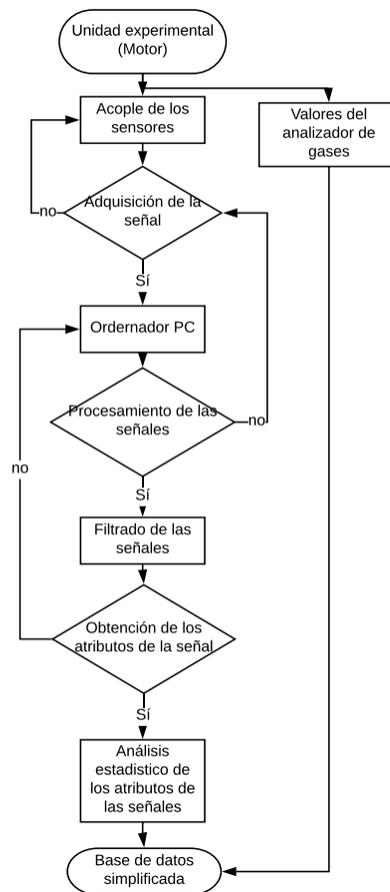


Figura 12. Diagrama de flujo del proceso para la adquisición de datos. **Fuente:** Autores.

5.1. Estado actual del banco dinamométrico Armfield modelo CM11.

El banco dinamométrico Armfield CM11 se emplea para el uso investigativo en el ámbito estudiantil y en proyectos de titulación, los cuales tienen la finalidad de adquirir datos sobre: la potencia, torque, señales de sensores de los diferentes sistemas del motor, entre otros. Este banco dinamométrico ha sido modificado su diseño original con el fin de implementar diferentes tipos de motor, en la actualidad se encuentra ubicado un motor Hyundai Accent 1600, además está conformado por un freno electromagnético, dos unidades de control electrónico que son una ECU Haltech y la ECU original del motor Hyundai Accent, una tarjeta de adquisición de datos NI DAQ 6212, etc.

El motor es controlado por una PC en la cual se encuentra incorporado un programa de control desarrollado en el software LabVIEW, a través del cual se realizan funciones como: el apagado y encendido del motor, cambiar de unidades de control para el motor, controlar y medir los diferentes sensores, poner el motor en diferentes condiciones de funcionamiento, medir la potencia y carga del motor, etc. También, el software del banco dinamométrico permite observar el estado del motor a través de sus diferentes sensores, de los cuales se obtiene su gráfica y respectivos valores

5.1.1. Especificaciones técnicas del banco dinamométrico Armfield

Las especificaciones técnicas del banco dinamométrico Armfield CM11 y de los elementos que lo componen se encuentran detalladas en la tabla 7:

Tabla 7. Especificaciones técnicas del banco dinamométrico Armfield CM11. **Fuente:** (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman, 2017).

SOFTWARE Y COMUNICACIÓN	
NOMBRE	ArmSoft
INTERFAZ	MI-Diag
DIMENSIONES DEL BANCO DINAMOMÉTRICO	
ALTURA [mm]	1250
LARGO [mm]	2200
ANCHO [mm]	950
FRENO DINAMOMÉTRICO	
FABRICANTE	KLAM
MODELO	K40

POTENCIA MÁXIMA [KW]	60
TORQUE MÁXIMO [Nm]	145
VOLTAJE [V]	220-240
FRECUENCIA [Hz]	50-60
FUSIBLES [Amp]	20
MOTOR HYUNDAI ACCENT	
TIPO DE MOTOR	4 Cilindros en Línea
CILINDRADA [cc]	1599
POTENCIA [CV/rpm]	112/6000
PAR [Nm/rpm]	146/4500
ALIMENTACIÓN	Inyección Electrónica Multipunto

5.1.2. Condiciones iniciales del banco dinamométrico

Previo al desarrollo del proyecto se realiza las inspecciones de los diferentes sistemas del motor para la correcta adquisición de datos, por lo que es necesario llevar a cabo las siguientes revisiones técnicas.

5.1.2.1. Niveles y fluidos

Antes de iniciar con alguna prueba en cualquier motor es necesario revisar el estado y niveles de los fluidos, en la tabla 8 se indican las condiciones de los fluidos del motor del banco dinamométrico Armfield:

Tabla 8. Estado de niveles y fluidos de motor del banco dinamométrico Armfield. **Fuente:** Autores.

Fluido	Nivel	Estado	Correcciones
Refrigerante	Máximo	Deteriorado con óxido	Cambio
Aceite de motor	¾ del máximo	Quemado	Cambio

5.1.2.2. Condiciones mecánicas y eléctricas

Es necesario realizar una inspección de la condiciones mecánicas y eléctricas del motor ya que de ello depende su buen funcionamiento, a continuación, en la tabla 9 se detallan las revisiones respectivas:

Tabla 9. Condiciones mecánicas y eléctricas iniciales del motor del banco dinamométrico Armfield.

Fuente: Autores.

Condición	Descripción	Estado		Correcciones
Mecánica	Presión	Cil. 1	125 PSI	Ninguna
		Cil. 2	125 PSI	Ninguna
		Cil. 3	125 PSI	Ninguna
		Cil. 4	120 PSI	Ninguna
	Bandas	Correcto		Ninguna
	Bujías	Mal estado		Cambio
Eléctrica	Cables de bujías	Correcto		Ninguna
	Cables	Correcto		Ninguna
	Conexiones	Conexiones sueltas		Revisión de conexiones a tierra

5.1.2.3. Emisiones contaminantes

Otro parámetro importante con el cual conocer el correcto funcionamiento del motor son los valores de los gases de escape, mismos que están dentro de los parámetros establecidos en la NTE INEN 2204, los gases de escape iniciales del motor a ralentí (850 rpm), se presentan en la tabla 10 y se corroboran en la figura 13:

Tabla 10. Gases de escape iniciales del motor del banco dinamométrico Armfield. **Fuente:** Autores.

RPM	CO [%]	CO2 [%]	HC [ppm]	O2 [%]	NOx
Ralentí (850 rpm)	0.18	18.4	40	0.24	85



Figura 13. Gases de escape iniciales del motor Hyundai Accent. **Fuente:** Autores.

5.2. Diseño y construcción de los acoples para el sensor de presión

En el diseño y construcción del acople se tiene presente las siguientes consideraciones:

- El diámetro del conducto donde se coloca y asienta la bujía, el cual se obtiene con ayuda de un palpador de interiores, esto con el objetivo de que el acople a construir no golpee con las paredes de dicho conducto.
- Los materiales disponibles en el mercado: bujías de rosca corta 5/8', cañería de cobre 1/8' y sensores de presión.
- La altura del acople, esto con la finalidad de conseguir una mejor manera de colocarlo y ajustarlo.

De igual forma, se considera la adaptación de un disipador de calor al acople, debido que al momento de realizar la toma de datos en tiempo real y aplicar carga al motor, los acoples tienden a calentarse de manera excesiva lo que provocaría un daño a la membrana del sensor de presión.

5.2.1. Diseño del acople.

El software en el que se realiza el diseño del acople es Autodesk Fusion 360, en el cual se dibuja cada una de las partes del acople (Anexo 1) con sus respectivos planos (Anexo 2). Es importante tomar en cuenta las consideraciones mencionadas en el punto 5.2. El diseño del ensamble final del acople se presenta en la figura 14:

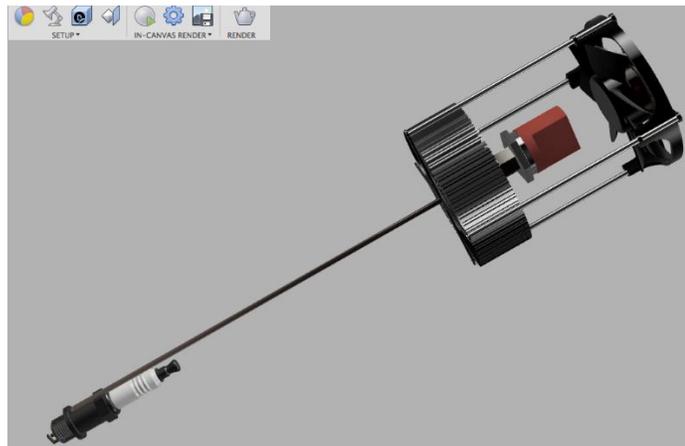


Figura 14. Ensamble final del acople. **Fuente:** Autores

5.2.2. Construcción del acople.

La construcción del acople se desarrolla en base al diseño elaborado, en el cual se mecanizan las bujías, de manera que la cañería de 1/8 se junte lo máximo a la bujía tal como se aprecia en la figura 15 y de esta manera evitar el roce del acople.



Figura 15. Construcción del acople. **Fuente:** Autores.

Los disipadores de calor son extraídos de los procesadores de computadoras, en los que se realizan las siguientes modificaciones: colocar una base para la sujeción del ventilador, agujeros donde se introduzca el acople del el sensor y la cañería, como se visualiza en la figura 16.



Figura 16. Construcción de disipadores de calor. **Fuente:** Autores

El ensamble o unión de los elementos se realiza mediante soldadura oxiacetilénica de manera que quede como se ilustra en la figura 17.

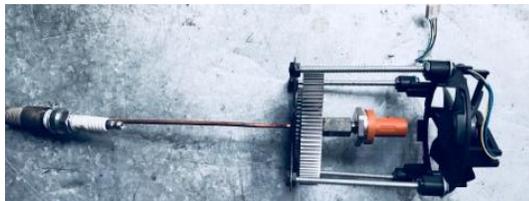


Figura 17. Ensamble final de la construcción del acople. **Fuente:** Autores.

Con el propósito de conocer el grado de disipación de calor del acople se realiza un análisis experimental, en el cual se coloca el acople en el motor, que es sometido a una cierta condición para que eleve su temperatura de funcionamiento (superior a 90°C), con ayuda de un pirómetro se realiza la medición de la temperatura antes y después del disipador, con esto se determina que la diferencia de temperaturas en el disipador de calor es de 27°C lo cual indica la figura 18.



(a)

(b)

Figura 18. (a) Medición de la temperatura en la entrada del disipador de calor. (b) Medición de la temperatura en la salida del disipador de calor. **Fuente:** Autores.

Con el fin de ajustar el acople se realiza un mecanizado en el dado de bujías tal como se observa en la figura 19, de manera que la cañería se introduzca en el dado para que giren de forma conjunta.



Figura 19. Dado de bujías mecanizado. **Fuente:** Autores.

Por último, se procede a colocar con precaución los acoples en el motor, sin doblar demasiado la cañería de cobre; también se construye una base para sujetar todos los acoples ya que la vibración tiende a fatigar la cañería lo que se evita posibles roturas de la cañería. En la figura 20 se presenta el ensamble final de los acoples en el motor.



Figura 20. Acoples y sensores adaptados al motor del banco dinamométrico Armfield. **Fuente:** Autores.

5.3. Sensor de presión piezoeléctrico BOSCH

Puesto que la presión a medir está sometida a altas temperaturas, cambios rápidos de presión, etc., es necesario tener presente las siguientes consideraciones al momento de seleccionar el sensor

- Presión máxima de medida.
- Temperatura de funcionamiento.
- Precisión de medida a bajas y altas presiones.

5.3.1. Especificaciones Técnicas

El sensor empleado para la medición interna del cilindro es un sensor piezoeléctrico BOSCH 0261545050 de alta presión, cuyas especificaciones técnicas se detallan en la tabla 11:

Tabla 11. Especificaciones técnicas del sensor de presión BOSCH 0261545050. **Fuente:** (Bosch, 2012).

Especificaciones Técnicas		
Descripción	Valor	Unidad
Rango de presión	250 (25)	Bar (KPa)
Voltaje de funcionamiento	5	V
Corriente de funcionamiento	≤ 20	mA
Rango de temperatura	-40...+120	°C
Max. Sobrepresión	350	Bar
Presión de ruptura	500	Bar
Precisión de la sensibilidad a 5 V en el rango 0 ... 35 bar	$\leq 0,7$	%
Precisión de la sensibilidad a 5 V en el rango 35 ... 250 bar	≤ 5	%
Dimensiones	0.7 x 0.8 x 1	Pulg.

5.3.2. Caracterización del sensor piezoeléctrico

Para conocer el comportamiento del sensor piezoeléctrico es necesario variar la presión a la que se somete su membrana interna y medir el voltaje de salida del sensor, los datos obtenidos se presentan en la tabla 12.

Tabla 12. Valores de Presión y Voltaje para la caracterización del sensor de presión. **Fuente:** Autores.

Presión [Bar]	Voltaje [V]
0.74	0.49
1	0.51
1.5	0.52
2	0.53
2.5	0.54
3	0.55
3.5	0.56
4	0.57
4.5	0.58
5	0.59
5.5	0.60
6	0.61
6.5	0.62
7	0.62
7.5	0.63
8	0.64

Los datos de la tabla 12 son ingresados en el software MATLAB, en el cual con ayuda del comando cftool se obtiene la ecuación característica del sensor.

$$f(x) = 53.23 \cdot x - 25.67 \quad (2)$$

Ecuación 2. Ecuación característica del sensor. **Fuente:** Autores.

Donde:

- $f(x)$ = Presión medida en bares
- x = Voltaje que marca el sensor [Volts]

En la figura 21 se observa la curva característica del comportamiento del sensor de presión piezoeléctrico.

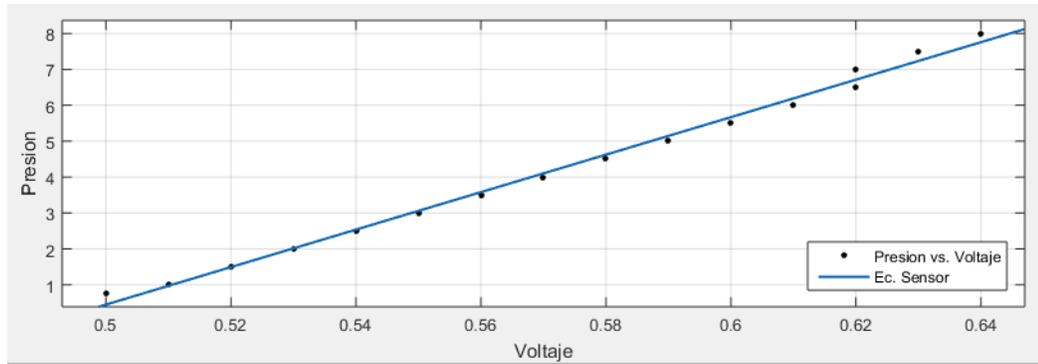


Figura 21. Curva característica del sensor de presión BOSCH. **Fuente:** Autores

Nota: la ecuación obtenida tiene un coeficiente de determinación $R^2=0.9943$, lo que afirma la validez de esta ecuación.

5.3.3. Conexiones del sensor

La conexión del sensor se realiza de acuerdo al diagrama presentado en la figura 22, es importante tener en cuenta que el voltaje máximo de alimentación del sensor es de 5V:

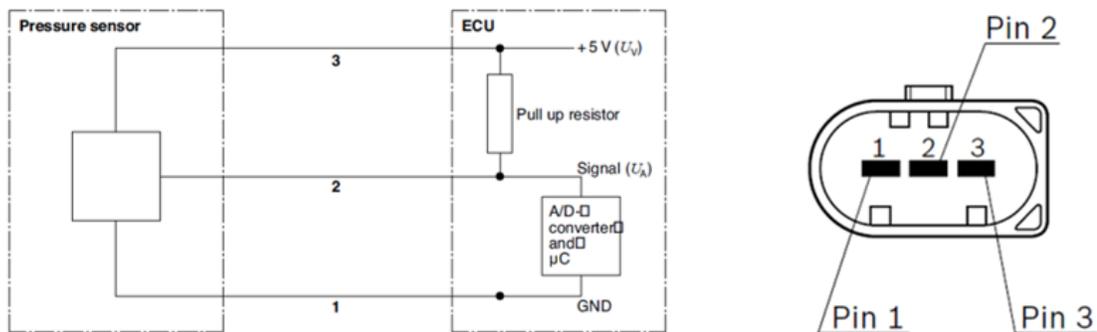


Figura 22. Conexiones del sensor piezoeléctrico. **Fuente:** (Bosch, 2012).

Nota: se recomienda disponer de una fuente independiente para los sensores y realizar las conexiones con cables concéntricos con el objetivo de reducir el ruido en la señal.

5.3.4. Comprobación de la señal de los sensores de presión

Para comprobar que la señal del sensor sea la correcta, en primer lugar, es necesario revisar que el sensor envíe un voltaje de salida que corresponda a la presión a la cual

está sometida su membrana, de acuerdo con la tabla 12 se conoce que el voltaje de salida del sensor sometido a presión atmosférica (0,74 bar) es de 0,49v, con ayuda de un multímetro se procede a medir este valor como se observa en la figura 23.



Figura 23. Comprobación del voltaje de salida del sensor a presión atmosférica. **Fuente:** Autores.

Además, con la ayuda de un osciloscopio se prueba que las señales de salida de los sensores al arrancar el motor se asemejen a la forma de la señal que se tiene en la figura 2, también se verifica que el voltaje máximo de la señal se encuentre alrededor de 0,68v que corresponde al valor de la compresión del motor que es 125 PSI (8,61 Bar), tal como se indica en la figura 24.

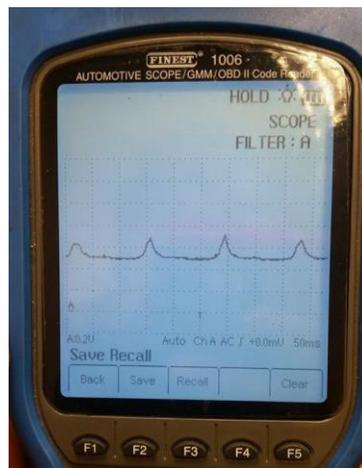


Figura 24. Comprobación de la señal del sensor. **Fuente:** Autores.

5.4. Software de adquisición de datos

5.4.1. Esquema General para la adquisición de datos

La adquisición de señales parte con la adaptación de los acoples en el motor del banco dinamométrico Armfield, posterior a esto se construye una fuente reguladora de 12v a 5v que alimenta los sensores, se continua con la conexión de cada una de las señales de los sensores a la tarjeta de adquisición DAQ 6212 con sus respectivos pines como se especifica en la tabla 13, esto para la posterior lectura de la señal en un ordenador PC mediante el software de adquisición y visualización de datos, en la figura 25 se presenta el esquema general de conexión.

Tabla 13. Pines de conexión de las señales de los sensores con la DAQ 6212 **Fuente:** Autores.

Sensores	Pines DAQ 6212	Señal
Cilindro 1	AO 8	PME 1
Cilindro 2	AO 12	PME 2
Cilindro 3	AO 14	PME 3
Cilindro 4	AO 15	PME 4

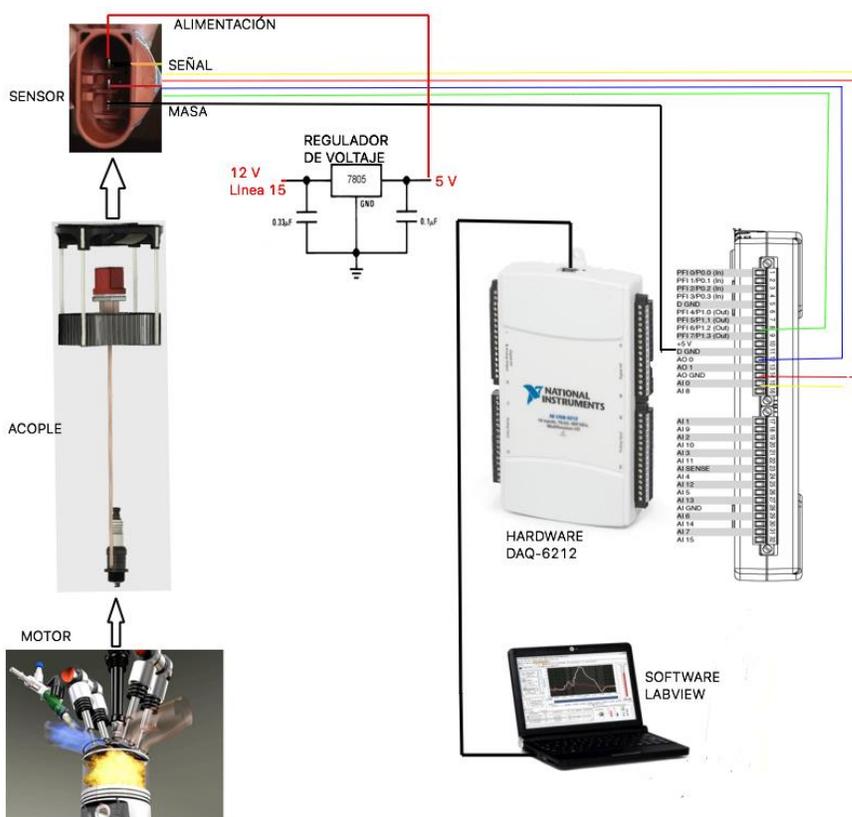


Figura 25. Esquema general de conexión para la adquisición de datos. **Fuente:** Autores.

5.4.2. Software de adquisición y visualización de parámetros funcionales del banco dinamométrico Armfield CM11.

El banco dinamométrico Armfield CM11, dispone de un software que permite la adquisición y visualización de parámetros funcionales del motor, consta de 4 páginas, que se aprecia en la figura 26, las que admiten diferentes funciones como se detalla a continuación:

- **Control principal.** Esta página permite controlar el encendido y apagado del motor, seleccionar la ECU con la que funcionará el motor (ECU original, ECU Haltech), además se visualizan los valores de los diferentes sensores del motor.
- **Torque – Potencia.** Obtiene la gráfica de la potencia y el torque del motor del banco dinamométrico al variar el TPS y el porcentaje de carga.
- **Gráfica de sensores.** En esta página se observan las gráficas del comportamiento de los diferentes sensores del motor en tiempo real.
- **Tabla de datos.** Almacena los diferentes valores de los sensores, los graba en un documento de Excel, para el posterior análisis de los mismos.

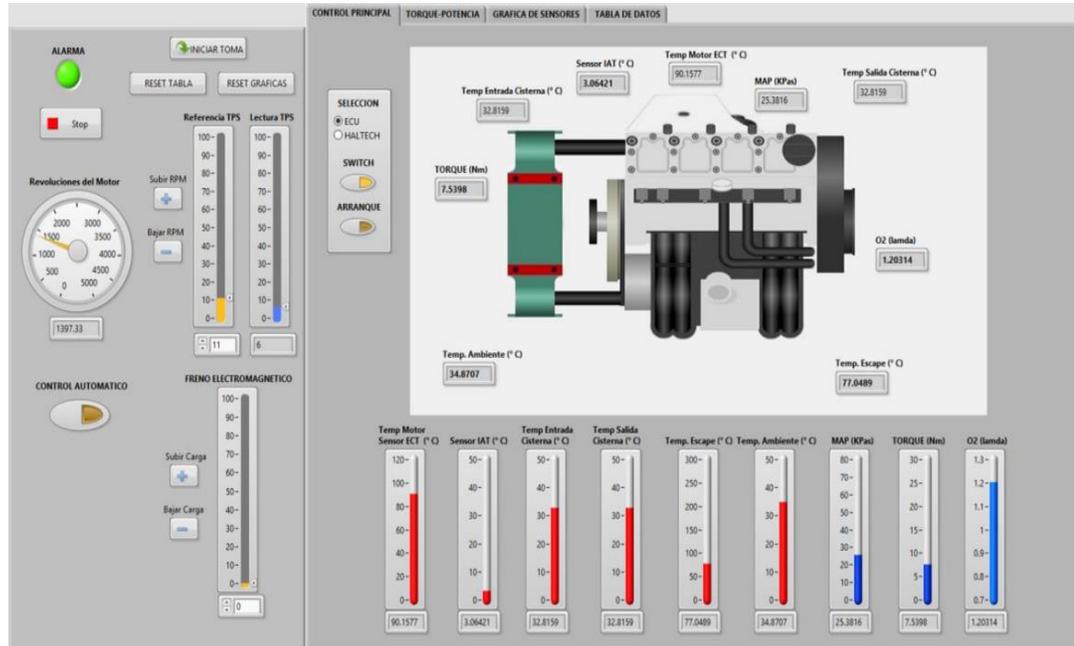


Figura 26. Página de control principal del motor del banco dinamométrico Armfield. Fuente: (Arichavala Albarracin & Jerez Guaman, 2017).

5.5. Implementación de las señales de PME al software de adquisición de datos.

5.5.1. Adición del algoritmo para la adquisición de las señales de la PME.

Dentro del software de adquisición y visualización de datos se procede a la creación de un “case structure”, dentro del cual se conectan las respectivas entradas de los sensores que vienen de la tarjeta de adquisición DAQ 6212 descritas en la tabla 13 (PME 1, PME 2, PME 3, PME 4), con su respectiva ecuación característica, para la conversión del voltaje de entrada en unidades de presión [bar]; también de se adicionan las señales de varios sensores que son necesarias en la creación de la base de datos, todas estas señales se encuentran conectadas en un array del cual se construye una tabla de datos, que será reseteada en cada toma, la tabla de datos se almacenará en un file path en formato Excel. El algoritmo de adquisición de datos de la PME se presenta en la figura 27.

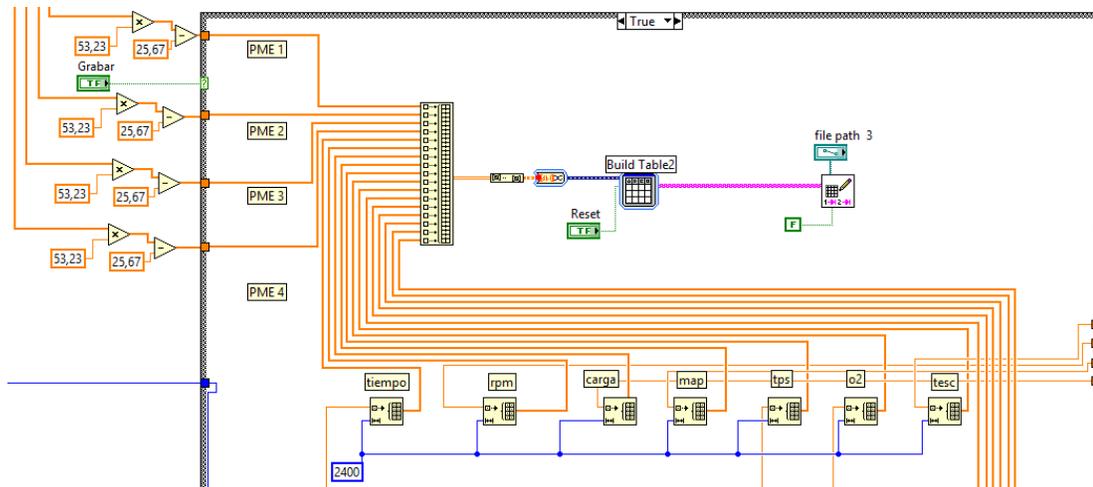


Figura 27. Algoritmo en LabVIEW para la adquisición de datos. **Fuente:** Autores.

Los datos tomados de las señales son 2400 cada 200ms, es decir con una frecuencia de 12KHz, además la toma de datos se realiza en un tiempo de 10 segundos, de acuerdo al tiempo general del software de adquisición y visualización como se indica en la figura 28, para obtener 120000 datos de cada sensor.

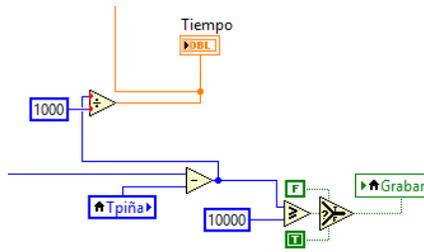


Figura 28. Algoritmo del tiempo de adquisición de datos. **Fuente:** Autores.

5.5.2. Interfaz de visualización de la PME

En esta interfaz se visualizan las gráficas y valores de las PME de los diferentes cilindros en tiempo real; también contiene una sección para la ubicación y el nombre del archivo Excel en el cual se desee grabar la tabla de datos. Así mismo, esta ventana dispone de dos botones de control que permiten grabar y resetear la tabla, la interfaz se presenta en la figura 29.

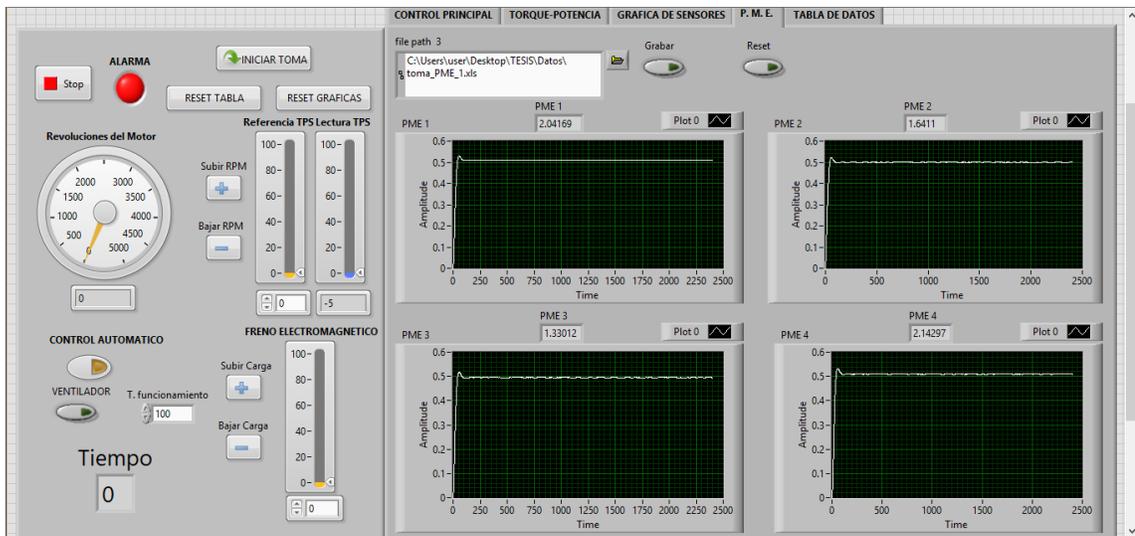


Figura 29. Interfaz de visualización de la PME y los gases de escape. **Fuente:** Autores.

5.6. Condiciones para la adquisición de datos

Durante la adquisición o toma de datos, el motor es sometido a diferentes condiciones, con la intención de obtener una base de datos amplia, los parámetros que se contralan desde el software de adquisición y visualización del banco dinamométrico Armfield son: RPM y la Carga, mientras que las señales del MAP y PME varían de forma constante de acuerdo a las condiciones establecidas, la toma de datos de los gases

de escape se la realiza de la lectura de los displays del analizador de gases QROTECH QGA6000 mediante un video, en la tabla 14 se detalla las condiciones y los datos de entrada y salida que son utilizados en la creación de la base de datos.

Tabla 14. Condiciones del motor para la toma de datos. **Fuente:** Autores

N° condición	N° de muestras	Base de datos de entrada				Base de datos de salida				
		Condiciones del Motor				Gases de escape				
		Revoluciones [rpm]	Carga [%]	MAP [KPa]	PME [Bar]	CO [%]	CO2 [%]	HC [ppm]	O2 [%]	NOx [ppm]
1	24	850	0	Señal	Señal	Lectura analizador de gases				
2	24	1000	25	Señal	Señal	Lectura analizador de gases				
3	24	1500	35	Señal	Señal	Lectura analizador de gases				
4	24	2000	45	Señal	Señal	Lectura analizador de gases				
5	24	2500	55	Señal	Señal	Lectura analizador de gases				

5.7. Procedimientos para la adquisición de datos.

En la adquisición de datos es necesario establecer ciertos parámetros que se llevan a cabo antes y durante la toma de datos, con el propósito de que las muestras adquiridas tengan validez y no presente alteraciones que generen errores en el procesamiento.

A continuación, se presenta el proceso a seguir para realizar la toma de datos:

1. Ejecutar el software de visualización y adquisición de datos del banco dinamométrico Armfield CM11
2. Encender el motor, abrir la ventana de “grafica de sensores” y verificar que las gráficas y los valores de cada uno de los sensores encuentren dentro del rango de funcionamiento.
3. Esperar que el motor se estabilice a la temperatura de funcionamiento optima (93°C) de manera que el sensor O2 empiece a oscilar.
4. Abrir la ventada de la “PME” del software, colocar el nombre y la ubicación del archivo donde se graban los datos de las respectivas muestras.
5. Se recomienda pulsar el botón “Reset” previo a una nueva adquisición de datos, con la finalidad de evitar sobre escrituras en los archivos.
6. Por último, para grabar la toma de datos, se pulsa el botón “Grabar” y se inicia la adquisición de la muestra durante el tiempo preestablecido.

5.8. Diseño del algoritmo para el procesamiento de las señales

El procesamiento de las señales se divide en tres etapas, como se indica en el flujograma de la figura 12, una primera etapa donde se realiza el filtrado de la señal de la PME de los cilindros, la segunda que trabaja en la obtención de los atributos para la caracterización de las señales y la tercera etapa en la que se desarrolla un análisis estadístico de los atributos de las señales con el fin de reducir los datos de entrada y optimizar la base de datos.

5.8.1. Algoritmo para el filtrado de las señales de la PME.

El desarrollo del algoritmo de las señales parte desde la lectura de la tabla de datos que se obtiene del software de visualización de la PME, de dichos datos se filtran las señales de la PME de los 4 cilindros, debido a que presentan ruido, el filtro empleado es un filtro paso cero (F.P.C.) de primer grado, las líneas de comando utilizadas para la lectura y el filtrado de las señales se presentan a continuación:

```
%Carga todos los datos adquiridos del motor
ralenti=xlsread ('Ralenti1');
%Lectura de las variables de entrada (PME)
PME1=ralenti(1:81000,1);
PME2=ralenti(1:81000,2);
PME3=ralenti(1:81000,3);
PME4=ralenti(1:81000,4);
%Filtrado de las señales de la PME
N=1; Wn=0.01; [B,A]=butter(N,Wn,'low');
a=filtfilt(B,A,PME1);
b=filtfilt(B,A,PME2);
c=filtfilt(B,A,PME3);
d=filtfilt(B,A,PME4);
```

Además, de la lectura de la tabla de datos se seleccionan los valores de: RPM, Carga, MAP, que son las entradas a la red neural junto con la señal filtrada de la PME, estas primeras señales no pasan por el filtro puesto que son tratadas con anterioridad en el software de adquisición y visualización del banco dinamométrico, a continuación, se muestra el algoritmo para la lectura de las señales de: RPM, Carga, MAP y la matriz general que contiene todas las señales.

```
%Lectura de señales RPM, CARGA, MAP
Carga=ralenti(1:81000,7);
Rpm=ralenti(1:81000,6);
Map=ralenti(1:81000,8);
%Creación de la matriz general
ralentif1=[a b c d Carga Rpm Map]
```

Para finalizar el algoritmo se procede a realizar una gráfica de la señal de la PME del cilindro 1 antes y después del filtro, las gráficas se visualizan en la figura 30.

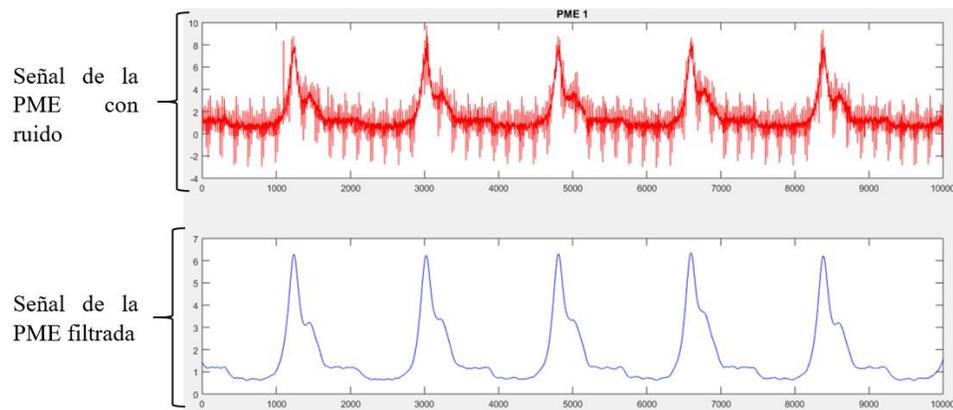


Figura 30. Filtrado de la señal de la PME. **Fuente:** Autores.

5.8.1.1. Comportamiento de la presión en función al recorrido del pistón.

En la figura 31 se ilustra los ciclos de funcionamiento de un MEP representados en la curva característica de la PME.

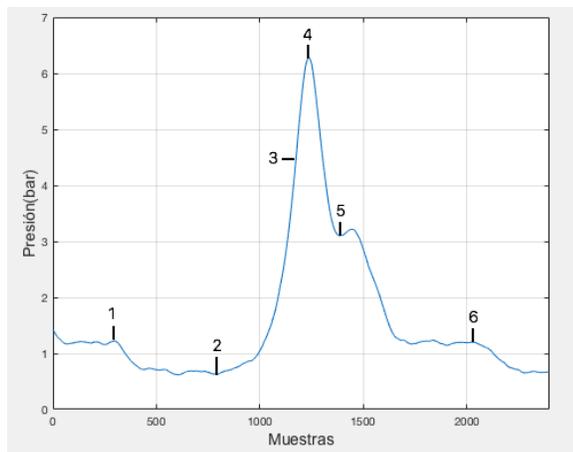


Figura 31. Ciclos de funcionamiento de un MEP representados en la señal de la PME. **Fuente:** Autores.

Los ciclos de funcionamiento están representados por los siguientes puntos:

- **1-2:** Admisión.
- **2-3:** Compresión.
- **3-4:** Combustión.
- **4-5:** Expansión.
- **5-6:** Escape.

5.8.2. Algoritmo para la obtención de los valores característicos

Se inicia con la lectura de los datos de las señales filtradas, donde al aplicar un corte de ventana se seleccionan 10000 datos de cada señal para su caracterización, luego de esto el algoritmo realiza las operaciones matemáticas según las ecuaciones presentadas en la tabla 6 para calcular cada uno de los atributos de la señal, todos estos valores son almacenados en una matriz que es guardada en un archivo Excel; el algoritmo de caracterización se detalla a continuación:

```
%Valores característicos
%Selección de los 10000 datos de cada señal.
K=ralentif1(1:10000,1); %K=PME1
K1=ralentif1(1:10000,2); %K1=PME2
K2=ralentif1(1:10000,3); %K2=PME3
K3=ralentif1(1:10000,4); %K3=PME4
K4=ralentif1(1:10000,5); %K4=Carga
K5=ralentif1(1:10000,6); %K5=RPM
K6=ralentif1(1:10000,7); %K6=MAP

pme_1=[rms(K), kurtosis(K), mean(K), std(K), median(K), max(K), min(K),
skewness(K), mode(K), wentropy(K, 'shannon'), (std(K)/mean(K)), (max(K)/rms(K)),
var(K), trapz(K), trapz(K).^2, (trapz(K).^2/length(K)), cov(K), (max(K)-
min(K))];

pme_2=[rms(K1), kurtosis(K1), mean(K1), std(K1), median(K1), max(K1), min(K1),
skewness(K1), mode(K1), wentropy(K1, 'shannon'), (std(K1)/mean(K1)),
(max(K1)/rms(K1)), var(K1), trapz(K1), trapz(K1).^2, (trapz(K1).^2/length(K1)),
cov(K1), (max(K1)-min(K1))];

pme_3=[rms(K2), kurtosis(K2), mean(K2), std(K2), median(K2), max(K2), min(K2),
skewness(K2), mode(K2), wentropy(K2, 'shannon'), (std(K2)/mean(K2)),
(max(K2)/rms(K2)), var(K2), trapz(K2), trapz(K2).^2,
(trapz(K2).^2/length(K2)), cov(K2), (max(K2)-min(K2))];

pme_4=[rms(K3), kurtosis(K3), mean(K3), std(K3), median(K3), max(K3), min(K3),
skewness(K3), mode(K3), wentropy(K3, 'shannon'), (std(K3)/mean(K3)),
(max(K3)/rms(K3)), var(K3), trapz(K3), trapz(K3).^2, (trapz(K3).^2/length(K3)),
cov(K3), (max(K3)-min(K3))];

load=[rms(K4), mean(K4), median(K4), max(K4), min(K4), mode(K4), trapz(K4).^2,
(trapz(K4).^2/length(K4))];

rpm=[rms(K5), mean(K5), median(K5), max(K5), min(K5), mode(K5), trapz(K5).^2,
(trapz(K5).^2/length(K5))];

map=[rms(K6), mean(K6), median(K6), max(K6), min(K6), mode(K6), trapz(K6).^2,
(trapz(K6).^2/length(K6))];

%Matriz de datos característicos
RLT_1=[pme_1, pme_2, pme_3, pme_4, load, rpm, map];

%Crea un archivo Excel con los datos característicos de la señal
xlswrite('Base_Entrada', RLT_1);
```

Debido que la señal original de la PME es compleja de procesar por el elevado número de datos que posee, es necesario caracterizarla con los 18 atributos presentados en la tabla 6, puesto que como se menciona en el apartado 4.4 estos son parámetros suficientes en la diferenciación de esta señal, mientras que en las señales de: RPM, Carga y MAP, que no presentan gran variación en su valor promedio y tienden a ser lineales, no se usan algunos datos característicos puesto que estos no aportan información o son nulos, por lo tanto, los datos usados para estas señales son:

- Energía.
- Potencia.
- Valor Máximo.
- Valor Mínimo.
- RMS.
- Media.
- Mediana.
- Moda.

5.8.2.1. Estructura de la base de datos general para el análisis estadístico.

Para la creación de la base de datos, se define las variables de entrada y de salida que se emplean en la creación y entrenamiento de la RNA que predice los gases de escape.

La matriz de entrada de la RNA está conformada de los datos característicos por el número de muestras, de los cuales:

- Los datos característicos están estructurados por 18 atributos de cada PME, 8 datos característicos de: RPM, Carga y MAP, con un total de 96 datos.
- El número de muestras es de 24 por cada prueba, con lo que se tiene un total de 120.

En la tabla 15 se presenta un extracto la base de datos de entrada que contiene los atributos de las diferentes señales.

Tabla 15. Extracto de la base de datos de entrada para la RNA. **Fuente:** Autores.

PRUEBAS	PME 1																	
	RMS	KURTOSIS	IMEDIA	DESV. STD.	MEDIANA	MAXIMO	MINIMO	ASIMETRIA	MODA	ENTROPIA	COEF. VARIA.	FAC. CRESTA	VARIANZA	AREA	ENERGIA	POTENCIA	COVARIANZA	RANGO
2.16167786	5.40262624	1.67047329	1.37208356	1.172981	6.35625831	0.60554348	1.78969521	0.60554348	-116452.154	0.82136217	2.940428093	1.88255842	16703.2404	278998241	27899.82412	1.882558423	5.750714827	
2.34211091	4.2389511	1.83438885	1.45629204	1.19680407	6.27384258	0.58060093	1.50642817	0.58060093	-141331.721	0.793892699	2.67871285	2.1207865	18342.4557	336445682	33644.56817	2.120786498	5.693241649	
2.29154089	4.59499148	1.76934163	1.45629734	1.17369775	6.31234957	0.5959106	1.59550166	0.5959106	-135697.23	0.823073012	2.762878725	2.12080194	17651.2502	312980333	31298.03326	2.120801944	5.735338971	
2.19050418	5.14666927	1.70154765	1.37957764	1.17944678	6.31277402	0.22	1.70749389	0.22	-119541.845	0.810778143	2.883936078	1.90323447	17013.4074	289456030	28945.60298	1.903234471	6.097274024	
2.34073737	4.34106603	1.82889727	1.46095847	1.18232332	6.32679805	0.61909665	1.51558622	0.61909665	-141521.542	0.798819317	2.702908119	2.13439965	18288.0559	334452987	33445.29874	2.134399651	5.707728396	
2.16864667	5.30098374	1.67446047	1.37818738	1.16981063	6.34740626	0.59493632	1.76925981	0.59493632	-117498.553	0.82306355	2.926897377	1.89940046	16742.9236	280325491	28032.54909	1.899400462	5.752469941	
2.34660108	4.35014616	1.82992603	1.4690552	1.18643035	6.32799165	0.59741996	1.52384819	0.59741996	-142870.062	0.802794853	2.696662716	2.15812318	18297.7321	334807000	33480.70003	2.158123177	5.730571686	
2.32134319	4.34161814	1.79290767	1.47456221	1.18028686	6.32846849	0.58583122	1.52857547	0.58583122	-140079.394	0.822441797	2.726209775	2.17433371	17927.1625	321383154	32138.31542	2.174333708	5.742637268	
2.17959475	5.19534618	1.68270051	1.38540399	1.16519457	6.32116199	0.57972654	1.75568023	0.57972654	-119132.815	0.823321786	2.900154717	1.91934421	16825.8812	283110279	28311.02795	1.919344209	5.741435454	
2.34103228	4.39626486	1.83421326	1.45475272	1.19752674	6.33263556	0.58782468	1.53028356	0.58782468	-141265.98	0.793120813	2.705061188	2.11630546	18341.1336	336397184	33639.71835	2.116305464	5.744810876	
2.27677883	4.88214625	1.74261684	1.46534061	1.17041992	6.5861132	0.26513683	1.69735896	0.26513683	-135373.397	0.840885141	2.89273298	2.1472231	17424.9999	303630621	30363.06215	2.147223095	6.320976369	
2.53764496	3.79815488	1.96688161	1.60351981	1.2165044	6.62921002	0.6047717	1.41064093	0.6047717	-177328.621	0.815259953	2.61234733	2.57127578	19667.6395	386816042	38681.6042	2.571275778	6.02445833	
2.27604952	5.12351791	1.74703229	1.45893538	1.18096384	6.60478994	0.61051415	1.74401906	0.61051415	-135161.598	0.835093541	2.901865423	2.12849244	17469.2715	305175448	30517.54478	2.128492442	5.994275253	
2.45800441	4.05739334	1.91515735	1.54528041	1.20198441	6.55140175	0.58709192	1.46144909	0.58709192	-162349.987	0.808381374	2.665337941	2.38789155	19114.6923	365371461	36537.14614	2.387891552	5.96430826	
2.22027758	5.10715914	1.71211348	1.41650868	1.17403627	6.42096457	0.55965073	1.74066354	0.55965073	-125916.995	0.827345086	2.889622145	2.00649683	17119.7234	293084929	29308.49293	2.00649683	5.861313839	
2.39841375	4.21807804	1.87553769	1.49498174	1.21436063	6.43668199	0.38083569	1.48647852	0.38083569	-151025.446	0.797095013	2.683724601	2.2349704	18753.9841	351171918	35117.19179	2.234970397	6.055846292	
2.35438063	4.30256811	1.82598018	1.4863127	1.19131044	6.36366498	0.56895556	1.5262372	0.56895556	-145072.408	0.813980742	2.702904071	2.20912544	18257.4813	333335623	33333.56232	2.209125441	5.794709423	
2.25537523	5.11419	1.75013183	1.42265892	1.19213801	6.48060935	0.59002738	1.72563905	0.59002738	-130070.074	0.812886717	2.873406283	2.02395839	17499.4696	306231436	30623.14363	2.023958392	5.890581973	
2.40455741	4.10295713	1.87540003	1.50499089	1.21242255	6.41018178	0.59750144	1.47311781	0.59750144	-122644.139	0.802490596	2.665846841	2.26499757	18753.017	351675646	35167.56458	2.264997574	5.812680341	
2.20454839	5.23558929	1.70693639	1.3952048	1.18833206	6.34619363	0.61345611	1.76414141	0.61345611	-142664.139	0.817373635	2.878681933	1.94659644	17068.2813	291326225	29132.62254	1.94659644	5.732737522	
2.39219249	4.18723028	1.87397612	1.48694974	1.20571002	6.41437664	0.60982018	1.48591383	0.60982018	-149714.377	0.793473152	2.681379806	2.21101952	18738.668	351137677	35113.76771	2.211019525	5.804556464	
2.25959412	4.84693496	1.74300204	1.43802513	1.19000514	6.41724585	0.58858214	1.67269072	0.58858214	-131249.498	0.839999357	2.60791626	17426.1826	303671841	30367.18406	2.067916261	5.828663716		
2.36490338	4.2729731	1.84146723	1.48390924	1.19279919	6.4278525	0.59919483	1.53391591	0.59919483	-146407.882	0.805829839	2.718019076	2.20198664	18411.0488	338966720	33896.7195	2.201986638	5.828657671	
2.36306025	4.24401178	1.83211902	1.49252015	1.19757316	6.36970443	0.60534041	1.50945142	0.60534041	-146466.959	0.814641483	2.69531196	2.22761641	18319.3604	335598966	33559.89657	2.227616412	5.764364019	

5.8.3. Análisis estadístico de la base de datos.

Con la finalidad de optimizar la base de datos y reducir el tiempo computacional de procesamiento, se realiza un análisis estadístico de manera que se reduzca la cantidad de datos de entrada para que la red neuronal procese los datos con mayor eficiencia y simplicidad.

5.8.3.1. ANOVA de los datos característicos de la PME de los 4 cilindros.

Este análisis se realiza con el fin de determinar si es necesario emplear los datos de la PME de los 4 cilindros, ya que según la teoría cuando el motor se encuentra en buenas condiciones de funcionamiento, las presiones son similares en cada uno de los cilindros.

Con el objetivo de confirmar si los datos de cada cilindro son similares se realiza un análisis de la varianza o ANOVA en el software Minitab, de la base de datos de entrada general se selecciona de forma aleatoria 4 atributos de la PME y se clasifica cada grupo de datos de acuerdo al número de cilindro, en la tabla 17 se enseña una parte la matriz de datos característicos para realizar el ANOVA.

Tabla 16. Extracto de la matriz de datos característicos de las PME seleccionados para el ANOVA.

Fuente: Autores

Cilindro	Clasificación	Datos seleccionados aleatoriamente			
		Máximo	Varianza	Desv. Estandar	RMS
1	P1	6.356258306	1.882558423	2.161677859	1.372063564
1	P1	6.273842584	2.120786498	2.342110907	1.456292037
1	P1	6.331249573	2.120801944	2.29154089	1.456297341
1	P1	6.317274024	1.903234471	2.190504177	1.379577642
1	P1	6.326798049	2.134399651	2.340737372	1.46095847
1	P1	6.347406263	1.899400462	2.168646675	1.378187383
1	P1	6.327991647	2.158123177	2.346601082	1.469055199
1	P1	6.328468491	2.174333708	2.321343188	1.474562209
1	P1	6.321161994	1.919344209	2.17959475	1.385403988
1	P1	6.332635559	2.116305464	2.341032279	1.454752716
1	P1	6.5861132	2.147223095	2.276778826	1.465340607
1	P1	6.629210025	2.571275778	2.537644956	1.603519809
1	P1	6.6047894	2.128492442	2.276049519	1.458935338
1	P1	6.551401746	2.387891552	2.458000408	1.545280412
1	P1	6.420964574	2.00649683	2.222077577	1.416508676
1	P1	6.436681985	2.234970397	2.398413751	1.494981738
1	P1	6.363664978	2.209125441	2.354380626	1.486312699
1	P1	6.48060935	2.023958392	2.255375227	1.422658916
1	P1	6.41018178	2.264997574	2.404557412	1.504990888
1	P1	6.346193633	1.94659644	2.204548394	1.395204802
1	P1	6.414376642	2.211019525	2.392192492	1.486949739
1	P1	6.417245853	2.067916261	2.259594122	1.438025125
1	P1	6.427852501	2.201986638	2.36490338	1.483909242
1	P1	6.36970443	2.227616412	2.363060251	1.492520155

5.8.3.1.1. ANOVA del atributo máximo de las 4 PME.

Del ANOVA al aplicar el método de Tukey se comprueba la hipótesis nula, es decir que los valores de las medias de cada grupo de datos (P1, P2, P3, P4) no son diferentes y se las clasifica en un mismo grupo como se indica a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
P1	120	11,542	A
P2	120	11,337	A
P4	120	11,200	A
P3	120	11,200	A

En la figura 32 se ilustra las gráficas de los resultados donde se comprueba que las medias de los valores del atributo máximo se encuentran cercanas a la línea cero y comparte un valor aproximado y se corrobora que pertenecen a un mismo grupo.

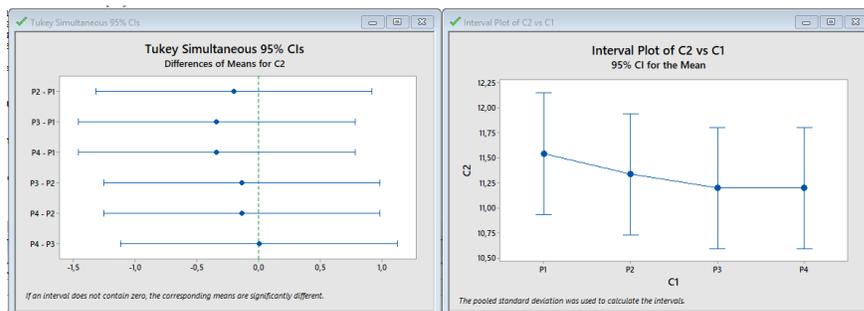


Figura 32. Resultados del análisis ANOVA para el atributo máximo de las PME. **Fuente:** Autores.

5.8.3.1.2. ANOVA del atributo varianza de las 4 PME.

Del análisis ANOVA con el método de Tukey se analiza que los valores de las medias del atributo varianza de cada grupo de datos son iguales, con lo que comprueba la hipótesis nula.

C1	N	Mean	Grouping
P1	120	6,259	A
P2	120	5,929	A
P4	120	5,875	A
P3	120	5,875	A

En la figura 33 se visualizan las gráficas con los resultados del ANOVA donde se determina que las medias de los valores del atributo de la varianza están cercanas a la línea cero por lo que comparten un valor aproximado.

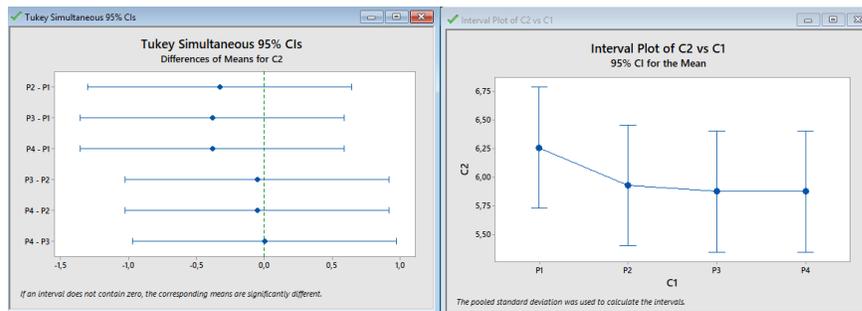


Figura 33. Resultados del análisis ANOVA para el atributo varianza de las PME. Fuente: Autores.

5.8.3.1.3. ANOVA para en atributo desviación estándar de las 4 PME.

Con el método de Tukey del ANOVA se confirma que las medias del atributo desviación estándar de cada grupo de datos no presentan mayor diferencia y pertenecen a un mismo grupo, con lo que se constata la hipótesis nula.

C1	N	Mean	Grouping
P1	120	2,4161	A
P4	120	2,3701	A
P3	120	2,3701	A
P2	120	2,3465	A

En la figura 34 se muestran las gráficas con los resultados del análisis de la varianza que indican que los valores de las medias del atributo desviación estándar están ubicados cerca de la línea cero y comparten un valor similar.

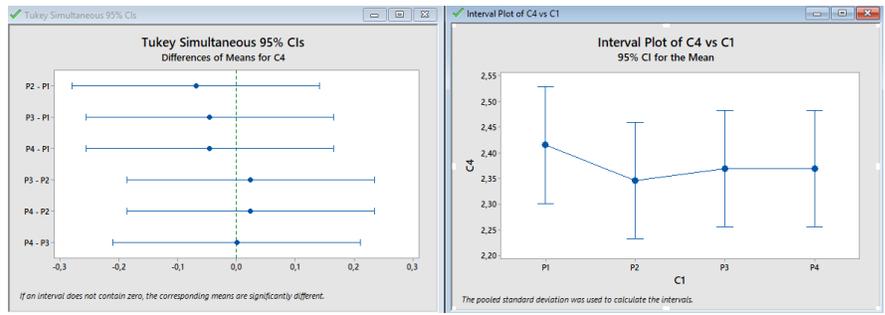


Figura 34. Resultados del análisis ANOVA para el atributo desviación estándar de las PME. **Fuente:** Autores.

5.8.3.1.4. ANOVA del atributo RMS de las 4 PME.

Del análisis ANOVA se valida la hipótesis nula, ya que los valores de las medias del atributo RMS de cada grupo de datos son equivalentes es decir no existe una gran diferencia y pertenecen a un mismo grupo.

C1	N	Mean	Grouping
P2	120	4,555	A
P1	120	4,455	A
P4	120	4,373	A
P3	120	4,373	A

En la figura 35 se observa las gráficas con los resultados de ANOVA que comprueban que los valores de las medias del atributo RMS están ubicados cerca de la línea cero por lo que comparten un valor equivalente.

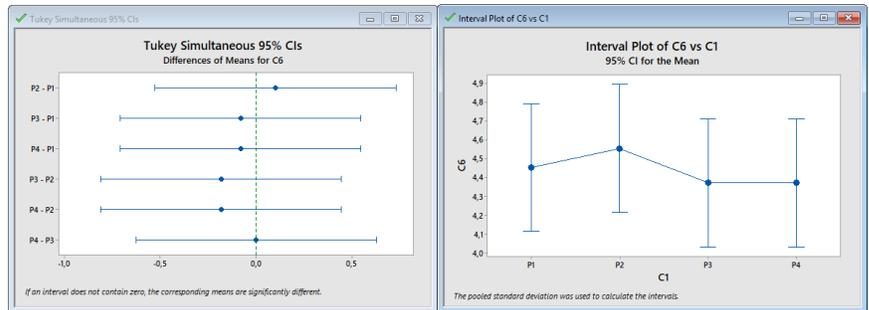


Figura 35. Resultados del análisis ANOVA para el atributo RMS de las PME. **Fuente:** Autores.

De acuerdo con los resultados del análisis ANOVA se verifica que los valores de los atributos de la PME de todos los cilindros son semejantes, puesto que los valores de sus medias se clasifican en un grupo, con esto se confirma que el motor se encuentra en correcto estado de funcionamiento por lo existe la posibilidad de utilizar la señal de la PME de uno de los 4 cilindros.

5.8.3.2. Regresión múltiple para determinar la influencia de las variables de entrada con respecto a la salida.

Con el objetivo de conocer la influencia que tienen de las variables de entrada con respecto a las de salida, se procede a realizar un análisis estadístico con el método de regresión múltiple en el software estadístico Minitab, donde se seleccionan de manera aleatoria dos atributos de cada señal y se procede a codificar la salida. La codificación de la salida de efectúa puesto que el valor de cada gas de escape no tiene una variación significativa en cada prueba por que se asigna un valor constante, en la tabla 18 se presentan los valores usados para realizar la regresión múltiple.

Tabla 17. Datos usados para realizar la regresión múltiple. **Fuente:** Autores.

PRUEBAS	PME		CARGA		RPM		MAP		GASES (CODIFICADOS)
	MAXIMO	POTENCIA	MAXIMO	POTENCIA	MAXIMO	POTENCIA	MAXIMO	POTENCIA	
RALENTI	6.356258306	27899.82412	0	0	807.44	6501714321	28.6195	8152386.321	100
	6.273842584	33644.56817	0	0	808.6	6518728813	28.6025	8161320.438	100
	6.331249573	31298.03326	0	0	807.54	6492687948	28.679	8163260.751	100
	6.317274024	28945.60298	0	0	809.29	6527763761	28.679	8181532.845	100
	6.326798049	33445.29874	0	0	807.49	6495550422	28.7045	8195347.654	100
	6.347406263	28032.54909	0	0	810	6541912887	28.7045	8173560.166	100
	6.327991647	33480.70003	0	0	807.07	6497180510	28.7045	8193011.815	100
	6.328468491	32138.31542	0	0	811.07	6550850538	28.6875	8170060.95	100
	6.321161994	28311.02795	0	0	809.1	6518753825	28.6025	813868.027	100
	6.332635559	33639.71835	0	0	807.88	6505748002	28.7215	8174336.359	100
	6.5861132	30363.06215	0	0	797.66	6150924158	29.8265	8559798.08	100
	6.629210025	38681.6042	0	0	789.84	6107964373	30.039	8944385.183	100
	6.6047894	30517.54478	0	0	794.87	6294409781	29.6735	8669955.875	100
	6.551401746	36537.14614	0	0	798.94	6331307073	29.3845	8591258.31	100
	6.420964574	29308.49293	0	0	804.45	6459299713	29.121	8404351.633	100
	6.436681985	35171.19179	0	0	804.33	6457510958	28.9255	8342571.254	100
	6.363664978	33333.56232	0	0	809	6498426240	28.8915	8285713.618	100
	6.48060935	30623.14363	0	0	799.71	6375493026	29.1125	8400412.13	100
	6.41018178	35167.56458	0	0	808.84	6466455986	29.1125	8382488.457	100
	6.346193633	29132.62254	0	0	808.84	6445833374	28.951	8299225.004	100
6.414376642	35113.76771	0	0	806.71	6469949806	28.951	8341001.783	100	
6.417245853	30367.18406	0	0	807.07	6450840263	28.8575	8290412.961	100	
6.427852501	33896.67195	0	0	805.98	6444275648	28.968	8392771.715	100	
6.36970443	33559.89657	0	0	805.97	6463066421	28.849	8283955.5	100	

5.8.3.2.1. Regresión múltiple para el atributo máximo

Con los valores del atributo máximo de las cuatro variables de entrada se crea un modelo que determina que la Carga, RPM y MAP son los parámetros más influyentes para la predicción de gases, sin incluir a la PME, este modelo tiene una validación de $R^2=100\%$ tal como se indica en la figura 36.

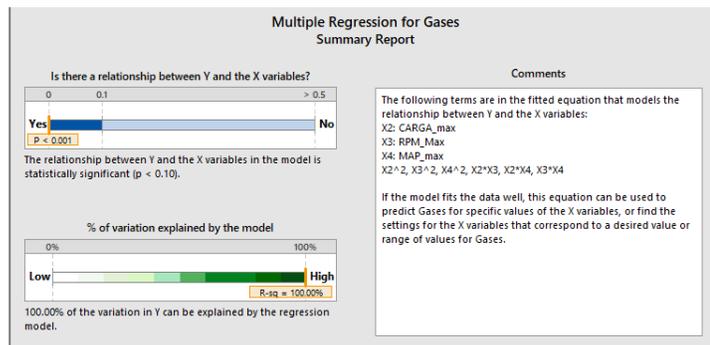


Figura 36. Análisis de la regresión múltiple del atributo máximo. **Fuente:** Autores.

Además, se determina que la variable que mayor influencia presenta para la predicción de gases es la carga, como se muestra en la figura 37.

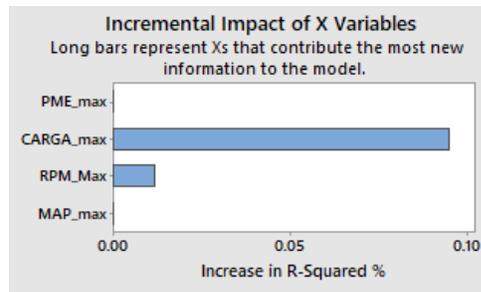


Figura 37. Influencia de las variables de los atributos máximos para la predicción de los gases. **Fuente:** Autores.

5.8.3.2.2. Regresión múltiple para en atributo potencia

De igual manera se utilizan los valores del atributo potencia de las variables de entrada, el método de regresión múltiple crea un modelo con una validación de $R^2=100\%$ que relaciona todas las variables con la predicción de gases, tal como se ve en la figura 38.

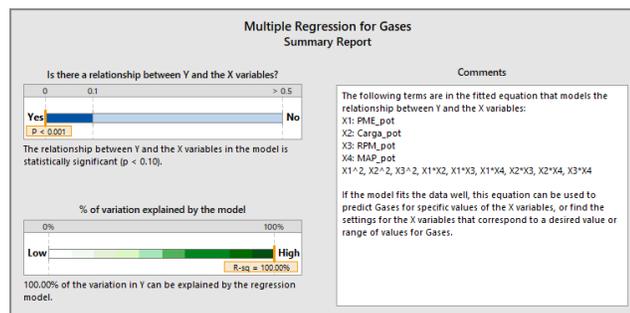


Figura 38. Análisis de la regresión múltiple del atributo potencia. **Fuente:** Autores.

De acuerdo a la figura 39, se comprueba que la variable de mayor influencia para la predicción de gases de acuerdo a este modelo es la carga.

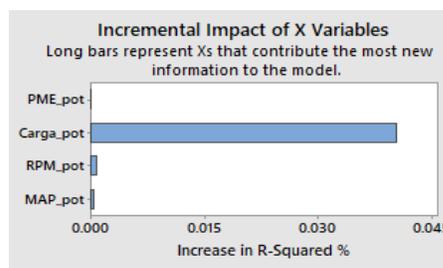


Figura 39. Influencia de las variables de los atributos potencia para la predicción de los gases. **Fuente:** Autores.

Al aplicar el método de regresión múltiple, se demuestra que con los valores de los atributos máximo y potencia de las variables PME, Carga, RPM y MAP, la variable que mayor influencia presenta en la predicción de gases de escape es la Carga.

Debido a que la medición del porcentaje de carga depende en gran parte de la disposición de bancos dinamométricos, es oportuno realizar un análisis por regresión múltiple para identificar la variable con mayor influencia en la obtención del valor de la carga.

Al usar los valores del atributo máximo de las variables: PME, RPM, MAP que se detallan en la tabla 18, se crea un modelo que relaciona todas las variables para determinar el valor de la carga, este modelo tiene una validación de $R^2=99.60\%$ como se ilustra en la figura 40.

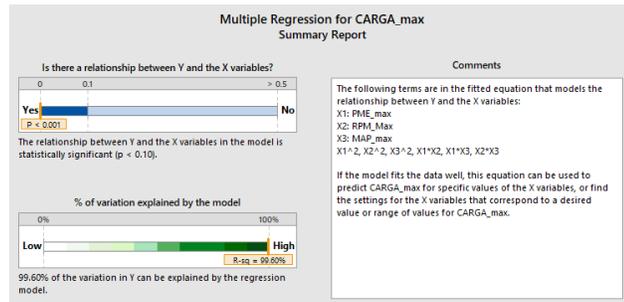


Figura 40. Análisis de la regresión múltiple para comprobar la carga. **Fuente:** Autores.

En la figura 41 se observa que la variable de mayor influencia para determinar el porcentaje de carga es la PME.

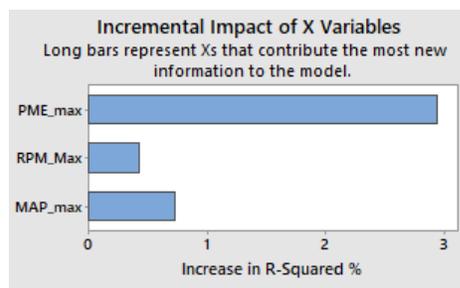


Figura 41. Variables influyentes para determinar la carga. **Fuente:** Autores.

Al aplicar el método de regresión múltiple se verifica que la PME, es la variable más influyente para predecir la carga, mientras que las variables: Carga, RPM y MAP influyen en la predicción de los gases de escape, por tanto, la predicción de gases de escape se efectúa mediante un proceso en cascada, de modo que, primero se determina el valor de la carga y por consiguiente los gases de escape.

5.8.3.3. Random Forest para la reducción de datos.

Como otra metodología estadística usada con la finalidad de reducir la base de datos se emplea Random Forest, ya que de acuerdo al apartado 4.8.2 su función es estimar los atributos que contienen mayor importancia o información para predecir una cierta respuesta.

En primera instancia, se definen los datos que se requiere analizar, de la base de datos inicial se selecciona los 18 atributos de la PME y se crea una nueva matriz, de la igual manera para los sensores: Carga, RPM y MAP con cada uno de sus atributos. También es necesario codificar la salida o respuesta de la carga y de los gases como se indica en la tabla 19.

Tabla 18. Codificación de la matriz de salida para la aplicación de Random Forest. **Fuente:** Autores.

Condiciones	Muestras	Gases de escape	Codificación (Carga y gases de escape)
Ralentí	1 a 24	Valor(CO,CO2,HC,O2,NOx)	100
1000 con 25% de carga	25 a 48	Valor(CO,CO2,HC,O2,NOx)	200
1500 con 35% de carga	49 a 72	Valor(CO,CO2,HC,O2,NOx)	300
2000 con 45% de carga	73 a 96	Valor(CO,CO2,HC,O2,NOx)	400
2500 con 55 de carga	97 a 120	Valor(CO,CO2,HC,O2,NOx)	500

A continuación, se procede a realizar un algoritmo para el desarrollo del análisis estadístico Random Forest, esto se realiza en el software Matlab, donde se tiene la siguiente codificación:

```
% Estimaciones de Importancia del Predictor Imparcial
clear all
clc
% Lectura de la matriz de entrada y salida
 analisis=xlsread ('18dcpme1');
 salida=xlsread ('newbdgasesf');

% Lectura de la codificación
 respuesta=salida(:,6);

% Clasificación de los valores característicos
 rms=analisis(:,1);curtosis=analisis(:,2);media=analisis(:,3);des_estandar=analisis(:,4);mediana=analisis(:,5);maximo=analisis(:,6);minimo=analisis(:,7);asimetria=analisis(:,8);moda=analisis(:,9);entropia=analisis(:,10);coef_variacion=analisis(:,11);f_cresta=analisis(:,12);varianza=analisis(:,13);area=analisis(:,14);energia=analisis(:,15);potencia=analisis(:,16);covarianza=analisis(:,17);rango=analisis(:,18);
```

```

% Creación de la tabla con los datos característicos
X =
table(rms,curtosis,media,des_estandar,mediana,maximo,minimo,asimetria,moda,entropia,coef_variacion,...
      f_cresta,varianza,area,energia,potencia,covarianza,rango,respuesta);
% Reproducción de datos
rng('default');

% Creación del Random Forest
Mdl = TreeBagger(200,X,'respuesta','Method','regression','Surrogate','on',...
  'PredictorSelection','curvature','OOBPredictorImportance','on');
imp = Mdl.OOBPermutedPredictorDeltaError;

%% Graficas de los valores más importantes en barras
aa=max(imp);
bb=aa-imp;

figure
subplot(2,1,1)
d=
categorical({'rms','curtosis','media','des_estandar','mediana','maximo','minimo',
  'asimetria','moda','entropia','coef_variacion',...
  'f_cresta','varianza','area','energia','potencia','covarianza','rango'});
bar(d,bb);
%% Graficas de los valores más importantes mediante Pareto
title('Curvature Test');
ylabel('Predictor importance estimates');
xlabel('Predictors');
nombre={'rms','curtosis','media','des_estandar','mediana','maximo','minimo','asimetria',
  'moda','entropia','coef_variacion',...
  'f_cresta','varianza','area','energia','potencia','covarianza','rango'};
subplot(2,1,2)
pareto(bb,nombre)

```

5.8.3.3.1. Análisis Random Forest de los 18 atributos de la PME y la salida codificada.

En la figura 42 se muestran los resultados al aplicar en método de Random Forest, en la parte superior de la figura se clasifican mediante barras los atributos según el grado de importancia, mientras que en la parte inferior se muestra el diagrama de Pareto donde se ordena y clasifica en forma descendente los atributos según su importancia.

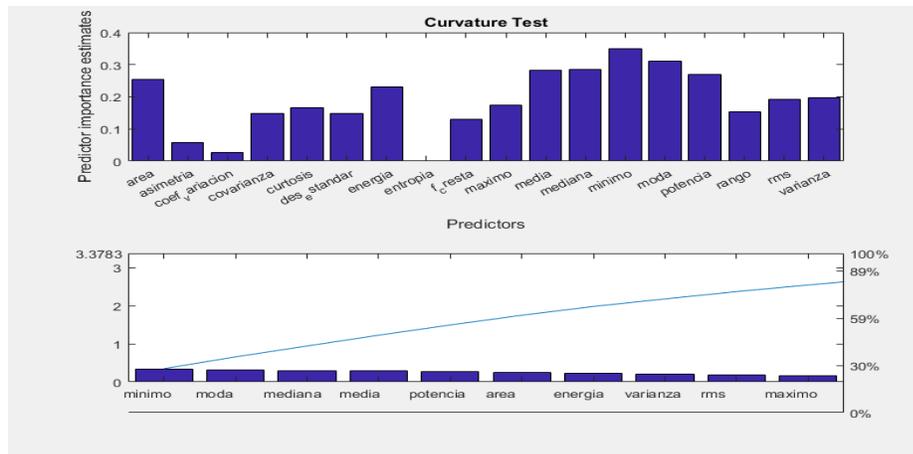


Figura 42. Gráfica del resultado del Random Forest para la PME. **Fuente:** Autores.

En la tabla 19 se presentan los resultados del análisis de Random Forest, de los cuales se obtienen 10 atributos más significativos de los 18 datos característicos iniciales para la PME.

Tabla 19. Atributos más significativos para la PME. **Fuente:** Autores.

Variable	Atributos más significativos
PME	<ul style="list-style-type: none"> ● RMS ● Potencia ● Media ● Moda ● Máximo ● Mínimo ● Mediana ● Área ● Energía ● Varianza

5.8.3.3.2. Análisis Random Forest de los 8 atributos de las RPM y la salida codificada.

En la figura 43 se muestran los resultados del método estadístico Random Forest, en la parte superior de la figura se representan mediante una grafica de barras los atributos mas significativos, en la parte inferior de la grafica se observa el diagrama de Pareto que ordena y clasifica de forma descendente los atributos de acuerdo a su importancia.

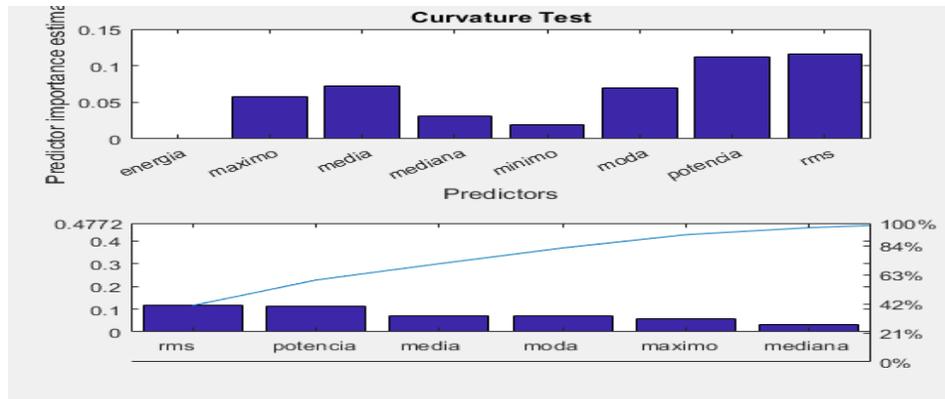


Figura 43. Gráfica del resultado del Random Forest para las RPM. **Fuente:** Autores

Del resultado del análisis de Random Forest se tiene que de los 8 atributos se reduce a 6, del cual se extrae como datos característicos mas influyentes los atributos RMS y potencia debido a su peso frente a los demás.

5.8.3.3. Análisis Random Forest de los 8 datos característicos de la MAP y la salida codificada.

En la figura 44 se presentan los resultados de este método, en la parte superior de la figura se categoriza barras los atributos de acuerdo al grado de importancia, mientras que en la parte inferior mediante un diagrama de Pareto se ordena y clasifica en forma descendente los atributos con relación a su importancia.

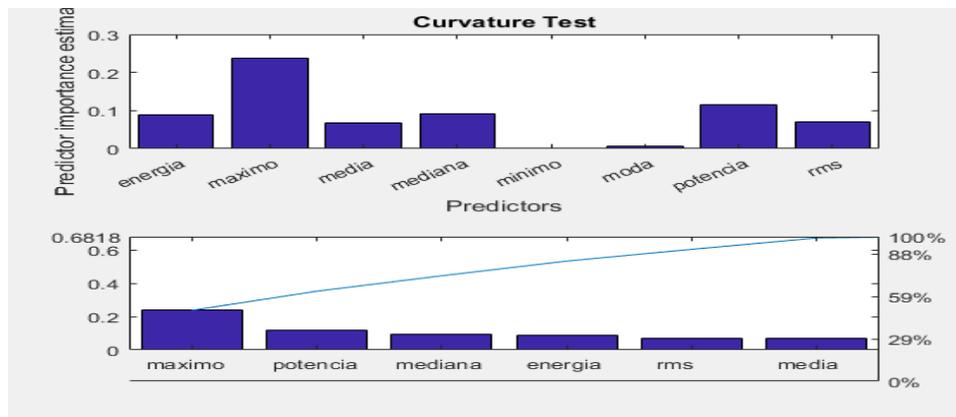


Figura 44. Gráfica del resultado del Random Forest para el MAP. **Fuente:** Autores

Por último, para la señal del MAP se tiene que de los 8 atributos se simplifican a 6, de donde se seleccionan como factores mas influyentes los atributos maximo y potencia, ya que son los que sobresalen con respecto a los demás.

5.9. Elaboración de la base de datos simplificada.

Posterior al análisis estadístico se obtiene una base de datos simplificada, que está estructurada por 14 datos característicos, de los cuales 10 pertenecen a la PME y se emplean en la predicción de la carga, mientras que los 4 atributos restantes junto con el valor de predicción de carga forman la matriz de entrada para la predicción de los gases de escape. En la tabla 20 se presenta un extracto de la base de datos simplificada.

Tabla 20. Extracto de la base de datos simplificada. Fuente: Autores.

PRUEBAS	PME										RPM		MAP	
	RMS	MEDIA	MEDIANA	MAXIMO	MINIMO	MODA	VARIANZA	AREA	ENERGIA	POTENCIA	RMS	POTENCIA	MAX	POTENCIA
Ralenti	2.3908855	1.87993472	1.18624419	6.32747589	0.73842123	0.73842123	2.18239718	18797.2903	353338124	35333.8124	806.412887	6501714321	28.6195	8152386.32
	2.23220627	1.75892996	1.17709586	6.27939144	0.70972124	0.70972124	1.88909916	17587.5024	309320242	30932.0242	807.467552	6518728813	28.6025	8161320.44
	2.41180674	1.90815863	1.18646345	6.29895197	0.73568486	0.73568486	2.17596	19080.5884	364068855	36406.8855	805.854264	6492687948	28.679	8163260.75
	2.26062582	1.77462383	1.17238998	6.28325297	0.74299532	0.74299532	1.96133552	17743.4909	314831468	31483.1468	808.02763	6527763761	28.679	8181532.84
	2.3951807	1.8917268	1.19377717	6.28656037	0.74304496	0.74304496	2.15847617	18914.6748	357764925	35776.4925	806.031201	6495550422	28.7045	8195347.65
	2.39415653	1.8882767	1.19373095	6.2879215	0.71877133	0.71877133	2.16661323	18881.179	356498921	35649.8921	808.902185	6541912887	28.7045	8173560.17
	2.22583126	1.75287724	1.18008666	6.27102952	0.72169123	0.72169123	1.88193437	17527.1704	307201702	30720.1702	806.132385	6497180510	28.7045	8193011.81
	2.39483522	1.89852653	1.19721114	6.30399571	0.70617826	0.70617826	2.13104585	18984.2479	360401669	36040.1669	809.455268	6550850538	28.6875	8170060.95
	2.34986423	1.83760783	1.17211164	6.32846969	0.65990285	0.65990285	2.14527392	18373.3931	337581573	33758.1573	807.470011	6518753825	28.6025	8138608.03
	2.28087753	1.80665622	1.19183747	6.31055011	0.68790842	0.68790842	1.93858944	18064.1439	326313296	32631.3296	806.66688	6505748002	28.7215	8174336.36
	2.49769681	1.94231669	1.17870232	6.46816689	0.70297645	0.70297645	2.46614185	19420.7604	377165934	37716.5934	784.392365	6150924158	29.8265	8559798.08
	2.44988014	1.90619739	1.19852131	6.62513936	0.72192114	0.72192114	2.36856108	19059.5673	363267104	36326.7104	781.634751	6107964373	30.039	8944385.18
	2.45000559	1.90352892	1.19676342	6.74505301	0.71345722	0.71345722	2.379343	19032.5777	362239015	36223.9015	793.453396	6294409781	29.6735	8669955.87
	2.38279683	1.88329469	1.21267764	6.38715779	0.70116501	0.70116501	2.13113497	18830.2516	354578376	35457.8376	795.778114	6331307073	29.3845	8591258.31
	2.48683157	1.94789837	1.19354066	6.45168228	0.75518233	0.75518233	2.39026222	19477.106	379357659	37935.7659	803.778666	6459299713	29.121	8404351.63
	2.30385747	1.80813068	1.1921661	6.3792069	0.69954563	0.69954563	2.03862654	18079.4234	326865550	32686.555	803.666932	6457510958	28.9255	8342571.25
	2.47877581	1.95557085	1.20908256	6.41038386	0.74456192	0.74456192	2.32030417	19554.2921	382370339	38237.0339	806.210914	6498426240	28.8915	8285713.62
	2.30298487	1.80020756	1.18771175	6.39497521	0.73894516	0.73894516	2.06319839	18000.3144	324011318	32401.1318	798.547084	6375493026	29.1125	8400412.13
	2.4759303	1.95339299	1.20335773	6.38874391	0.72474411	0.72474411	2.31471818	19532.2409	381508436	38150.8436	804.229754	6466455986	29.1125	8382488.46
	2.40835686	1.87987821	1.1883876	6.35608449	0.73776937	0.73776937	2.26646735	18796.1288	353294459	35329.4459	802.944394	6445833374	28.951	8299225
2.32489255	1.8352451	1.19928677	6.30165823	0.73664561	0.73664561	2.0372045	18349.873	336717841	33671.7841	804.442159	6469949806	28.951	8341001.78	
2.42823761	1.92138825	1.19602646	6.31924992	0.73041772	0.73041772	2.20482558	19212.8306	369132861	36913.2861	803.256136	6450840263	28.8575	8290412.96	
2.29469055	1.79026167	1.18148579	6.39766449	0.73558335	0.73558335	2.06077397	17901.5384	320465075	32046.5075	802.845798	6444275648	28.968	8359277.71	
2.45097135	1.9408786	1.20476185	6.37471031	0.7461245	0.7461245	2.24047488	19407.7182	376659525	37665.9525	804.013196	6463066421	28.849	8283955.5	

En la tabla 21 se indica una parte de la base de datos con las variables de salida que son utilizadas para la predicción de la carga y los gases de escape.

Tabla 21. Extracto de la base de datos de salida. Fuente: Autores.

Prueba	CO [%]	CO2 [%]	HC [ppm]	O2 [%]	NOx [ppm]	Carga [%]
RALENTI	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	40	0.24	89	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	41	0.24	90	0
	0.18	18.4	39	0.24	96	0
	0.18	18.4	39	0.24	96	0
	0.18	18.4	39	0.24	96	0
	0.18	18.4	39	0.24	96	0
	0.18	18.4	39	0.24	96	0

6. DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA PREDICCIÓN DE LA CARGA Y LOS GASES DE ESCAPE.

Con la base de datos simplificada se procede a realizar el algoritmo a fin de predecir de la carga y por consiguiente los gases de escape, por lo que se utiliza el método de redes neuronales en Matlab.

6.1. Diagrama de flujo para la elaboración de las RNA.

A continuación, en la figura 45 se muestra el diagrama de flujo del proceso de elaboración de las RNA de la carga y los gases de escape.

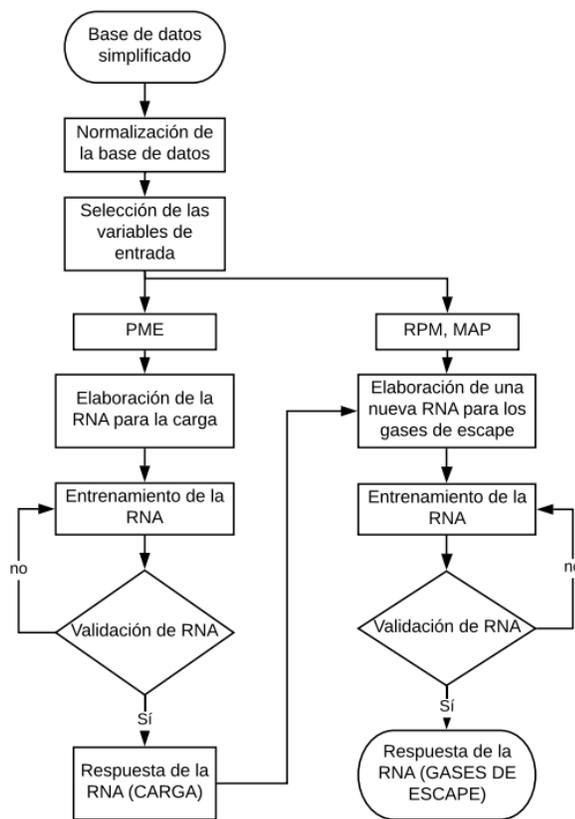


Figura 45. Diagrama de flujo de la elaboración de la RNA. **Fuente:** Autores.

En primer lugar se parte de lectura de la base de datos simplificada, luego se procede a normalizar cada una de las variables de entrada y salida con respecto al valor máximo de los atributos y así obtener una matriz que contenga valores en un rango entre [0 1], de esta matriz se seleccionan las variables de entrada y salida, que en el caso de la carga son: los 10 atributos de la PME y la carga predefinida respectivamente, mientras que en

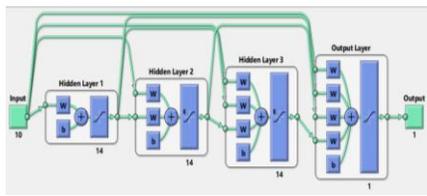
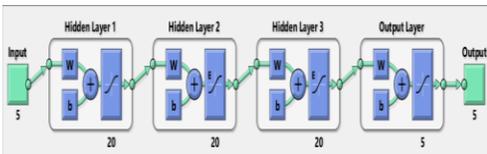
la predicción de los gases de escape la respuesta de la RNA de la carga, RPM y MAP se usan como matriz de entrada y los gases de escape predefinidos como matriz de salida. A continuación, se elabora, entrena y valida la RNA con lo que se obtiene la carga simulada, con esta respuesta se repite el proceso para la creación una nueva RNA con la cual predecir los valores de los gases.

6.2. Parámetros de diseño de las RNA

En el diseño de la RNA según (Contreras , Arichávala, & Jérez, 2018) es necesario tener en cuenta ciertos parámetros, como el tipo de red, número de capas, número de neuronas, etc., de acuerdo al tipo de estudio que se realice, con el objetivo de obtener un menor gasto computacional, ya que al variar estos parámetros no se disminuye el error, pero se incrementa el tiempo de ejecución. A fin de determinar los mejores parámetros de diseño se procede a aplicar una corrida pre experimental o metodología de prueba y error de manera que se obtiene una RNA con un gradiente de error por debajo al $10e-4$ en su validación, entrenamiento y prueba.

A continuación, en la tabla 22 se detallan los mejores parámetros seleccionados en la creación de cada una de las RNA.

Tabla 22. Parámetros de diseño de la red para la predicción de la carga y los gases de escape. **Fuente:** Autores.

Parámetros de la RNA	CARGA	GASES DE ESCAPE
Tipo de red	Red de propagación hacia atrás en cascada (cascade-forward backpropagation network)	Red de propagación hacia delante (feed-forward)
Arquitectura		
Tipo de entrenamiento	Método graduado de gradiente conjugado (trainscg).	Método graduado de gradiente conjugado (trainrp).
Funciones de transferencia entre capas	('tansig', 'elliotsig', 'elliotsig', 'tansig')	('tansig', 'elliotsig', 'elliotsig', 'tansig')
Número de entradas	10	5
Número de salidas	1	5

Número de capas ocultas	3	3
Número de neuronas	14	20
Número de épocas	5000	500

6.3. Diseño del algoritmo para la creación y entrenamiento de las RNA.

El diseño del algoritmo que permite predecir la carga y los gases de escape, se realiza en base a los parámetros establecidos en la tabla 22. A continuación, se detalla el proceso de elaboración de este algoritmo.

El algoritmo inicia con la lectura de los archivos que contienen las bases de datos, de donde se obtienen de los valores máximos que se usan en la normalización respectiva.

```
%Carga de base de datos
In=xlsread ('Base_1');
Out=xlsread ('Base_gases');

%Valores máximos de la base de datos
Max_in=max(In);
Max_out=max(Out);
Max_gases=max(Out(:,1:5));

%Normalización de base de datos
for i=1:14 % Número de columnas entrada
% Creación de la base de datos de entrada normalizada
    A(:,i)=In(:,i)/Max_in(1,i);
end

for i=1:6 % Número de columnas salida
% Creación de la base de datos de salida normalizada
    B(:,i)=Out(:,i)/Max_out(1,i);
end
```

Luego, se seleccionan las columnas respectivas que contienen las variables de entrada y salida de las bases de datos normalizadas, con el fin de establecer las matrices con las cuales son creadas las redes neuronales.

```
%Selección de variables de Entrada y salida para carga y gases
PME_1=A(:,1:10);
RPM=A(:,11:12);
MAP=A(:,13:14);
CARGA=B(:,6);

%Creación de matriz de entrada y salida
ENTRADA=PME_1';
SALIDA=CARGA';
```

Después, se realizan las líneas de comando para la creación de la red con su respectivo entrenamiento, con lo cual se consigue una matriz de respuesta de la red neuronal que contiene los valores de predicción de la carga, con lo que se obtiene el porcentaje de error entre los valores simulados y reales, esta matriz se grafica de forma conjunta con la matriz de la carga real, a fin de verificar de forma visual la similitud existente entre ellas.

```

%Creación de la Red Neuronal para predecir la carga
RED=newcf(ENTRADA,SALIDA,[14,14,14],{'tansig','elliotsig','elliotsig','tansig'});

%Parámetros de entrenamiento de la Red Neuronal
[trainInd,valInd,testInd]=dividerand(ENTRADA,0.7,0.15,0.15);
RED.trainFcn='trainscg';           % Tipo de entrenamiento
RED.trainParam.goal=0;             % Valor del error en el entrenamiento
RED.trainParam.epochs=5e3;        % Número de épocas
RED.trainParam.max_fail=1e10;     % Máximo número de iteraciones
RED.trainParam.min_grad=1e-30;

%Entrenamiento de la Red Neuronal
RED=train(RED,ENTRADA,SALIDA);

%Matriz de salida de la Red
out_carga=sim(RED,ENTRADA);
out_carga=out_carga';

%Gráfica de la carga simulada vs la carga real
Csim=out_carga* Max_out(:,6);
Creal=CARGA* Max_out(:,6);
figure
plot(Csim); hold on;
plot(Creal);
% Error de predicción de la carga
Error_Carga=mean(abs(Creal-Csim)./Creal*100)

```

Para la creación, entrenamiento de la segunda red neuronal que predice los gases de escape, se utilizan las siguientes líneas de comando:

```

%Creación de la Red Neuronal para predecir gases de escape
Entrada_gases=[RPM MAP out_carga];
Salida_gases=B(:,1:5);
Entrada_gases=Entrada_gases';
Salida_gases=Salida_gases';

%Creación de la Red Neuronal
RED2=newff(Entrada_gases,Salida_gases,[20,20,20],{'tansig','elliotsig','elliotsig','tansig'});

%Parámetros de entrenamiento de la Red Neuronal
[trainInd,valInd,testInd]=dividerand(Entrada_gases,0.7,0.15,0.15);
RED2.trainFcn='trainscg';         %Tipo de entrenamiento

```

```

RED2.trainParam.goal=0;           %Valor del error en el entrenamiento
RED2.trainParam.epochs=5e3;      %Número de épocas
RED2.trainParam.max_fail=1e10;   % Máximo numero de iteraciones
RED2.trainParam.min_grad=1e-30;

%Entrenamiento de la Red Neuronal
RED2=train (RED2, Entrada_gases,Salida_gases);

```

Para concluir el algoritmo, se crean las líneas de comando que permiten obtener la matriz de salida de la RNA, que se grafica junto a la matriz real de los gases de escape, con el objetivo de obtener el porcentaje de error y validar de manera visual el comportamiento entre ellas.

```

%Matriz de salida de la Red
out_gases=sim (RED2, Entrada_gases);
out_gases=out_gases';
for i=1:5 % Número de columnas salida

%Creación de la matriz de gases de escape simulados
H(:,i)=out_gases(:,i)*Max_gases(1,i);
End

figure
%Grafica de los gases de escape simulados Vs gases de escape reales
subplot (3,2,1), plot(H(:,1), 'r'); hold on; plot(Out(:,1), 'g'),title('CO');
subplot (3,2,2), plot(H(:,2), 'r'); hold on; plot(Out(:,2), 'g'),title('CO2');
subplot (3,2,3), plot(H(:,3), 'r'); hold on; plot(Out(:,3), 'g'),title('HC');
subplot (3,2,4), plot(H(:,4), 'r'); hold on; plot(Out(:,4), 'g'),title('O2');
subplot (3,2,5), plot(H(:,5), 'r'); hold on; plot(Out(:,5), 'g'),title('NOx');

% Error de predicción de los gases
for i=1:120 ; % Número de filas
CO(i,1)=abs((Out(i,1)-H(i,1))/(Out(i,1)))*100;
CO2(i,2)=abs((Out(i,2)-H(i,2))/(Out(i,2)))*100;
HC(i,3)=abs((Out(i,3)-H(i,3))/(Out(i,3)))*100;
O2(i,4)=abs((Out(i,4)-H(i,4))/(Out(i,4)))*100;
NOx(i,5)=abs((Out(i,5)-H(i,5))/(Out(i,5)))*100;
end
Error_CO= mean(CO);
Error_CO2= mean(CO2);
Error_HC= mean(HC);
Error_O2= mean(O2);
Error_NOx= mean(NOx);

Error=[Error_CO(1,1) Error_CO2(1,2) Error_HC(1,3) Error_O2(1,4) Error_NOx(1,5)]

```

6.4. Análisis del error y los valores simulados por las RNA.

Con la finalidad de verificar su confiabilidad y conocer el error que presentan las RNA en la predicción de la carga y los gases de escape, se procede a realizar un análisis de los resultados que proporcionan estas redes neuronales.

6.4.1. Error de las RNA.

En la figura 46 se contemplan las gráficas que contienen el error de las RNA en función al número de épocas, dicho error se encuentra por debajo de $10e-4$ como se describe en el apartado 6.2 lo que valida las RNA.

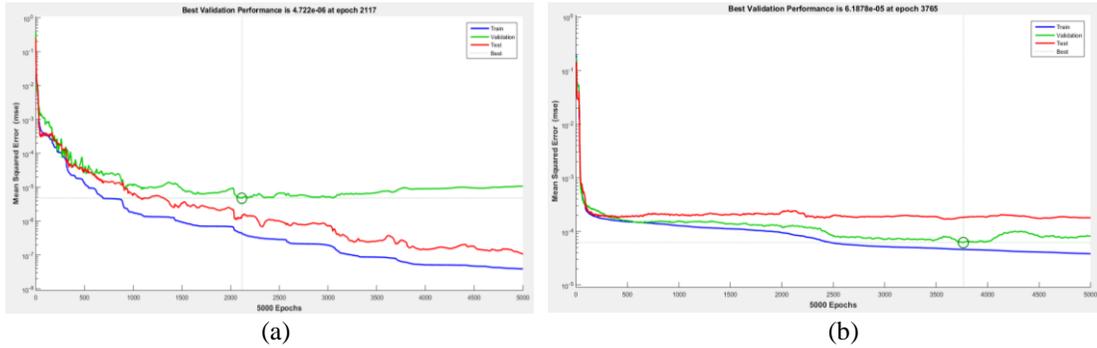


Figura 46. (a) Evolución del error de la RNA para la carga con respecto al número de épocas. (b) Evolución del error de la RNA para los gases de escape con respecto al número de épocas. **Fuente:** Autores.

6.4.2. Análisis de los valores reales frente a los valores simulados por las RNA.

En la figura 47 se aprecia que el resultado de la carga simulada por la RNA tiene un comportamiento similar a la carga real, con un error del 0.22%.

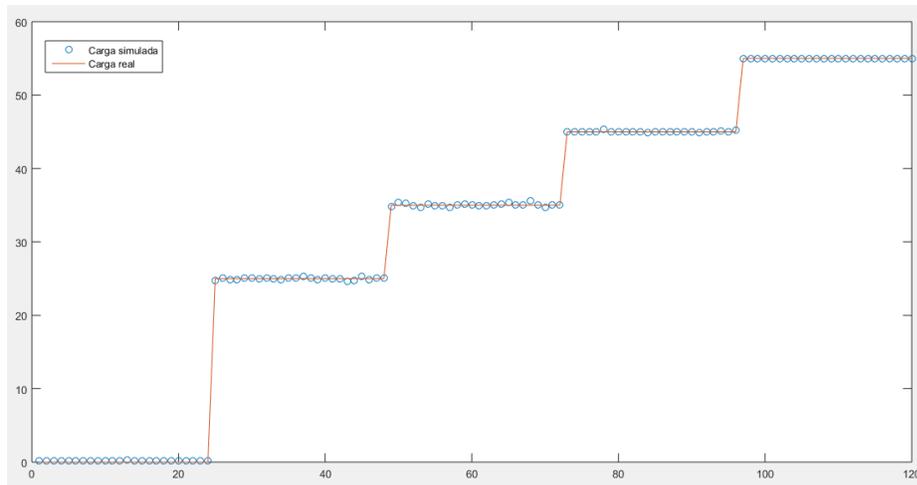


Figura 47. Comportamiento de la carga simulada vs carga real. **Fuente:** Autores

En la figura 48 se visualiza que el error de la predicción de la red con respecto al valor real de los gases de escape es: para el CO (1.20%), CO₂ (0.12%), HC (2.20%), O₂

(1.21%) y NOx (2.33%), con lo que se comprueba que los resultados de los gases de escape simulados por la RNA tienen un comportamiento similar a los gases de escape reales.

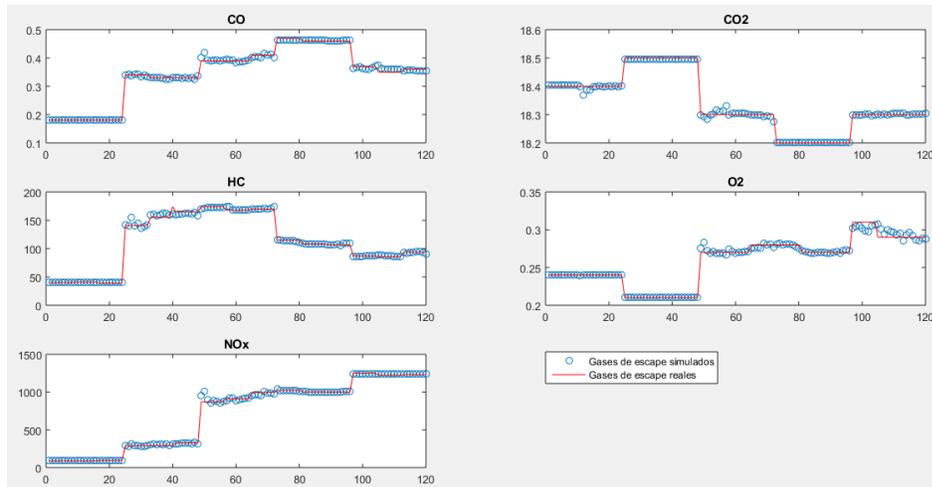


Figura 48. Comportamiento de los gases de escape simulados vs los gases de escape reales. **Fuente:** Autores.

6.5. Desarrollo del software para la predicción de la carga y los gases de escape.

Con el propósito de visualizar de mejor manera los resultados obtenidos de la predicción de la carga y de los gases de escape, es necesario realizar un software que sea de fácil manejo y facilite el proceso de predicción, es decir en el cual se ingrese un archivo que contenga una muestra y el software de forma automática realice el procedimiento respectivo como es la lectura, filtrado, caracterización y normalizado de las señales y por consiguiente proporcione los valores de predicción de la carga y los gases de escape.

6.5.1. Algoritmo para el software de predicción de la carga y gases de escape.

El algoritmo del software inicia con la lectura de un archivo en Excel que contenga los datos de las señales de los sensores del motor de una prueba aleatoria, seguido a esto se seleccionan las columnas que contienen las variables de entrada (PME, RPM y MAP), luego dentro de un “MathScript” se crea una nueva matriz, que consta de 10000 datos de cada señal que son suficientes en su caracterización como se explica en el apartado

5.8.2, además dentro de este comando de realiza filtrado de la señal de la PME. En la figura 49 se muestra esta parte del algoritmo.

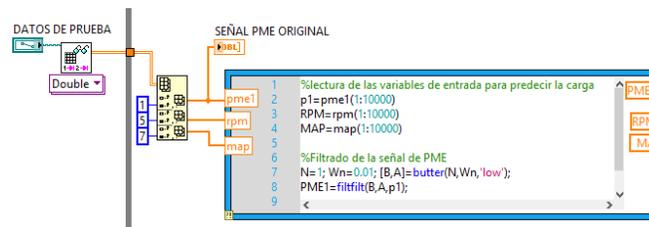


Figura 49. Algoritmo para la lectura y filtrado de señales de entrada. **Fuente:** Autores.

A continuación, en la figura 50 se divide parte del algoritmo que realiza las operaciones matemáticas presentadas en la tabla 6 para calcular cada uno de los atributos de las variables de entrada que se cargan en el comando “Matlab Script”, en la tabla 23 se detalla la nomenclatura usada de los distintos valores característicos.

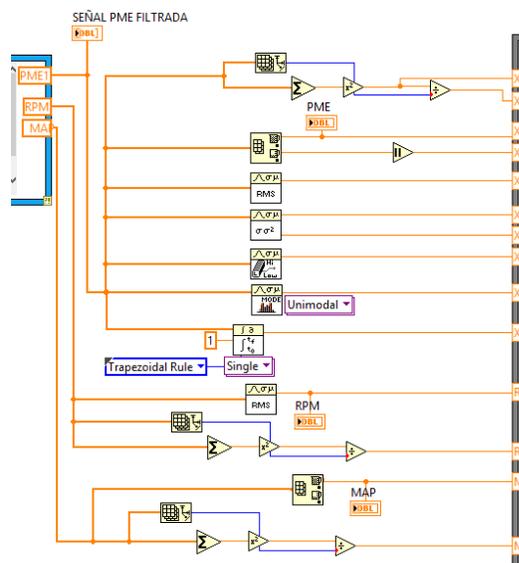


Figura 50. Algoritmo para la obtención de los atributos de las variables de entrada. **Fuente:** Autores.

Tabla 23. Nomenclatura de los datos característicos de las señales de entrada. **Fuente:** Autores.

Señal	Nomenclatura	Datos característicos
PME	X	Energía
	X1	Potencia
	X2	Máximo
	X3	Mínimo
	X4	RMS
	X5	Media

	X6	Varianza
	X7	Mediana
	X8	Moda
	X9	Área
RPM	R1	RMS
	R2	Potencia
MAP	M1	Máximo
	M2	Potencia

Por último, el algoritmo utiliza la herramienta “Matlab Script”, donde se crean las líneas de comando (Anexo 3) que permite cargar las matrices que contienen los valores máximos que se usan en la normalización, además de leer las redes neuronales almacenadas que predicen la carga y los gases de escape. Después, se procede a crear una matriz normalizada con los atributos de entrada detallados en la tabla 23, con la que se simula las RNA, también el algoritmo crea las variables de salida con sus respectivos indicadores, en los que se visualizan los valores de predicción de la carga y los gases de escape. En la figura 51 se presenta el algoritmo usado para la lectura y simulación de las RNA con sus respectivos resultados.

```

MATLAB script
clc;
X1 path(path,'C:\Users\user\Desktop\Base de datos final');
X1 load('Max_in');
X1 load('Max_out');
X2 load('Max_gases');
X2 load('RED_carga.mat');
X3 load('RED_gases.mat');
X4 A=Max_in(:,1);
X5 B=Max_in(:,2);
X6 C=Max_in(:,3);
X6 D=Max_in(:,4);
X7 E=Max_in(:,5);
X7 F=Max_in(:,6);
X8 G=Max_in(:,7);
X8 H=Max_in(:,8);
X9 I=Max_in(:,9);
X9 J=Max_in(:,10);
K=Max_in(:,11);
L=Max_in(:,12);
R1 M=Max_in(:,13);
R1 N=Max_in(:,14);
R2 AA=[X4/A X5/B X7/C X2/D X3/E X8/F X6/G X9/H X/I X1/J];
R2 AA=AA';
M1 out=sim(RED,AA)
Crg=Max_out(:,6)
Carga_simulada=out.*Crg;
M2 CC=[R1/K R2/L M1/M M2/N out]
CC=CC';
out_gases=sim(RED2,CC);
out_gases=out_gases';
for i=1:5 % Número de columnas salida
H(:,i)=out_gases(:,i)*Max_gases(1,i)
end

```

Real

Carga_simulada

CARGA

CO

CO2

HC

O2

NOx

Figura 51. Algoritmo para la lectura y simulación de las RNA. Fuente: Autores.

6.5.2. Interfaz de visualización del software de predicción de la carga y gases de escape.

La interfaz presentada en la figura 52, permite mediante un file path seleccionar la ubicación del archivo Excel que contiene los datos de una muestra, también grafica las señales de la PME antes y después del filtrado, de igual manera la interfaz dispone de 3 botones que permiten las funciones de: arrancar (Play), detener (Stop) y reiniciar (Reset) el programa. Además, el software de visualización indica los valores de las variables de entrada como son: PME, RPM, MAP, por último, en la interfaz se observan los valores de la predicción de la carga y los gases de escape.

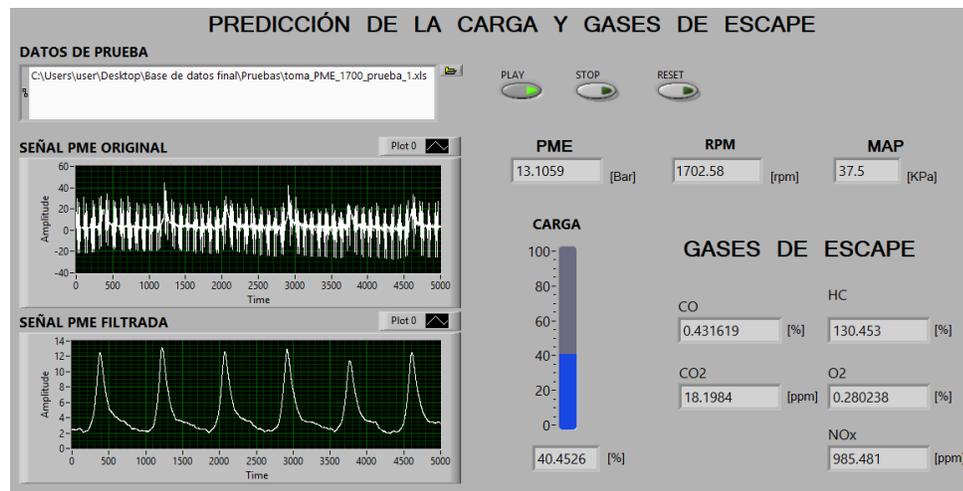


Figura 52. Interfaz de visualización del software para la predicción de la carga y los gases de escape.
Fuente: Autores.

7. ANÁLISIS DE RESULTADOS

7.1. Análisis experimental para la validación de las respuestas de las RNA.

7.1.1. Determinación del porcentaje de error a Ralentí y 2000 rpm.

Con el objetivo de validar los resultados obtenidos de la predicción de la carga y los gases de escape de las RNA, se procede a adquirir nuevas muestras de dos condiciones (Ralentí, 2000rpm) de las cinco con las que fueron creadas y entrenadas las RNA, para determinar el porcentaje de error existente entre los valores reales y los valores simulados que se obtienen del software de predicción.

Para calcular el porcentaje de error se emplea la siguiente formula:

$$Error = \frac{Valor_{real} - Valor_{RNA}}{Valor_{real}} \times 100[\%] \quad (3)$$

Ecuación 3. Formula del porcentaje de error. **Fuente:** (University of Iowa, 2017).

En la tabla 24 se presentan los valores reales y simulados de la carga y el error existente entre ellos, donde se verifica que el porcentaje del error promedio de la predicción de la RNA no sobrepasa el 2%, con lo que se determina que los valores simulados de la carga son equivalentes a los valores reales.

Tabla 24. Error de predicción para la carga. **Fuente:** Autores.

Pruebas	Valor real [%]	Valor simulado [%]	Error [%]
Ralentí (850rpm)	0	0.027601	2.7601
	0	0.036441	3.6441
	0	0.01324	1.324
	0	0.011744	1.1744
	0	0.0134	1.34
	0	0.027651	2.7651
	0	0.042081	4.2081
	0	0.028177	2.8177
2000	45	45.8342	1.85377778
	45	45.8049	1.78866667
	45	46.0988	2.44177778
	45	45.818	1.81777778
	45	45.339	0.75333333
	45	45.3543	0.78733333
	45	44.9692	0.06844444
	45	45.5834	1.29644444
		Error Promedio [%]	1.92756597

En las figuras 53 y 54 se observan los valores simulados y reales de los gases de escape de una de las pruebas realizadas a ralentí y 2000 rpm



Figura 53. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a Ralentí. **Fuente:** Autores.



Figura 54. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 2000 rpm. **Fuente:** Autores.

En la tabla 25 se muestran los valores reales y simulados de los gases de escape a las ralentí y 2000 rpm, donde se comprueba que el porcentaje de error promedio de la predicción de cada uno de los gases no supera el 3%, con lo que se demuestra que los valores simulados para los gases de escape tienen similitud a los valores reales.

Tabla 25. Error de predicción para los gases de escape. Fuente: Autores.

Pruebas	Gases	Valores Reales	Valores RNA	Error [%]	Error promedio [%]	Pruebas	Gases	Valores Reales	Valores RNA	Error [%]	Error promedio [%]
Ralentí (850 rpm)	CO [%]	0.18	0.180731	0.406111111		2000 rpm	CO [%]	0.45	0.468542	4.120444444	
		0.19	0.180728	4.88				0.47	0.461835	1.737234043	
		0.18	0.180688	0.382222222				0.46	0.461967	0.427608696	
		0.18	0.180674	0.374444444				0.47	0.467281	0.578510638	
		0.18	0.180681	0.378333333	1.508940058			0.46	0.465913	1.285434783	1.405481087
		0.18	0.180674	0.374444444				0.47	0.465253	1.01	
		0.19	0.180685	4.902631579				0.46	0.464126	0.896956522	
		0.18	0.180672	0.373333333				0.47	0.464418	1.187659574	
	CO2 [%]	18.4	18.3966	0.018478261			CO2 [%]	18.3	18.1479	0.831147541	
		18.4	18.3966	0.018478261				18.2	18.1931	0.037912088	
		18.5	18.415	0.459459459				18.3	18.2116	0.483060109	
		18.5	18.4157	0.455675676	0.346038484			18.2	18.183	0.093406593	0.466756365
		18.5	18.4161	0.453513514				18.3	18.1927	0.586338798	
		18.5	18.4161	0.453513514				18.3	18.1945	0.576502732	
		18.5	18.416	0.454054054				18.3	18.1972	0.561748634	
		18.5	18.4158	0.455135135				18.3	18.1968	0.563934426	
	HC [ppm]	39	39.9985	2.56025641			HC [ppm]	108	106.58	1.314814815	
		40	39.9998	0.0005				113	109.664	2.952212389	
		41	40.8669	0.324634146				106	104.775	1.155660377	
		43	40.9283	4.817906977	2.184873387			115	119.422	3.845217391	2.871526389
		40	40.9601	2.40025				111	114.791	3.415315315	
		42	40.9612	2.473333333				109	114.185	4.756880734	
		42	40.9517	2.495952381				109	112.003	2.755045872	
		39	39.9384	2.406153846				109	112.027	2.77706422	
	O2 [%]	0.24	0.234052	2.478333333			O2 [%]	0.27	0.283092	4.848888889	
		0.24	0.234095	2.460416667				0.27	0.275147	1.906296296	
		0.23	0.22309	3.004347826				0.26	0.247557	4.785769231	
		0.23	0.223081	3.00826087	2.853564312			0.28	0.274607	1.926071429	2.727136879
		0.23	0.223086	3.006086957				0.28	0.272134	2.809285714	
		0.23	0.223102	2.999130435				0.26	0.269961	3.831153846	
		0.23	0.223108	2.996521739				0.27	0.267849	0.796666667	
		0.24	0.233099	2.875416667				0.27	0.267535	0.912962963	
	NOx [ppm]	89	89.776	0.871910112			NOx [ppm]	944	924.124	2.105508475	
		84	86.7742	3.302619048				973	1001.24	2.902363823	
		86	89.9066	4.54255814				999	999.935	0.093593594	
		86	89.9055	4.54127907	2.915703368			1043	1033.39	0.902205177	1.483616154
		87	89.9163	3.352068966				995	1026.46	3.161809045	
		88	89.911	2.171590909				1000	1022.25	2.225	
		87	89.9182	3.354252874				1015	1014.16	0.082758621	
		92	90.9058	1.189347826				1021	1016.96	0.3956905	

7.1.2. Análisis ANOVA para la validación de las respuestas de los gases de escape a Ralentí y 2000 rpm.

Con la intención de determinar el comportamiento y validación de los resultados simulados con respecto a los valores reales indicados en la tabla 25, se realiza un análisis ANOVA con los resultados de cada uno de los gases de escape. A continuación, se detallan los resultados de este análisis estadístico de la prueba a ralentí (850 rpm), mientras que en el anexo 5.1 se presentan los resultados para la prueba a 2000 rpm.

7.1.2.1. Análisis ANOVA el CO de la prueba a Ralentí

De acuerdo al resultado que se obtiene del análisis ANOVA al aplicar el método de Tukey se comprueba la hipótesis nula, que menciona que los valores de las medias del CO reales y simulados no poseen una diferencia significativa por lo que las clasifica en un mismo grupo como se indica a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
CO_Real	8	0.18250	A
CO_Simulado	8	0.180692	A

En la figura 55 se ilustra las gráficas de los resultados al aplicar el método Tukey donde se afirma que las medias de los valores del CO real y simulado comparten un valor aproximado y están cercanas a la línea cero.

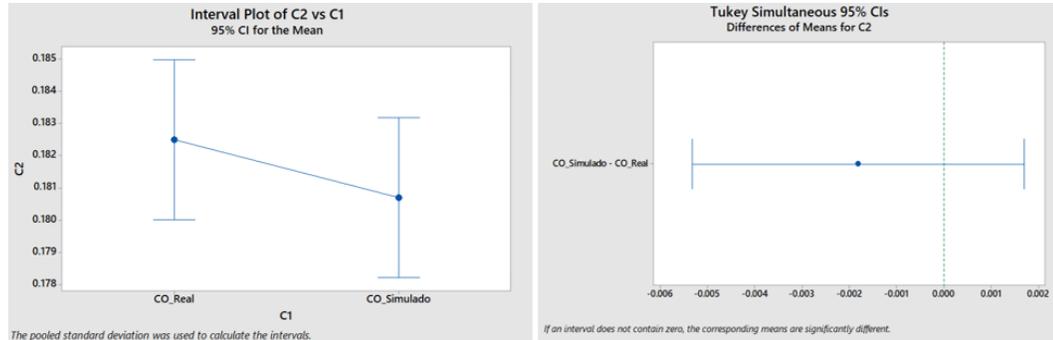


Figura 55. Comparación de las medias de los resultados del CO real vs CO simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

7.1.2.2. Análisis ANOVA para el CO2 de la prueba a Ralentí

En base al resultado del análisis ANOVA con el método de Tukey se valida la hipótesis nula, que afirma que los valores de las medias del CO2 reales y simulados son similares, debido a esto se clasifican en un mismo grupo.

C1	N	Mean	Grouping
CO2_Real	8	18.4625	A
CO2_Simulado	8	18.4110	A

En la figura 56, se observan las gráficas de intervalo y simultaneidad de las medias del CO2 real y simulado con el que se evidencia que las medias tienen un valor aproximado y están próximas a la línea cero.

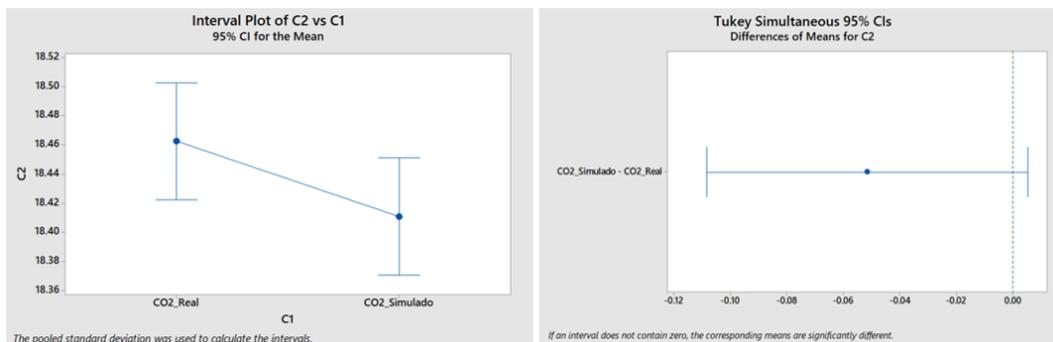


Figura 56. Comparación de las medias de los resultados del CO2 real vs CO2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

7.1.2.3. Análisis ANOVA para los HC de la prueba a Ralentí

Con respecto al resultado al emplear el método de Tukey se corrobora la hipótesis nula, ya que los valores de las medias se clasifican en un mismo grupo, es decir que los valores del HC reales y simulados son equivalentes.

C1	N	Mean	Grouping
HC_Real	8	40.750	A
HC_Simulado	8	40.576	A

En la figura 57, se visualizan las gráficas que distinguen que los valores de las medias del HC real y simulado de la prueba a ralentí tienen un valor aproximado y se ubican cercanas a la línea cero.

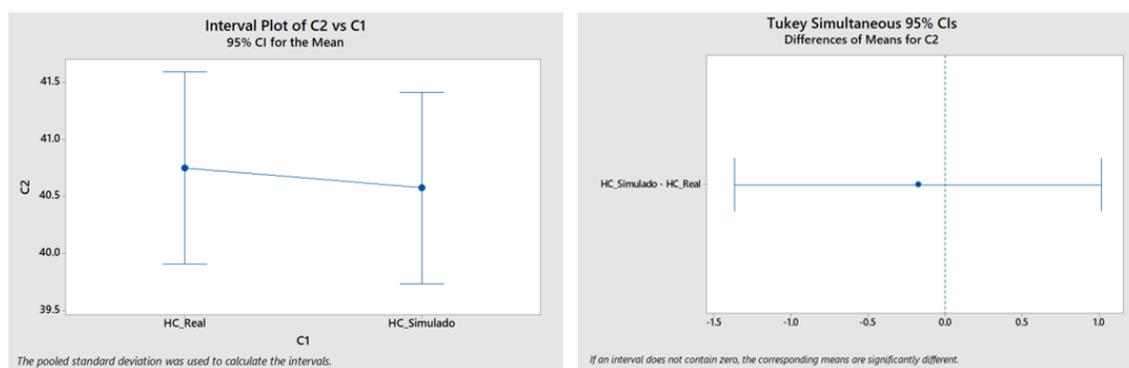


Figura 57. Comparación de las medias de los resultados de los HC reales vs HC simulados por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

7.1.2.4. Análisis ANOVA para el O2 de la prueba a Ralentí

Según las respuestas del análisis ANOVA, al utilizar el método de Tukey se tiene que los valores de las medias del O2 reales y simulados son semejantes, lo que aprueba la hipótesis nula, ya que se clasifica en un mismo grupo, como se describe a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
O2_Real	8	0.23250	A
O2_Simulado	8	0.22709	A

En la figura 58, se aprecian las gráficas de intervalo y simultaneidad de las medias del O2 real y simulado de la prueba a ralentí, las cuales indican que las medias tienen un valor aproximado y se sitúan cerca de la línea cero.

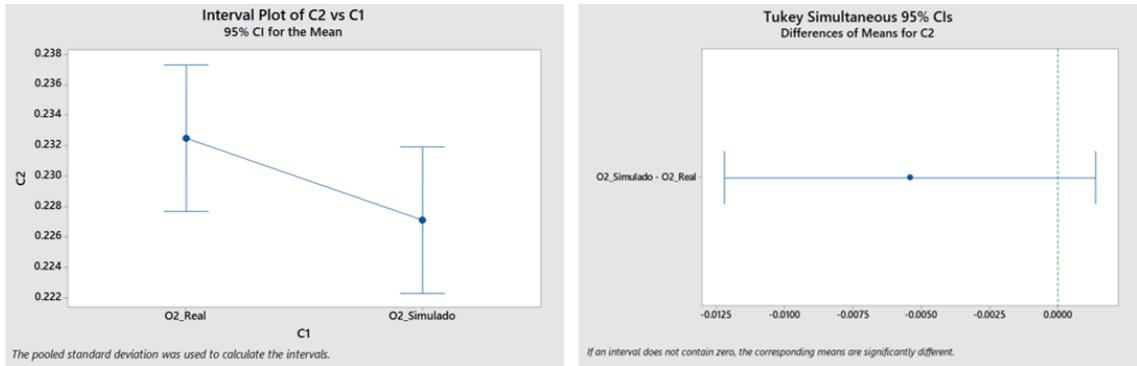


Figura 58. Comparación de las medias de los resultados del O2 real vs O2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

7.1.2.5. Análisis ANOVA para el NOx de la prueba a Ralentí

Al usar el método de Tukey en el análisis ANOVA, se identifica que los valores de las medias se clasifican en un mismo grupo, lo que confirma la hipótesis nula, es decir que los valores del NOx reales y simulados son equivalentes.

C1	N	Mean	Grouping
NOx_Simulado	8	89.627	A
NOx_Real	8	88.500	A

En la figura 59, se observan las gráficas de intervalo y simultaneidad de las medias del NOx real y simulados, en las que se determina que la medias tienen un valor semejante y se encuentra cerca de la línea cero.

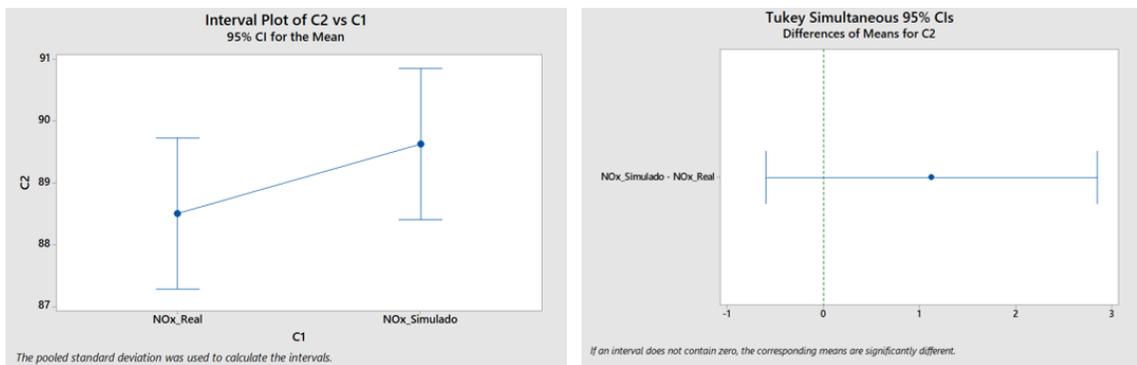


Figura 59. Comparación de las medias de los resultados del NOx real vs NOx simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

A continuación, en la tabla 26 se presentan las respuestas del análisis ANOVA para cada uno de los gases, en el que se verifica que en ningún caso el p-value es inferior a $\alpha=0.05$, además, se tiene que los valores de R-sq más altos se dan en los gases con un

rango de variación pequeño puesto que un cambio mínimo entre sus valores significa un cambio notable; también, se aprecia que la StDev para cada gas de escape es pequeña, con lo se concluye que la diferencia entre los resultados simulados y los reales no poseen gran diferencia, con lo que se aprueba la hipótesis nula.

Tabla 26. Resultados del ANOVA para los gases de escape. **Fuente:** Autores.

Pruebas	Gases	P-value	R-sq	StDev
Ralenti	CO	0.288	8.02	0.0032733
	CO2	0.072	21.26	0.0529844
	HC	0.758	0.7	1.10898
	O2	0.11	17.21	0.0063444
	NOx	0.183	12.3	1.60804
2000	CO	0.679	1.26	0.0055189
	CO2	0.164	13.32	0.0397397
	HC	0.402	5.06	3.89019
	O2	0.954	0.02	0.00900139
	NOx	0.713	0.99	32.4878

7.1.3. Determinación del porcentaje de error a 1700 y 2300 rpm.

Con el propósito de validar el proyecto técnico se realiza un análisis experimental, por tanto, es necesario adquirir nuevas muestras a diferentes condiciones del motor y mediante el software de predicción obtener los valores simulados de la carga y los gases de escape para determinar el porcentaje de error existente con respecto a los valores reales, seguido a esto se realiza un análisis ANOVA con el objetivo de afirmar que los valores tienen similitud.

A continuación, en la tabla 27 se detallan las condiciones a las que es sometido el motor para la adquisición de las nuevas muestras.

Tabla 27. Condiciones para adquirir las nuevas muestras. **Fuente:** Autores.

Pruebas	RPM	Carga [%]
1	1700	40
2	2300	50

De igual manera se utiliza la ecuación 3, para determinar el porcentaje de error entre los valores reales y simulados de la carga, de acuerdo a las condiciones antes mencionadas, en la tabla 28 se visualiza que el porcentaje de error promedio de la

predicción no sobrepasa el 1,5%, con lo se garantiza que los valores simulados de la carga son equivalentes a los valores reales.

Tabla 28. Error de predicción para la carga en las pruebas de 1700 y 2300 rpm. **Fuente:** Autores.

Pruebas	Valor real [%]	Valor simulado [%]	Error [%]
1700	40	39.515	1.2125
	40	39.3277	1.68075
	40	39.5367	1.15825
	40	39.4997	1.25075
	40	39.1758	2.0605
	40	39.403	1.4925
	40	38.9556	2.611
	40	39.9078	0.2305
2300	50	50.0079	0.0158
	50	49.5195	0.961
	50	50.7401	1.4802
	50	50.5459	1.0918
	50	49.2984	1.4032
	50	50.5259	1.0518
	50	50.5482	1.0964
	50	49.9584	0.0832
		Error Promedio [%]	1.180009375

En las figuras 60 y 61 se muestran los valores proporcionados por del software de predicción y los valores reales de los gases de escape de una muestra de las pruebas detalladas en la tabla 27.

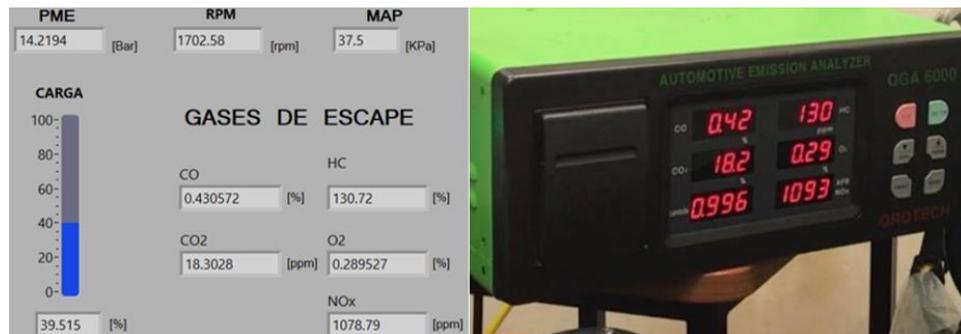


Figura 60. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 1700 rpm. **Fuente:** Autores.

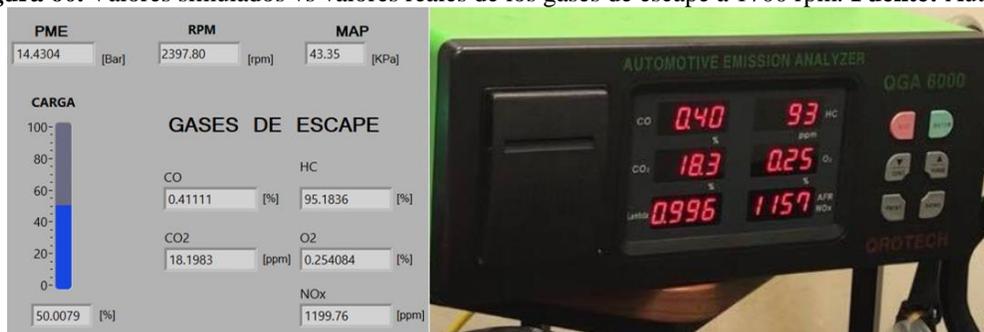


Figura 61. Valores simulados vs valores reales de los gases de escape a 2300 rpm. **Fuente:** Autores.

En la tabla 29 se presentan los valores reales y simulados de los gases de escape a 1700 y 2300 rpm, con los cuales se determina que el porcentaje de error promedio de cada gas es inferior al 3 %, con esto se concluye que la variación no es significativa entre los valores simulados frente a los valores reales.

Tabla 29. Error de predicción de los gases de escape en las pruebas de 1700 y 2300 rpm. **Fuente:** Autores.

Pruebas	Gases	Valores Reales	Valores RNA	Error [%]	Error promedio [%]	Pruebas	Gases	Valores Reales	Valores RNA	Error [%]	Error promedio [%]
1700 rpm	CO [%]	0.42	0.430572	2.51714286	1.992440633	2300 rpm	CO [%]	0.4	0.41111	2.7775	1.939051552
		0.42	0.430553	2.51261905				0.44	0.429039	2.49113636	
		0.43	0.429524	0.11069767				0.43	0.443324	3.09860465	
		0.42	0.431708	2.78761905				0.44	0.435624	0.99454545	
		0.42	0.431884	2.82952381				0.42	0.428514	2.02714286	
		0.44	0.430997	2.04613636				0.44	0.442509	0.57022727	
		0.42	0.431923	2.83880952				0.43	0.442679	2.94860465	
		0.43	0.431277	0.29697674				0.43	0.4326	0.60465116	
	CO2 [%]	18.2	18.3028	0.56483516	0.221713805		CO2 [%]	18.3	18.1983	0.5557377	0.205942623
		18.3	18.2994	0.00327869				18.3	18.209	0.49726776	
		18.3	18.2952	0.02622951				18.2	18.1963	0.02032967	
		18.3	18.3039	0.02131148				18.2	18.2031	0.01703297	
		18.3	18.3036	0.01967213				18.3	18.2095	0.49453552	
		18.2	18.3009	0.5543956				18.2	18.1973	0.01483516	
		18.3	18.3026	0.01420765				18.2	18.1972	0.01538462	
		18.2	18.3037	0.56978022				18.2	18.2059	0.03241758	
	HC [ppm]	130	130.72	0.55384615	2.700670285		HC [ppm]	93	95.1836	2.34795699	1.422089583
		126	129.157	2.50555556				97	95.128	1.92989691	
		133	128.131	3.66090226				97	95.6689	1.37226804	
		138	135.47	1.83333333				97	94.7175	2.35309278	
		136	135.005	0.73161765				96	95.2946	0.73479167	
		130	134.543	3.49461538				97	95.3327	1.71886598	
		129	134.436	4.21395349				96	95.3714	0.65479167	
		130	135.995	4.61153846				95	94.7482	0.26505263	
O2 [%]	0.29	0.289527	0.16310345	2.587020022	O2 [%]	0.25	0.254084	1.6336	1.87880114		
	0.29	0.299621	3.31758621			0.26	0.256801	1.23038462			
	0.3	0.299574	0.142			0.27	0.263873	2.26925926			
	0.31	0.302679	2.3616129			0.26	0.26464	1.78461538			
	0.31	0.301357	2.78806452			0.26	0.266439	2.47653846			
	0.29	0.300727	3.69896552			0.26	0.263566	1.37153846			
	0.29	0.300438	3.59931034			0.27	0.263537	2.3937037			
	0.29	0.303414	4.62551724			0.26	0.264864	1.87076923			
NOx [ppm]	1093	1078.79	1.30009149	1.088742883	NOx [ppm]	1157	1199.76	3.69576491	1.812974089		
	1053	1040.45	1.19183286			1239	1206.2	2.64729621			
	1101	1097.61	0.30790191			1174	1198.98	2.12776831			
	1126	1091.99	3.02042629			1190	1201.88	0.99831933			
	1114	1108.67	0.47845601			1212	1205.87	0.50577558			
	1113	1107.44	0.49955076			1192	1199.23	0.60654362			
	1101	1113.14	1.10263397			1175	1199.02	2.04425532			
	1105	1096.06	0.80904977			1181	1203.18	1.87806943			

7.1.4. Análisis ANOVA para la validación de las respuestas de los gases de escape a 1700 y 2300 rpm.

De igual forma se emplea el análisis ANOVA, con el fin analizar el comportamiento y validación de los resultados simulados con respecto a los valores reales de cada uno de los gases de escape. A continuación, se detallan los resultados de este análisis estadístico de la prueba a 1700 rpm, mientras que en el anexo 5.2 se muestran los resultados para la prueba a 2300 rpm.

7.1.4.1. Análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm para el CO

Con el resultado que se obtiene del análisis ANOVA al aplicar el método de Tukey en la prueba de 1700 rpm se comprueba la hipótesis nula, que menciona que los valores de las medias del CO reales y simulados no tienen mucha diferencia, por lo que las clasifica en un mismo grupo como se indica a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
CO_1700_simulado	8	0.431055	A
CO_1700_real	8	0.42750	A

En la figura 62 se ilustra las gráficas de intervalo y simultaneidad, donde se demuestra que las medias de los valores del CO real y simulado comparten un valor semejante y están cercanas a la línea cero.

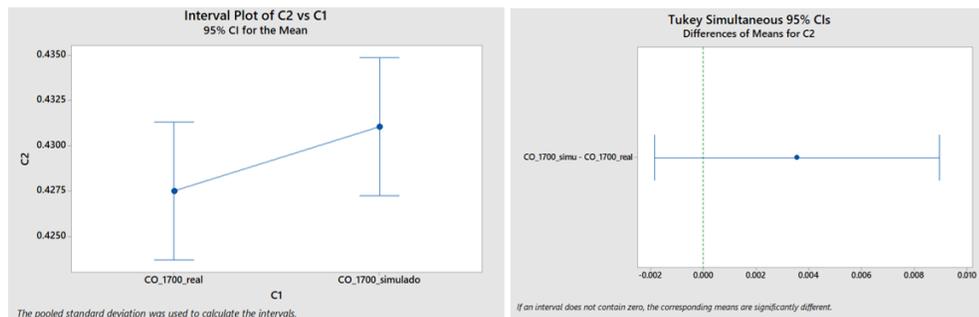


Figura 62. Comparación de las medias de los resultados del CO real vs CO simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). **Fuente:** Autores.

7.1.4.2. Análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm para el CO2

Del análisis ANOVA mediante el método de Tukey, se confirma la hipótesis nula, que menciona que los valores de las medias del CO2 reales y simulados para la prueba de 1700 son similares, de modo que se clasifican en un mismo grupo.

C1	N	Mean	Grouping
CO2_1700_simulado	8	18.3015	A
CO2_1700_real	8	18.2625	A

En la figura 63, se presentan las gráficas de intervalo y simultaneidad de las medias del CO2 real y simulado, con las que se verifica que las medias tienen un valor aproximado y están próximas a la línea cero.

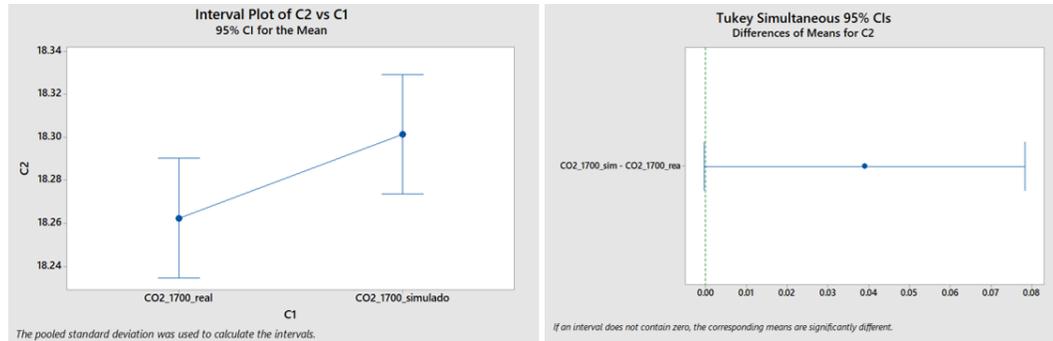


Figura 63. Comparación de las medias de los resultados del CO2 real vs CO2 simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). **Fuente:** Autores.

7.1.4.3. Análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm para los HC

De acuerdo al resultado al aplicar el método de Tukey se confirma la hipótesis nula, debido a que los valores de las medias se clasifican en un mismo grupo, es decir que los valores del HC reales y simulados son parecidos como se menciona a continuación:

C1	N	Mean	Grouping
HC_1700_simulado	8	132.93	A
HC_1700_real	8	131.50	A

En la figura 64, se visualizan las gráficas que indican que los valores de las medias del HC real y simulado de la prueba a 1700 rpm tienen un intervalo pequeño y que la simultaneidad se encuentra cerca de la línea cero.

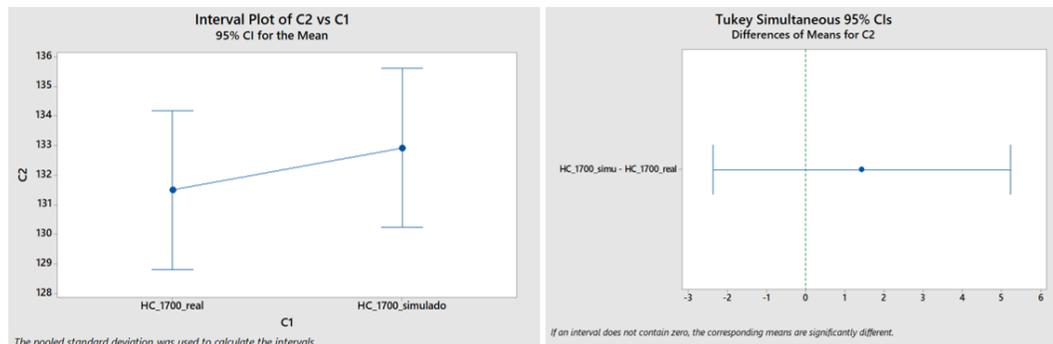


Figura 64. Comparación de las medias de los resultados de los HC reales vs HC simulados por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). **Fuente:** Autores.

7.1.4.4. Análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm para el O2

Al utilizar el método de Tukey en el análisis ANOVA, se afirma que los valores de las medias del O2 reales y simulados son equivalentes, debido a que se clasifica en un mismo grupo, con lo que se verifica la hipótesis nula, como se muestra a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
O2_1700_simulado	8	0.29967	A
O2_1700_real	8	0.29625	A

En la figura 65, se aprecian las gráficas de intervalo y simultaneidad de las medias del O2 real versus al simulado de la prueba de 1700 rpm, las cuales demuestran que las medias tienen un valor parecido y se sitúan cercanas a la línea cero.

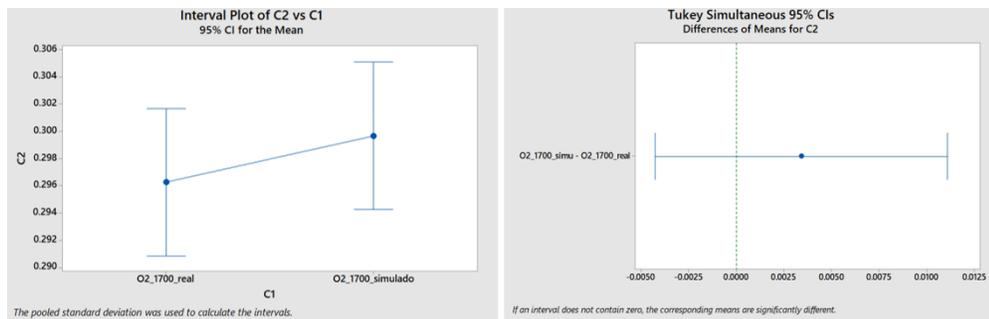


Figura 65. Comparación de las medias de los resultados del O2 real vs O2 simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). **Fuente:** Autores.

7.1.4.5. Análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm para el NOx

Con las respuestas del método Tukey del análisis ANOVA se determina que, en la prueba de 1700 rpm, los valores de las medias se clasifican en un mismo grupo con lo que se valida la hipótesis nula, puesto que los valores del NOx reales y simulados son equivalentes como se ve a continuación.

C1	N	Mean	Grouping
NOx_1700_real	8	1100.75	A
NOx_1700_simulado	8	1091.77	A

En la figura 66, se observan las gráficas que indican que las medias del NOx real y simulados tienen un intervalo semejante y se sitúan próximas a la línea cero.

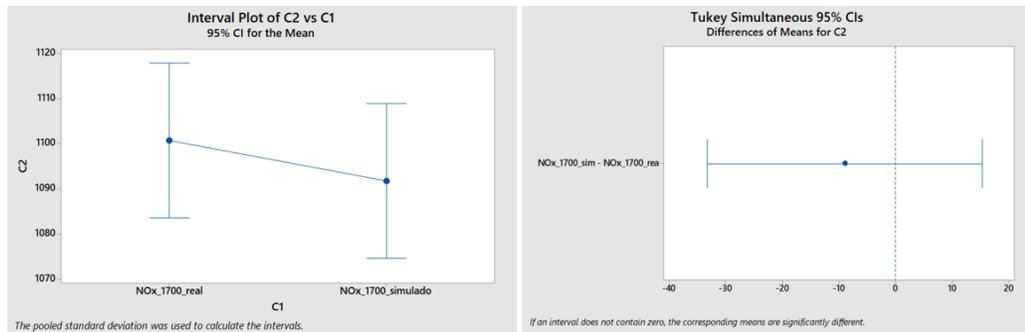


Figura 66. Comparación de las medias de los resultados del NOx real vs NOx simulado por el método de Tukey (Prueba 1700 rpm). **Fuente:** Autores.

Por último, en la tabla 30 se describen las respuestas del análisis ANOVA de la prueba a 1700 rpm, donde se comprueba que en ningún caso el p-value es menor a $\alpha=0.05$, así mismo, los valores de R-sq más altos se presentan en los gases que tiene un rango de variación pequeño; también, se evalúa que la StDev para cada gas de escape es mínima, de este modo se llega a la conclusión de que existe una gran semejanza entre los valores reales y simulados.

Tabla 30. Resultados del ANOVA para los gases de escape a 1700 y 2300 rpm. **Fuente:** Autores.

Pruebas	Gases	P-value	R-sq	StDev
1700	CO	0.18	6.22	0.0050338
	CO2	0.052	24.45	0.0366571
	HC	0.432	4.47	3.53726
	O2	0.356	6.11	0.0071615
	NOx	0.44	4.31	22.6213
2300	CO	0.482	3.6	0.012474
	CO2	0.075	20.93	0.0368035
	HC	0.132	15.43	1.02522
	O2	0.727	0.9	0.0054771
	NOx	0.215	10.73	18.135

8. CONCLUSIONES

Al finalizar el presente trabajo de titulación se llega a las siguientes conclusiones:

- El proyecto es válido para predecir los valores de las emisiones contaminantes de escape a través de la PME al aplicar RNA en cascada, es decir, se predice la carga y por consiguiente los gases de escape, donde se obtiene un error promedio por debajo del 2% en la predicción de la carga e inferior al 3% para cada uno de los gases de escape.
- Al realizar la revisión del estado del arte, se comprueba que existen estudios previos sobre la predicción de gases de escape de MEP con el uso de redes neuronales artificiales, sin embargo, ninguno de estos estudios ha sido aplicado en el país, por lo que este proyecto representa una base para futuras investigaciones referentes al tema.
- El diseño de los acoples es el adecuado para la medición de la PME, debido a que la pérdida de presión dentro de la cañería es insignificante, además la implementación del disipador de calor permite adquirir muestras a elevadas temperaturas durante un periodo de tiempo amplio, ya que su grado de disipación de temperatura es de 27 °C, con lo que se logra que la temperatura no interfiera en la medición del sensor.
- Mediante el análisis estadístico ANOVA se comprueba que, con un motor en óptimas condiciones de funcionamiento, los valores de la PME son similares en los 4 cilindros, por lo que es suficiente trabajar con la señal de un cilindro con lo que se reduce el tamaño de la matriz de entrada.
- Al aplicar el análisis estadístico por regresión múltiple, se determina que la variable de mayor influencia al momento de predecir gases de escape es la carga.
- Al aplicar la metodología prueba y error se confirma que de los parámetros seleccionados para la creación y entrenamiento de las RNA son los óptimos para este tipo de estudio, debido a que el comportamiento de la matriz de respuesta de las redes neuronales es similar a la matriz de valores reales, con un error del 0.22% para la carga, y 1.20%, 0.12%, 2.20%, 1.21% y 2.33% para los gases: CO, CO₂, HC, O₂, NO_x respectivamente.

- El software de predicción diseñado sirve como una herramienta opcional que permite obtener valores simulados de carga y de gases de escape de un MEP a partir de una matriz que contenga las señales de la PME, RPM y MAP.
- De acuerdo a los resultados del análisis ANOVA, los valores proporcionados por el software de predicción y los valores reales son significativamente parecidos, lo que justifica que los porcentajes de error para la predicción de la carga y los gases de escape sean inferiores al 5%.

9. RECOMENDACIONES

- Se recomienda continuar con la presente investigación con miras a: detectar fallos en el motor a través de la PME o de acuerdo al comportamiento de los gases de escape, al igual que medir el par y potencia en tiempo real, medir las emisiones contaminantes de los gases de escape al aire en toneladas, entre otros.
- También, se recomienda aplicar este proyecto en vehículos donde se pueda instalar el acople, para determinar el porcentaje de carga y el valor de los gases de escape en pruebas de carretera, así como realizar las tomas en diferentes puntos geográficos para verificar el comportamiento de los mismos.
- Para el procesamiento de las señales de la PME, es recomendable usar un filtro paso cero, para con ello reducir el ruido y tener una mejor señal de la cual se pueda obtener correctamente sus atributos.
- Es recomendable realizar la adquisición de datos en un ambiente abierto o mejorar la ventilación del laboratorio, ya que la temperatura del ambiente influye notablemente en los diferentes parámetros de funcionamiento del motor, lo que afecta en la toma de datos.
- Debido a que el banco dinamométrico Armfield CM11 se encuentra en un ambiente cerrado, al momento de realiza la adquisición de datos es recomendable el uso de EPP.

10. BIBLIOGRAFIA

Abad, G. (12 de 07 de 2015). *INTERPRETACIÓNANÁLISISGASES1*. Recuperado el 18 de 02 de 2018, de descarbonizadoras.com: <http://descarbonizadoras.com/wp-content/uploads/2015/06/INTERPRETACI%C3%93NAN%C3%81LISISGASES1.pdf>

albatecnologia . (05 de 2011). *albatecnologia*. Recuperado el 2017, de <http://albaatecnologia.blogspot.com>

Arévalo Calderón, F. E., & Ortega Ulloa, A. G. (Abril de 2016). Desarrollo de una interfaz para la visualización y adquisición de datos provenientes de la ECU a través de OBD II mediante un dispositivo de comunicación serial y del analizador de gases QROTECH 6000. *Desarrollo de una interfaz para la visualización y adquisición de datos provenientes de la ECU a través de OBD II mediante un dispositivo de comunicación serial y del analizador de gases QROTECH 6000*. Cuenca, Azuay , Ecuador.

Arichavala Albarracin , A. M., & Jerez Guaman , C. G. (Diciembre de 2017). Diseño e implementación de un software para adquisición y visualización de parámetros funcionales del banco dinamométrico marca Armfield modelo CM11. Cuenca, Azuay, Ecuador.

Blancarte, J. (01 de 03 de 2011). *autocosmos.com*. Recuperado el 15 de 02 de 2018, de autocosmos.com: <http://noticias.ve.autocosmos.com/2011/01/03/cuales-son-los-gases-contaminantes-mas-comunes-que-emiten-los-autos>

Bosch, R. (2012). *Sensors*.

Castaño, D. A., & Patiño Jaramillo, G. A. (2003). *Estudio de los factores que inciden en el desempeño de motores de encendido provocado (MEP) convertidos a gas natural*. Proyecto, Universidad de Antioquia, Medellín.

Castillo Castillo, J. L. (12 de 29 de 1999). *España Patente n° WO/1999/067616* .

- Contreras , W., Arichávala, M., & Jérez, C. (2018). Determinación de la presión máxima de un MEP basado en una red neuronal artificial recurrente. *INGENIUS*, 9-18. Obtenido de <https://doi.org/10.17163/ings.n19.2018.01>
- Contreras Urgilés, R. W., & Fajardo Merchan, J. E. (10 de 2015). Diseño y construcción de un sistema prototipo para determinar la cilindrada total de un motor ciclo OTTO por un método no invasivo mediante labview. *Diseño y construcción de un sistema prototipo para determinar la cilindrada total de un motor ciclo OTTO por un método no invasivo mediante labview*. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Copyright © 2017 Minitab Inc. . (2017). *Soporte de minitab*. Obtenido de ¿Qué es ANOVA?: <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/anova/supporting-topics/basics/what-is-anova/>
- Delgado Calle, E. H. (Marzo de 2018). Desarrollo de un algoritmo de diagnostico para la deteccion de fallas mecánicasen motores de encendido provocado basados en la transformada de Wavelet. *Desarrollo de un algoritmo de diagnostico para la deteccion de fallas mecánicasen motores de encendido provocado basados en la transformada de Wavelet*. Cuenca, Azuay, Ecuador.
- EL COMERCIO. (09 de 03 de 2017). Ajuste en los motores por regla ambiental . *Ajuste en los motores por regla ambiental* .
- Figueres Moreno, M. (14 de 03 de 2012). Sistemas Inteligentes En Ingeniería Civil. *Introducción a las Redes Neuronales Artificiales*. Valencia, España.
- Galán Asensio, H., & Martínez Bowen, A. (s.f.). *Inteligencia artificial.Redes neuronales y aplicaciones*. Universidad Carlos III de Madrid, I.T.T Telemática.
- Gaona Sanchez, J. O., & Garzon Ramirez, J. A. (2011). *Contaminación atmosférica generada por fuentes moviles en Bogotá*. Bogotá.
- González, Á. (2016). *Gestoría Ángel González*. Recuperado el 2017, de <http://gaag.es>
- INEN. (2002). NTE INEN 2 204:2002. *GESTIÓN AMBIENTAL. AIRE. VEHÍCULOS AUTOMOTORES. LÍMITES PERMITIDOS DE EMISIONES PRODUCIDAS POR FUENTES MÓVILES TERRESTRES DE GASOLINA*.

- Matich, D. J. (Marzo de 2001). *Redes neuronales; Conceptos básicos y aplicaciones*. Rosario, Argentina.
- Morales Ramos, J. C. (Mayo de 2004). *Procesamiento digital de señales y redes neuronales*.
- Mostafa Kiani, D. K., Barat, G., Fathollah, O., Gholamhassan, N., & Talal, Y. (2012). *Artificial neural networks approach for the prediction of thermal balance of SI engine using ethanol- gasoline blends*.
- Narváez, F., Sierra Vargas, F. E., & Montenegro Mier, M. A. (22 de 11 de 2012). *Modelo basado en redes neuronales para predecir las emisiones en un motor diésel que opera con mezclas de biodiésel de higuera. Modelo basado en redes neuronales para predecir las emisiones en un motor diésel que opera con mezclas de biodiésel de higuera*.
- National Instruments Corporation. (2018). *LabVIEW*. Estados Unidos.
- Nova Garcia, A. (02 de 2018). *Aplicación de modelos de redes neuronales al modelado y predicción de emisiones de autobuses urbanos. Aplicación de modelos de redes neuronales al modelado y predicción de emisiones de autobuses urbanos*. Madrid, España.
- NTE INEN 2204. (2002). NTE INEN 2204:2002. *GESTIÓN AMBIENTAL. AIRE. VEHÍCULOS AUTOMOTORES. LÍMITES PERMITIDOS DE EMISIONES PRODUCIDAS POR FUENTES MÓVILES TERRESTRES DE GASOLINA*.
- Payri González, F., & Desantes Fernández, J. M. (2011). *Motores de combustión interna Alternativos*. Valencia: REVERTÉ S.A.
- Proyecto gio. (05 de 2017). *proyectogio.blogspot.com*. Obtenido de <http://proyectogio.blogspot.com/>
- Rodríguez Jaume, M., & Mora Catalá, R. (Octubre de 2016). *Estadística informática : casos y ejemplos con el SPSS. Estadística informática : casos y ejemplos con el SPSS*.

- Saila, M. e. (2008). *Banco de ensayo de Motores*. Recuperado el 15 de 01 de 2018, de Makina eta Motore Termikoetako Saila: <http://www.ehu.eus/mmtde/bancomot.htm>
- Sayin, C., Ertunc, M., Hosoz, M., Kilicaslan, I., & Canakci, M. (09 de 05 de 2006). Performance and exhaust emissions of a gasoline engine using artificial neural network. *Performance and exhaust emissions of a gasoline engine using artificial neural network*. Estambul, Turquía.
- The MathWorks, Inc. (2018). MATLAB. Estados Unidos.
- Universidad de Castilla-La Mancha. (2015). *CICLO REAL DE FUNCIONAMIENTO*. Proyecto, UCLM, Castilla. Recuperado el 18 de 09 de 2017, de previa.uclm.es: https://previa.uclm.es/profesorado/porrasysoriano/motores/temas/ciclo_real.pdf
- University of Iowa. (2017). *Imagine the Universe*. Obtenido de Percent Error Formula: <http://astro.physics.uiowa.edu/ITU/glossary/percent-error-formula/>
- Vaquerizo, R. (2011). *Análisis y decisión*. Obtenido de Medir la importancia de las variables con Random Forest: <http://analisisydecision.es/medir-la-importancia-de-las-variables-con-random-forest/>
- Vera, D. (27 de Julio de 2016). En Cuenca, los carros generan el 76% de la polución. *El Telégrafo*. Recuperado el 25 de 10 de 2017, de <http://www.elselegrafo.com.ec/noticias/septimo-dia/51/en-cuenca-los-carros-generan-el-76-de-la-polucion>

11. ANEXOS

11.1. Anexo 1: Diseño de los acoples



Figura A 1. Diseño de la bujía. **Fuente:** Autores.



Figura A 2. Diseño de la cañería. **Fuente:** Autores.



Figura A 3. Diseño del sensor piezo-eléctrico Bosch. **Fuente:** Autores.



Figura A 4. Diseño del disipador de calor. **Fuente:** Autores.

11.2. Anexo 2: Planos para la construcción de los acoples

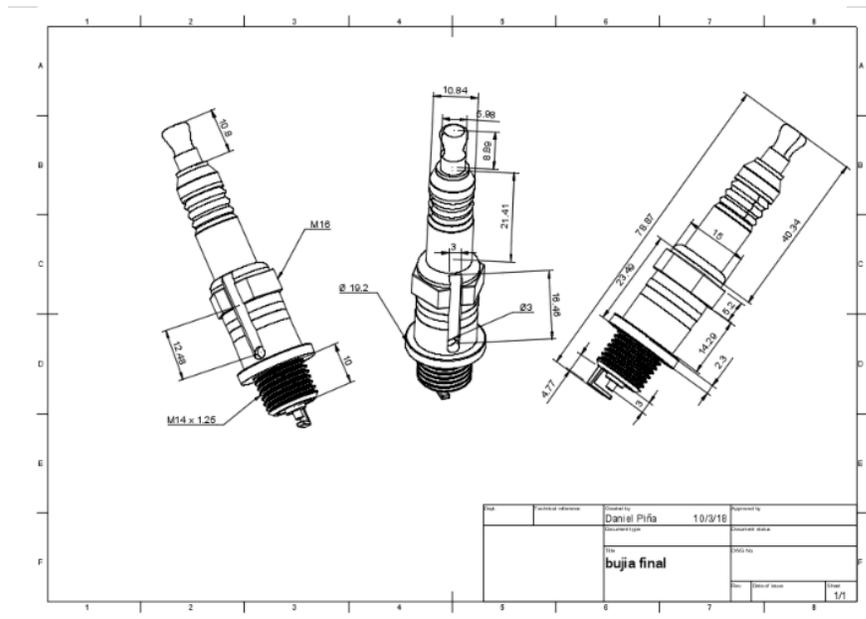


Figura A 5. Plano de la bujía. **Fuente:** Autores.

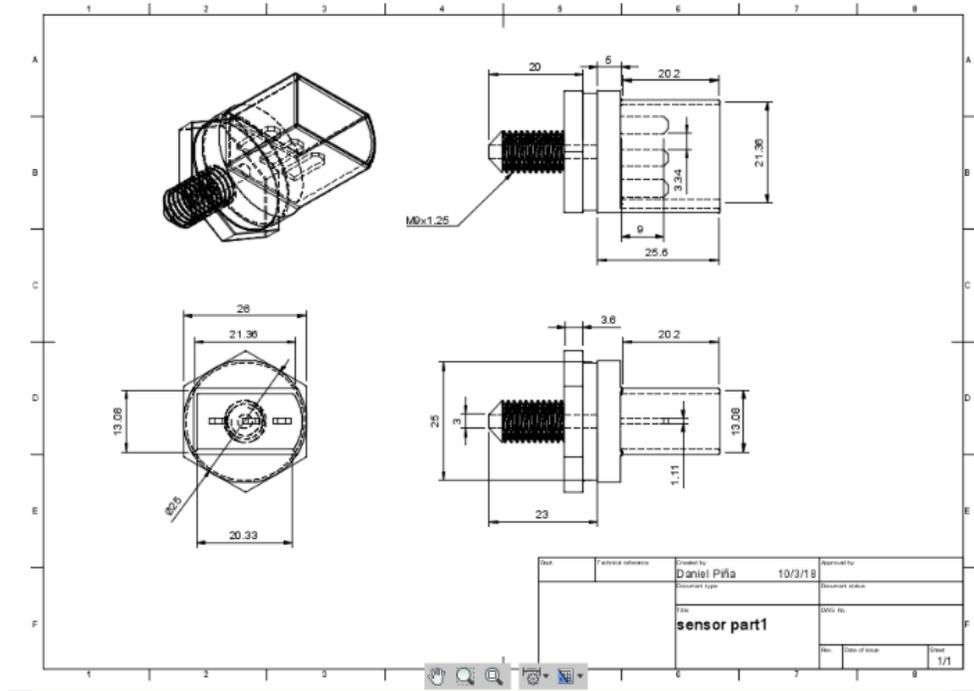


Figura A 6. Plano del sensor piezo-eléctrico Bosch. **Fuente:** Autores.

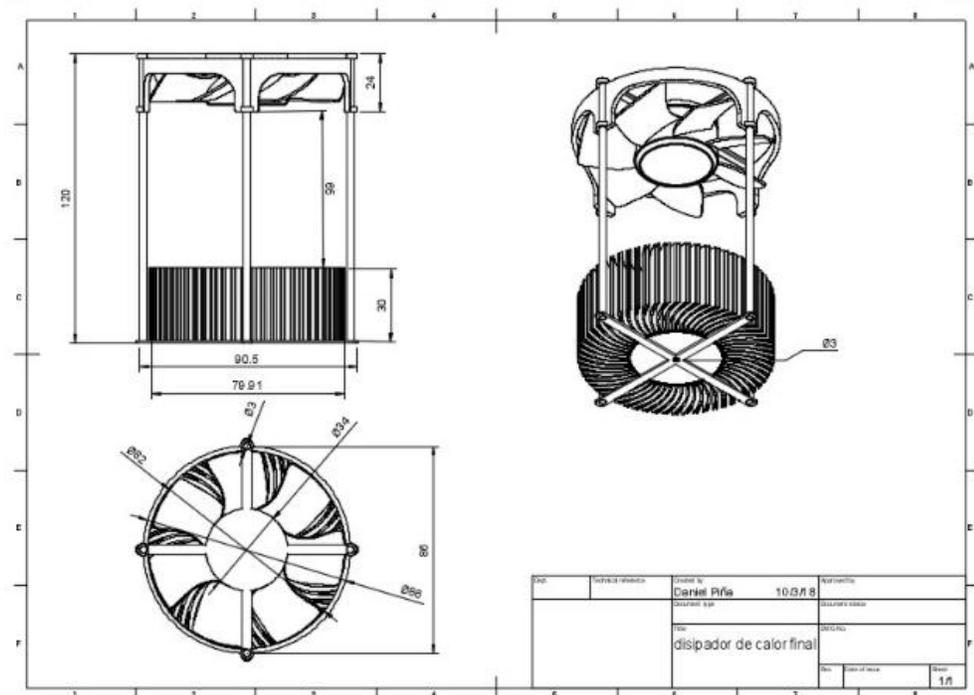


Figura A 7. Plano del disipador de calor. **Fuente:** Autores.

11.3. Anexo 3: Algoritmo para la simulación de los resultados de prueba

```
clc;
path(path,'C:\Users\user\Desktop\Base de datos final');
load('Max_in');
load('Max_out');
load('Max_gases');
load('RED_carga.mat');
load('RED_gases.mat');

A=Max_in(:,1);
B=Max_in(:,2);
C=Max_in(:,3);
D=Max_in(:,4);
E=Max_in(:,5);
F=Max_in(:,6);
G=Max_in(:,7);
H=Max_in(:,8);
I=Max_in(:,9);
J=Max_in(:,10);

K=Max_in(:,11);
L=Max_in(:,12);

M=Max_in(:,13);
N=Max_in(:,14);

AA=[X4/A   X5/B   X7/C   X2/D   X3/E   X8/F   X6/G   X9/H   X/I   X1/J];
AA=AA';

out=sim(RED,AA)
Crg=Max_out(:,6)
Carga_simulada=out.*Crg;

CC=[R1/K   R2/L   M1/M   M2/N out]
CC=CC';
out_gases=sim(RED2,CC);
out_gases=out_gases';

for i=1:5 % Número de columnas de salida
    H(:,i)=out_gases(:,i)*Max_gases(1,i)
end

CO=H(:,1);
CO2=H(:,2);
HC=H(:,3);
O2=H(:,4);
NOx=H(:,5);
```

11.4. Anexo 4: Valores simulados vs valores reales

- Ralentí



Figura A 8. Toma 2- Ralentí. Fuente: Autores.



Figura A 9. Toma 3- Ralentí. Fuente: Autores.



Figura A 10. Toma 4- Ralentí. Fuente: Autores.

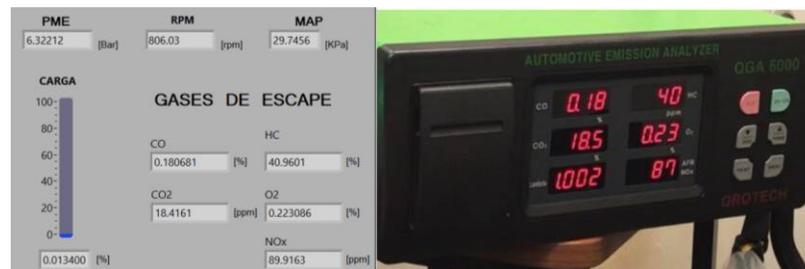


Figura A 11. Toma 5- Ralentí. Fuente: Autores.



Figura A 12. Toma 6- Ralentí. **Fuente:** Autores.

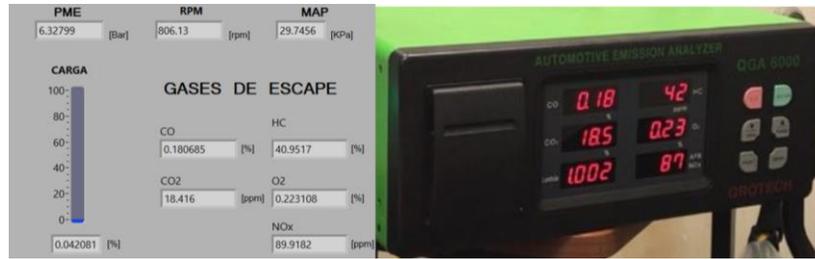


Figura A 13. Toma 7- Ralentí. **Fuente:** Autores.



Figura A 14. Toma 8- Ralentí. **Fuente:** Autores.

- **2000 Rpm**



Figura A 15. Toma 2 - 2000 Rpm. **Fuente:** Autores.



Figura A 16. Toma 3 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 17. Toma 4 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.

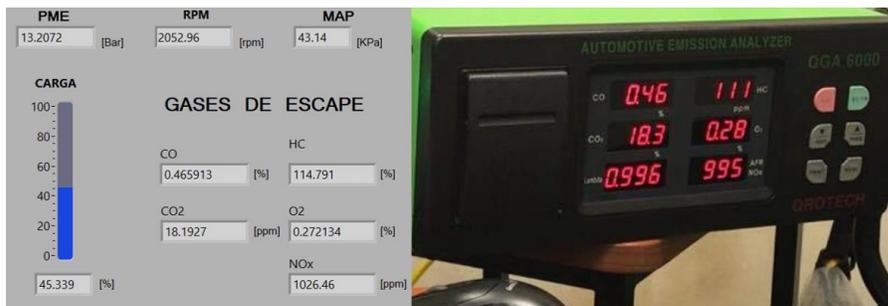


Figura A 18. Toma 5 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 19. Toma 6 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 20. Toma 7 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 21. Toma 8 - 2000 Rpm. Fuente: Autores.

- **1700 Rpm**

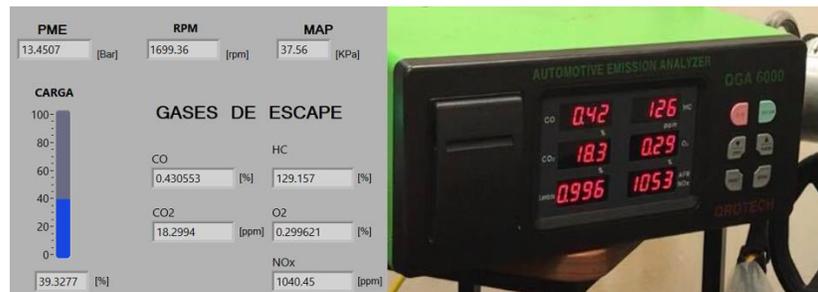


Figura A 22. Toma 2 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.

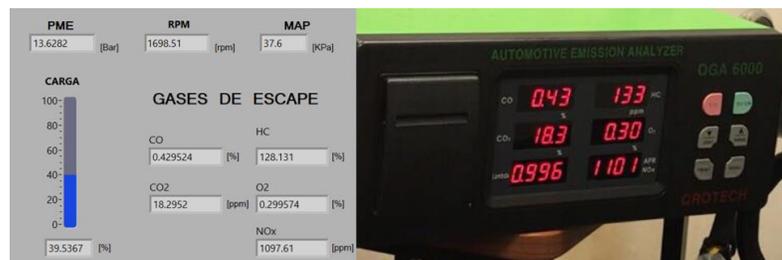


Figura A 23. Toma 3 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.

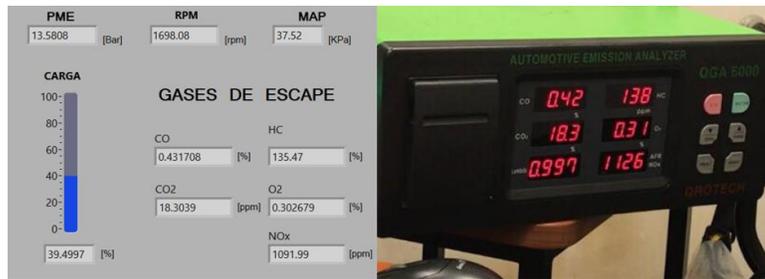


Figura A 24. Toma 4 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.

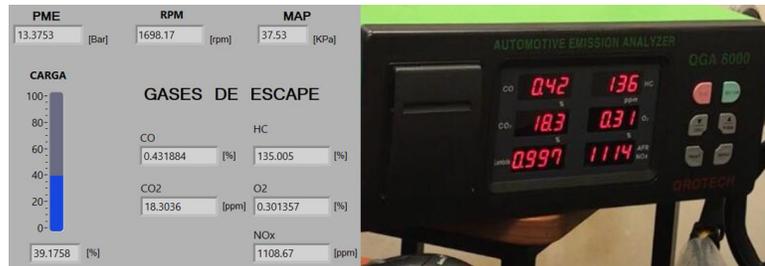


Figura A 25. Toma 5 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 26. Toma 6 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.

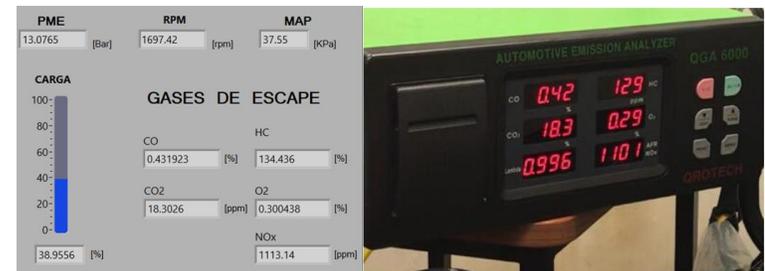


Figura A 27. Toma 7 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 28. Toma 8 - 1700 Rpm. Fuente: Autores.

- **2300 Rpm**



Figura A 29. Toma 2 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 30. Toma 3 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.

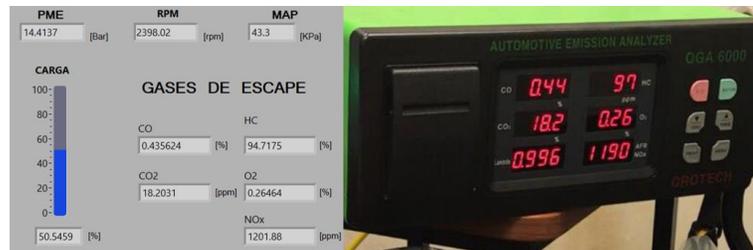


Figura A 31. Toma 4 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.



Figura A 32. Toma 5 - 2300 Rpm. Fuente: Autores.

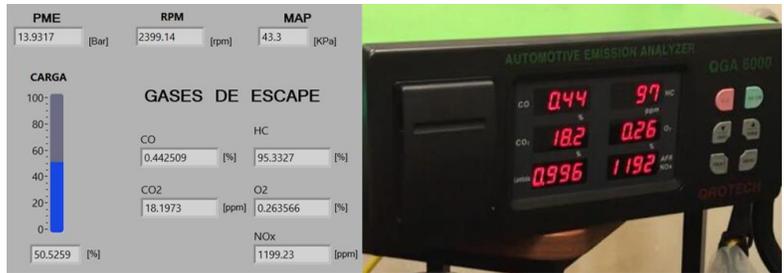


Figura A 33. Toma 6 - 2300 Rpm. **Fuente:** Autores.

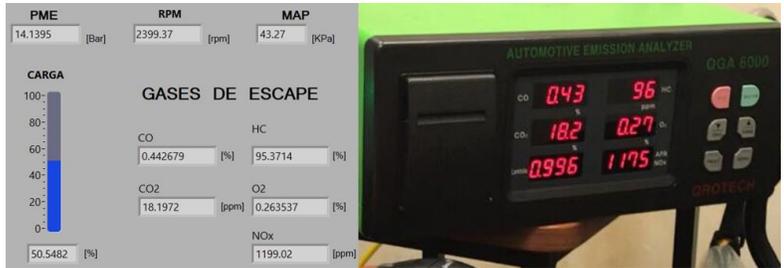


Figura A 34. Toma 7 - 2300 Rpm. **Fuente:** Autores.



Figura A 35. Toma 8 - 2300 Rpm. **Fuente:** Autores.

11.5. Anexo 5: Análisis ANOVA de los resultados de los gases de escape.

11.5.1. ANOVA de los resultados a 2000 rpm

- ANOVA para el CO

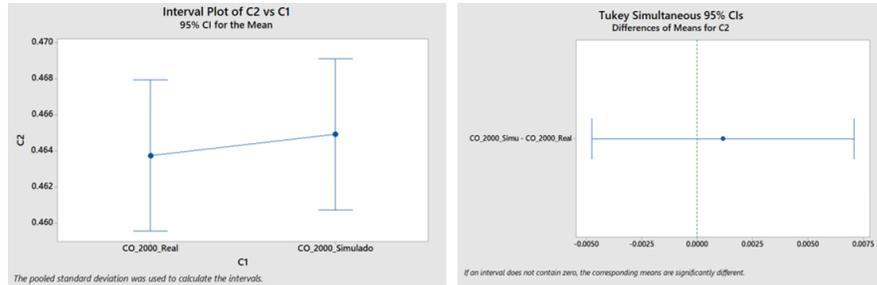


Figura A 36. Comparación de las medias de los resultados de CO real vs el CO simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
CO_2000_Simulado	8	0.464917	A
CO_2000_Real	8	0.46375	A

- ANOVA para el CO2

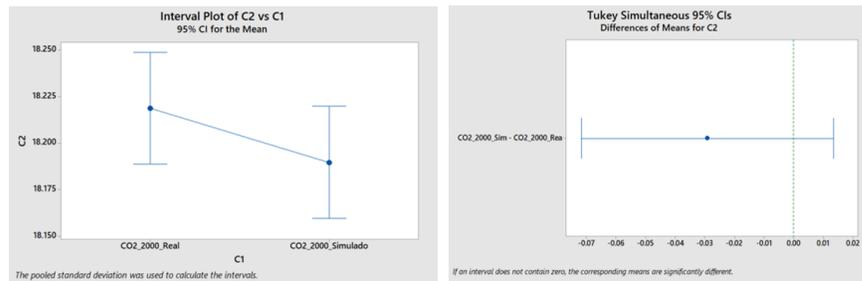


Figura A 37. Comparación de las medias de los resultados de CO2 real vs el CO2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
CO2_2000_Real	8	18.2188	A
CO2_2000_Simulado	8	18.1896	A

- ANOVA para el HC

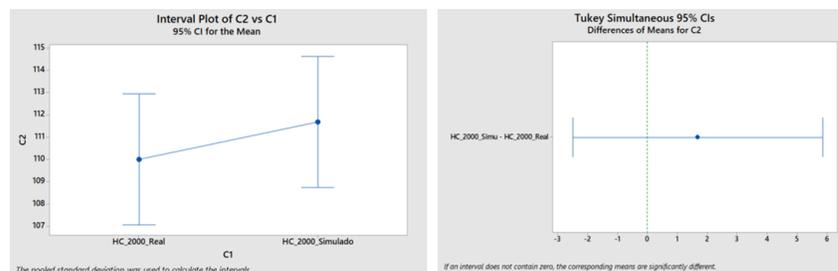


Figura A 38. Comparación de las medias de los resultados de HC real vs el HC simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
HC_2000_Simulado	8	111.68	A
HC_2000_Real	8	110.00	A

- ANOVA para el O2

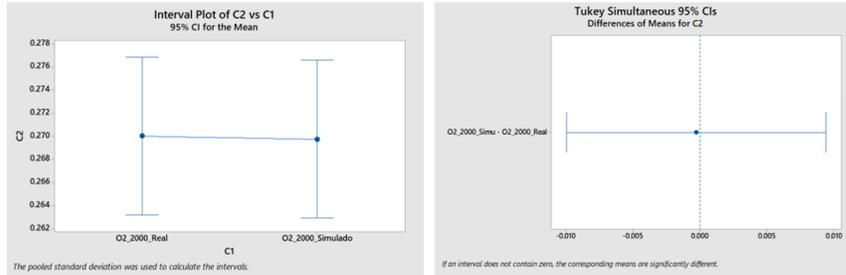


Figura A 39. Comparación de las medias de los resultados de O2 real vs el O2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
O2_2000_Real	8	0.27000	A
O2_2000_Simulado	8	0.26974	A

- ANOVA para el NOx

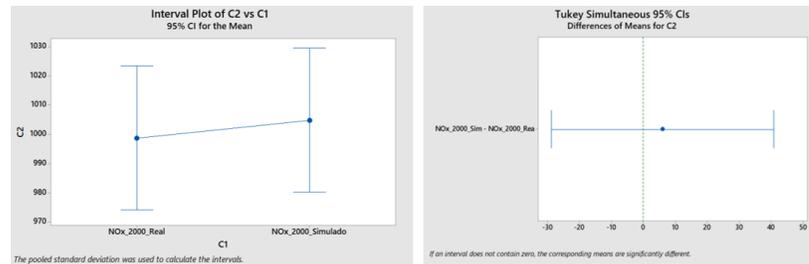


Figura A 40. Comparación de las medias de los resultados de NOx real vs el NOx simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
NOx_2000_Simulado	8	1004.8	A
NOx_2000_Real	8	998.8	A

11.5.2. ANOVA de los resultados a 2300 rpm

• ANOVA para el CO

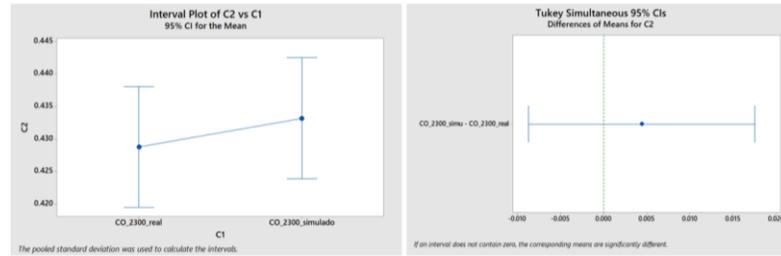


Figura A 41. Comparación de las medias de los resultados de CO real vs el CO simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
CO_2300_simulado	8	0.43317	A
CO_2300_real	8	0.42875	A

• ANOVA para el CO2

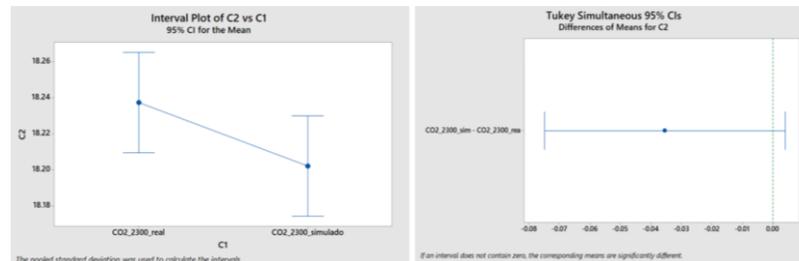


Figura A 42. Comparación de las medias de los resultados de CO2 real vs el CO2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
CO2_2300_real	8	18.2375	A
CO2_2300_simulado	8	18.2021	A

• ANOVA para el HC

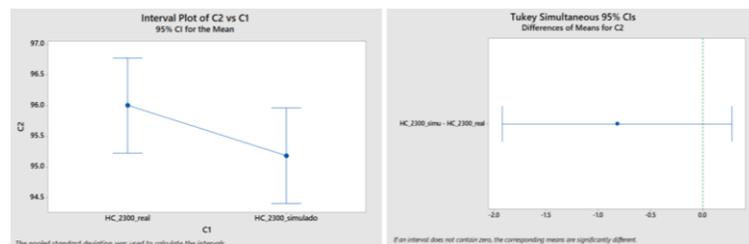


Figura A 43. Comparación de las medias de los resultados de HC real vs el HC simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
HC_2300_real	8	96.000	A
HC_2300_simulado	8	95.181	A

- ANOVA para el O2

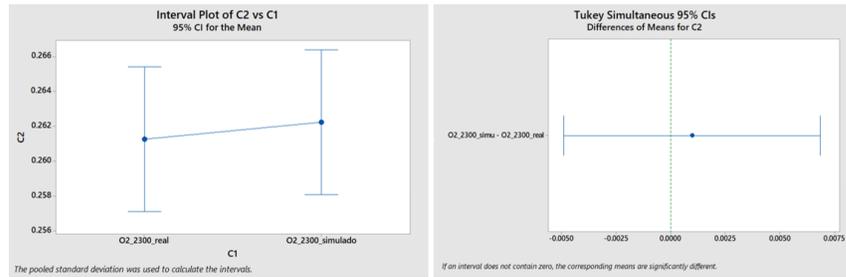


Figura A 44. Comparación de las medias de los resultados de O2 real vs el O2 simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
O2_2300_simulado	8	0.26223	A
O2_2300_real	8	0.26125	A

- ANOVA para el NOx

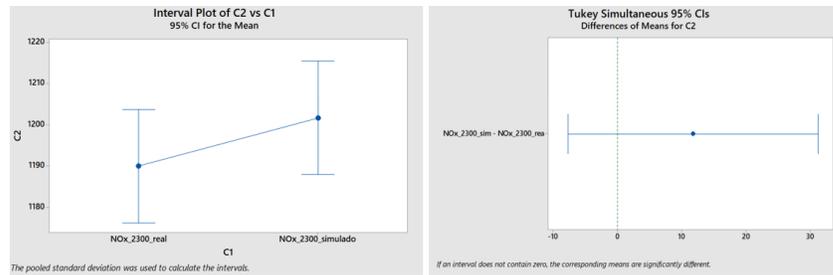


Figura A 45. Comparación de las medias de los resultados de NOx real vs el NOx simulado por el método de Tukey. **Fuente:** Autores.

C1	N	Mean	Grouping
NOx_2300_simulado	8	1201.77	A
NOx_2300_real	8	1190.00	A