

UNIVERSIDAD POLITENICA SALESIANA
SEDE CUENCA
CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

Trabajo de titulación previo a la obtención del Título de Ingeniero Mecánico
Automotriz

PROYECTO TÉCNICO:

**“SISTEMA DE DIAGNÓSTICO AUTOMOTRIZ MEDIANTE EL ANÁLISIS DE
EMISIONES CONTAMINANTES CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES
PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS”**

AUTOR:

Enrique Adrian Torres Vargas

TUTOR:

Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde MSc.

Cuenca, Ecuador

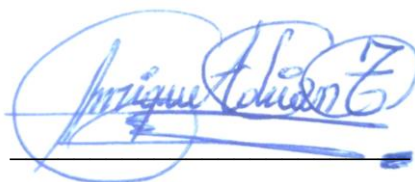
2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Enrique Adrian Torres Vargas, con documento de identificación N° 1105680928, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de titulación: “SISTEMA DE DIAGNÓSTICO AUTOMOTRIZ MEDIANTE EL ANÁLISIS DE EMISIONES CONTAMINANTES CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el 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 en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo 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, noviembre del 2017



ENRIQUE ADRIAN TORRES VARGAS

C.I: 1105680928

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Enrique Adrian Torres Vargas, con documento de identificación N° 1105680928; autor del Trabajo de titulación “SISTEMA DE DIAGNÓSTICO AUTOMOTRIZ MEDIANTE EL ANÁLISIS DE EMISIONES CONTAMINANTES CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS”, certifico que el total contenido de este proyecto técnico es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, noviembre de 2017



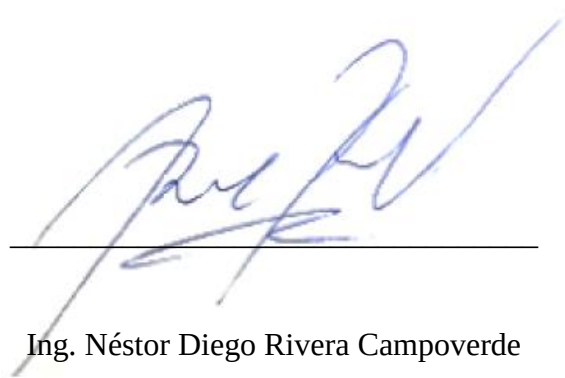
Enrique Adrian Torres Vargas

C.I: 1105680928

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que, bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: “SISTEMA DE DIAGNÓSTICO AUTOMOTRIZ MEDIANTE EL ANÁLISIS DE EMISIONES CONTAMINANTES CON LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA LA DETECCIÓN DE FALLAS”, realizado por: Torres Vargas Enrique Adrian, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, noviembre de 2017



Ing. Néstor Diego Rivera Campoverde

C.I: 0103898995

AGRADECIMIENTOS

En primera instancia, le agradezco a Dios, por darme salud y fortaleza para cumplir con este logro.

A Sena Vargas, mi querida madre por apoyarme constantemente y estar siempre para mí, le quedo eternamente agradecido.

A mis abuelitos, a quienes quiero como a mis padres, Nelson Torres y Romelia Sarango. Por confiar en mí, por su comprensión y apoyo. Les agradezco.

A mis hermanas y hermanos (Jessenia, Karina, Katerine, Fabian, Diego y Cristian). Con su apoyo y motivación me hacen sentir que voy por el camino correcto, gracias.

Al Ingeniero Néstor Rivera, mi tutor de tesis, por sus consejos y sugerencias.

DEDICATORIA

El presente logro va dedicado a mi familia en general por haberme apoyado tanto anímica como económicamente. Y de manera muy especial, dedicado a Enrique Torres por el esfuerzo diario, automotivación en momentos difíciles y constante deseo de superación.

RESUMEN

Con el propósito de aportar al mejoramiento del mantenimiento automotriz, en el presente trabajo investigativo se desarrolla un sistema inteligente para el diagnóstico de fallas en el automóvil basado en redes neuronales, el cual tiene como base del conocimiento datos en tiempo real de las emisiones contaminantes del vehículo a ser diagnosticado.

Se pretende que las emisiones contaminantes del vehículo sean las entradas del sistema y las salidas sean algunas de las fallas del motor. Una de las variables de salida o falla del motor es la apertura del inyector, es decir, inyector tapado a distintos porcentajes. Además, otras de las variables de falla son la apertura del electrodo de bujías y presión de la bomba de combustible, las mismas que, en primera instancia se modifican para generalizar la base del conocimiento con datos de emisiones contaminantes a distintas condiciones de falla.

Después, mediante el proceso inverso al aplicar redes neuronales, se determinan las condiciones del motor en función de la lectura de emisiones contaminantes. Cabe mencionar que, el sistema de diagnóstico se desarrolla para tres motores. El motor Sonata 2.0., Samsung SM7 V6 y Chevrolet LUV.

ABSTRACT

With the purpose of contributing to the improvement of automotive maintenance, the present research work develops an intelligent system for automobile fault diagnosis based on neural networks, which is based on real-time data of the pollutant emissions of the vehicle to be diagnosed.

It is intended that the pollutant emissions of the vehicle are the system inputs and the outputs are some of the engine failures. One of the variables of exit or failure of the motor is the opening of the injector, that is to say, injector capped to different percentages. In addition, other fault variables are the opening of the spark plug electrode and fuel pump pressure, which are, in the first instance, modified to generalize the knowledge base with pollutant emission data to different fault conditions.

After, by the inverse process when applying neural networks, the engine falls conditions are identified with the reading of pollutant emissions. It should be mentioned that, the diagnostic system is developed for three engines. The engine Sonata 2.0., Samsung SM7 V6 and Chevrolet LUV.

ÍNDICE GENERAL

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR	I
DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD	II
CERTIFICACIÓN	III
AGRADECIMIENTOS	IV
DEDICATORIA	V
RESUMEN	VI
ABSTRACT	VII
ÍNDICE GENERAL	IX
ÍNDICE DE FIGURAS	X
ÍNDICE DE TABLAS	XII
1. INTRODUCCIÓN	1
2. PROBLEMA	1
3. ANTECEDENTES	2
4. IMPORTANCIAS Y ALCANCES	2
5. OBJETIVOS	3
5.1. Objetivo General	3
5.2. Objetivos Específicos	3
6. MARCO METODOLOGICO	4
6.1. Método descriptivo	4
6.2. Método empírico-analítico	4
6.3. Método Científico – Deductivo	4
6.4. Método de Diseño Experimental	5
6.5. Método Científico e Histórico	5
7. MARCO TEÓRICO	6
7.1. Diseño Experimental	6
7.2. Emisiones Contaminantes	7
7.3. Diagnóstico de Fallas en Motores.	13
7.4. Inteligencia Artificial	14
7.5. Redes Neuronales	15
8. DISEÑO EXPERIMENTAL	17

8.1. Identificación del Estado del Motor	18
8.2. Análisis de Emisiones Contaminantes del Motor.	20
8.3. Cuantificación de Variables	22
8.4. Determinación del Régimen de Operación del Sistema.....	23
8.5. Análisis ANOVA	24
8.6. Significancia entre Variables de Entrada y Salida a 1600 RPM.	30
9. GENERACIÓN DE LA BASE DEL CONOCIMIENTO	64
9.1. Unidades Experimentales y Equipos.....	64
9.2. Corridas Experimentales.	68
9.3. Generación de Fallas.	69
9.4. Obtención de Datos.	71
9.5. Comportamiento de Emisiones Contaminantes a Distintas Fallas.....	72
10. REDES NEURONALES.....	75
10.1. Estructura de la Red Neuronal.....	76
10.2. Protocolo de Medición del Sistema de Diagnóstico de Fallas.....	76
10.3. Selección del Tipo de Red Neuronal.....	77
11. SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS.....	81
11.1. Características de la Red Neuronal Newff del Sistema de Diagnóstico.....	81
11.2. Interfaz de Visualización del Sistema.....	81
11.3. Rendimiento de la Red Neuronal en cada Motor.....	82
11.4. Matriz de Confusión del Entrenamiento de la Red.....	82
11.5. Validación del Sistema de Diagnóstico.....	84
12. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	91
12.1. Conclusiones.....	91
12.2. Recomendaciones	93
13. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	94
14. ANEXOS	95

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Metodología de investigación.	6
Figura 2. Lambda vs emisiones contaminantes.	12
Figura 3. Enfoques de la inteligencia artificial.	14
Figura 4. Diagrama inteligencia artificial.	15
Figura 5. Red neuronal hacia adelante de una sola capa.	16
Figura 6. Red neuronal hacia adelante multicapa.	17
Figura 7. Estructura del diseño experimental.	18
Figura 8. Motor Samsung SM7 V6.	19
Figura 9. Diagnóstico del motor SM7 a 800 RPM.	19
Figura 10. Diagnóstico del motor SM7 a 1025 RPM.	20
Figura 11. Diagnóstico del motor SM7 a 3037 RPM.	20
Figura 12. Montaje de regulador de presión en el Motor SM7 V6.	23
Figura 13. Gráfica de residuos del monóxido de carbono.	31
Figura 14. Gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.	32
Figura 15. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.	33
Figura 16. Gráfica de residuos del oxígeno.	34
Figura 17. Gráfica de residuos de lambda.	34
Figura 18. Gráfica de residuos de la relación de mezcla.	35
Figura 19. Gráfica de residuos del monóxido de carbono.	36
Figura 20. Gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.	36
Figura 21. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.	37
Figura 22. Gráfica de residuos del oxígeno.	38
Figura 23. Gráfica de residuos de lambda.	38
Figura 24. Gráfica de residuos de la relación de mezcla.	39
Figura 25. gráfica de residuos del monóxido de carbono.	40
Figura 26. gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.	40
Figura 27. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.	41
Figura 28. Gráfica de residuos del oxígeno.	42
Figura 29. Gráfica de residuos de lambda.	42
Figura 30. Gráfica de residuos de la relación de la mezcla.	43
Figura 31. Variable más significativa para el monóxido de carbono.	44
Figura 32. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.	45
Figura 33. Variable más significativa para Dióxido de carbono.	45
Figura 34. Variable más significativa para Oxígeno.	46
Figura 35. Variable más significativa para lambda.	46
Figura 36. Variable más significativa para relación de la mezcla.	47
Figura 37. Variable más significativa para el monóxido de carbono.	47
Figura 38. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.	48
Figura 39. Variable más significativa para Dióxido de carbono.	48
Figura 40. Variable más significativa para Oxígeno.	49
Figura 41. Variable más significativa para lambda.	49
Figura 42. Variable más significativa para relación de la mezcla.	50

Figura 43. Variable más significativa para el monóxido de carbono.	50
Figura 44. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.....	51
Figura 45. Variable más significativa para Dióxido de carbono.	51
Figura 46. Variable más significativa para Oxígeno.	52
Figura 47. Variable más significativa para lambda.	52
Figura 48. Variable más significativa para relación de la mezcla.	53
Figura 49. Gráfica de efectos principales más significativa.	55
Figura 50. Interacción más significativa para SONATA 2.0.	58
Figura 51. Interacción más significativa para SM7 V6.	59
Figura 52. Interacción más significativa para Chevrolet LUV.....	60
Figura 53. Intervalos del O ₂ vs P. Bomba del motor Sonata 2.0.	60
Figura 54. Intervalos del O ₂ vs P. Bomba del Motor SM7.....	61
Figura 55. Intervalos del O ₂ vs P. Bomba del motor LUV.....	61
Figura 56. Gráfica de superficie para de O ₂ vs Interacción Bujía- Inyector.....	62
Figura 57. Gráfica de superficie para de CO ₂ vs Interacción Bujía- Inyector.....	63
Figura 58. Gráfica de superficie para de CO vs Interacción Bujía- Bomba.....	63
Figura 59. Analizador de gases.	65
Figura 60. Scanner Carman Scan VG.....	65
Figura 61. Scanner Ultrascan.	65
Figura 62. Máquina de lavado de inyectores.....	66
Figura 63. Computadora Toshiba Satelital i7.....	66
Figura 64. Unidad Experimental y Equipos.	67
Figura 65. Unidad experimental y equipos.....	68
Figura 66. Unidad experimental y equipos.....	68
Figura 67. Modificación del inyector.	69
Figura 68. Pruebas de caudal de inyectores.....	70
Figura 69. Modificación de apertura de electrodo de bujías.	70
Figura 70. Modificación de presión en la bomba de combustible.....	71
Figura 71. Protocolo para la base del conocimiento.....	71
Figura 72. Emisiones con falla (A75,B1.0,C30).	72
Figura 73. Emisiones con falla (A75,B1.0,C40).	73
Figura 74. Emisiones con falla (A75, B1.0, C50.....	73
Figura 75. Emisiones con falla (A50,B1.0,C30).	74
Figura 76. Emisiones con falla (A50,B1.0,C40).	74
Figura 77. Emisiones con falla (A50,B1.0,C50).	75
Figura 78. Estructura de la red neuronal.....	76
Figura 79. Protocolo de medición del sistema de diagnóstico.	77
Figura 80. Red newff para la variable inyector.	78
Figura 81. Red newelm para la variable inyector.....	78
Figura 82. Red newff para la variable bujías.....	79
Figura 83. Red newelm para la variable bujías.	79
Figura 84. Red newff para la presión de la bomba.....	80
Figura 85. Red newelm para la presión de la bomba.....	80

Figura 86. Estructura de la red neuronal del sistema.....	81
Figura 87. Interfaz del sistema de diagnóstico.	81
Figura 88. Rendimiento de la red para Sonata 2.0.	82
Figura 89. Rendimiento de la red para SM7.....	82
Figura 90. Rendimiento de la red para LUV.	83
Figura 91. Matriz de Confusión del Entrenamiento de la Red	84
Figura 92. Diagnóstico en condicones A50_B0.7_C30.	84
Figura 93. Diagnóstico en condiciones A50_B1.0_C40.	85
Figura 94. Diagnóstico en condiciones A50_B1.3_C50.	85
Figura 95. Diagnóstico en condiciones A75_B0.7_C30.	86
Figura 96. Diagnóstico en condiciones A75_B1.0_C40.	86
Figura 97. Diagnóstico en condiciones A75_B1.3_C30.	87
Figura 98. Diagnóstico en condiciones A75_B1.3_C50.	87
Figura 99. Diagnóstico en condiciones A100_B0.7_C50.	88
Figura 100. Diagnóstico en condiciones A100_B1.0_C50.	88
Figura 101. Matriz de confusión del inyector.....	89
Figura 102. Matriz de confusión de la apertura de bujías.	89
Figura 103. Matriz de confusión de la presión de la bomba.....	90
Figura 104. Generación de la base del conocimiento.....	95
Figura 105. Sistema de diagnóstico con la aplicación de redes neuronales.	95

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Límites máximos de emisiones para vehículos con motor gasolina a marcha mínima o ralentí.	11
Tabla 2. Límites máximos de emisiones para vehículos con motor de gasolina (prueba dinámica).	11
Tabla 3. Variables de entrada en condiciones normales.....	21
Tabla 4. Emisiones contaminantes a distinto régimen de giro.	21
Tabla 5. Cuantificación de la apertura de inyectores.....	22
Tabla 6. Cuantificación de la apertura de inyectores.....	22
Tabla 7. Cuantificación de la apertura de inyectores.....	22
Tabla 8. Corridas experimentales para establecer el régimen de giro.	23
Tabla 9. Emisiones contaminantes a distintos regímenes de giro.	24
Tabla 10. Regresiones para el monóxido de carbono a 800 RPM.....	24
Tabla 11. Regresiones para el monóxido de carbono a 1600 RPM.....	25
Tabla 12. Regresiones para el monóxido de carbono a 2500 RPM.....	25
Tabla 13. Regresiones para Hidrocarburos a 800 RPM.	25
Tabla 14. Regresiones para Hidrocarburos a 1600 RPM.	26
Tabla 15. Regresiones para Hidrocarburos a 2500 RPM.	26
Tabla 16. Regresiones para Dióxido de Carbono a 800 RPM.....	26
Tabla 17. Regresiones para Dióxido de Carbono a 1600 RPM.....	27
Tabla 18. Regresiones para Dióxido de Carbono a 2500 RPM.....	27

Tabla 19. Regresiones para Oxígeno a 800 RPM.....	27
Tabla 20. Regresiones para Oxígeno a 1600 RPM.....	28
Tabla 21. Regresiones para Oxígeno a 2500 RPM.....	28
Tabla 23. Regresiones para Lambda a 1600 RPM.	28
Tabla 22. Regresiones para Lambda a 1600 RPM.	29
Tabla 24. Regresiones para Lambda a 2500 RPM.	29
Tabla 25. Regresiones para AFR 800 RPM.	29
Tabla 26. Regresiones para AFR a 1600 RPM.....	30
Tabla 27. Regresiones para AFR a 2500 RPM.....	30
Tabla 28. Efectos principales para Sonata 2.0.....	53
Tabla 26. Efectos principales para SM7 V6.	54
Tabla 30. Efectos principales para Chevrolet LUV.....	54
Tabla 31. Efectos principales para los tres Motores.	55
Tabla 32. Interacciones para Sonata 2.0.	56
Tabla 33. Interacciones para SM7 V6.	56
Tabla 34. Interacciones para Chevrolet LUV.....	57
Tabla 35. Interacciones de los tres Motores.	58
Tabla 36. Especificaciones técnicas del analizador.....	64
Tabla 37. Elementos auxiliares.....	67
Tabla 38. Corridas experimentales para generalizar la base del conocimiento.....	69
Tabla 39. Emisiones normales del motor Sonata 2.0.	72
Tabla 40. Comparación de errores entre RNA.	80

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad la mayoría de los automóviles contienen sistemas de gestión electrónica, es así que, para el diagnóstico se emplea un escáner que se conecta a la ECU (o Unidad de Control Electrónico) y el personal técnico basándose en su conocimiento debe interpretar los resultados reportados; si esta persona no cuenta con la experticia requerida, o el escáner no reporta falla alguna, la reparación puede resultar compleja.

Por otro lado, en la actualidad, la inteligencia artificial es una de las ciencias más empleadas en el desarrollo de proyectos de ingeniería con el propósito de mejorar la productividad humana al diseñar sistemas inteligentes que simulen el pensamiento humano. De allí, que resulta importante el empleo de nuevas tecnologías en el desarrollo de sistemas de diagnóstico automotriz. Por tanto, en el presente proyecto de titulación, se desarrolla un sistema de diagnóstico inteligente basado en el análisis de emisiones contaminantes mediante redes neuronales.

En la primera etapa del proyecto, se realiza un diseño experimental para el análisis del régimen al que ha de operar el sistema, el orden en que han de realizarse las mediciones para alimentar la base del conocimiento y un análisis de influencia de variables. Además, en una segunda instancia se aplica inteligencia artificial identificando un tipo de red neuronal que mejor se adapte al conjunto de datos obtenidos.

2. PROBLEMA

En la mayoría de automóviles se controla su funcionamiento mediante gestión electrónica, es así que, se emplea un escáner conectándolo a la ECU (o Unidad de Control Electrónico), siendo el personal técnico basándose en su experiencia quien debe interpretar los resultados reportados. Por otro lado, aunque el motor presenta defectos, el escáner no siempre reporta falla, debido a que, el análisis se limita a variables predeterminadas por el fabricante a través de los sensores, quedando algunas variables fuera del diagnóstico.

3. ANTECEDENTES

Cuando los elementos defectuosos no reportan fallas, la máquina continúa trabajando normalmente. Sin embargo, se produce una disminución en eficiencia llegando a generar un incremento en las emisiones contaminantes.

El uso del escáner en el diagnóstico automotriz, no siempre reporta falla, debido a que, el análisis se limita a variables predeterminadas por el fabricante a través de los sensores, quedando algunas variables fuera del diagnóstico.

El ámbito automotriz, ya se está trabajando con inteligencia artificial. Sin embargo, los pocos sistemas expertos desarrollados alimentan su base de conocimiento a partir de libros, manuales técnicos, revistas, conferencias, etc. Lo cual, no resulta eficiente.

4. IMPORTANCIAS Y ALCANCES

La inteligencia artificial es una de las temáticas más empleadas en el desarrollo de proyectos de ingeniería generando muy buenos resultados ya que se consigue simular el pensamiento humano. De allí que, en el presente proyecto se empleará el uso de la técnica de redes neuronales, las cuales seleccionarán el estado del motor de acuerdo a las variables consideradas (Distancia de los electrodos de bujías, apertura de inyectores y presión de la bomba).

Resulta importante mencionar que el desarrollo del sistema de diagnóstico difiere de los ya existentes debido a que en la actualidad el diagnóstico automotriz (mediante escáner), sino que considera el análisis de emisiones de gases para la detección de fallas, por lo cual, se espera que el desarrollo del proyecto de como resultado un sistema de diagnóstico automotriz eficiente, innovador y complementario a los ya existentes.

Con el presente proyecto se beneficia el GIIT (Grupo de Investigación de Ingeniería y Transporte), de la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana, a través de su línea de investigación de Ingeniería del Mantenimiento Automotriz. Adicionalmente, en función de los resultados obtenidos se beneficia al sector automotriz en general al contribuir con un sistema alternativo para el diagnóstico de fallas automotrices.

5. OBJETIVOS

5.1. Objetivo General

- Desarrollar un sistema de diagnóstico automotriz mediante el análisis de emisiones contaminantes con la aplicación de redes neuronales para la detección de fallas.

5.2. Objetivos Específicos

- Realizar un estudio del estado del arte mediante compilación bibliográfica referente a sistemas de diagnóstico automotriz para el desarrollo de un sistema complementario a los existentes.
- Determinar la influencia entre fallas generadas y valores de emisiones contaminantes mediante diseño experimental para el planteamiento de variables.
- Alimentar la base del conocimiento mediante la generación de fallas a tres automotores para el desarrollo del sistema.
- Establecer un tipo de red neuronal que se ajuste a las características de los datos de la base del conocimiento para el desarrollo de un sistema más eficiente.
- Validar el funcionamiento del sistema de diagnóstico mediante la realización de pruebas para la determinación de su eficiencia.

6. MARCO METODOLOGICO

El marco metodológico consiste en una serie de pasos lógicamente estructurados, que tiene como finalidad, alcanzar los resultados de manera eficiente.

6.1. Método descriptivo

Este método consiste en evaluar ciertas características de una situación particular en uno o más puntos del tiempo. Por lo que previo a las mediciones, se realizará un análisis de correcto funcionamiento del motor de combustión interna a ser considerado; para poder establecer los requerimientos técnicos, operativos y establecer un patrón característico de buen funcionamiento de tal forma que incremente la confiabilidad en el proyecto. Además, se analizarán los datos obtenidos en el diseño experimental para determinar el grado de confiabilidad de los datos mediante la aplicación de estadística descriptiva.

6.2. Método empírico-analítico

Este es un método de observación utilizado para profundizar en el estudio de fenómenos, pudiendo establecer leyes generales a partir de la conexión que existe entre la causa y el efecto en un contexto determinado. Es así que, en el presente proyecto se observará en tiempo real el comportamiento de las emisiones contaminantes al generar distintos fallos en un automotor pudiendo llegar a establecer la causa y el efecto entre dichas variables.

6.3. Método Científico – Deductivo

Este método se basa en obtener conclusiones particulares a partir de conceptos generales de acuerdo a la temática a estudiar.

Una vez obtenidos los valores de las variables de acuerdo a las corridas experimentales, se aplicará probabilidad inferencial para analizar cada una de las variables de entrada con las de salida del diseño experimental pudiendo llegar a deducir su grado de significancia a distintas condiciones para determinar si se emplearán o no dichas variables en el proyecto y los rangos a los cuales se calibrarán.

6.4. Método de Diseño Experimental

El diseño experimental es una prueba o una serie de pruebas realizadas de manera deliberada en las variables de entrada de un proceso para observar e identificar cambios en las variables de respuesta. Además, este método, puede ser empleado como parte del proceso científico.

Por lo general se realizan experimentos para generar datos a partir del proceso, y entonces se usa la información del experimento para establecer nuevas suposiciones, que llevan a nuevos experimentos, y así sucesivamente.

Tanto en la primera parte del análisis de emisiones a distintas condiciones de fallo como en la determinación de variables significativas y nuevamente en la medición de emisiones para la creación de la base del conocimiento; se aplicará el método del diseño experimental ya que se estará trabajando con variables tanto de entrada como de salida.

6.5. Método Científico e Histórico

El presente método busca implementar una serie de etapas que hay que recorrer para obtener un conocimiento válido desde el punto de vista científico, utilizando para esto instrumentos que resulten fiables.

La presente investigación cumple con este método ya que en la determinación de variables se empleará un software de análisis probabilístico. Luego, se generará la base del conocimiento con las variables determinadas.

Finalmente, con los nuevos datos obtenidos se determinará la red neuronal que mejor se adapte a dicha base de datos. En la Figura 1, se puede apreciar el orden del marco metodológico a seguir para el desarrollo del sistema de diagnóstico.

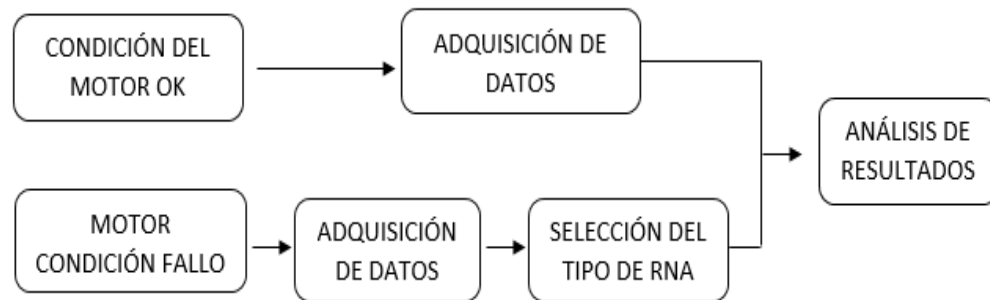


Figura 1. Metodología de investigación.

7. MARCO TEÓRICO

7.1. Diseño Experimental

El diseño experimental consiste en una serie de pruebas en las cuales se inducen cambios deliberados en las variables de entrada de un proceso o sistema, de manera que sea posible observar e identificar las causas de los cambios en la variable de salida.

Actualmente los métodos de diseño experimental tienen una amplia aplicación en muchas disciplinas. Ejemplos: la Agricultura y el Diseño Técnico.

El Diseño Experimental puede ser considerado como parte del proceso científico y una de las formas en que aprendemos acerca de la forma en que funcionan los sistemas o procesos.

Por lo general, este aprendizaje se da a través de una serie de actividades en las cuales hacemos conjeturas sobre un proceso, realizamos experimentos para generar datos a partir del proceso, y entonces usamos la información del experimento para establecer nuevas suposiciones, que llevan a realizar nuevos experimentos, y así sucesivamente, comportándose cíclicamente. (Montgomery, 2004)

7.1.1. Análisis de Varianza

El análisis de varianza (ANOVA) de un factor, permite comparar varios grupos en una variable cuantitativa, en donde se toman diferentes grupos de muestras para poder determinar la homogeneidad de las muestras y se acepta la normalidad de las mismas.

7.1.1.1. Ventajas del uso de ANOVA

- Encuentra una diferencia significativa entre dos o más grupos.
- Halla el grupo o los grupos que sean significativamente diferentes del resto y que se puedan considerar estadísticamente como “los mejores”.
- Estima las diferencias entre grupos específicos, lo que permite hacer tales comparaciones.

Para la validación de todos los resultados entre sí, con el fin de determinar el valor de P, este valor esperado en esta sección deberá ser menor al nivel de significancia (0,05), ya que no se trata de las mismas muestras. Precisamente el valor de P sirve para determinar que las muestras tienen una ubicación diferente entre sí.

Con el valor p se puede determinar si existe evidencia objetiva, si el comportamiento vibratorio tiene diferencia analizando con tiempos cortos.

Para valores $p < 0,05$ se aprueba la hipótesis alternativa (H_a), es decir existe diferencia significativa entre los días de las muestras, para valores $p > 0,05$ se aprueba la hipótesis nula (H_o), lo que indica que no existe diferencia entre las medias.

7.2. Emisiones Contaminantes

El automóvil es considerado un producto que contamina durante el proceso de fabricación, en su período de utilización y sigue contaminando cuando queda fuera de uso. Sin embargo, la principal incidencia ambiental del vehículo tiene lugar en la fase de utilización debido a los porcentajes de emisiones contaminantes que pueden ser emanados al medio ambiente como resultado de una combustión imperfecta.

7.2.1. Tipos de emisiones contaminantes.

Entre los gases de escape que emite los vehículos se encuentran el dióxido de carbono (CO_2), el monóxido de carbono (CO), óxidos de nitrógeno (NO), hidrocarburos no quemados (HC), compuestos de plomo, anhídrido sulfuroso y partículas sólidas.

7.2.1.1. Hidrocarburos no Combustionados (HC)

Estas emisiones consisten en gasolina sin quemar y vapores de aceite. Los hidrocarburos en la atmósfera reaccionan con el sol y se rompen para formar otros componentes

químicos que irritan los ojos, las fosas nasales, garganta y pulmones. Además, se generan por una mala ignición (una bujía o un cable de bujía en mal estado), un pobre encendido (un incorrecto ajuste al carburador o fugas en el vacío que crean una mezcla pobre al momento del encendido), pérdida de compresión (por fuga o una válvula de escape quemada) o por un motor desgastado lo que causa que queme aceite (guías de válvulas, anillos o cilindros usados). (Blancarte, 2011)

7.2.1.2.Monóxido de Carbono (CO)

Denominado también como óxido de carbono (CO), es un gas tóxico y peligroso para las personas y animales ya que envenena la sangre de forma directa y acumulativa. Además, es incoloro e inodoro y reduce la capacidad de absorción de oxígeno en la sangre, una concentración de tan solo un 0,3 % en volumen de CO en el aire que respiramos, puede ser mortal en 30 minutos.

El monóxido de carbón se forma cuando la mezcla de combustible es rica y hay poco oxígeno para quemar completamente todo el combustible. Entre más rica sea la mezcla de combustible, más grande será la cantidad de CO que se produce. (Blancarte, 2011)

7.2.1.3.Dióxido de carbono (CO₂)

Se produce al ser quemados los combustibles que contienen carbono. El carbono se combina durante esa operación con el oxígeno aspirado. El dióxido de carbono CO₂ a pesar de ser un gas no tóxico, provoca el calentamiento global.

7.2.2. Normativas Nacionales de Emisiones Contaminantes

A nivel nacional, se tiene un conjunto de normas ambientales que tienen como finalidad regular los procedimientos y porcentajes de emisiones contaminantes emanadas por vehículos de combustión interna a gasolina.

La NTE INEN 2203, establece los procedimientos que se deben de seguir en el proceso de medición de emisiones en vehículos a gasolina y la NTE INEN 2204, establece los límites de emisiones permisibles en este tipo de automotores. (INEN, 2017)

7.2.2.1. Normativa Técnica Ecuatoriana INEN 2203

Esta normativa establece el método de ensayo para determinar la concentración de las emisiones provenientes del sistema de escape de vehículos equipados con motor de encendido por chispa, en condiciones de marcha mínima o "ralentí".

7.2.2.1.1. Calibración de Equipos

- La calibración del equipo se debe realizar siguiendo estrictamente las especificaciones de frecuencia del fabricante del equipo. En caso que éstas no estén disponibles, la calibración se debe realizar, como máximo, cada tres meses.
- El equipo se debe calibrar luego de cada mantenimiento correctivo.
- La calibración anterior es independiente de la auto calibración automática que realiza el equipo cada vez que es encendido.
- El gas de calibración debe cumplir con los requisitos establecidos en la norma ISO 6145. Este gas debe contar con una certificación emitida por el fabricante, de acuerdo con lo establecido en la norma anteriormente indicada.

7.2.2.1.2. Comprobaciones al Vehículo Antes de las Mediciones

- Someter al equipo a un período de calentamiento y estabilización, según las especificaciones del fabricante.
- Retirar todo material en forma de partículas y eliminar toda sustancia extraña o agua, que se hayan acumulado en la sonda de prueba y que puedan alterar las lecturas de la muestra.
- Revisar que la transmisión del vehículo esté en neutro (transmisión manual) o parqueo (transmisión automática).
- Revisar que el control manual del ahogador (choque), no se encuentre en operación, y que los accesorios del vehículo (luces, aire acondicionado, etc.), estén apagados.
- Revisar en el vehículo que el sistema de escape se encuentre en perfectas condiciones de funcionamiento y sin ninguna salida adicional a las del diseño que provoque dilución de los gases de escape o fugas de los mismos. Las

salidas adicionales a las contempladas en el diseño original no deben ser aceptadas, aunque éstas se encuentren bloqueadas al momento de la prueba.

- Si el vehículo no cumple con las condiciones establecidas anteriormente, la prueba no se debe realizar hasta que se corrijan aquellas.
- Revisar que el nivel de aceite en el cárter esté entre el mínimo y máximo recomendado por el fabricante, con el motor apagado y el vehículo en posición horizontal.
- Encender el motor del vehículo y verificar que se encuentre a la temperatura normal de operación.

7.2.2.1.3. Procedimiento de medición

- Conectar el tacómetro del equipo de medición al sistema de encendido del motor y verificar las condiciones de marcha mínima o "ralentí".
- Con el motor a temperatura normal de operación y en condición de marcha mínima o "ralentí", introducir la sonda de prueba en el punto de salida del sistema de escape del vehículo. Tener la seguridad de que la sonda permanezca fija dentro del sistema de escape mientras dure la prueba.
- Esperar el tiempo de respuesta del equipo de medición dado por cada fabricante.
- Imprimir las lecturas estabilizadas de las emisiones medidas.
- Si, por diseño, el vehículo tiene doble sistema de escape, medir por separado cada salida. El valor del resultado final será la mayor lectura registrada.

7.2.2.2. Normativa Técnica Ecuatoriana INEN 2204

Esta norma establece los límites permitidos de emisiones de contaminantes producidas por fuentes móviles terrestres (vehículos automotores) que emplean gasolina.

Tiene como alcance, las fuentes móviles terrestres de más de tres ruedas (vehículo automotor, vehículo prototipo). Además, no se aplica a las fuentes móviles que utilizan combustibles diferentes a gasolina. Tampoco a motores de pistón libre, motores fijos, motores náuticos, motores para tracción sobre rieles, motores para aeronaves, motores para tractores agrícolas, vehículos motorizados clásicos, vehículos de competencia deportiva, maquinarias y equipos para uso en construcciones y aplicaciones industriales.

7.2.2.2.1. Límites Máximos de Emisiones para Vehículos con Motor Gasolina en Marcha Mínima o Ralentí (prueba estática)

Toda fuente móvil con motor 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) en cantidades superiores a las señaladas en la Tabla 1.

Tabla 1. Límites máximos de emisiones para vehículos con motor gasolina a marcha mínima o ralentí.

Año modelo	% CO ^a		ppm HC ^a	
	0 - 1500 ^b	1500 - 3000 ^b	0 - 1500 ^b	1500 - 3000 ^b
2000 y posteriores	1,0	1,0	200	200
1990 a 1999	3,5	4,5	650	750
1989 y anteriores	5,5	6,5	1000	1200

^a Volumen
^b Altitud = metros sobre el nivel del mar (msnm).

7.2.2.2.2. Límites Máximos de Emisiones para Fuentes Móviles de Gasolina. (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 2.

Tabla 2. Límites máximos de emisiones para vehículos con motor de gasolina (prueba dinámica).

Categoría	Clase	Peso de referencia (PR) kg	CO g/km	HC g/km	HC + NOx g/km	NOx	Ciclo de prueba
M ^a	-	Todas	2,3	0,2	-	0,15	ECE + EUDC (también conocido como MVEG-A)
N1 ^b	I	PR ≤ 1 305	2,3	0,2	-	0,15	
	II	1 350 < PR ≤ 1 760	4,17	0,25	-	0,18	
	III	1 760 < PR	5,22	0,29	-	0,21	

^a Salvo los vehículos cuyo peso máximo sobrepase 2500 kg.
^b Y los vehículos de la categoría M que sobrepasen 2500 Kg.

7.2.3. Emisiones Contaminantes en función de Riqueza de la Mezcla.

Las emisiones contaminantes presentan distintos comportamientos de acuerdo a la ventana lambda, véase la Figura 2. Donde, se presentan los distintos gases emitidos por el tubo de escape de un automotor dependiendo de la calidad de la mezcla en la cámara de combustión.

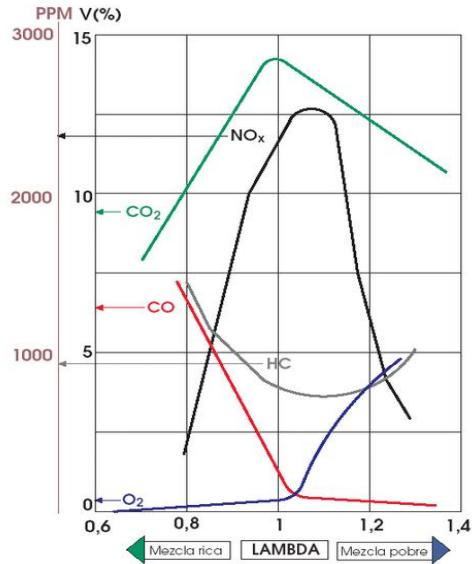


Figura 2. Lambda vs emisiones contaminantes.

Fuente: (Geocities, s.f.)

7.2.3.1. Comportamiento de emisiones contaminantes.

El comportamiento de las emisiones contaminantes en función de la mezcla, es el siguiente:

7.2.3.1.1. Monóxido de Carbono (CO).

Este gas es alto en el caso de una mezcla rica es decir $\lambda < 1$ y mientras la mezcla se va empobreciendo van disminuyendo en su porcentaje.

7.2.3.1.2. Hidrocarburos no Combustionados (HC).

Este gas es alto en el caso de una mezcla rica es decir $\lambda < 1$ y mientras la mezcla se va empobreciendo van disminuyendo hasta un valor de lambda próximo a 1 que es donde tendrá su menor emisión. Para valores de lambda mayor a 1 es decir mezclas pobres la cantidad de emisión aumentará nuevamente.

7.2.3.1.3. Dióxido de Carbono (CO₂).

La emisión de este gas incrementa en la zona lambda, es decir λ entre 0.99 y 1.01, tendiendo a bajar tanto en mezclar ricas como en mezclas pobres. Además, se debe de considerar que cuando el monóxido de carbono disminuye es porque se ha convertido en dióxido y viceversa.

7.2.3.1.4. Oxígeno O₂.

En mezclas ricas los Dióxido de carbono disminuyen mientras en pobres aumentan.

7.2.3.1.5. Análisis General de Emisiones Contaminantes y Lambda.

- Los motores a inyección trabajan con lambda entre 0,99 a 1,01.
- Mientras más rica sea la mezcla, mayores emisiones de CO.
- Con mezcla rica disminuye el CO₂ debido a que el oxígeno se ocupa en formar CO mas no CO₂.
- Con mezcla pobre disminuye debido a que existe poco combustible y demasiado oxígeno.
- Una mala combustión aumenta los niveles de oxígeno (>4%)
- El consumo específico aumenta en mezcla pobre debido a que no se genera suficiente potencia y aumenta en mezcla rica debido al exceso de combustible.
- El punto mínimo de la curva HC varía dependiendo del octanaje de la gasolina y dependiendo de la altura a la que se toma la muestra, para la ciudad de Cuenca, los valores se van hacia la izquierda.
- El CO depende únicamente de lambda
- Cualquier causante que deteriore la combustión aumenta los HC. Entre estas variables: Las fugas en rines, sellos de válvulas, viscosidad del aceite, PCV, canister en mal estado, problemas en la EVAP, motor recalentado por desgaste de sellos, rines; motor sin termostato, etc.

7.3. Diagnóstico de Fallas en Motores.

En el campo del mantenimiento automotriz, se destaca al mantenimiento predictivo o mantenimiento basado en condición. El mantenimiento predictivo es la serie de acciones que se toman y las técnicas que se aplican con el objetivo de detectar fallas y defectos de maquinaria en las etapas incipientes para evitar que las fallas se manifiesten catastróficamente durante operación y que ocasionen paros de emergencia y tiempos muertos causando un impacto financiero negativo. Para potenciar se investiga el uso de técnicas y herramientas de fallos que sean fiables, sencillas y rápidas.

Actualmente, el mantenimiento predictivo de un MEP (motor de encendido provocado), se basa en la medición de los parámetros de funcionamiento cuya información se obtiene a partir de la inclusión de la gestión electrónica, véase la Figura 5. La gestión electrónica del vehículo comprende diversos tipos de sensores y unidades de control electrónico, los cuales conjuntamente monitorean la funcionalidad del motor, la ECU (unidad de control electrónico del motor) recibe las señales de los sensores y comando los actuadores, con la finalidad de brindar seguridad, confort en la conducción e incluso reducción de gases contaminantes hacia el exterior del vehículos o gases de escape. (JGuarella, 2011)

7.4. Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial es un intento por descubrir y describir aspectos de la inteligencia humana que pueden ser simulados mediante máquinas. Esta ciencia ha surgido rápidamente en los últimos años adquiriendo aplicación en diversos ámbitos como perspectiva artificial, demostración de teoremas, procesamiento de información expresada mediante lenguajes humanos. Véase en la Figura 3, los enfoques de la inteligencia artificial.

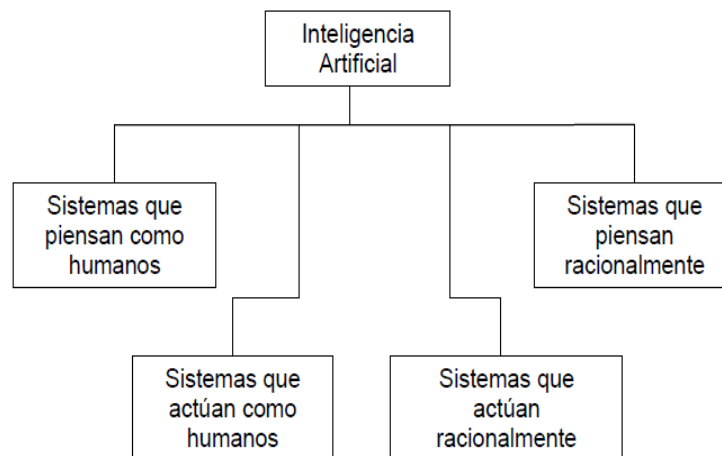


Figura 3. Enfoques de la inteligencia artificial.

Fuente: (Villegas, 2008)

Por otro lado, el tema de inteligencia artificial es una de las temáticas actualmente más empleadas en el desarrollo de proyectos en ingeniería. Es así que, de la inteligencia artificial se desprenden algunas técnicas, como se muestra en la Figura 4.

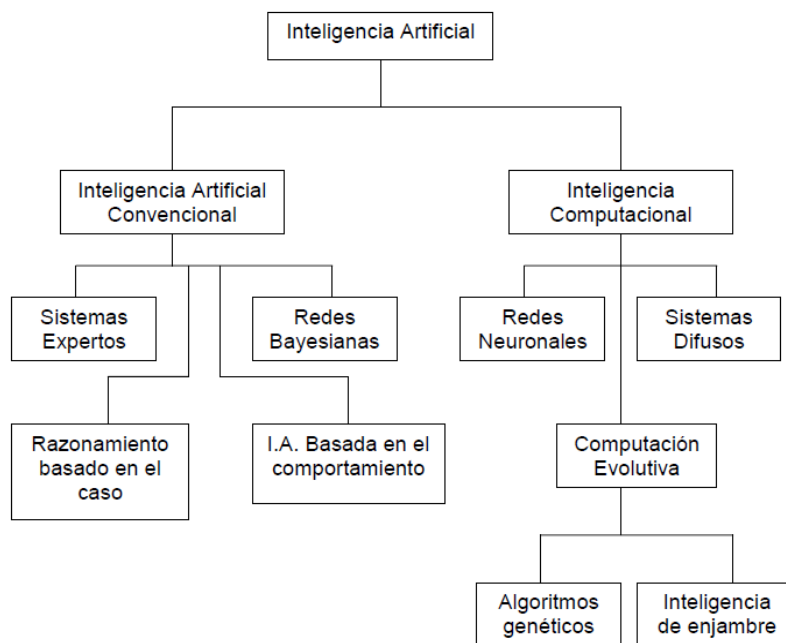


Figura 4. Diagrama inteligencia artificial.

Fuente: (Villegas, 2008)

7.5. Redes Neuronales

Por su parte, las redes neuronales son más que otra forma de simular ciertas características únicas de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia.

En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, para hacer que un sistema sea capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia.

7.5.1. Estructuras Neuronales.

Se clasifican en dos grupos de redes: las redes acíclicas o hacia adelante y cíclicas o recurrentes. Además, las de tipo hacia adelante pueden ser de una sola capa o multicapa. Cabe mencionar que las redes estructura acíclicas o feedforward son las más empleadas hoy en día.

7.5.1.1. Redes Neuronales Feedforward de una Sola Capa.

Consiste en una red que conecta las entradas directamente con las salidas y se le denomina red neuronal hacia adelante de una sola capa, o red perceptrón, comúnmente empleada para la clasificación de datos.

Al tener unidades de salida independientes de las otras, cada peso sináptico afecta solo una de las salidas. En esta red las neuronas o unidades están organizadas en forma de capas. Al no producirse un procesamiento inverso, se dice que este tipo de red es exclusivamente hacia adelante o “Feedforward”. Los nodos de entrada, reciben señales del exterior, las cuales son interpretadas y multiplicadas por su peso, para llegar a los nodos de salida, los cuales muestran su resultado al exterior nuevamente. (Villegas, 2008)

En la Figura 5, se muestra una red neuronal hacia adelante de una sola capa con cinco nodos de entrada y cinco nodos de salida.

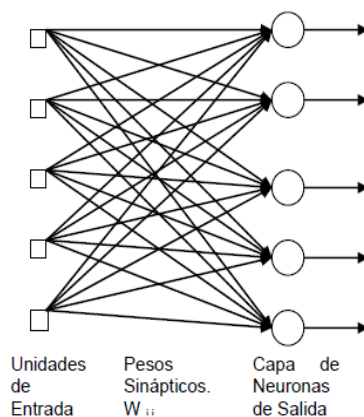


Figura 5. Red neuronal hacia adelante de una sola capa.

Fuente: (Villegas, 2008)

7.5.2. Redes Neuronales Hacia Adelante Multicapa.

Tiene más de una capa de unidades, en este tipo de red se realizan cálculos en más de una capa de neuronas. Este tipo de red tiene la capa de los nodos de entrada, en la cual no se realizan cálculos; tiene al menos una capa de unidades ocultas (ya que no están en contacto con el mundo exterior) donde se realizan cálculos; y tiene una capa de unidades de salida, en la cual también se realizan cálculos y sus resultados son mostrados al exterior.

La capa de unidades ocultas tiene como objetivo la intervención entre las entradas externas, y las salidas de la red neuronal. Las señales de entrada del exterior, son entradas para la primera capa oculta, donde se realiza un cómputo y estas salidas se convierten en las señales de entrada de las segundas capas y sus salidas serán las entradas de la tercera capa y así sucesivamente dependiendo del número de capas que posee la red. (Villegas, 2008)

Por tanto, las redes multicapa pueden ser entrenadas para resolver problemas más complicados que las redes de una sola capa.

En la Figura 6, se muestra la estructura de una red hacia adelante multicapa con cinco nodos de entrada, cinco nodos ocultos y tres nodos de salida.

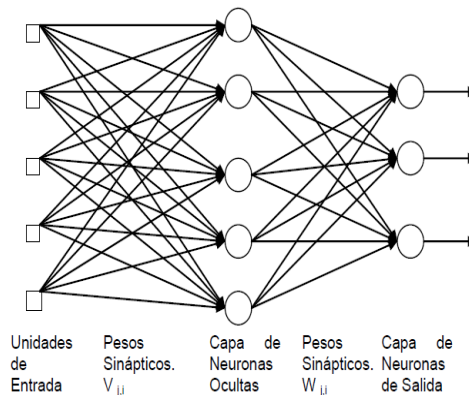


Figura 6. Red neuronal hacia adelante multicapa.

Fuente: (Villegas, 2008).

8. DISEÑO EXPERIMENTAL

Para el diseño experimental se consideran algunas de las fallas más comunes como variables de entrada, siendo la presión de la bomba, apertura de la bujía y apertura del inyector las variables de falla de motor a considerarse.

De allí que, mediante estadística inferencia aplicada con el uso del programa Minitab 17, se llega a determinar el régimen en el que debe operar el sistema. En la Figura 7, se muestra la estructura de las variables que están siendo consideradas en el diseño experimental.

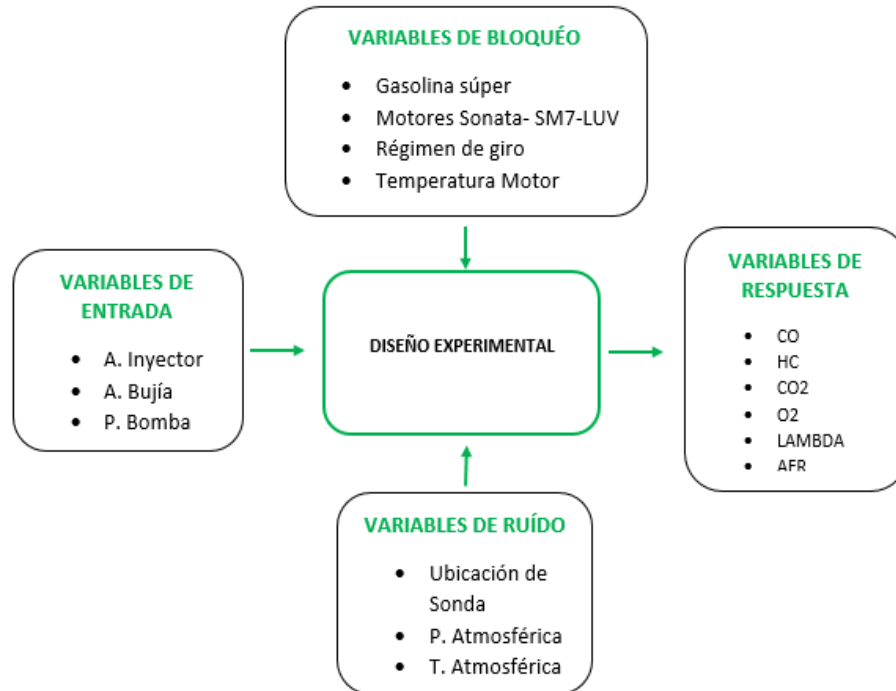


Figura 7. Estructura del diseño experimental.

8.1. Identificación del Estado del Motor

Para garantizar mayor confiabilidad en el experimento, es necesario comprobar que el motor se encuentre en buenas condiciones, antes de realizar alguna de las fallas.

Por tanto, una forma de comprobar el funcionamiento del motor es mediante el análisis de datos de del motor a través de los distintos sensores y otra forma es a través de los porcentajes de emisiones contaminantes. Esto en cada uno de los motores.

8.1.1. Análisis de Sensores del Motor Samsung SM7 V6

Para lo cual, se requiere el uso del escáner ULTRASCAN. En la siguiente imagen, se muestra el proceso de lectura de señales de los sensores para el motor SM7.



Figura 8. Motor Samsung SM7 V6.

8.1.1.1. A Ralentí (800 RPM)

Con el motor a temperatura de 92 ° C y a un régimen de giro de 800 RPM, se tiene que los tiempos cortos de inyección 1 son de 8.6 % y los tiempos cortos de inyección dos de 6.3%, con tiempos de avance de ignición de 16 APM.

CURRENT DATA		1/24
MIL STATUS.....	OFF	
FUEL SYSTEM 1 STATUS...	CLOSELOOP	
FUEL SYSTEM 2 STATUS...	CLOSELOOP	
CALCULATED LOAD VALUE..	17.6	%
ENGINE COOLANT TEMP....	92	°C
SHORT TERM FUEL TRIM 1..	8.6	%
LONG TERM FUEL TRIM 1..	8.8	%
SHORT TERM FUEL TRIM 2..	6.3	%
LONG TERM FUEL TRIM 2..	8.8	%
ENGINE SPEED.....	800	RPM
VEHICLE SPEED.....	NOSUPPORT	
IGNITION TIMING ADVANCE	16	DEG
ENTER: Fix		ESC:Return

Figura 9. Diagnóstico del motor SM7 a 800 RPM.

8.1.1.2.A Régimen Intermedio (1025 RPM)

Con el motor a temperatura de 97 ° C o superior y a un régimen de giro intermedio, es decir de 1025 RPM, se tiene que los tiempos cortos de inyección 1 son de 8.6 % y los tiempos cortos de inyección dos de 3.1 %, con tiempos de avance de ignición de 33 APM.

CURRENT DATA			1/ 24
MIL STATUS.....	OFF		
FUEL SYSTEM 1 STATUS...	CLOSELOOP		
FUEL SYSTEM 2 STATUS...	CLOSELOOP		
CALCULATED LOAD VALUE..	14.9	×	
ENGINE COOLANT TEMP....	97	°C	
SHORT TERM FUEL TRIM 1..	8.6	×	
LONG TERM FUEL TRIM 1..	8.8	×	
SHORT TERM FUEL TRIM 2..	3.1	×	
LONG TERM FUEL TRIM 2..	8.8	×	
ENGINE SPEED.....	1825	RPM	
VEHICLE SPEED.....	NOSUPPORT		
IGNITION TIMING ADVANCE	33	DEG	
ENTER: Fix		ESC:Return	

Figura 10. Diagnóstico del motor SM7 a 1025 RPM.

8.1.1.3.A Régimen Alto (3037 RPM)

Con el motor a temperatura de 96 ° C o superior y a un alto régimen de giro, es decir de 3037 RPM, se tiene que los tiempos cortos de inyección 1 son de 5.5 % y los tiempos cortos de inyección dos de 2.3 %, con tiempos de avance de ignición de 44 APM.

CURRENT DATA			1/ 24
MIL STATUS.....	OFF		
FUEL SYSTEM 1 STATUS...	CLOSELOOP		
FUEL SYSTEM 2 STATUS...	CLOSELOOP		
CALCULATED LOAD VALUE..	17.6	×	
ENGINE COOLANT TEMP....	96	°C	
SHORT TERM FUEL TRIM 1..	5.5	×	
LONG TERM FUEL TRIM 1..	8.8	×	
SHORT TERM FUEL TRIM 2..	-2.3	×	
LONG TERM FUEL TRIM 2..	8.8	×	
ENGINE SPEED.....	3037	RPM	
VEHICLE SPEED.....	8	km/h	
IGNITION TIMING ADVANCE	44	DEG	
ENTER: Fix		ESC:Return	

Figura 11. Diagnóstico del motor SM7 a 3037 RPM.

El análisis anterior, permite establecer que el motor en estudio se encuentra en buenas condiciones, debido a que, mientras mayor es el régimen de giro del motor, menores son los tiempos de inyección. Además, los tiempos de avance de ignición se incrementan a medida que el régimen incrementa.

8.2. Análisis de Emisiones Contaminantes del Motor.

Las mediciones se realizan con el motor Sonata 2.0, en condiciones normales de funcionamiento, a una temperatura superior a los 92 ° C y a distintos regímenes de giro.

Es decir, que las variables consideradas en el diseño experimental presentan las siguientes características.

Tabla 3. Variables de entrada en condiciones normales.

VARIABLE	CARÁCTERÍSTICA
A. Inyector	100 % Abierto
A. Bujías	1.0 mm
P. Bomba	40 PSI

Considerando las emisiones a los distintos regímenes de giro se tiene que a medida que el motor se acelera la mezcla se vuelve más rica, por tanto, lambda disminuye en su valor. Además, el monóxido de carbono incrementa mientras el dióxido de carbono disminuye en proporciones similares a las de monóxido. Por otro lado, al enriquecer la mezcla, las emisiones de hidrocarburos no combustionados tienden a incrementar pasando de un valor de 42 ppm en 800 RPM a 122 ppm en 2500 RPM.

Finalmente, los valores de oxígeno tienden a disminuir al incrementar el régimen de giro, véase la siguiente tabla. Por tanto, basándose en el comportamiento de emisiones contaminantes descrito en la sección 7.2.3. del marco teórico, se establece que el motor se encuentra en buenas condiciones de funcionamiento.

Tabla 4. Emisiones contaminantes a distinto régimen de giro.

	CO [%]	HC [ppm]	CO₂ [%]	O₂ [%]	LAMBDA	AFR
800 RPM	0,01	42	17	0,2	1,006	14,7
1600 RPM	0,78	122	16	0,82	1,003	14,7
2500 RPM	0,91	155	15,8	0,73	1,001	14,7

8.3. Cuantificación de Variables

En el desarrollo del diseño experimental es necesario que las variables se expresen de forma cuantitativa con el propósito de establecer corridas experimentales con valores medios de funcionamiento.

8.3.1. Apertura del Inyector.

Esta variable de falla se representa con la letra A.

Tabla 5. Cuantificación de la apertura de inyectores.

MEDIDA (%)	DESCRIPCIÓN
100	Inyector sin obstrucción
75	Tapado al 25%
50	Tapado al 50%

8.3.2. Apertura de Electrodo de Bujías.

Esta variable de falla se representa con la letra B.

Tabla 6. Cuantificación de la apertura de inyectores.

MEDIDA (mm)	DESCRIPCIÓN
0.7	Apertura baja
1.0	Apertura normal
1.3	Apertura alta

8.3.3. Presión de la Bomba.

Esta variable de falla se representa con la letra C.

Tabla 7. Cuantificación de la apertura de inyectores.

MEDIDA (PSI)	DESCRIPCIÓN
30	Baja presión
40	Presión normal
50	Alta presión



Figura 12. Montaje de regulador de presión en el Motor SM7 V6.

8.4. Determinación del Régimen de Operación del Sistema.

En esta etapa, se considera el diseño experimental mediante tres regímenes de revoluciones. A ralentí 800 RPM y a 2500 RPM, según lo que establece la NTE INEN 2204 para motores a gasolina. El tercer régimen es un valor intermedio entre las dos anteriores 1600 RPM.

8.4.1. Corridas Experimentales

Se requiere que la toma de datos a los distintos regímenes se realice en función de las siguientes corridas experimentales, las mismas que han sido predeterminadas por el programa Minitab 17.0.

Tabla 8. Corridas experimentales para establecer el régimen de giro.

Nº	A. Bujías (mm)	P. Bomba (PSI)	A. Inyector (%)
1	1	40	75
2	1	50	50
3	0,7	40	50
4	1,3	50	75
5	1	30	50
6	0,7	40	100
7	1,3	40	100
8	1,3	40	50
9	1	50	100
10	1	40	75
11	1,3	30	75
12	1	30	100
13	1	40	75
14	0,7	30	75
15	0,7	50	75

8.4.2. Emisiones Contaminantes a Distintos Regímenes de Giro.

En función del orden de las corridas experimentales, se realiza la medición de las emisiones a los distintos regímenes, tal como se muestra en la Tabla 9.

Tabla 9. Emisiones contaminantes a distintos regímenes de giro.

Nº	CO_800	HC_800	CO2_800	O2_800	LAMBDA_800	CO_1600	HC_1600	CO2_1600	O2_1600	LAMBDA_1600	CO_2500	HC_2500	CO2_2500	O2_2500	LAMBDA_2500
1	0	94	16,1	0,46	1,015	0,44	174	15,7	0,71	1,011	0,53	139	15,6	0,8	1,014
2	0	48	16	0,26	1,009	0,79	143	15,2	0,73	1,012	0,55	117	15,1	0,76	1,013
3	0,01	21	16,9	0,19	1,006	0,76	137	15,4	0,68	1,003	0,81	98	15,4	0,7	1,004
4	0	85	16,4	0,44	1,015	0,5	165	15,7	0,72	1,01	0,57	136	15,6	0,76	1,011
5	0,05	59	17,3	0,13	1,001	0,13	115	14,6	1,92	1,08	0,1	103	13,8	2,99	1,138
6	0,01	52	16,8	0,22	1,006	0,78	147	16,1	0,68	1,002	0,88	108	15,9	0,74	1,003
7	0,01	42	17	0,2	1,006	0,77	162	16	0,71	1,003	0,93	134	15,8	0,83	1,004
8	0,04	34	17,2	0,19	1,005	0,52	154	15,6	0,74	1,011	0,55	122	15,6	0,78	1,013
9	0,01	31	16,7	0,3	1,01	1,39	145	16	0,6	0,983	0,94	118	15,8	0,78	1,003
10	0	94	16,1	0,46	1,015	0,44	174	15,7	0,71	1,011	0,53	139	15,6	0,8	1,014
11	0,01	59	16,8	0,27	1,008	0,5	178	15,5	0,77	1,012	0,51	143	15,5	0,84	1,016
12	0	25	16,8	0,2	1,007	0,78	171	15,9	0,81	1,006	0,87	134	15,9	0,85	1,007
13	0	94	16,1	0,46	1,015	0,44	174	15,7	0,71	1,011	0,53	139	15,6	0,8	1,014
14	0,01	95	16,3	0,5	1,017	0,42	210	16,4	0,76	1,012	0,43	180	16,4	0,83	1,016
15	0	43	16,6	0,18	1,005	0,4	184	16,4	0,71	1,011	0,52	155	16,3	0,79	1,013

8.5. Análisis ANOVA

A continuación, se muestran los resultados de los análisis ANOVA con los respectivos valores de significancia para cada emisión contaminante del automotor Sonata 2.0 a los tres regímenes de análisis.

8.5.1. Monóxido de Carbono

En el análisis de fallas generadas sobre el CO a 800 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 10.

Tabla 10. Regresiones para el monóxido de carbono a 800 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.929
	P. Bomba	0.156
	Inyector	0.098
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.971
	Bujías* A. Inyector	0.682
	P. Bomba* Inyector	0.929

Significancia de las fallas generadas sobre el CO a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción P. Bomba* Inyector con un valor de 0.004, véase la Tabla 11.

Tabla 11. Regresiones para el monóxido de carbono a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.113
	P. Bomba	0.016
	Inyector	0.009
Interacciones	Bujía* P. Bomba	1.000
	Bujías* A. Inyector	0.052
	P. Bomba* Inyector	0.004

Significancia de las fallas generadas sobre el CO a 2500 RPM. Se tiene una mayor significancia para la variable inyector con un valor de 0.009, véase la Tabla 12.

Tabla 12. Regresiones para el monóxido de carbono a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.845
	P. Bomba	0.146
	Inyector	0.009
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.917
	Bujías* A. Inyector	0.311
	P. Bomba* Inyector	0.226

8.5.2. Hidrocarburos no Combustionados

Significancia de las fallas generadas sobre los HC a 800 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 13.

Tabla 13. Regresiones para Hidrocarburos a 800 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.691
	P. Bomba	0.449
	Inyector	0.153
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.700
	Bujías* A. Inyector	0.952
	P. Bomba* Inyector	0.151

Significancia de las fallas generadas sobre los HC a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción Bujía*P. Bomba, con un valor de 0.044, véase la Tabla 14.

Tabla 14. Regresiones para Hidrocarburos a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.836
	P. Bomba	0.487
	Inyector	0.783
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.044
	Bujías* A. Inyector	0.467
	P. Bomba* Inyector	0.586

Significancia de las fallas generadas sobre los HC a 2500 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 15.

Tabla 15. Regresiones para Hidrocarburos a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.908
	P. Bomba	0.522
	Inyector	0.325
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.629
	Bujías* A. Inyector	0.957
	P. Bomba* Inyector	0.430

8.5.3. Dióxido de Carbono

Significancia de las fallas generadas sobre el CO₂ a 800 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción P. Bomba* Inyector con un valor de 0.043, véase la Tabla 16.

Tabla 16. Regresiones para Dióxido de Carbono a 800 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.260
	P. Bomba	0.063
	Inyector	0.880
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.176
	Bujías* A. Inyector	0.831
	P. Bomba* Inyector	0.043

Significancia de las fallas generadas sobre el CO₂ a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la variable inyector con un valor de 0.017, véase la Tabla 17.

Tabla 17. Regresiones para Dióxido de Carbono a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.160
	P. Bomba	0.368
	Inyector	0.017
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.768
	Bujías* A. Inyector	0.661
	P. Bomba* Inyector	0.472

Significancia de las fallas generadas sobre el CO₂ a 2500 RPM. Se tiene una mayor significancia para la variable inyector con un valor de 0.046, véase la Tabla 18.

Tabla 18. Regresiones para Dióxido de Carbono a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.308
	P. Bomba	0.406
	Inyector	0.046
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.839
	Bujías* A. Inyector	0.761
	P. Bomba* Inyector	0.195

8.5.4. Oxígeno

Significancia de las fallas generadas sobre el O₂ 800 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 19.

Tabla 19. Regresiones para Oxígeno a 800 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.895
	P. Bomba	0.118
	Inyector	0.171
Interacciones	Bujía* P. Bomba	1.000
	Bujías* A. Inyector	0.959
	P. Bomba* Inyector	0.142

Significancia de las fallas generadas sobre el O₂ a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción de Bujía* P. Bomba con un valor de 0.011, véase la Tabla 20.

Tabla 20. Regresiones para Oxígeno a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.956
	P. Bomba	0.665
	Inyector	0.429
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.011
	Bujías* A. Inyector	0.877
	P. Bomba* Inyector	0.817

Significancia de las fallas generadas sobre el O₂ a 2500 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 21.

Tabla 21. Regresiones para Oxígeno a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.918
	P. Bomba	0.142
	Inyector	0.204
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.969
	Bujías* A. Inyector	0.992
	P. Bomba* Inyector	0.079

8.5.5. Lambda.

Significancia de las fallas generadas sobre lambda a 800 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 22.

Tabla 22. Regresiones para Lambda a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.895
	P. Bomba	0.165
	Inyector	0.110
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.981
	Bujías* A. Inyector	0.871
	P. Bomba* Inyector	0.321

Significancia de las fallas generadas sobre lambda a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción de Bujía* P. Bomba con un valor de 0.017, véase la Tabla 23.

Tabla 23. Regresiones para Lambda a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	1.000
	P. Bomba	0.471
	Inyector	0.346
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.017
	Bujías* A. Inyector	0.861
	P. Bomba* Inyector	0.400

Significancia de las fallas generadas sobre lambda a 2500 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 24.

Tabla 24. Regresiones para Lambda a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.924
	P. Bomba	0.147
	Inyector	0.117
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.973
	Bujías* A. Inyector	0.893
	P. Bomba* Inyector	0.085

8.5.6. AFR

En el análisis de fallas generadas sobre AFR a 800 RPM. No se tienen valores de significancia inferiores a 0.05. Véase la Tabla 25.

Tabla 25. Regresiones para AFR a 800 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.725
	P. Bomba	0.211
	Inyector	0.065
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.856
	Bujías* A. Inyector	0.452
	P. Bomba* Inyector	0.325

Significancia de las fallas generadas sobre AFR a 1600 RPM. Se tiene una mayor significancia para la interacción P. Bomba* Inyector con un valor de 0.004, véase la Tabla 26.

Tabla 26. Regresiones para AFR a 1600 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.102
	P. Bomba	0.016
	Inyector	0.009
Interacciones	Bujía* P. Bomba	1.000
	Bujías* A. Inyector	0.052
	P. Bomba* Inyector	0.005

Significancia de las fallas generadas sobre el AFR a 2500 RPM. Se tiene una mayor significancia para la variable inyector con un valor de 0.009, véase la Tabla 27.

Tabla 27. Regresiones para AFR a 2500 RPM.

SIGNIFICANCIAS		P VALUE
Efectos Principales	Bujías	0.745
	P. Bomba	0.111
	Inyector	0.007
Interacciones	Bujía* P. Bomba	0.917
	Bujías* A. Inyector	0.311
	P. Bomba* Inyector	0.226

Finalmente, se obtiene que el régimen más significativo para las CO es 1600 y 2500 RPM, para HC es 1600 RPM, para CO₂ los tres regímenes de análisis son significativos con mayor significancia a 1600 RPM, para el O₂ es 1600 RPM, para lambda es 1600 RPM y para el AFR es 1600 y 2500 RPM.

Por tanto, el mejor régimen para el sistema de diagnóstico por existir mayor significancia de las variables de entrada sobre las de salida es 1600 RPM.

8.6. Significancia entre Variables de Entrada y Salida a 1600 RPM.

8.6.1. Análisis de Diseño de Superficie de Respuesta

A continuación, se desarrolla el análisis de superficie de respuesta para determinar si las variables de falla de entrada tienen influencia sobre las variables de salida, evaluando la dirección, la fuerza y la linealidad de la relación entre las variables.

Es así que se procede a analizar las gráficas de dispersión para las emisiones contaminantes de cada automotor.

8.6.1.1. Motor Sonata 2.0

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO y las fallas generadas. En este caso, no existe correlación negativa en ninguno de los datos, es decir, que un valor suba mientras otro baje.

Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de monóxido de carbono, se deduce que existe normalidad en la toma de datos.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.2 % de emisiones de CO y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

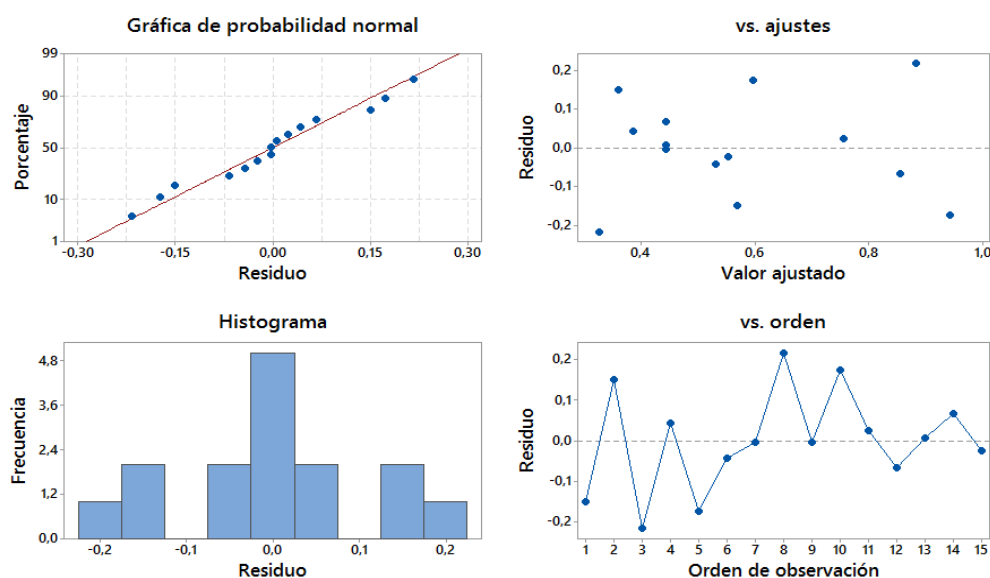


Figura 13. Gráfica de residuos del monóxido de carbono.

La gráfica de probabilidad normal muestra que los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el HC y las fallas generadas. En este caso, no existe correlación negativa en ninguno de los datos, es decir, que un valor suba mientras otro baje.

Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de HC, se deduce que existe normalidad en la toma de datos.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 15 ppm de emisiones de HC y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

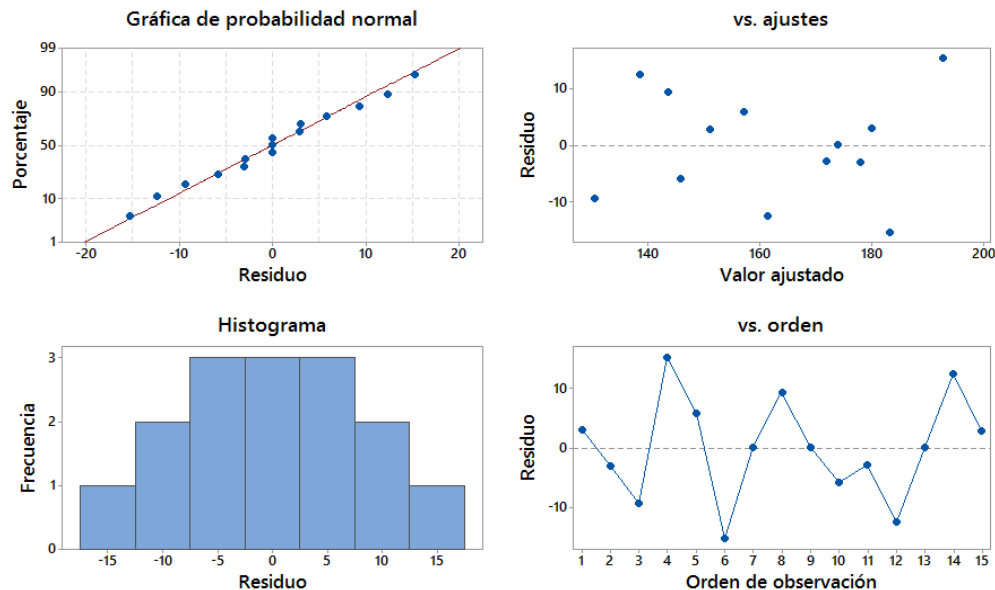


Figura 14. Gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO₂ y las fallas generadas. En este caso, no existe correlación negativa en ninguno de los datos, es decir, que un valor suba mientras otro baje. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de CO₂, se deduce que existe normalidad en la toma de datos.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.4 % de emisiones de CO₂ y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

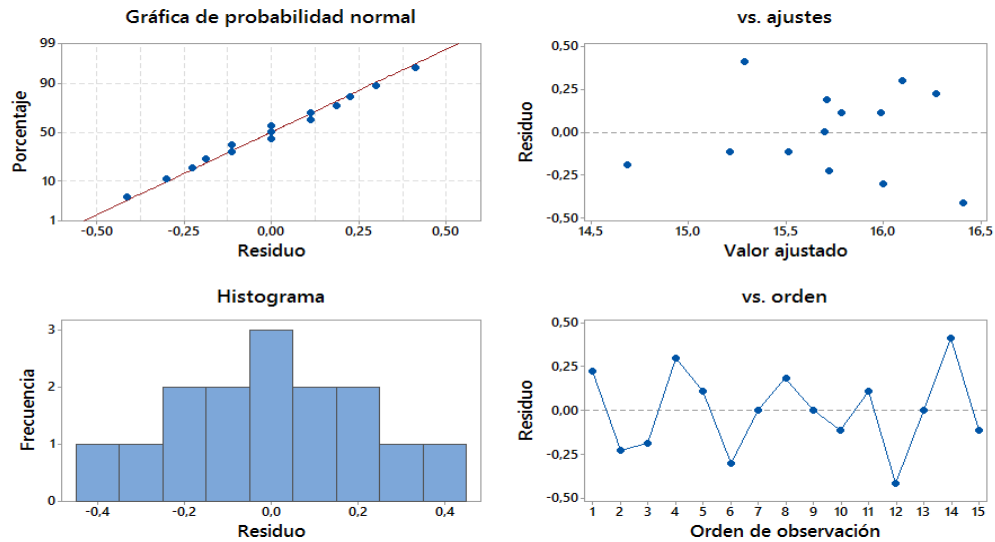


Figura 15. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el O_2 y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de O_2 , se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se están produciendo conglomerados más ajustados de puntos de datos en 0, y 1,15 % de emisión de O_2 . Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.05 % de emisiones de O_2 y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

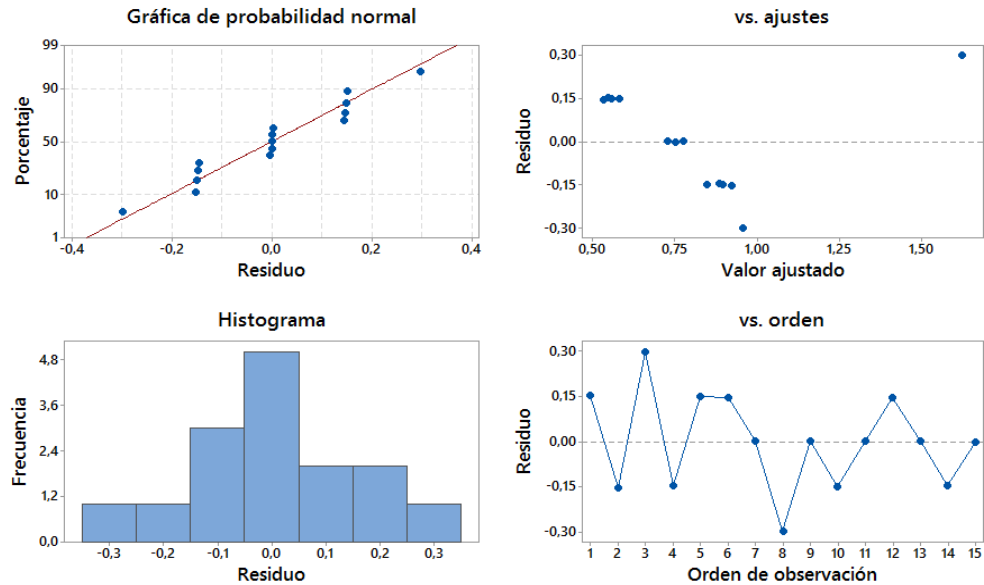


Figura 16. Gráfica de residuos del oxígeno.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre λ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos λ , se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se producen conglomerados más ajustados de puntos de datos en 0 y 0,01. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.02 y su forma es simétrica.

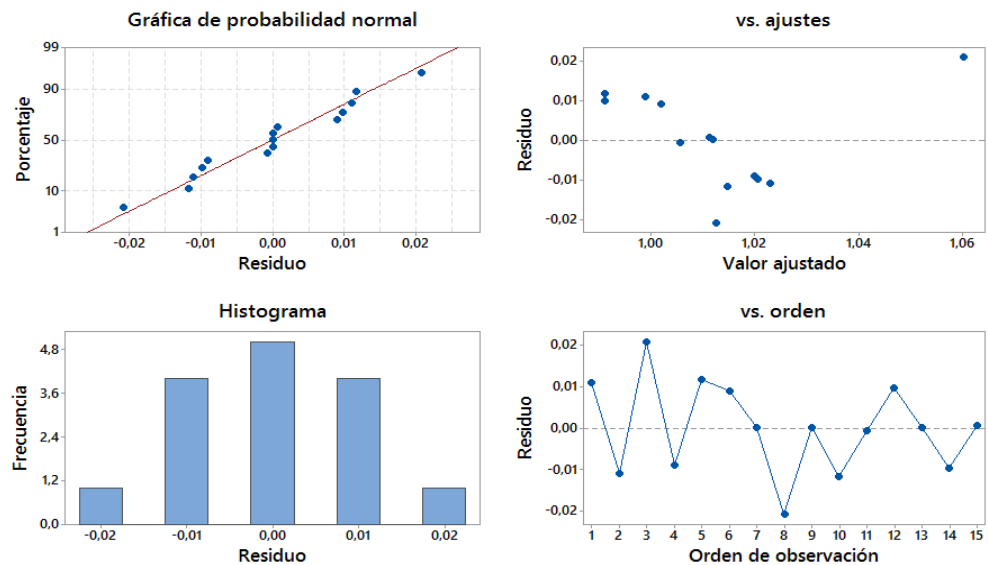


Figura 17. Gráfica de residuos de lambda.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el AFR y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de AFR, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se producen conglomerados más ajustados de puntos de datos en 0 y 0,2. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0,3 de AFR.

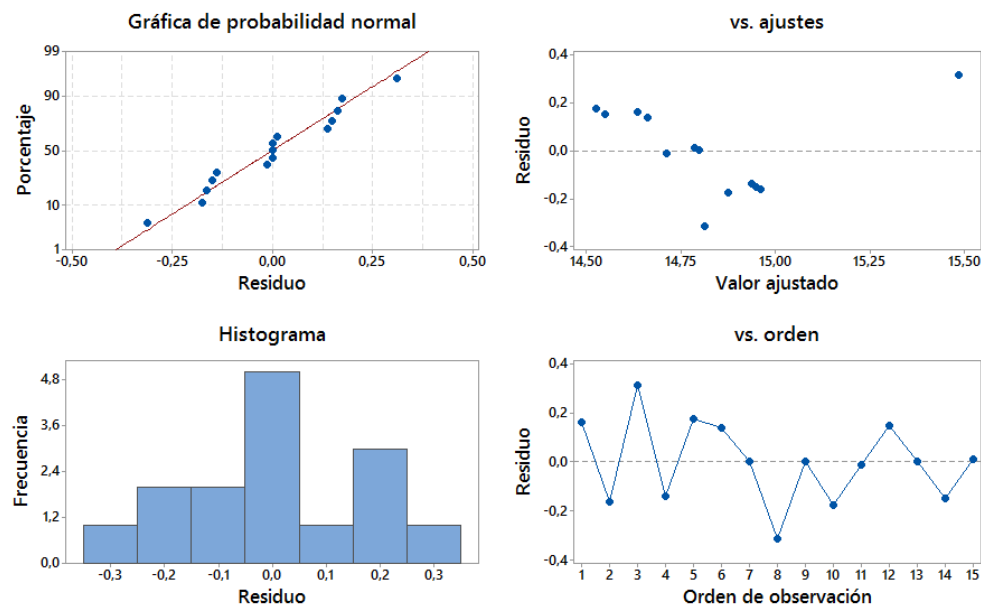


Figura 18. Gráfica de residuos de la relación de mezcla.

8.6.1.2. Motor Samsung SM7

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de CO, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se producen conglomerados más ajustados de puntos de datos en 0 y 0,5.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución central se da entre 0 y 0,5 % de emisiones de CO y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

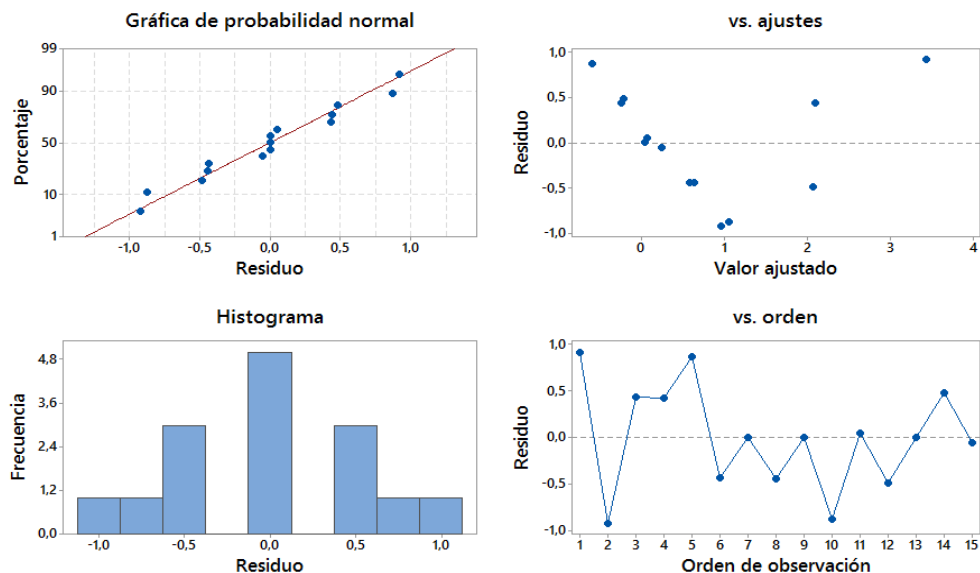


Figura 19. Gráfica de residuos del monóxido de carbono.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el HC y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de HC, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, existe una relación un poco más fuerte para un valor de 0 y por tanto se produce una ligera aglomeración de datos. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 30 ppm de emisiones de HC y su forma es simétrica.

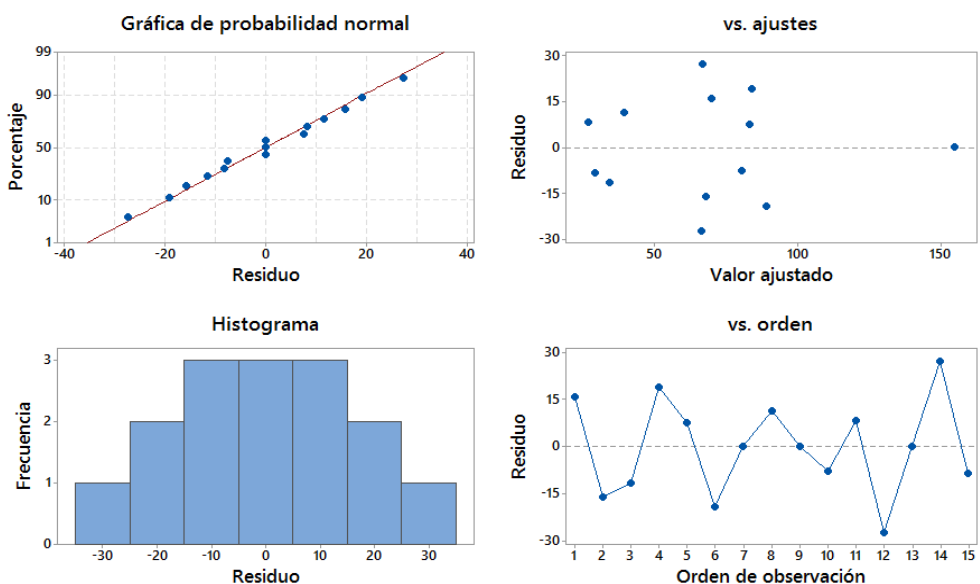


Figura 20. Gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO₂ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de CO₂, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se están produciendo conglomerados más ajustados de puntos próximos a cero. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.3 % de emisiones de CO y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

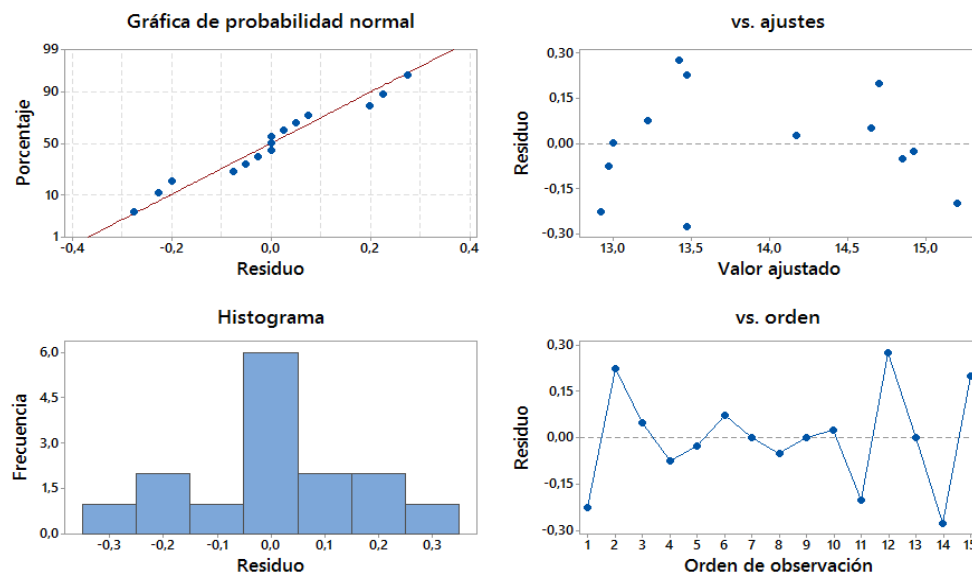


Figura 21. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el O₂ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos del O₂, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se producen conglomerados más ajustados de puntos de datos en cero y 0,015. Adicionalmente, se pueden apreciar ciertos valores atípicos ya que se encuentran lejos del grupo principal de puntos. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.04 % de emisiones de O₂ y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

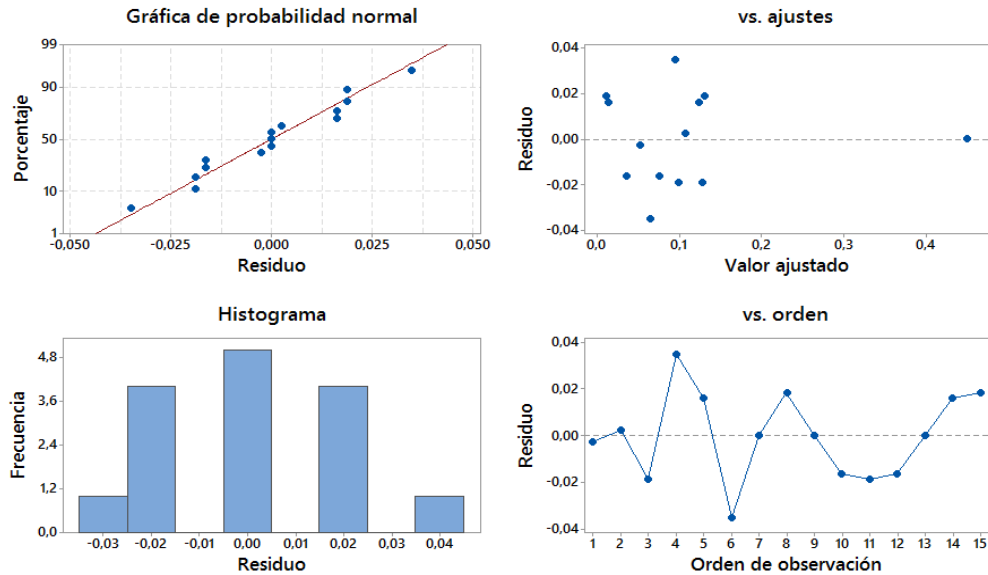


Figura 22. Gráfica de residuos del oxígeno.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre λ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de λ , se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones ligeramente fuertes de puntos de datos en 0 y 0,01. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.02 % de λ y su forma es simétrica.

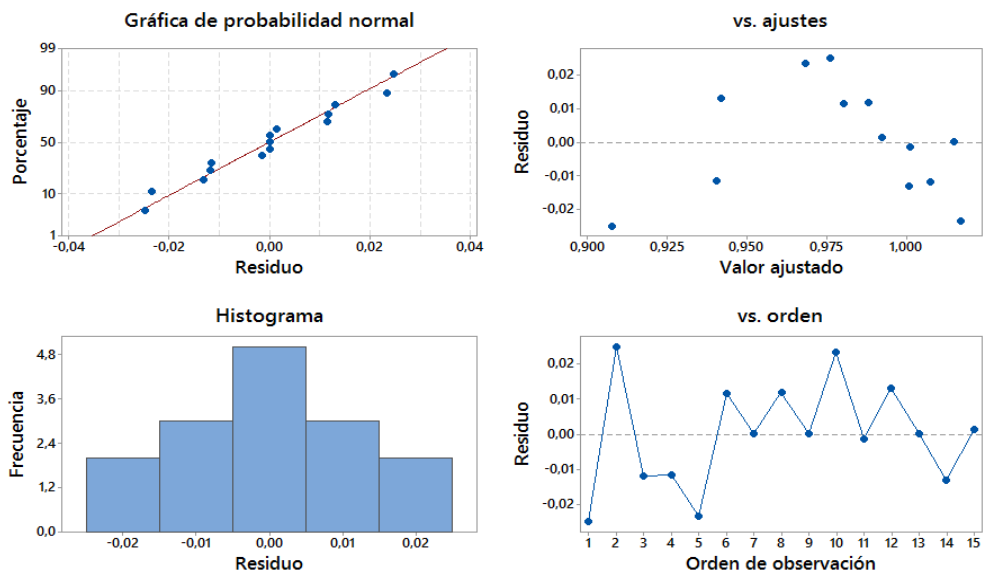


Figura 23. Gráfica de residuos de λ .

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre AFR y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos AFR, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.4 de AFR.

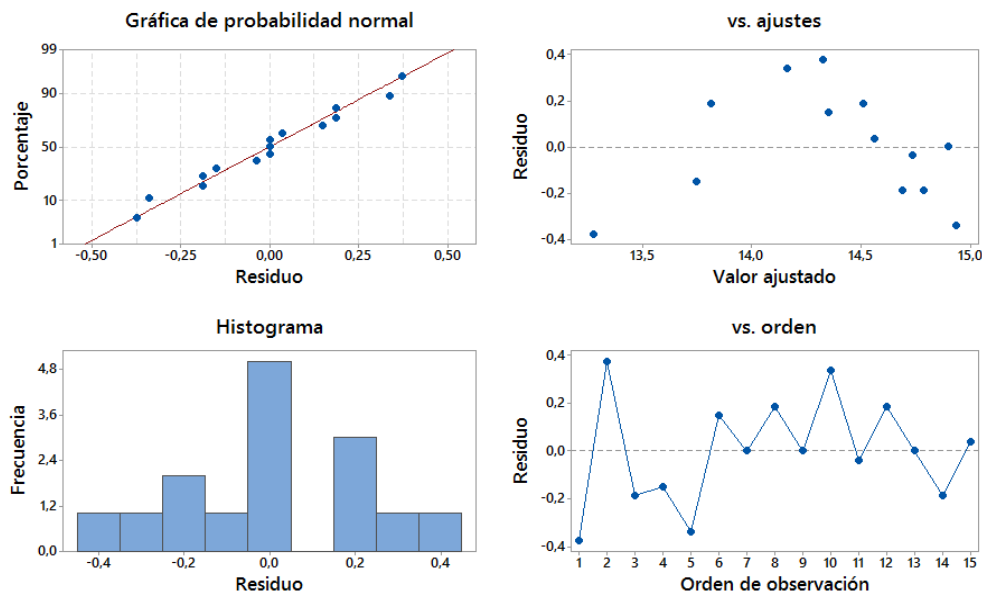


Figura 24. Gráfica de residuos de la relación de mezcla.

8.6.1.3.Motor Chevrolet LUV

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de monóxido de carbono, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto una ligera conglomeración de puntos en cero.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0,2 y 0,4 % de emisiones de CO y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

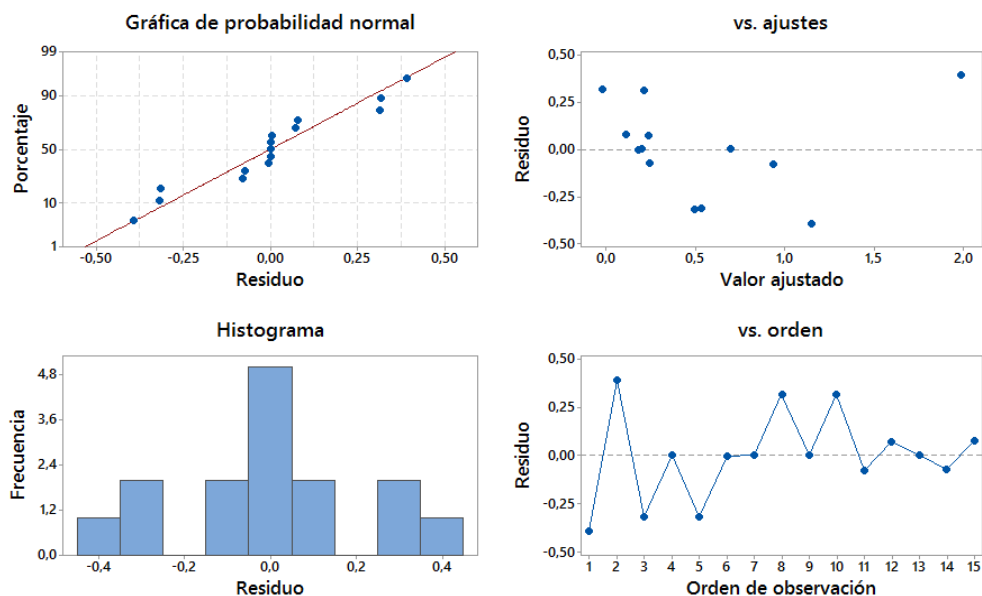


Figura 25. gráfica de residuos del monóxido de carbono.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el HC y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de HC, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones más fuertes y por tanto se producen conglomerados más ajustados de puntos de datos en 0 y 23 ppm. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 40 ppm HC y su forma es simétrica.

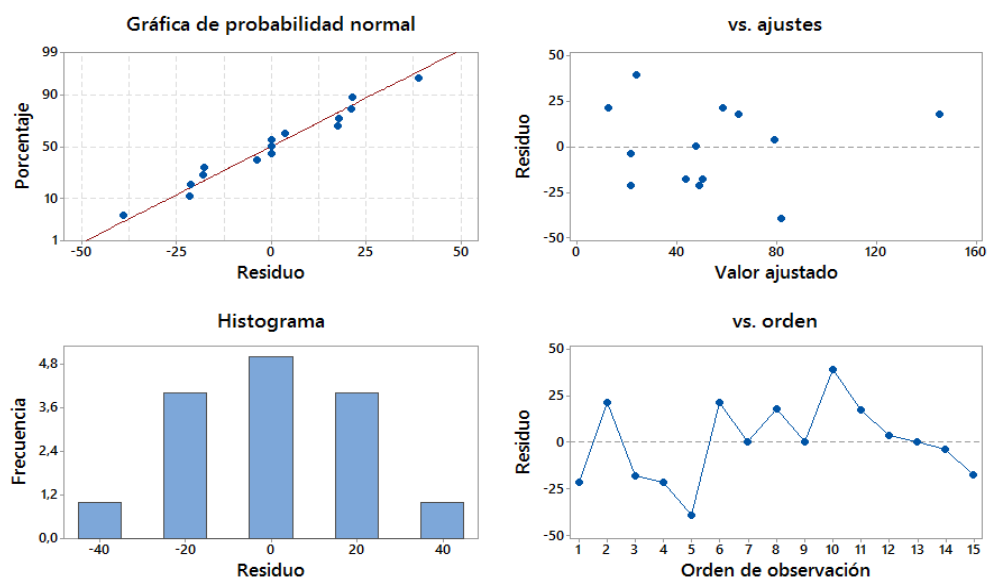


Figura 26. gráfica de residuos de hidrocarburos no combustionados.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el CO₂ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de CO₂, se deduce que existe normalidad en la toma de datos. En este caso, se están generando relaciones mucho más fuertes que todos los casos anteriores y dándose conglomerados de datos e 0 y 0.8 % de CO₂.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.8 % de emisiones de CO₂ y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

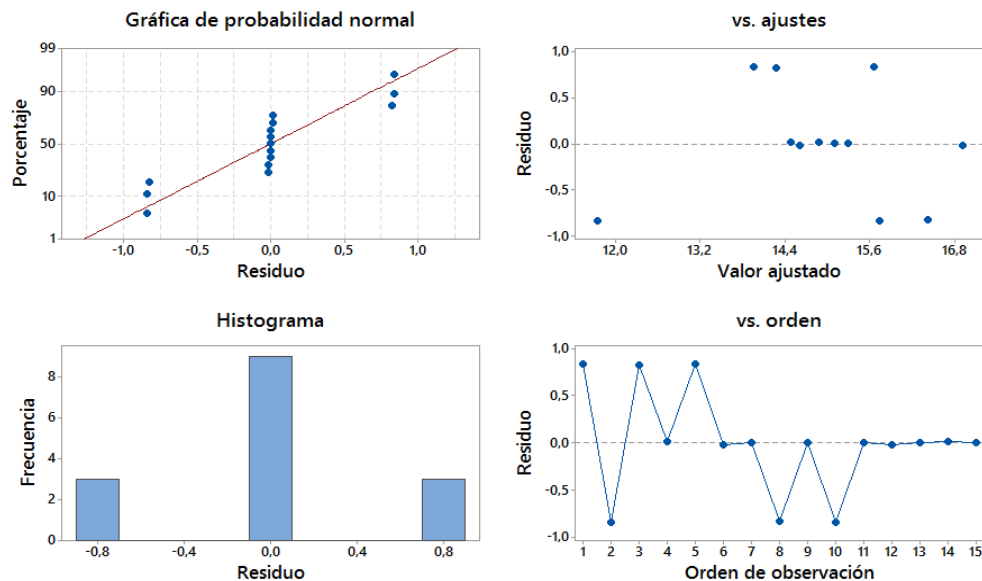


Figura 27. Gráfica de residuos del dióxido de carbono.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el O₂ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de O₂, se deduce que existe normalidad en la toma de datos.

Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.6 % de emisiones de O₂ y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

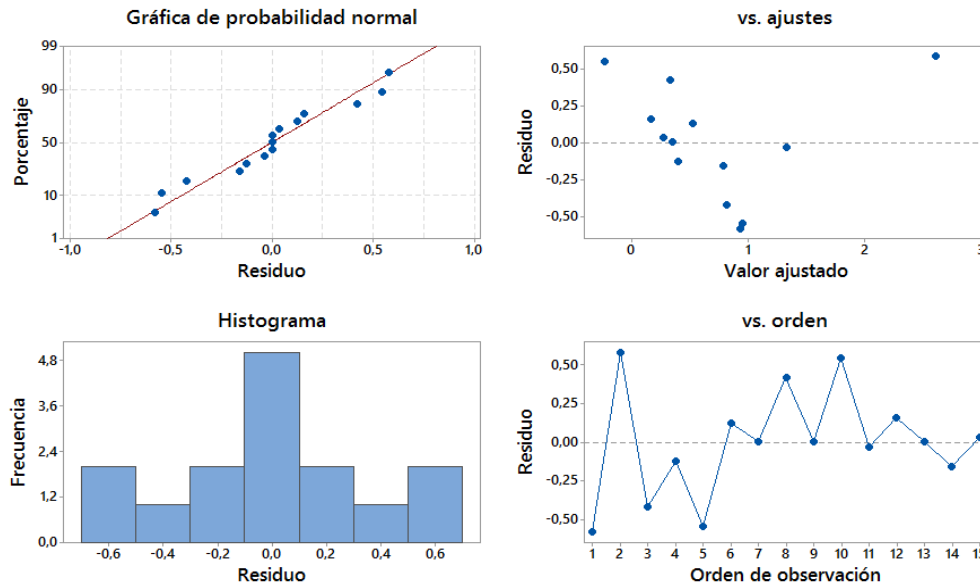


Figura 28. Gráfica de residuos del oxígeno.

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre λ y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de λ , se deduce que existe normalidad en la toma de datos. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.015 de λ y su forma es simétrica. Lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

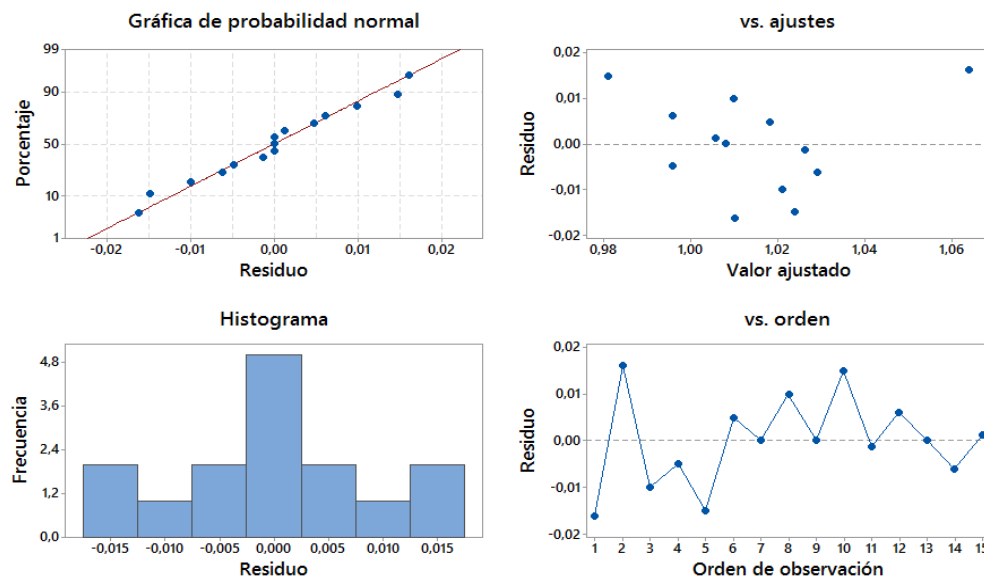


Figura 29. Gráfica de residuos de λ .

Según la gráfica de probabilidad normal, los valores de datos tienden a subir mostrando una correlación positiva entre el AFR y las fallas generadas. Además, considerando de forma visual la distribución de los datos de monóxido de carbono se deduce que existe normalidad en la toma de datos. Por otro lado, en la gráfica del histograma se muestra que la distribución se centra aproximadamente entre 0 y 0.2 de AFR y su forma algo simétrica sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren.

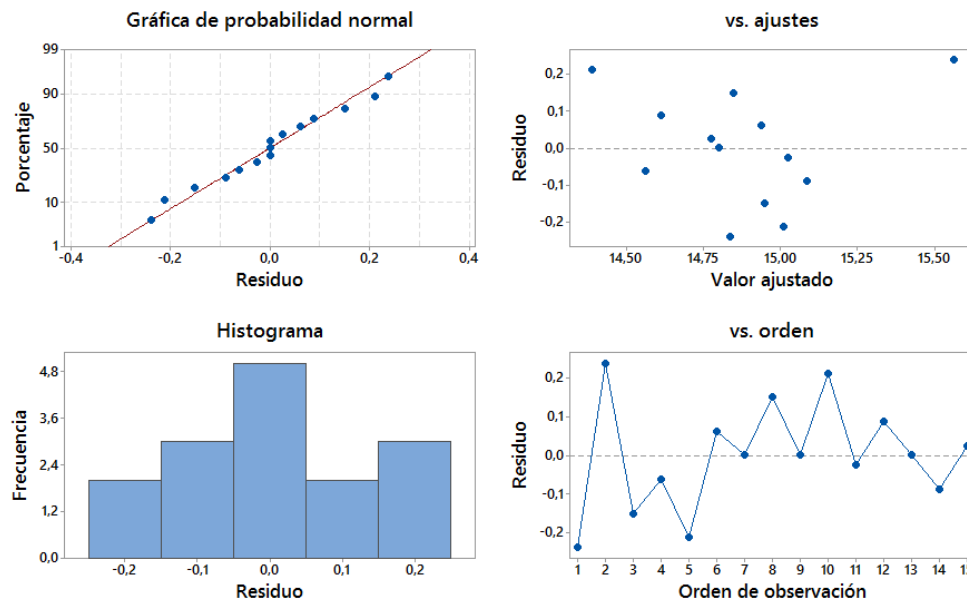


Figura 30. Gráfica de residuos de la relación de la mezcla.

Finalmente, considerando las gráficas de residuos se puede observar que en todos los casos cada una de las emisiones en los tres automotores, mantienen un comportamiento de correlación positiva, es decir que los datos tienden a subir y lo hacen de forma lineal.

Adicionalmente, considerando las gráficas de histogramas, se deduce que la tendencia central de las emisiones es hacia un valor de cero y su forma es simétrica; lo cual sugiere que estos datos satisfacen el supuesto de normalidad para las pruebas que lo requieren. De lo anterior, existe normalidad en la toma de datos.

Por otro lado, al existir una tendencia central de las emisiones hacia un valor de cero, se está coincidiendo con el comportamiento de las emisiones al momento de la toma de los datos en tiempo real. Donde las emisiones, especialmente las de HC y CO muestran una constante tendencia de descenso hacia un valor de cero.

8.6.2. Regresiones de Superficie de Respuesta.

El análisis de regresión se realiza para determinar cómo cambia la variable de respuesta cuando cambia una variable predictora específica o variable de entrada para identificar cuál de las variables de entrada (fallas), presenta mayor significancia sobre las variables de salida (emisiones contaminantes).

8.6.2.1. Regresiones para el motor Sonata 2.0.

8.6.2.1.1. Regresión para el Monóxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con un valor de $\alpha = 0.000$. La variable más significativa para el CO, es la presión de la bomba, la cual representa el 32% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- P. BOMBA, con un valor de $\alpha = 0.000$.

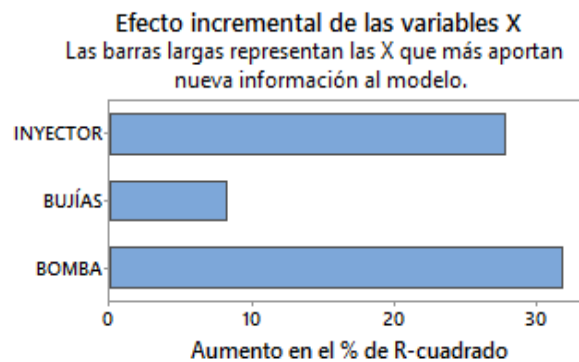


Figura 31. Variable más significativa para el monóxido de carbono.

8.6.2.1.2. Regresión para Hidrocarburos no Combustionados.

Con valor de $\alpha = 0.002$. Las variables más significativas para el HC, es la apertura de paso de combustible por el inyector, la cual representa el 68% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- P. BOMBA, con un valor de $\alpha = 0.001$.

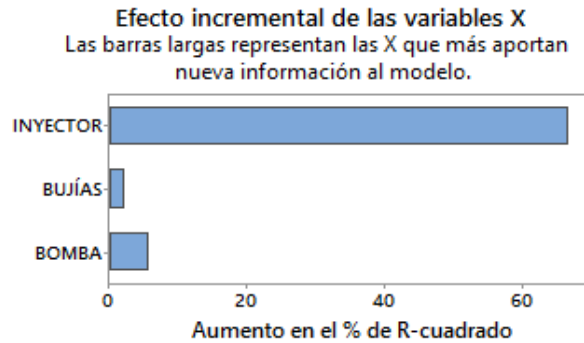


Figura 32. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.

8.6.2.1.3. Regresión para Dióxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el CO_2 , es la apertura de paso de combustible por el inyector, lo cual representa el 40% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- P. BOMBA con un valor de $\alpha=0.093$.

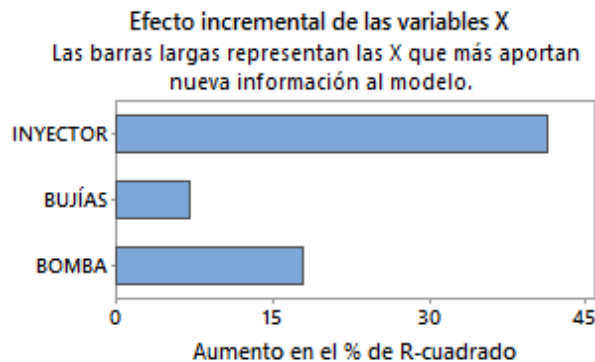


Figura 33. Variable más significativa para Dióxido de carbono.

8.6.2.1.4. Regresión para Oxígeno.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el O_2 , es la presión de la bomba, la cual representa el 45% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0.013$.

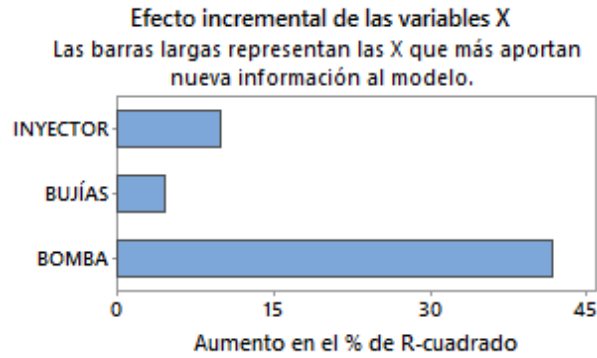


Figura 34. Variable más significativa para Oxígeno.

8.6.2.1.5. Regresiones para Lambda.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para lambda, es la presión de la bomba, la cual representa el 43% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJIAS, con un valor de $\alpha=0.001$.

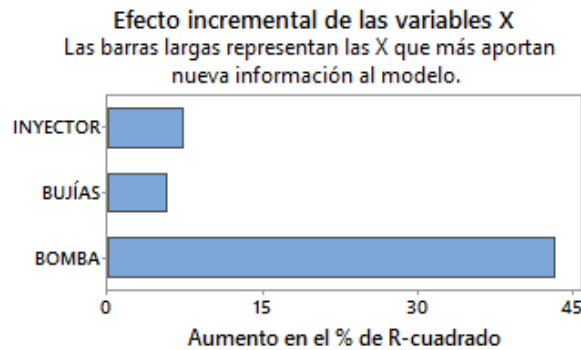


Figura 35. Variable más significativa para lambda.

8.6.2.1.6. Regresiones para Relación de la Mezcla.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el AFR, es la presión de la bomba, la cual representa el 42% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJIAS, con un valor de $\alpha=0.001$.

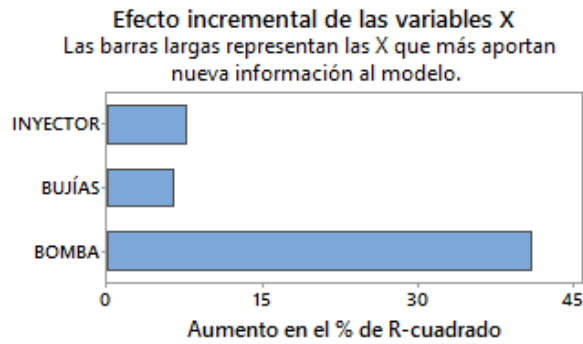


Figura 36. Variable más significativa para relación de la mezcla.

8.6.2.2. Regresiones para el motor Samsung SM7

8.6.2.2.1. Regresión para el Monóxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con un valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el CO, es la apertura del electrodo de las bujías, lo cual representa el 72% de significancia del modelo entre las tres variables de fallas. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR-A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0,000$.

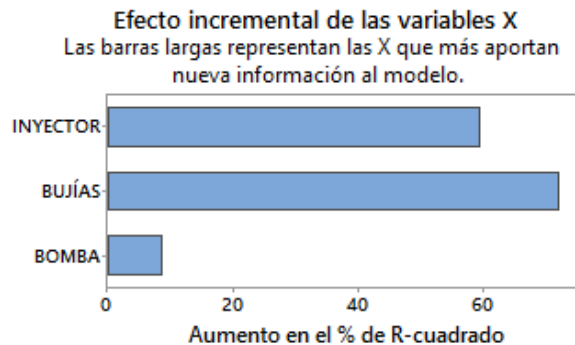


Figura 37. Variable más significativa para el monóxido de carbono.

8.6.2.2.2. Regresión para Hidrocarburos no Combustionados.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para HC, es la apertura del electrodo de bujías, lo cual representa el 43% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0,000$.

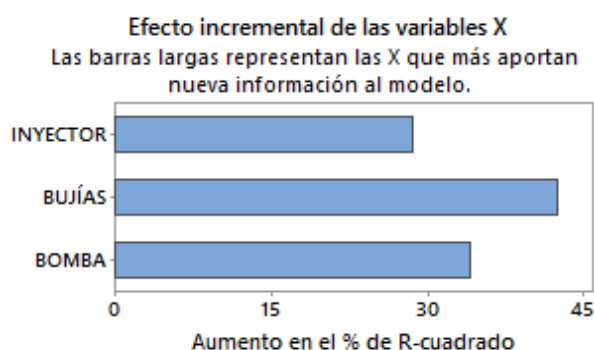


Figura 38. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.

8.6.2.2.3. Regresión para Dióxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valores de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para CO_2 , es la apertura de electrodo de bujías, con el 65% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0.000$.

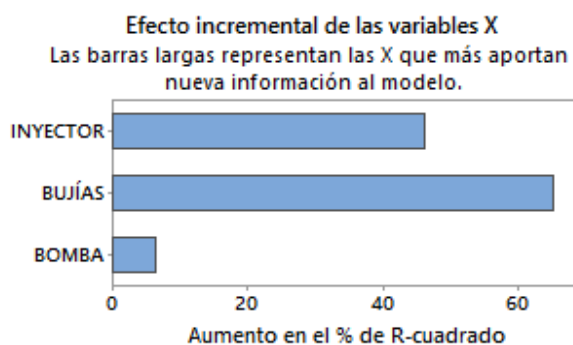


Figura 39. Variable más significativa para Dióxido de carbono.

8.6.2.2.4. Regresión para Oxígeno.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para O_2 , es la presión de la bomba, con el 61% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- P. BOMBA, con un valor de $\alpha=0,000$.

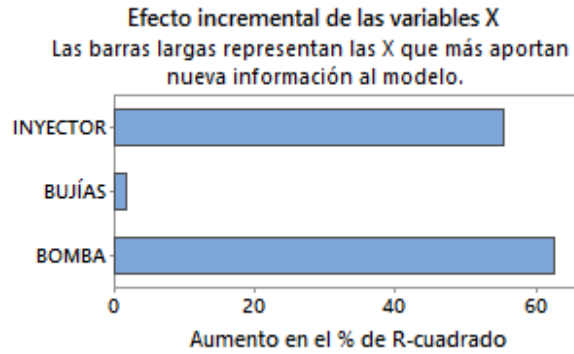


Figura 40. Variable más significativa para Oxígeno.

8.6.2.2.5. Regresión para Lambda

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valores de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para lambda, es el paso de combustible por el inyector, lo cual representa el 63% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0.000$.

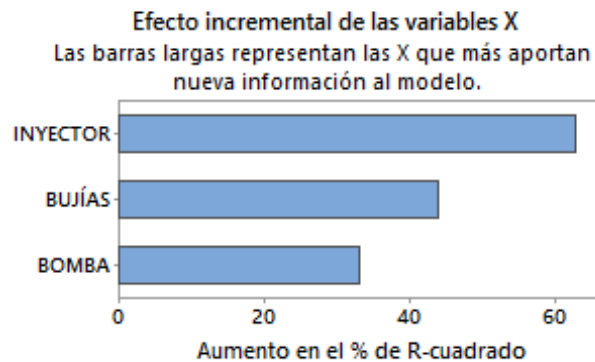


Figura 41. Variable más significativa para lambda.

8.6.2.2.6. Regresión para Relación de la Mezcla.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valores de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para AFR, es el paso de combustible por el inyector, lo cual representa el 60% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- P. BOMBA, con un valor de $\alpha=0.000$.

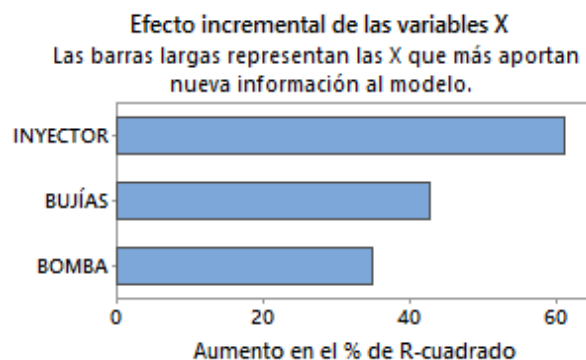


Figura 42. Variable más significativa para relación de la mezcla.

8.6.2.3. Regresiones para el Motor Chevrolet LUV

8.6.2.3.1. Regresión para el Monóxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para CO, es la presión de la bomba, la cual representa el 38% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativas, es BUJÍAS- P. BOMBA, con un valor de $\alpha=0.001$.

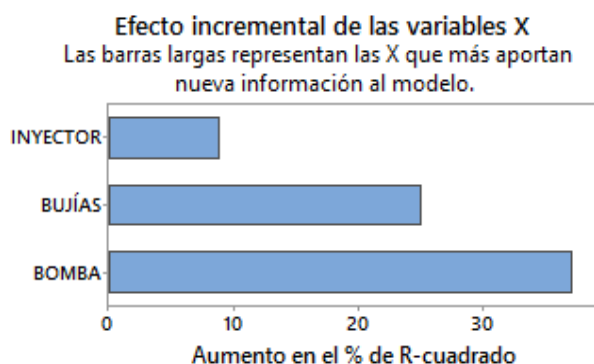


Figura 43. Variable más significativa para el monóxido de carbono.

8.6.2.3.2. Regresión para Hidrocarburos no Combustionados.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con un valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el HC, es la apertura de paso de combustible por el

inyector, lo cual representa el 18% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJIAS, con un valor de $\alpha=0,000$.

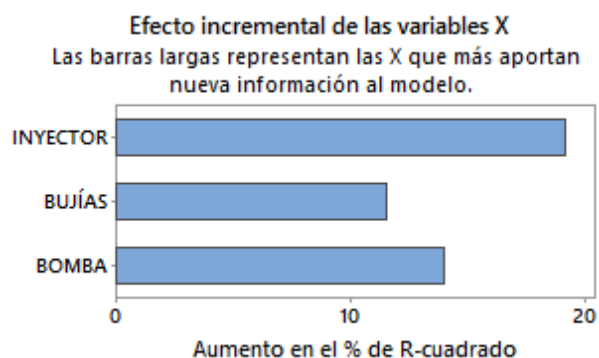


Figura 44. Variable más significativa para hidrocarburos no combustionados.

8.6.2.3.3. Regresión para Dióxido de Carbono.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con un valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el CO_2 , es la apertura de paso de combustible por el inyector, lo cual representa el 28% de significancia del modelo. Además, la interacción de variables más significativa es A. BUJIAS- P. BOMBA, con un valor de $\alpha= 0,009$.

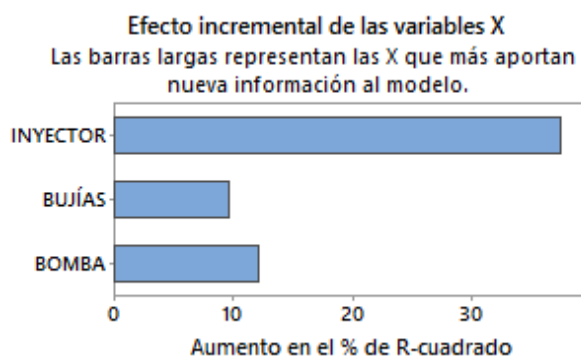


Figura 45. Variable más significativa para Dióxido de carbono.

8.6.2.3.4. Regresión para Oxígeno.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para el O_2 , es la presión de la bomba, la cual representa el 17% de significancia del modelo, respectivamente. Además, la interacción de variables más significativa es A. BUJÍAS- P. BOMBA, con un valor de $\alpha=0.047$.

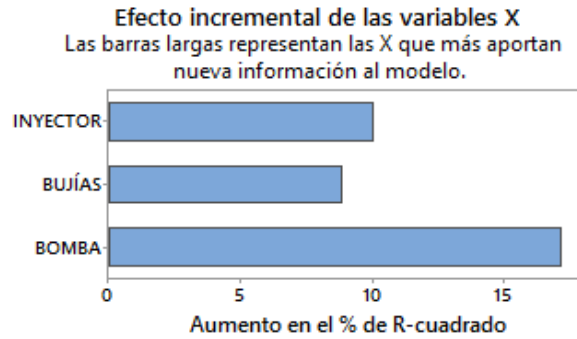


Figura 46. Variable más significativa para Oxígeno.

8.6.2.3.5. Regresión para Lambda

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valores de $\alpha=0.000$. Las variables más significativas para el Lambda, es la presión de la bomba, la cual representa el 8% de significancia del modelo, respectivamente. Además, la interacción de variables más significativa es INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0,590$.

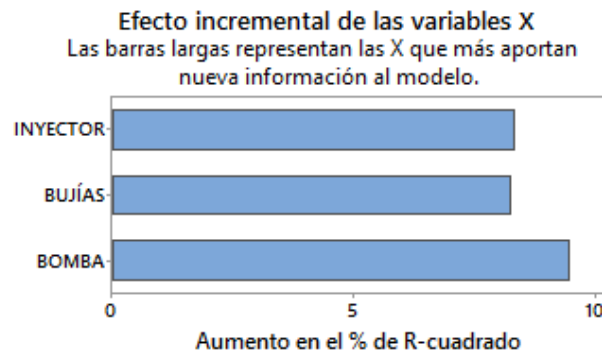


Figura 47. Variable más significativa para lambda.

8.6.2.3.6. Regresión para Relación de la Mezcla.

Al considerar los valores de significancia, se obtiene que, con valor de $\alpha=0.000$. La variable más significativa para AFR, es la presión de la bomba, la cual representa el 9% de significancia del modelo.

Además, la interacción de variables más significativa es A. INYECTOR- A. BUJÍAS, con un valor de $\alpha=0.587$.

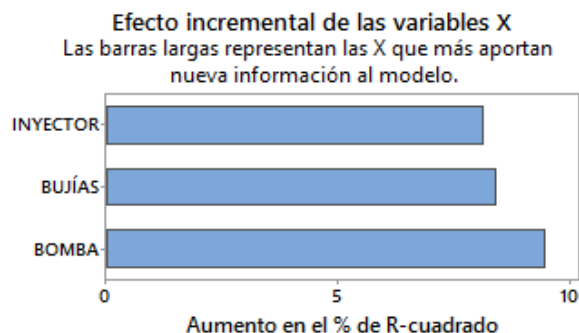


Figura 48. Variable más significativa para relación de la mezcla.

8.6.3. Análisis de Efectos Principales e Interacciones

Resumiendo, las regresiones de superficie de respuesta, se establecen las siguientes tablas de significancia de las fallas sobre las emisiones contaminantes para analizar el comportamiento de las fallas generadas en función del automotor.

8.6.3.1. Efectos Principales

El análisis de efectos principales, consiste en analizar la influencia que tiene una variable de entrada sobre una variable de salida de forma línea, es decir cómo influye una variable de forma independiente sobre otra dependiente.

8.6.3.1.1. Análisis de efectos principales para motor Sonata 2.0.

La variable de falla más significativa para este motor es el paso de combustible por el inyector. Véase la Tabla 28.

Tabla 28. Efectos principales para Sonata 2.0.

	SONATA 2.0	P VALUE
CO	P. BOMBA	0.000
HC	INYECTOR	0.002
CO ₂	INYECTOR	0.000
O ₂	P. BOMBA	0.000
LAMBDA	P. BOMBA	0.000
AFR	P. BOMBA	0.000

- **Análisis de efectos principales para motor SM7.**

La variable de falla más significativa para este motor es la apertura del electro de las bujías. Véase la Tabla 29.

Tabla 29. Efectos principales para SM7 V6.

	SM7	P VALUE
CO	A. BUJÍAS	0.000
HC	A. BUJÍAS	0.000
CO ₂	A. BUJÍAS	0.000
O ₂	P. BOMBA	0.000
LAMBDA	INYECTOR	0.000
AFR	INYECTOR	0.000

- **Análisis de efectos principales para motor LUV.**

Para este motor, las tres variables resultan significativas en porciones similares, debido a que, existe igualdad de significancia entre cada una de las tres variables de falla y dos de las emisiones contaminantes respectivamente. Véase la Tabla 30.

Tabla 30. Efectos principales para Chevrolet LUV.

	LUV	P VALUE
CO	P. BOMBA	0.000
HC	INYECTOR	0.000
CO ₂	INYECTOR	0.000
O ₂	P. BOMBA	0.000
LAMBDA	P. BOMBA	0.000
AFR	P. BOMBA	0.000

Considerando el global de variables más significativas para los tres motores, se puede identificar que de las 18 variables de salida (emisiones), la presión de la bomba, es la variable más significativa al ser la más significativa en 9 de las emisiones contaminantes. Además, la apertura del paso de combustible por el inyector es la segunda variable más significativa, con 6 de las emisiones. Finalmente, con 3 de las emisiones contaminantes; por tanto, con una significancia un poco menor que las anteriores está la falla de la apertura de electrodos de bujías, véase la Tabla 31. Por otro lado, al analizar las variables más significativas para cada uno de los automotores se puede sostener el criterio de variabilidad en sus emisiones contaminantes con la generación de las mismas fallas. Lo cual, lleva a descartar la posibilidad de generación de una base del conocimiento compartida para los tres tipos de motores, sino la generación de módulos independientes para cada tipo de motor.

Tabla 31. Efectos principales para los tres Motores.

# VARIABLES SIGNIFICATIVAS	EFFECTOS PRINCIPALES
9	P. BOMBA
6	INYECTOR
3	A. BUJÍAS

8.6.3.1.2. Análisis ANOVA para Efectos Principales

Tomando en cuenta que la presión de la bomba es la variable más significativa sobre las emisiones contaminantes al ser analizada como efecto principal. A continuación, se presenta la gráfica de efecto principal de la bomba vs el O₂; que es donde la variación de presión de la bomba presenta su mayor significancia, con un valor de significancia de $\alpha=0.000$ en los tres motores.

En la Figura 49, se muestra la relación entre la presión de la bomba y las emisiones de oxígeno del motor SM7, es decir que, al disminuir o aumentar la presión de combustible, la cantidad de oxígeno tiende a incrementar adquiriendo valores más altos para bajas presiones de la bomba. Cabe mencionar que el mismo comportamiento sucede para el motor Sonata y Luv.

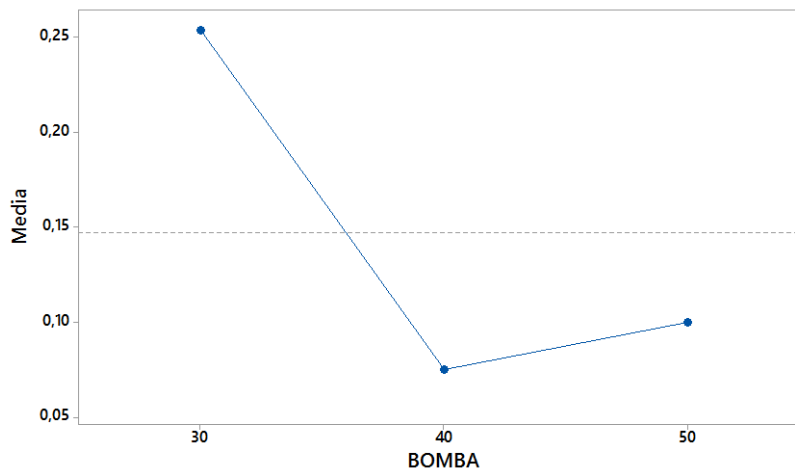


Figura 49. Gráfica de efectos principales más significativa.

8.6.3.2. Interacciones

El análisis de interacciones, consiste en analizar la influencia que tienen dos o más variable de entrada sobre una variable de salida, es decir cómo influye la interacción de las tres variables falla de entrada sobre cada una de las variables de salida o emisiones contaminantes.

8.6.3.2.1. Análisis de interacciones para el motor Sonata 2.0.

La interacción de variables de falla más significativa para este motor es cuando se varía el porcentaje de paso de combustible por el inyector y la presión en la bomba de forma simultánea. Véase la Tabla 32.

Tabla 32. Interacciones para Sonata 2.0.

	SONATA 2.0		P VALUE
CO	INYECTOR- BOMBA	P.	0.000
HC	INYECTOR- BOMBA	P.	0.001
CO ₂	INYECTOR- BOMBA	P.	0.093
O ₂	INYECTOR- BUJÍAS	A.	0.013
LAMBDA	INYECTOR- BUJÍAS	A.	0.001
AFR	INYECTOR- BUJÍAS	A.	0.001

8.6.3.2.2. Análisis de interacciones para el motor SM7.

La interacción de variables de falla más significativa para este motor se genera cuando se varía el porcentaje de paso de combustible por el inyector y la apertura del electrodo de bujías de forma simultánea. Véase la Tabla 33.

Tabla 33. Interacciones para SM7 V6.

	SM7	P VALUE
CO	INYECTOR- A. BUJÍAS	0,000
HC	INYECTOR- A. BUJÍAS	0,000
CO ₂	INYECTOR- A. BUJÍAS	0.000

O ₂	INYECTOR- P. BOMBA	0,000
LAMBDA	INYECTOR- A. BUJÍAS	0.000
AFR	INYECTOR- P. BOMBA	0.000

8.6.3.2.3. Análisis de interacciones para el motor LUV.

La interacción de variables de falla más significativa para este motor es cuando se varía la apertura de electrodos de bujías y la presión en la bomba de forma simultánea. Véase la Tabla 34.

Tabla 34. Interacciones para Chevrolet LUV.

	LUV	P VALUE
CO	A. BUJÍAS- P. BOMBA	0.001
HC	INYECTOR- A. BUJÍAS	0,000
CO ₂	A. BUJÍAS- P. BOMBA	0.009
O ₂	A. BUJÍAS- P. BOMBA	0.047
LAMBDA	INYECTOR- A. BUJÍAS	0.590
AFR	INYECTOR- A. BUJÍAS	0.587

Considerando el global de variables en interacción más significativas para los tres motores, se puede identificar que las tres combinaciones de las variables de falla resultan significativas. Sin embargo, al igual que en los efectos principales, si se analiza las variables más significativas para cada uno de los motores se puede apreciar que las mejores interacciones difieren según el tipo de automotor, véase la Tabla 35.

Lo anterior, lleva a descartar la posibilidad de generación de una base del conocimiento compartida para los tres tipos de motores, sino la generación de módulos independientes para cada tipo de motor.

Tabla 35. Interacciones de los tres Motores.

INTERACCIONES		
SONATA 2.0	INYECTOR- BOMBA	P.
SM7	INYECTOR- BUJÍAS	A.
LUV	A. BUJÍAS- BOMBA	P.

8.6.3.3. Análisis ANOVA para Interacciones

Tomando en cuenta que, del global de variables en interacción más significativas, las tres combinaciones de las variables de falla resultan significativas, aunque en distintos automotores. A continuación, se presentan las gráficas de las mejores interacciones para cada uno de los automotores.

8.6.3.3.1. Gráfica de interacción inyector- presión de la bomba para Sonata 2.0.

En la Figura 50, muestra la interacción inyector- presión de la bomba como la más significativa de fallas generadas a este automotor, con un valor de significancia de $\alpha=0.013$ sobre las emisiones de O_2 . Además, se aprecia que la mayor interacción entre ambas variables se da cuando la presión de la bomba está en condiciones normales, es decir a 40 PSI y en cada uno de las aperturas del inyector.

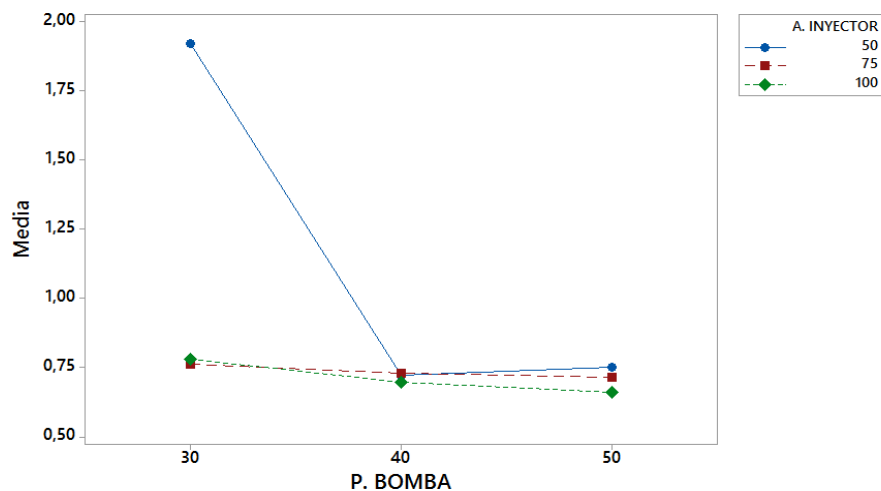


Figura 50. Interacción más significativa para SONATA 2.0.

8.6.3.3.2. Gráfica de interacción inyector- apertura de bujías para SM7.

En la Figura 51, muestra la interacción inyector- apertura de bujías como la más significativa de fallas generadas a este motor, con un valor de significancia de $\alpha=0.000$ sobre las emisiones de CO₂.

Además, se aprecia que la mayor interacción entre ambas variables se da para todas las aperturas del inyector y con aperturas de electrodos de bujías de 1.0 y 1.3 mm.

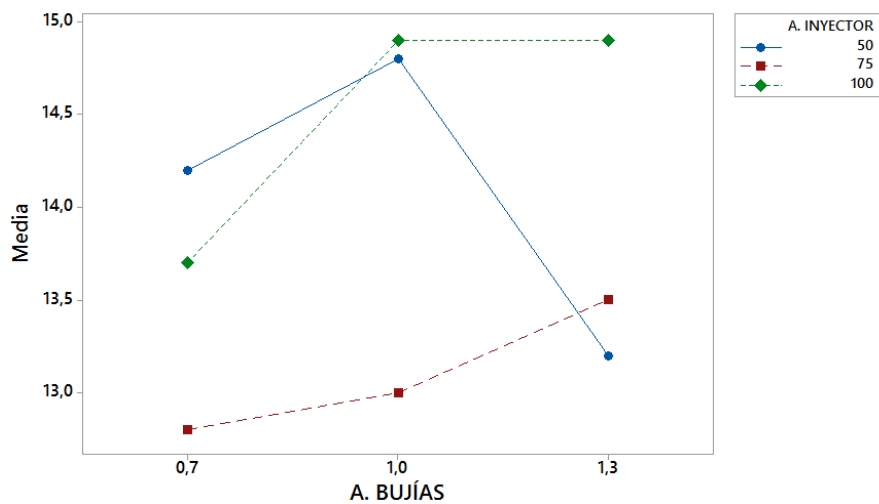


Figura 51. Interacción más significativa para SM7 V6.

8.6.3.3.3. Gráfica de interacción apertura de bujías- presión de la bomba para LUV.

En la Figura 52, muestra la interacción apertura de bujías- presión de la bomba como la más significativa de fallas generadas a este motor, con un valor de significancia de $\alpha=0.001$ sobre las emisiones de CO.

Se aprecia que la mayor interacción entre ambas variables se da cuando la presión de la bomba está entre condiciones normales y alta presión, es decir, entre 40 y 50 PSI y con aperturas del electrodo de bujías de 1.0 y 1.3 mm.

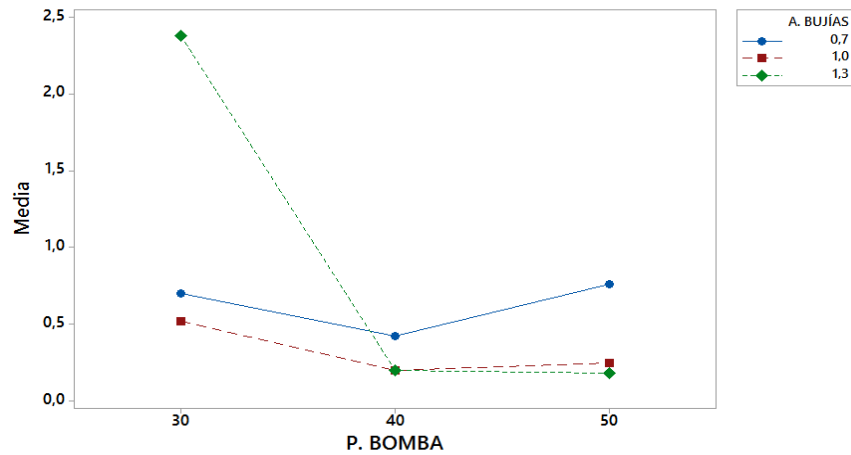


Figura 52. Interacción más significativa para Chevrolet LUV.

8.6.3.4. Análisis de Intervalos para Variable más Significativa como Efecto Principal.

Considerando que la variable de falla más significativa como efecto principal es la presión de la bomba, según lo planteado en la Tabla 31. Y a su vez, que la variable presión es más influye en el comportamiento de las emisiones de O_2 de los tres motores, se procede al análisis de los intervalos de funcionamiento.

8.6.3.4.1. Intervalos de emisiones de O_2 vs P. Bomba del motor Sonata 2.0.

Para una presión de la bomba de 30 PSI, se tiene un intervalo de valores de O_2 de 1.2 a 1.5%, a 40 PSI un rango de 0.7 a 0.72 % y para una presión de 50 PSI, un rango de 0.68 a 0.7%. Además, una de intervalos de confianza de 95% alrededor de la media.

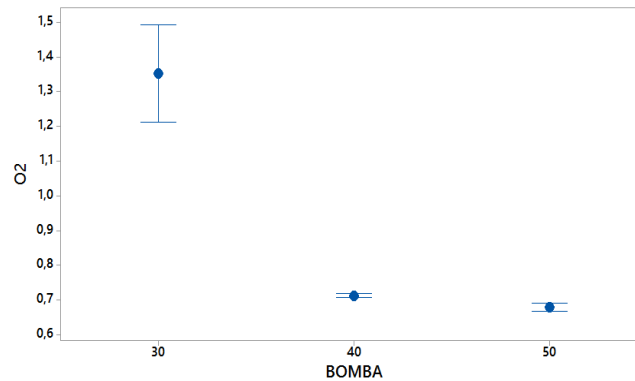


Figura 53. Intervalos del O_2 vs P. Bomba del motor Sonata 2.0.

8.6.3.4.2. Intervalos de emisiones de O_2 vs P. Bomba del motor SM7.

Para una presión de la bomba de 30 PSI, se tiene un intervalo de valores de O_2 de 0.16 a 0.35%, a 40 PSI un rango de 0.06 a 0.09 % y para una presión de 50 PSI, un rango de 0.07 a 0.12%. Además, una de intervalos de confianza de 95% alrededor de la media.

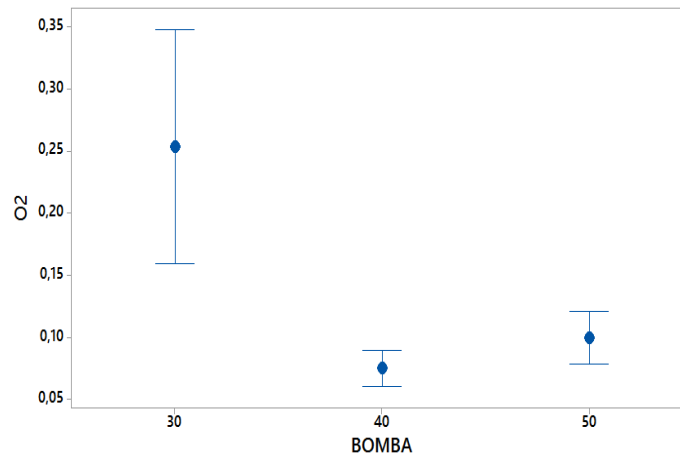


Figura 54. Intervalos del O_2 vs P. Bomba del Motor SM7.

8.6.3.4.3. Intervalos Lambda vs P. Bomba del motor LUV.

Para una presión de la bomba de 30 PSI, se tiene un intervalo de valores de O_2 de 1.3 a 2.5%, a 40 PSI un rango de 0.3 a 0.5 % y para una presión de 50 PSI, un rango de 0.4 a 0.6%. Además, una de intervalos de confianza de 95% alrededor de la media.

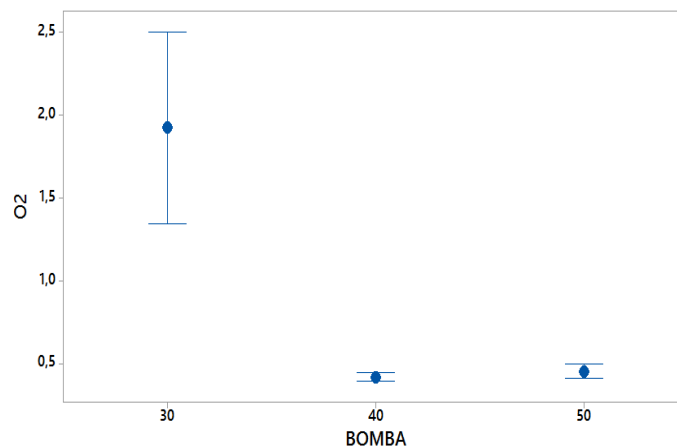


Figura 55. Intervalos del O_2 vs P. Bomba del motor LUV.

El análisis de intervalos de funcionamiento lleva a establecer que, existe variación en las emisiones contaminantes con las mismas fallas generadas y los valores de emisiones de O_2 son más elevados en el motor LUV, con un valor de 2.5%.

8.6.3.5. Análisis de Superficie para Variables más Significativas como Interacciones.

Basándose la Tabla 35, de las interacciones más significativas para los tres motores. Se establece el análisis de gráficas de superficie.

8.6.3.5.1. Interacción inyector- presión de la bomba para Sonata 2.0.

La apertura del inyector y presión de la bomba en interacción, es bastante influyente en las emisiones de O_2 en este motor, como puede observarse en la Figura 56.

Además, los valores más altos se consiguen con el inyector tapado entre un 50 y 75% y con bajos valores de apertura de electrodos.

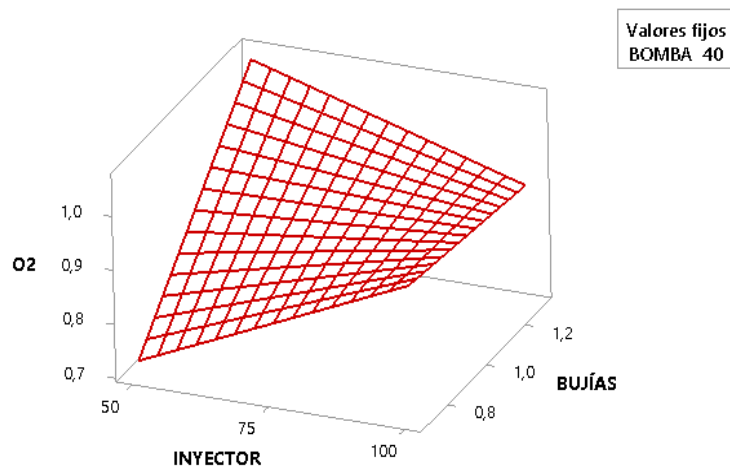


Figura 56. Gráfica de superficie para de O_2 vs Interacción Bujía- Inyector.

8.6.3.5.2. Interacción inyector- apertura de bujías para SM7.

La apertura del electrodos e inyectores en interacción, es bastante influyente en las emisiones de CO_2 en este motor, como puede observarse en la Figura 57.

Además, los valores más altos se consiguen con el inyector tapado en un 50 y 100%, con altos valores de apertura de electrodos.

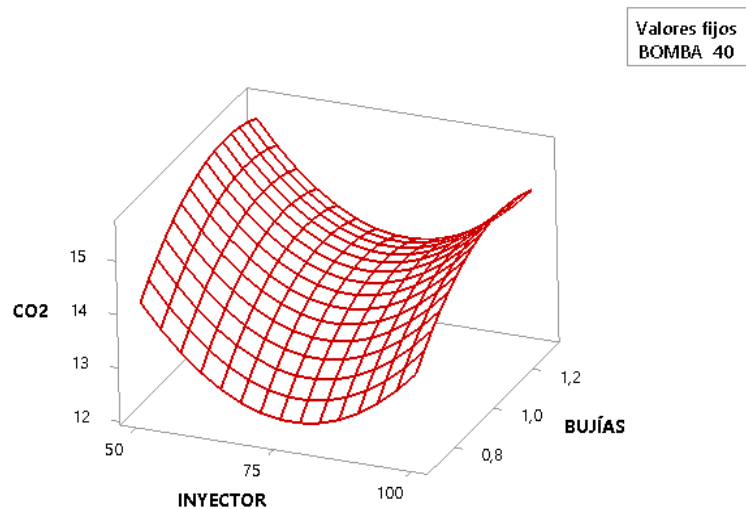


Figura 57. Gráfica de superficie para de CO₂ vs Interacción Bujía-Inyector.

8.6.3.5.3. Interacción apertura de bujías- presión de la bomba para LUV.

La apertura de bujías y presión de la bomba, es bastante influyente en las emisiones de CO en este motor, como puede observarse en la Figura 58. Donde los valores más altos se consiguen a bajas presiones de la bomba y valores altos de apertura de electrodos de bujías.

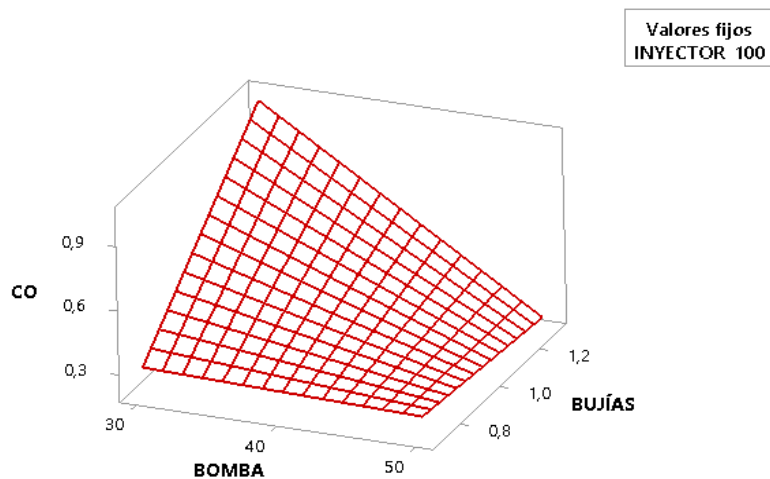


Figura 58. Gráfica de superficie para de CO vs Interacción Bujía- Bomba.

9. GENERACIÓN DE LA BASE DEL CONOCIMIENTO

Los datos que forman parte de la base del conocimiento del sistema en desarrollo, se obtienen mediante la generación de fallas en el motor Hyundai Sonata 2.0, el motor SM7 y el motor LUV. Además, el número de corridas experimentales que se han de requerir para garantizar eficiencia en el sistema de diagnóstico es de veinte y siete para obtener todas las posibles variaciones previamente cuantificadas de las variables considerándose. También la base se realizará a un régimen de 1600 RPM ya que es donde las variables presentan mayor interacción según el diseño experimental en el inciso anterior.

9.1. Unidades Experimentales y Equipos

Las unidades experimentales y equipos están conformadas por los distintos motores en estudio y los equipos empleados para las mediciones de emisiones contaminantes y los equipos y herramientas requeridos para la generación de variables de falla los motores.

9.1.1. ESPECIFICACIONES DE EQUIPOS.

9.1.1.1. Analizador de Gases Nextech.

Permite la lectura de las emisiones contaminantes que están siendo emanadas por el tubo de escape. Las especificaciones técnicas del equipo, véase en la Tabla 36.

Tabla 36. Especificaciones técnicas del analizador.

VARIABLE	RANGO	SENSIBILIDAD	UNIDAD
HC	0-9999	1	PPM
CO ₂	0.00-20.0	0.01	%
CO	0.00-9.99	0.01	%
O ₂	0.00-25.00	0.01	%
λ	0-2	0.001	--
AFR	-	0.01	--



Figura 59. Analizador de gases.

9.1.1.2. Scanner Carman Scan VG.

Se trata de un equipo Marca CARMAN SCAN VG, permite la transferencia de datos de emisiones desde el analizador al computador para una adquisición directa de datos al momento de alimentar la base del conocimiento.



Figura 60. Scanner Carman Scan VG.

9.1.1.3. Scanner ULTRASCAN

Se trata de un segundo escáner que permite la lectura de las variables de control como el régimen de giro y temperatura a la que se encuentra el motor al momento de las mediciones.



Figura 61. Scanner Ultrascan.

9.1.1.4.Máquina de inyectores

Esta máquina se usa para la limpieza de inyectores. Sin embargo, al permitir la medición de flujo que pasa a través de los inyectores, se la utiliza para calibrar los inyectores a las distintas condiciones de falla.



Figura 62. Máquina de lavado de inyectores.

9.1.1.5.Computadora.

En el desarrollo del proyecto se emplean dos computadoras. La computadora Sony Vaio y la Toshiba Satelital. Sin embargo, cualquiera de ellas resulta funcional al momento del procesamiento de datos para la detección de fallas; que es donde más gasto computacional se genera.



Figura 63. Computadora Toshiba Satelital i7.

9.1.1.6. Elementos auxiliares.

Se requiere de elementos adicionales para la calibración de las condiciones de falla, en la tabla 37, se describen estos elementos con sus respectivas dimensiones.

Tabla 37. Elementos auxiliares.

ELEMENTO	DESCRIPCIÓN	MEDIDA	UNIDAD
Regulador de presión	Regular la presión de la bomba	30- 40- 50	Psi
Gauge	Regular apertura de bujías	0.7- 1.0- 1.3	mm
Herramientas	Llaves, dados, alicates, desarmadores, racha, extensiones, etc.	Varios	mm- in

9.1.2. Unidades Experimentales

9.1.2.1. Unidad experimental del motor Sonata 2.0.

En la Figura 64, se muestra la unidad experimental conformada por el motor y los equipos de conexión para la lectura y transferencia de datos. Es decir, el motor Sonata 2.0, el analizador de gases, el escáner VG y el computador.



Figura 64. Unidad Experimental y Equipos.

9.1.2.2. Unidad Experimental del motor Samsung SM7 V6.

En la Figura 65, se muestra la unidad experimental conformada por el motor y los equipos de conexión para la lectura y transferencia de datos. Es decir, el motor SM7, el analizador de gases, el escáner VG, escáner ULTRASCAN, y el computador.



Figura 65. Unidad experimental y equipos.

9.1.2.3.Unidad Experimental del Motor Chevrolet LUV

En la Figura 66, se muestra la unidad experimental conformada por el motor y los equipos de conexión para la lectura y transferencia de datos. Es decir, el c motor Chevrolet LUV, el analizador de gases, el escáner VG y el computador.



Figura 66. Unidad experimental y equipos.

9.2.Corridas Experimentales.

Para la generalización de la base del conocimiento ha de trabajarse al régimen de 1600 RPM y siguiendo un orden de corridas experimentales a fin de obtener una base de datos con datos de emisiones contaminantes de todas las posibles combinaciones de fallo que puedan darse en los automotores.

Para determinar el número y las posibles combinaciones de fallos se emplea el software Minitab 17.0, mediante un diseño factorial donde se ingresan las tres variables de falla cuantificadas como se muestra en el capítulo 2. De allí que, las corridas experimentales para la generalización de la base del conocimiento, se muestran en la Tabla 38.

Tabla 38. Corridas experimentales para generalizar la base del conocimiento.

A100_B0.7_C30	A75_B0.7_C30	A50_B0.7_C30
A100_B0.7_C40	A75_B0.7_C40	A50_B0.7_C40
A100_B0.7_C50	A75_B0.7_C50	A50_B0.7_C50
A100_B1.0_C30	A75_B1.0_C30	A50_B1.0_C30
A100_B1.0_C40	A75_B1.0_C40	A50_B1.0_C40
A100_B1.0_C50	A75_B1.0_C50	A50_B1.0_C50
A100_B1.3_C30	A75_B1.3_C30	A50_B1.3_C30
A100_B1.3_C40	A75_B1.3_C40	A50_B1.3_C40
A100_B1.3_C50	A75_B1.3_C50	A50_B1.3_C50

9.3. Generación de Fallas.

9.3.1. Modificación de Inyectores.

Consiste en modificar la cantidad de combustible que pasa por uno de los inyectores. Aunque se requiere modificar el paso de combustible en un inyector, es necesario realizar la prueba con tres o cuatro de ellos para medir los caudales a fin de elevar la confiabilidad de que la falla esté bien generada. En la Figura 67, se muestra el proceso de obturación en el inyector. Primeramente, se extraen los inyectores del motor y se obturan en la parte de ingreso de combustible mediante la colocación de orín.



Figura 67. Modificación del inyector.

Luego, se realiza pruebas en la máquina de lavado de inyectores hasta que la cantidad de combustible que circula a través de este cumpla con los datos de cuantificación de falla. Véase la Figura 68.



Figura 68. Pruebas de caudal de inyectores.

9.3.2. Apertura de Bujías.

Esta falla consiste en modificar la distancia de apertura de los electrodos de todas las bujías del motor. Para lo cual, se requiere el uso de gauge a fin de establecer las distancias preestablecidas en la cuantificación. En la Figura 69, se muestra el proceso de generación de fallas en las bujías.



Figura 69. Modificación de apertura de electrodo de bujías.

9.3.3. Presión de la Bomba de Combustible.

Consiste en modificar la presión de combustible en el sistema de alimentación del motor. Para lo cual, se requiere instalar el regulador de presión al sistema y modificar la presión observando el manómetro a los valores de falla previamente cuantificados. En la Figura 70, se muestra el proceso de generación de fallas en el sistema de alimentación de combustible.

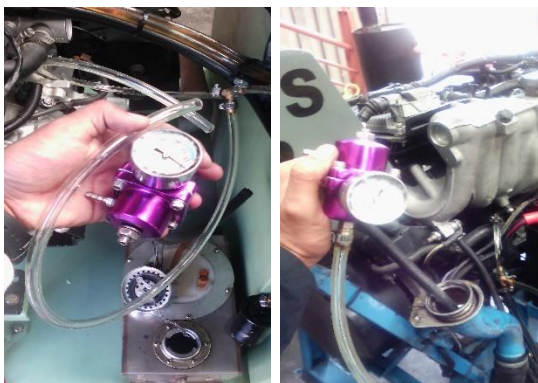


Figura 70. Modificación de presión en la bomba de combustible.

9.4. Obtención de Datos.

Las veintisiete corridas experimentales han de realizarse a cada uno de los automotores en estudio. Por tanto, se requiere generar cada una de las posibles combinaciones de falla a los distintos motores. Por otro lado, la obtención los datos de emisiones (CO, CO₂, HC, O₂, λ y AFR) para dicha base, se realiza a razón de diez datos por segundo en un tiempo aproximado de 20 segundos por corrida experimental. En la Figura 71, se presenta el protocolo de medición para la generación de la base del conocimiento.

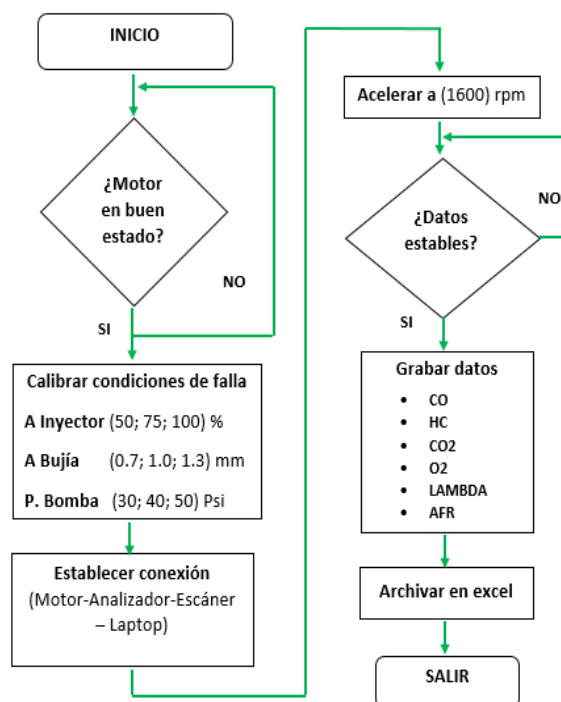


Figura 71. Protocolo para la base del conocimiento.

9.5. Comportamiento de Emisiones Contaminantes a Distintas Fallas.

Se presentan algunas de las mediciones realizadas en función de las corridas experimentales para alimentar la base del conocimiento del sistema de diagnóstico. Las mediciones a continuación corresponden a mediciones en el motor Sonata 2.0 y considerado la interacción más significativa según el análisis ANOVA, es decir, la interacción apertura del inyector y presión en la bomba de combustible. Además, se debe tener en cuenta que las emisiones a condiciones normales de funcionamiento y a un régimen de 1600 RPM, son las que se muestran en la Tabla 39.

Tabla 39. Emisiones normales del motor Sonata 2.0.

EMISIONES	MEDIDA
CO	0.78
HC	122
CO ₂	16
O ₂	0.82
LAMBDA	1.003
AFR	14.7

9.5.1. Condición de falla (A75,B1.0,C30)

El CO disminuye, a 0.44%, los HC incrementan a 178 ppm, el CO₂ disminuye a 15.7%, el O₂ disminuye a 0.73%, lambda incrementa ligeramente a 1.01 y el AFR incrementa a 14.8.



Figura 72. Emisiones con falla (A75,B1.0,C30).

9.5.2. Condición de falla (A75,B1.0,C40).

Con estas fallas el CO, a 0.46%, los HC incrementan a 176 ppm, CO₂ disminuye a 15.7%, el O₂ disminuye a 0.72%, lambda incrementa ligeramente a 1.01 y el AFR incrementa a 14.8.

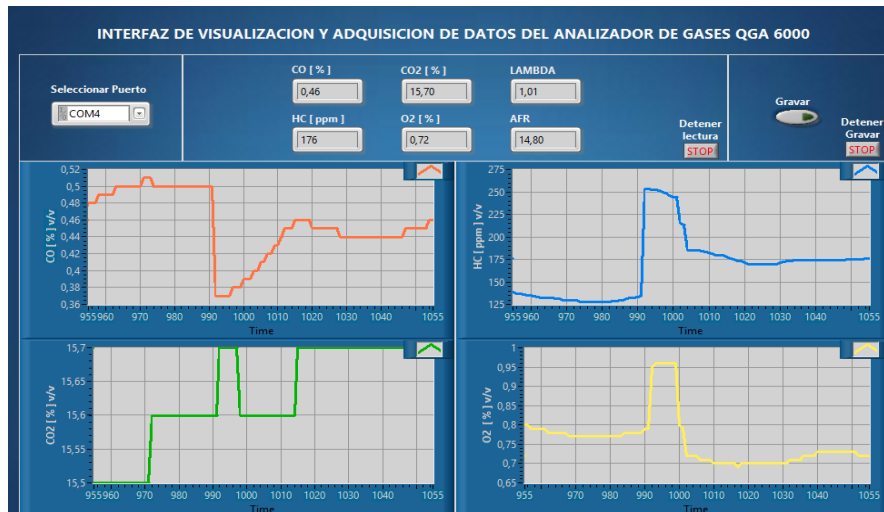


Figura 73. Emisiones con falla (A75,B1.0,C40).

9.5.3. Condición de falla (A75,B1.0,C50).

Con estas fallas el CO disminuye, a 0.47%, los HC incrementan a 170 ppm, CO₂ disminuye a 15.7%, el O₂ disminuye a 0.71%, lambda incrementa a 1.01 y el AFR incrementa a 14.8.

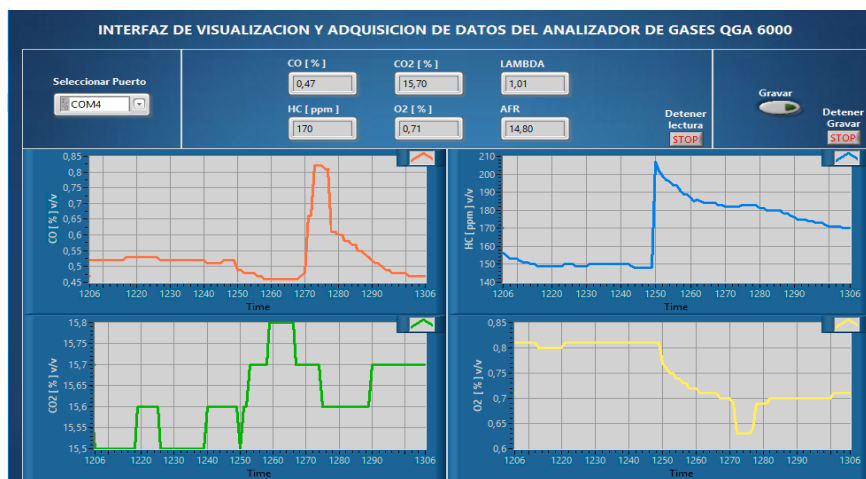


Figura 74. Emisiones con falla (A75, B1.0, C50)

9.5.4. Condición de falla (A50,B1.0,C30)

Con estas fallas el CO, a 0.11%, los HC disminuyen a 117 ppm, el CO₂ disminuye a 14.5%, el O₂ incrementa a 1.93%, lambda incrementa a 1.08 y el AFR incrementa a 15.9.

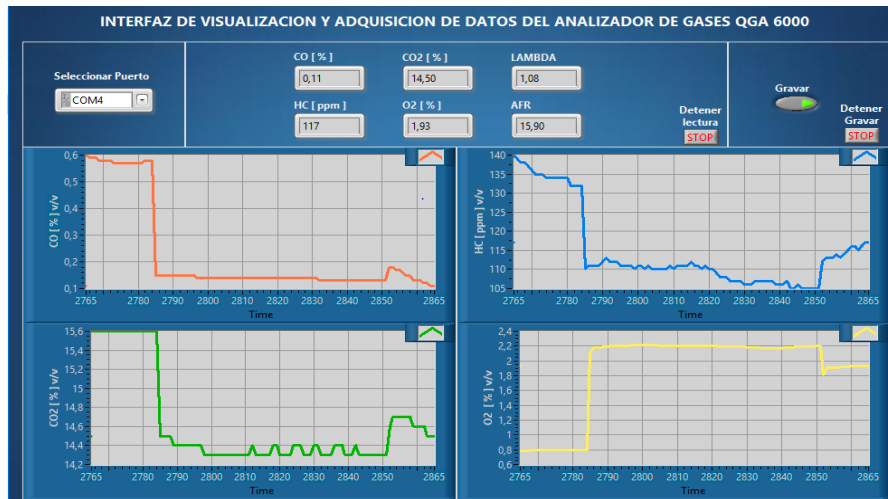


Figura 75. Emisiones con falla (A50,B1.0,C30).

9.5.5. Condición de falla (A50,B1.0,C40)

Con estas fallas el CO disminuye, a 0.51%, los HC incrementan a 143 ppm, CO₂ disminuye a 15.20%, el O₂ disminuye a 0.72%, lambda incrementa a 1.01 y el AFR incrementa a 14.8.

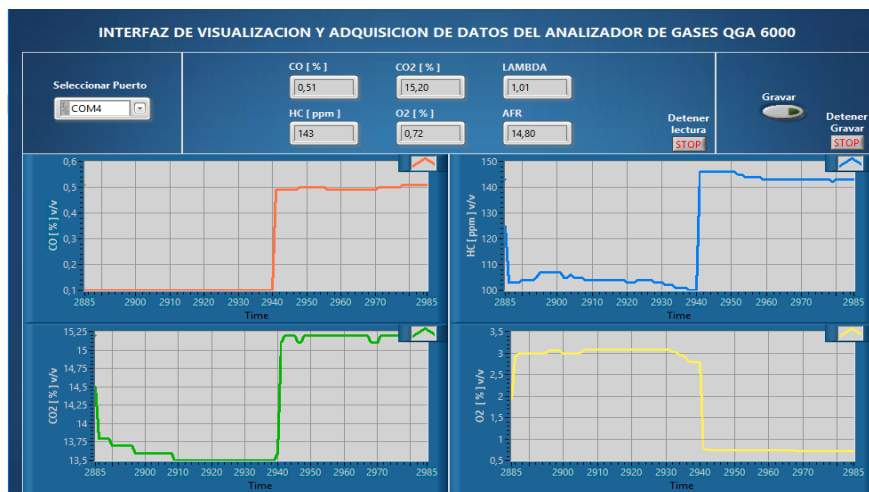


Figura 76. Emisiones con falla (A50,B1.0,C40).

9.5.6. Condición de falla (A50, B1.0, C50)

Con estas fallas el CO disminuye, a 0.52%, los HC incrementan a 155 ppm, el CO₂ disminuye a 15.10%, el oxígeno disminuye a O₂, lambda incrementa a 1.01 y el AFR incrementa a 14.8.

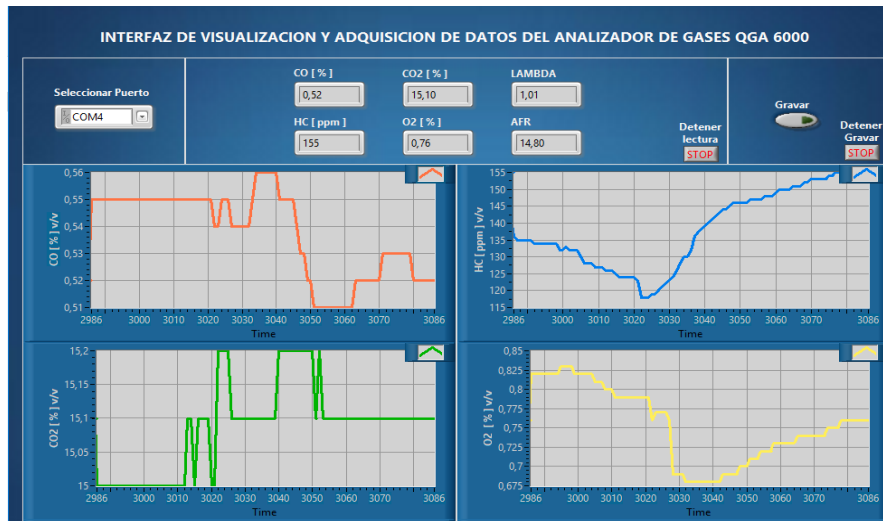


Figura 77. Emisiones con falla (A50,B1.0,C50).

La lectura de emisiones contaminantes muestra variación a distintas condiciones de falla. Sin embargo, si se analiza cada una de las emisiones cuando se varía únicamente una de las tres variables de falla, los valores entre corridas presentan pequeños rangos de variación. Por tanto, el sistema de diagnóstico debe considerar el conjunto de las seis variables de entrada simultáneamente y comparar de igual manera con los datos de la base a fin de identificar la condición de falla.

10. REDES NEURONALES.

Las redes neuronales son un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, para hacer que un sistema sea capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia.

Es así que, en el presente proyecto, se emplea como herramienta para la medición de emisiones contaminantes en el motor de tal forma que permita determinar automáticamente sus condiciones funcionamiento.

10.1. Estructura de la Red Neuronal.

Se establece el modelo de la neurona artificial teniendo como variables de entrada a las emisiones contaminantes (CO, CO₂, HC, O₂, λ y AFR) y como variables de salida; las distintas fallas como resultado del diagnóstico (A. Inyector, A. Bujía y P. Bomba). La estructura de la neurona puede visualizarse en la Figura 78.

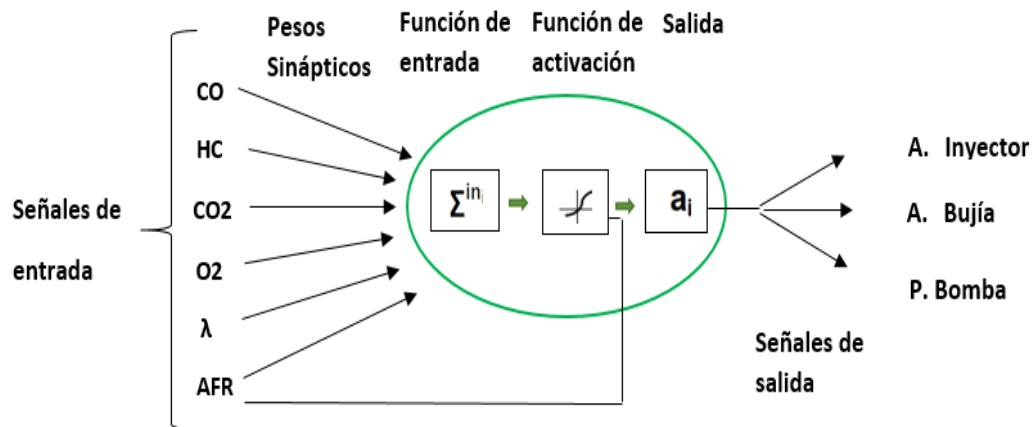


Figura 78. Estructura de la red neuronal.

10.2. Protocolo de Medición del Sistema de Diagnóstico de Fallas.

El protocolo de medición que describe el proceso de diagnóstico del sistema, se describe en la Figura 79.

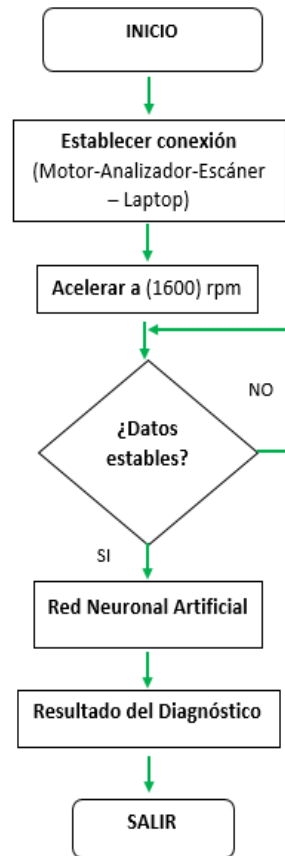


Figura 79. Protocolo de medición del sistema de diagnóstico.

10.3. Selección del Tipo de Red Neuronal.

La programación de redes neuronales se desarrolla mediante el uso del software computacional MATLAB 2015.

Además, se requiere que el sistema de diagnóstico sea eficiente y por tanto se debe de seleccionar la mejor red neuronal, es decir la que mejor se adapte al conjunto de datos de la base del conocimiento. Para lo cual, se identifica una red neuronal con el menor error entre los valores reales de fallos y los valores que está identificando la red como resultado de la lectura de emisiones contaminantes.

10.3.1. Comparación entre Redes Neuronales Tipo Newff y Newelm.

Las redes neuronales deben de entrenarse varias veces con el propósito de reducir al mínimo el porcentual e identificar cuál red es más eficiente. Para el análisis se consideran las redes Newff y Newelm y los datos obtenidos en el motor Sonata 2.0.

10.3.1.1. Redes Neuronales Newff y Newelm para la Apertura del Inyector.

10.3.1.1.1. Red Neuronal Newff.

Con este tipo de red se obtiene un error de 2.9797×10^{-5} , entrenando la red y dividiendo para el valor máximo del inyector matriz. La Figura 80, permite ver el comportamiento de los datos en la red neuronal mediante un peso asignado por MATLAB a esta neurona.

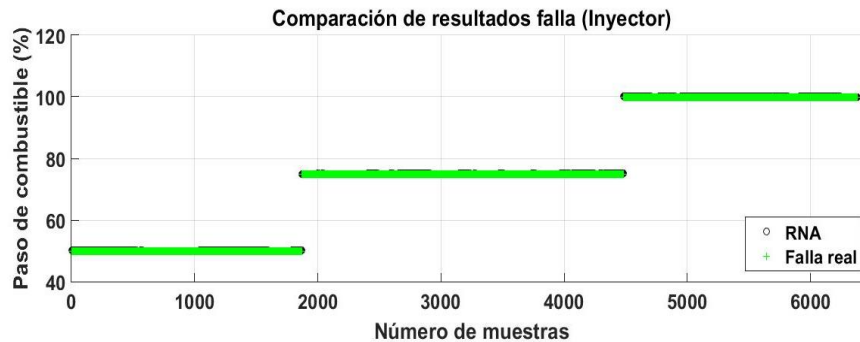


Figura 80. Red newff para la variable inyector.

10.3.1.1.2. Red Neuronal Newelm.

Por otro lado, la red neuronal Newelm presenta un error de 1.0887×10^{-4} , entrenando la red y dividiendo para el valor máximo del inyector matriz. La Figura 81, permite ver el comportamiento de los datos en la red neuronal mediante un peso asignado por el MATLAB para esta neurona.

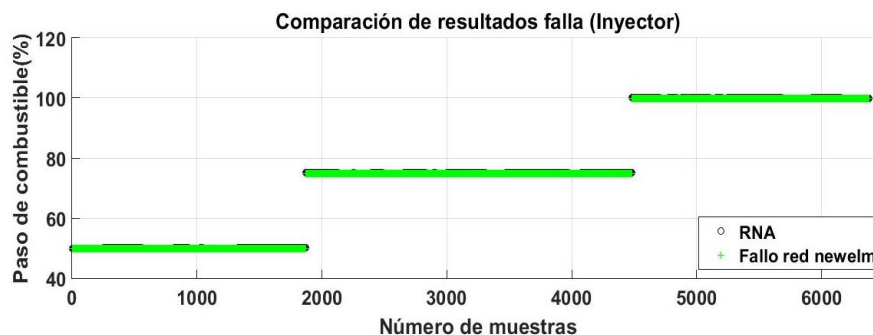


Figura 81. Red newelm para la variable inyector.

10.3.1.2. Redes Neuronales Newff y Newelm para la Apertura de Bujías.

10.3.1.2.1. Red Neuronal Newff

Se obtiene un error de $4.3857\text{e-}06$, entrenando la red y dividiendo para el valor máximo de la bujía matriz. Véase la Figura 82.

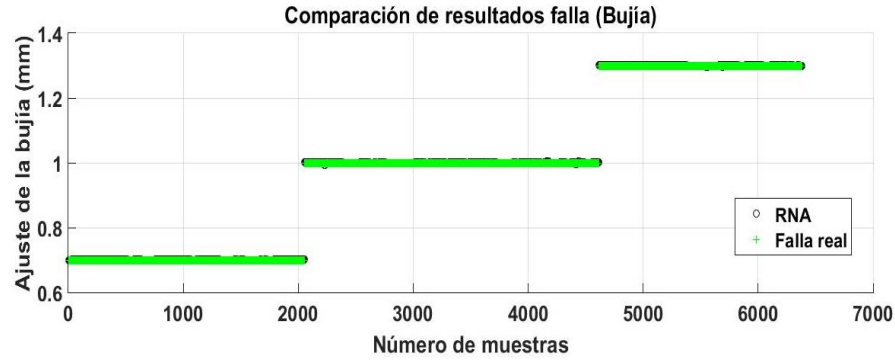


Figura 82. Red newff para la variable bujías.

10.3.1.2.2. Red Neuronal Newelm.

Se obtiene un error de $7.8095\text{e-}05$ entrenando la red y dividiendo para el valor máximo de la bujía matriz. Véase la Figura 83.

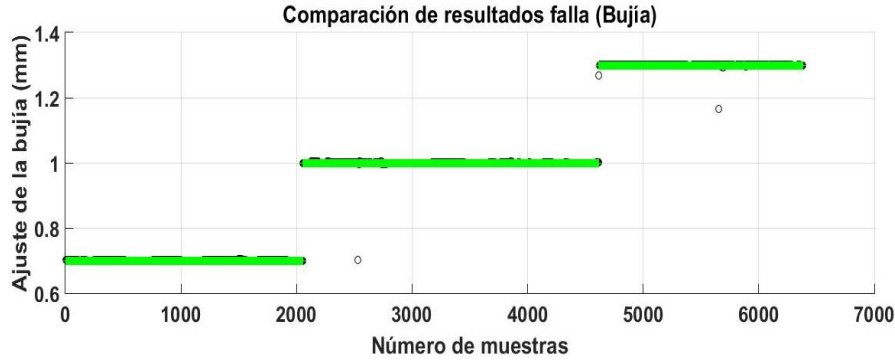


Figura 83. Red newelm para la variable bujías.

10.3.1.3. Redes Neuronales Newff y Newelm para Presión de la Bomba.

10.3.1.3.1. Red Neuronal Newff.

Se obtiene un error de $6.7339\text{e-}05$ entrenando la red y dividiendo para el valor máximo en la presión de la bomba matriz. Véase la Figura 84.

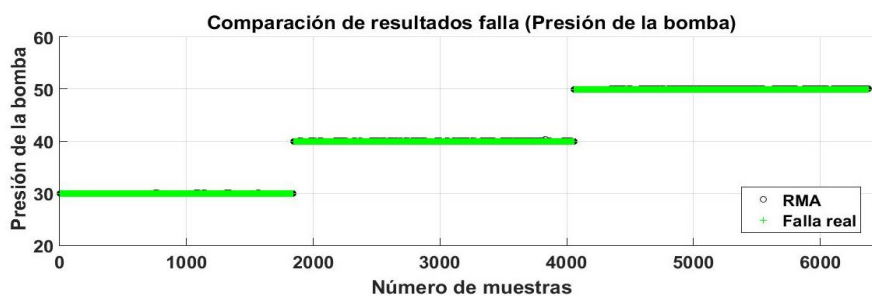


Figura 84. Red newff para la presión de la bomba.

10.3.1.3.2. Red Neuronal Newelm.

Se obtiene un error de 3.1971×10^{-5} entrenando la red y dividiendo para el valor máximo en la presión de la bomba matriz. Véase la Figura 85.

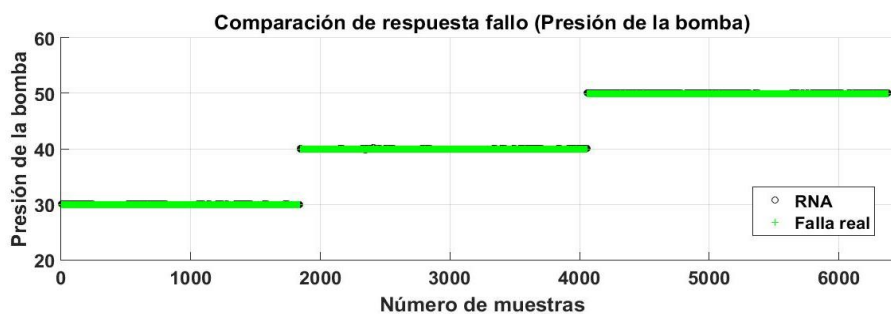


Figura 85. Red newelm para la presión de la bomba.

La comparación entre ambos tipos de redes da como resultado una media del error de 3.38×10^{-5} para la red Newff y de 7.2978×10^{-5} para la red Newelm. Por tanto, la red más eficiente para el sistema es la red Newff. En la Tabla 40, se presenta el resumen de los errores de las variables de falla con ambos tipos de redes neuronales.

Tabla 40. Comparación de errores entre RNA.

VARIABLE	ERROR RNA NEWFF	ERROR RNA NEWELM
INYECTOR	2.9797×10^{-5}	1.0887×10^{-4}
BUJÍA	4.3857×10^{-6}	7.8095×10^{-5}
P. BOMBA	6.7339×10^{-5}	3.1971×10^{-5}
Promedio del error	3.38×10^{-5}	7.2978×10^{-5}

11. SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS.

11.1. Características de la Red Neuronal Newff del Sistema de Diagnóstico.

La red neuronal que se emplea en el sistema de diagnóstico tiene como entradas las seis emisiones contaminantes del automotor y como salidas las fallas del inyector, presión de la bomba y apertura de bujías. Se trata de una red que tiene seis capas con 10 neuronas en las cinco primeras capas y tres neuronas en la sexta capa. Véase la Figura 86.

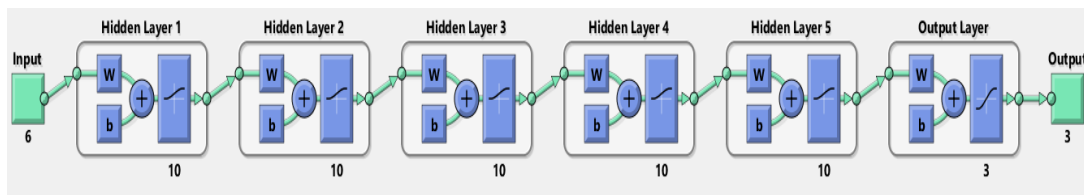


Figura 86. Estructura de la red neuronal del sistema

11.2. Interfaz de Visualización del Sistema.

La interfaz de visualización del sistema de diagnóstico se la realiza mediante el uso del software Matlab 2015, véase la Figura 87. Donde, se ingresa la media de cada una de las emisiones contaminantes al seleccionar un archivo de Excel. Además, se muestra los resultados de cada una de las variables de salida (fallas), con sus respectivos errores. Por otro lado, en el sistema se tiene la opción de guardar, la cual, almacena los datos de las condiciones reales, las detectadas por la red y el error entre ambas.



Figura 87. Interfaz del sistema de diagnóstico.

11.3. Rendimiento de la Red Neuronal en cada Motor.

La red neuronal puede incrementar o disminuir su efectividad en función de las características de datos de la base del conocimiento. Por tanto, al tener bases de datos distintas para cada motor, se debe de analizar el rendimiento de la red en cada motor.

11.3.1.1. Rendimiento en el Motor Sonata 2.0.

El rendimiento de la red neuronal es de 4.1619×10^{-6} . Véase la Figura 88. De lo cual, se establece que la red es eficiente para el conjunto de datos.

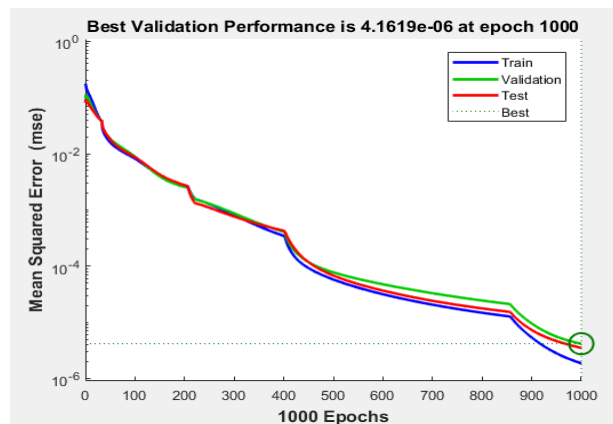


Figura 88. Rendimiento de la red para Sonata 2.0.

11.3.1.2. Rendimiento en el Motor Samsung SM7.

El rendimiento de la red neuronal es de 5.7757×10^{-7} . Véase la Figura 89. De lo cual, se establece que la red es eficiente para el conjunto de datos.

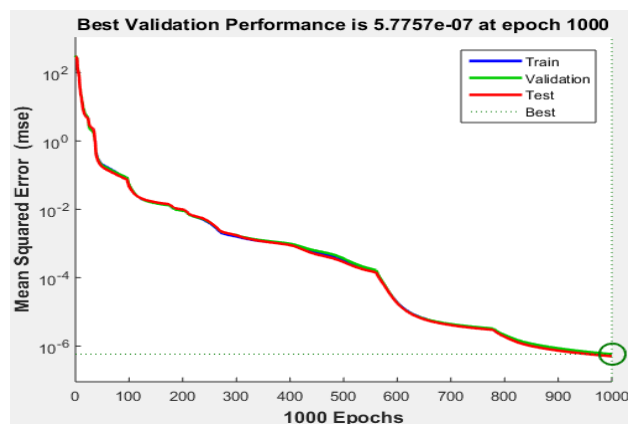


Figura 89. Rendimiento de la red para SM7.

11.3.1.3. Rendimiento en el Motor Chevrolet LUV.

El rendimiento de la red neuronal para este motor es de $9.621\text{e-}9$. Véase la Figura 90. De lo cual, se establece que la red es eficiente para el conjunto de datos.

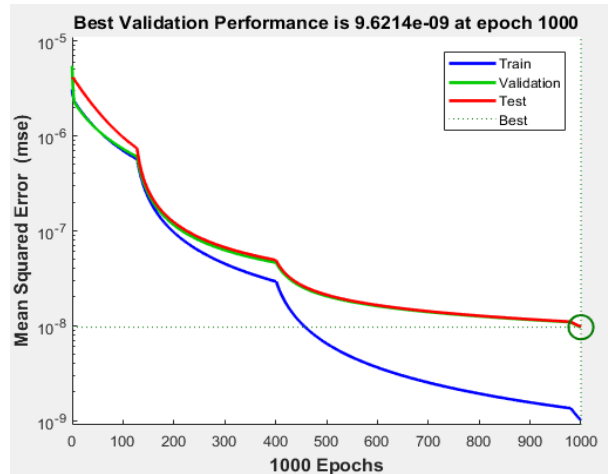


Figura 90. Rendimiento de la red para LUV.

11.4. Matriz de confusión del entrenamiento de la red neuronal.

En la Figura 91, se muestra la matriz de confusión del entrenamiento de la red. Donde, en las dos primeras celdas diagonales se indica el número y el porcentaje de clasificaciones correctas por la red entrenada. Es decir que, de 699 corridas experimentales de emisiones contaminantes, 676 se clasifican correctamente con su respectiva condición de falla. Esto corresponde al 96,70% de las 699 de las condiciones de falla. Además, 23 de las corridas experimentales de emisiones contaminantes se clasifican incorrectamente con la condición real de falla. Esto corresponde al 3.3% de las 699 condiciones de falla.

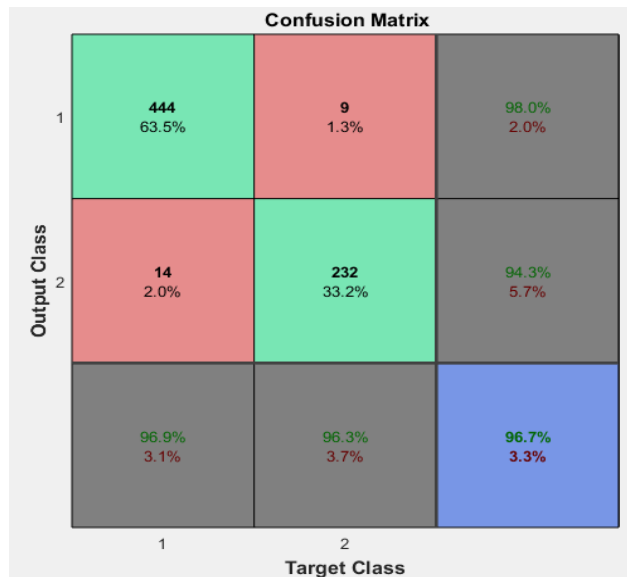


Figura 91. Matriz de Confusión del Entrenamiento de la Red SM7.

11.5. Validación del Sistema de Diagnóstico.

En el presente inciso, se valida la eficiencia del sistema mediante la realización de pruebas, determinación de errores y planteamiento de la matriz de confusión.

11.5.1. Diagnóstico de fallas.

En la validación del sistema, se analiza al motor SM7 V6, con un total de nueve pruebas.

- **Condición A50_B0.7_C30.**

La condición del inyector, apertura de electrodos y presión de la bomba, son detectadas correctamente y el error máximo de diagnóstico es de 2.73% en la presión de la bomba.

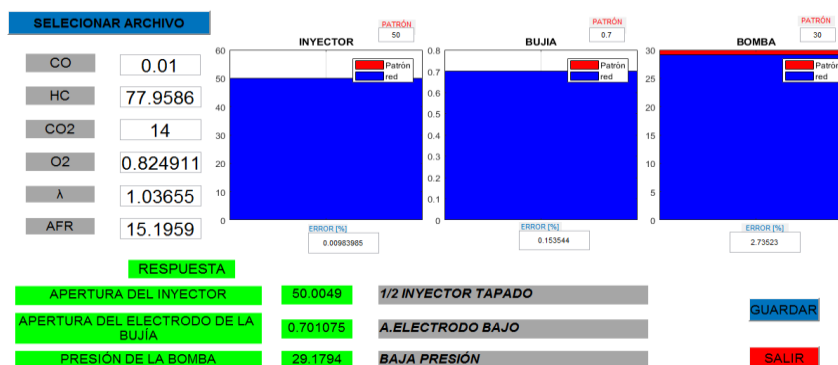


Figura 92. Diagnóstico en condicones A50_B0.7_C30.

- **Condición A50_B1.0_C40.**

La condición de bajo caudal por el inyector, apertura del electrodo de bujías y presión de la bomba, son detectadas correctamente y el error máximo de diagnóstico es de 11.5% en la apertura de electrodo de bujías. Véase la Figura 92.

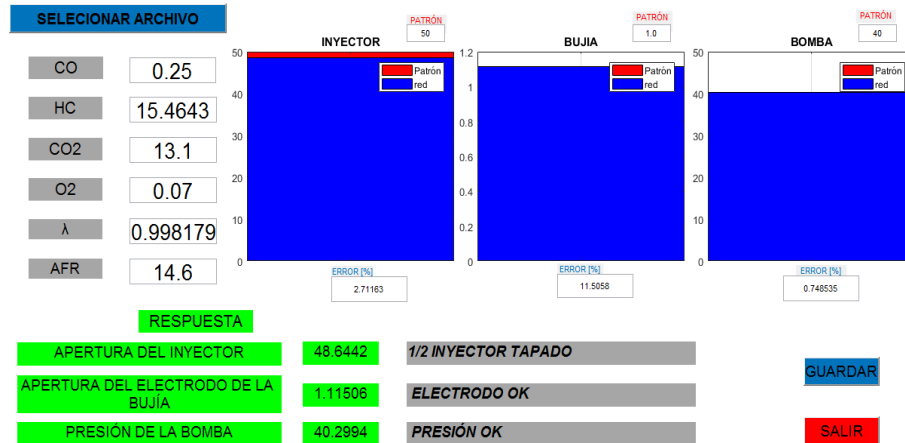


Figura 93. Diagnóstico en condiciones A50_B1.0_C40.

- **Condición A50_B1.3_C50.**

La condición del caudal por el inyector, apertura del electrodo de bujías y presión de la bomba, son detectadas correctamente y el error máximo de diagnóstico es de 6.64 % en la presión de la bomba Véase la Figura 93.

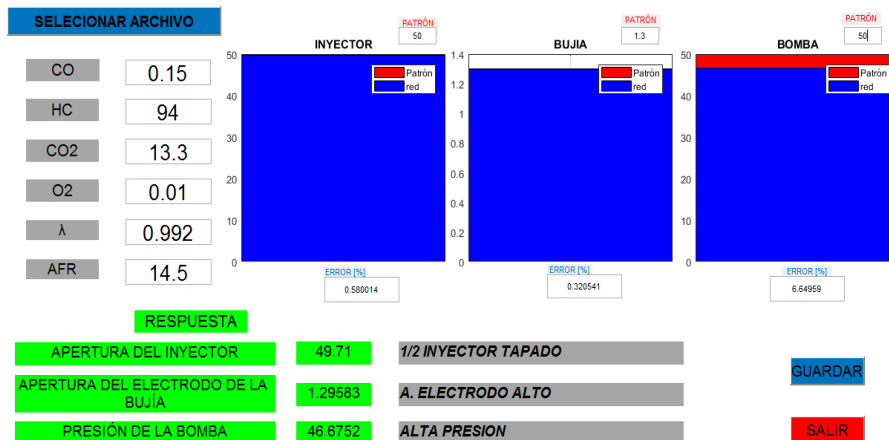


Figura 94. Diagnóstico en condiciones A50_B1.3_C50.

- **Condición A75_B0.7_C30.**

La condición de apertura del electrodo de bujías y la presión de la bomba, son detectadas correctamente mientras el caudal por el inyector es incorrecto, debido a que, detecta un inyector tapado 1/2, cuando debería detectar inyector tapado 1/3. Además, el error máximo de diagnóstico es de 9.94% en la apertura del inyector. Véase la Figura 94.

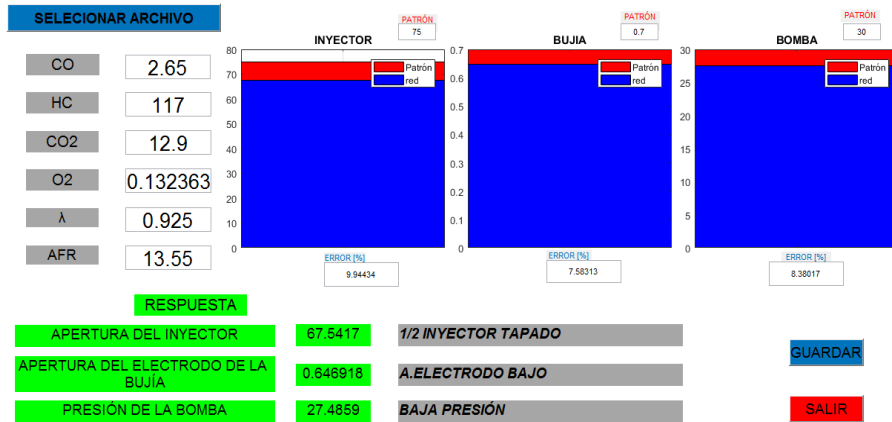


Figura 95. Diagnóstico en condiciones A75_B0.7_C30.

- **Condición A75_B1.0_C40.**

La condición de paso de combustible por el inyector y apertura del electrodo de bujías, son detectadas correctamente mientras la presión de la bomba es incorrecta, debido a que, detecta presión alta, cuando debería detectar una presión ok, Además, el error máximo de diagnóstico es de 18.70% en la presión de la bomba. Véase la Figura 95.

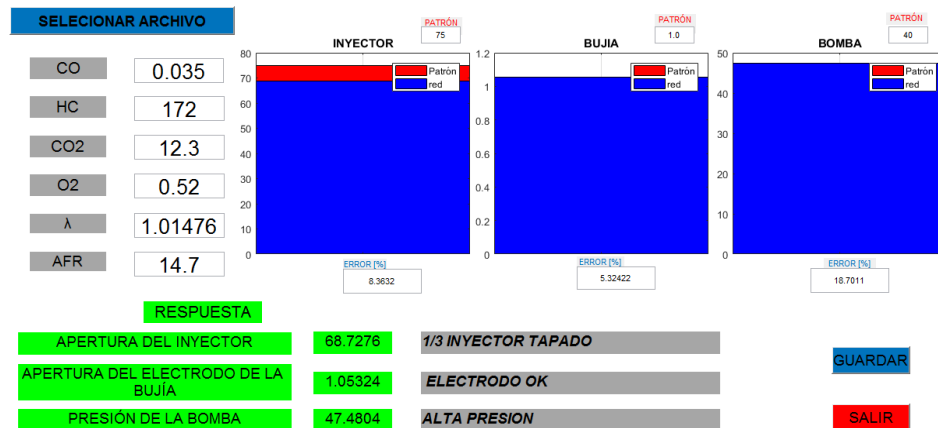


Figura 96. Diagnóstico en condiciones A75_B1.0_C40.

- **Condición A75_B1.3_C30.**

La condición de presión de la bomba y la apertura del electrodo de bujías, son correctas mientras el paso de combustible por el inyector, es incorrecto, debido a que, detecta un inyector tapado 1/2, cuando debería detectar un inyector tapado 1/3. Además, el error máximo de diagnóstico es de 32.9% en el inyector. Véase la Figura 96.

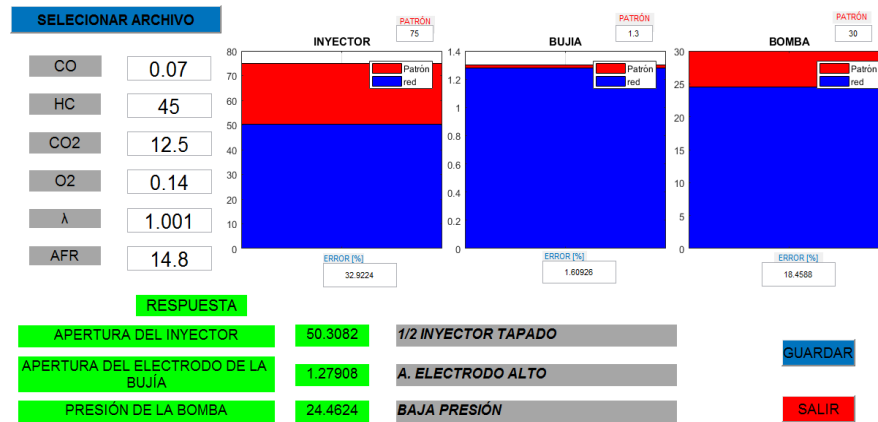


Figura 97. Diagnóstico en condiciones A75_B1.3_C30.

- **Condición A75_B1.3_C50.**

La condición de presión de la bomba, es correctamente identificada mientras el paso de combustible por el inyector y la apertura de electrodo de bujías, son incorrectas, debido a que, detecta un inyector tapado 1/2 y una apertura de electrodos ok, cuando debería detectar un inyector tapado 1/3 y apertura de electrodos alto. Además, el error máximo de diagnóstico es de 33.2% en la variable inyector. Véase la Figura 97.

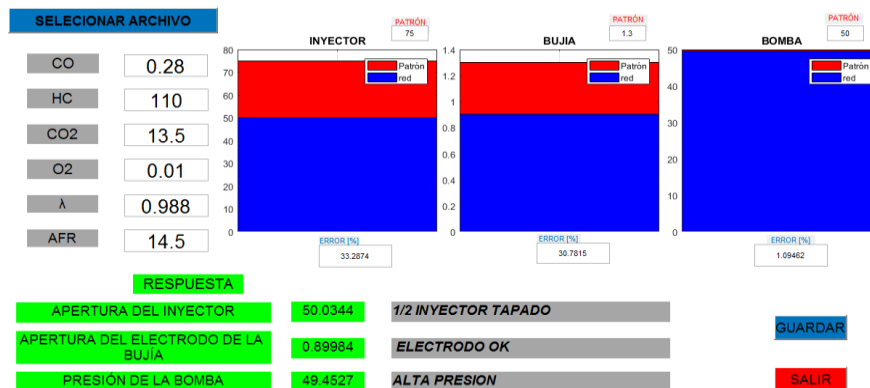


Figura 98. Diagnóstico en condiciones A75_B1.3_C50.

- **Condición A100_B0.7_C50.**

El paso de combustible por el inyector y apertura de electrodo de bujías, son identificados correctamente mientras la condición de presión de la bomba es incorrecta, debido a que, detecta alta presión, cuando debería detectar baja presión. Además, el error máximo de diagnóstico es de 3.93% en la variable presión de la bomba. Véase la Figura 98.

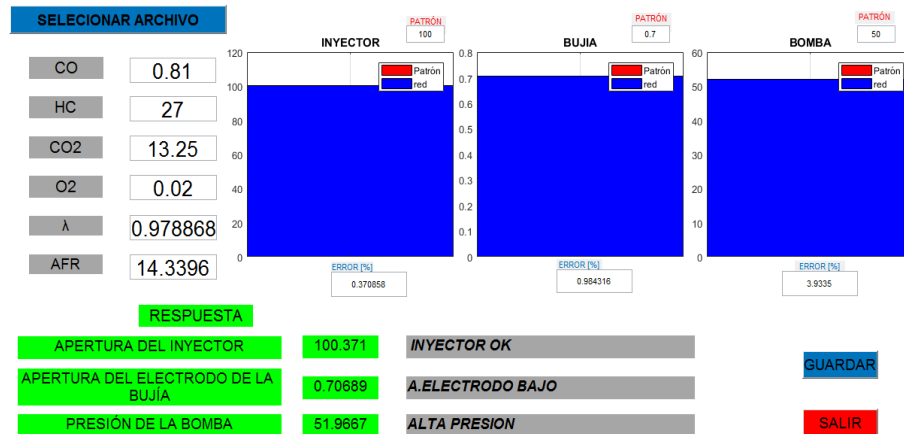


Figura 99. Diagnóstico en condiciones A100_B0.7_C50.

- **Condición A100_B1.0_C50.**

El paso de combustible por el inyector y la presión de la bomba, son identificados correctamente mientras la condición apertura de electrodo de bujías, es incorrecta, debido a que, apertura de electrodos alta, cuando debería detectar apertura de electrodos ok. Además, el error máximo de diagnóstico es de 33.07% en la presión. Véase la Figura 99.

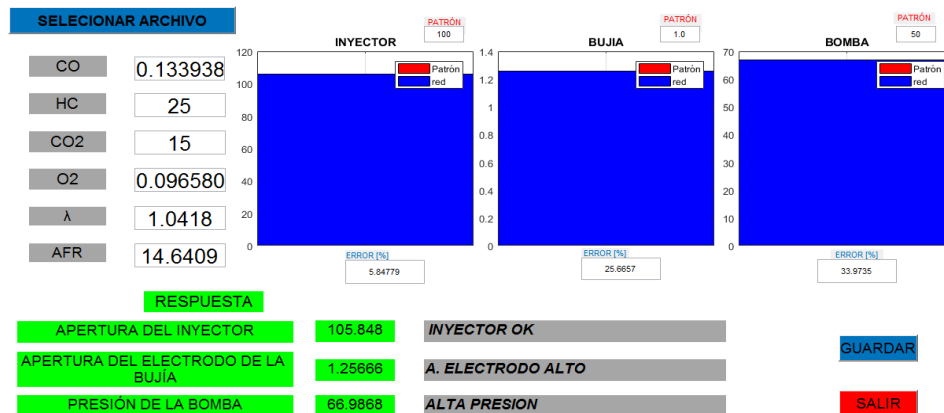


Figura 100. Diagnóstico en condiciones A100_B1.0_C50.

11.5.2. Matriz de confusión.

Para una mejor visualización de los resultados, se establece la matriz de confusión.

- **Inyector.**

La Figura 100, muestra que el sistema detecta correctamente las condiciones del motor cuando el inyector está al 100% y al 50%. Además, se aprecia dificultad en la detección para un inyector al 75%.

REAL	100	75	50	
100	2/2			
75		1/4	3/4	
50			3/3	
		PREDICCIÓN		
		100	75	50

Figura 101. Matriz de confusión del inyector.

- **Apertura de electrodos.**

La Figura 101, muestra que el sistema detecta adecuadamente las fallas generadas a las bujías. Sin embargo, una de las pruebas en cada condición resulta errónea.

REAL	1.3	1.0	0.7	
1.3	2/3	1/3		
1.0		2/3	1/3	
0.7	1/3		2/3	
		PREDICCIÓN		
		1.3	1.0	0.7

Figura 102. Matriz de confusión de la apertura de bujías.

- **Presión de la bomba.**

La Figura 102, muestra que el sistema detecta correctamente las fallas de presión de la bomba.

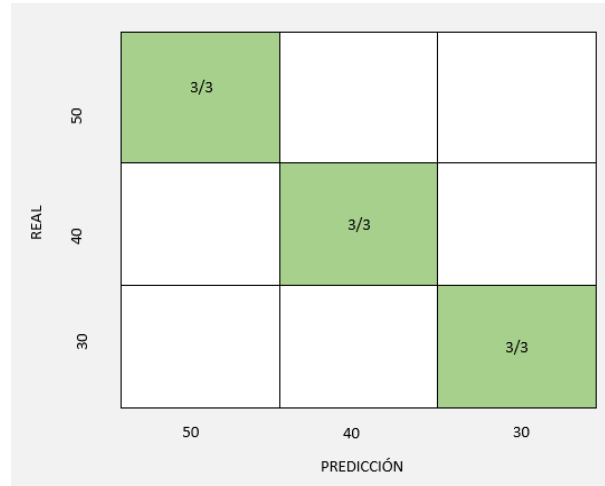


Figura 103. Matriz de confusión de la presión de la bomba.

12. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

12.1. Conclusiones.

En el análisis del régimen para el sistema se realiza en el motor Sonata 2.0. Donde, la emisión de CO es significativo a 1600 y 2500 RPM, HC son significativo a 1600 RPM, el CO₂ es significativo en los tres regímenes de análisis y presenta una mayor significancia a 1600 RPM, el O₂ es significativo a 1600 RPM, lambda es significativo a 1600 RPM y el AFR es significativo a 1600 y 2500 RPM. Por tanto, si se considera que las emisiones contaminantes son sensibles a ruidos, es recomendable realizar el sistema de diagnóstico a 1600 RPM, para exponer el sistema a la mayor variabilidad.

Con el análisis de gráficas de residuos, se establece una normalidad en la toma de los datos, debido a que, las emisiones de los tres automotores mantienen un comportamiento de correlación positiva, es decir que, los datos tienden a subir y lo hacen de forma lineal y muy cercanos a la recta. Además, las gráficas de histogramas, muestran una tendencia central de las emisiones hacia un valor de cero, lo cual, coincide con el comportamiento de las emisiones al momento de la toma de los datos en tiempo real. Donde las emisiones, especialmente de HC y CO tienden a disminuir a medida que transcurre el tiempo con el motor encendido.

Considerando el global de variables más significativas como efectos principales para los tres motores, se puede identificar que de las 18 variables de salida, la presión de la bomba, es la más significativa en 9 de las emisiones, la apertura del paso de combustible por el inyector en 6 de las emisiones y la falla de la apertura de electrodos de bujías en 3 emisiones. Además, el mismo análisis permite sostener el criterio de variabilidad de significancia en las emisiones de los motores con generación de las mismas fallas. Lo cual, sugiere la generación de módulos independientes para cada tipo de motor con sus respectivas bases del conocimiento.

Todas las interacciones de las variables de falla resultan significativas para los tres motores. Donde, la interacción inyector- presión de la bomba es más significativa para el motor Sonata, inyector-bujías para el motor SM7 y bujías- presión de la bomba para el motor LUV.

Por tanto, al igual que el análisis de efectos principales se descartar la posibilidad de generación de una base del conocimiento compartida para los tres de motores

La lectura de emisiones contaminantes para la generación de la base del conocimiento muestra variación a distintas condiciones de falla. Lo cual, resulta conveniente en el sistema de diagnóstico ya que se establecen distintos rangos de datos de emisiones con las fallas que presente el motor. Además de las cuatro emisiones contaminantes que detecta el analizador, se incluye a lambda y AFR para una mejor precisión en el diagnóstico.

La comparativa de redes da como resultado una media del error de detección de fallas de 3.38×10^{-5} para la red Newff y de 7.2978×10^{-5} para la red neuronal Newelm. Por tanto, la red más eficiente para el sistema de diagnóstico es la red Newff. Además, la optimización de la red Newff que tiene como características 6 capas, con 10 neuronas en las 5 primeras capas y 3 neuronas en la sexta, alcanza errores de rendimiento de 9.621×10^{-9} para el motor SM7. Además, la matriz de confusión del entrenamiento de la misma red. Muestra que, de 699 corridas experimentales de emisiones contaminantes, 676 se clasifican correctamente con su respectiva condición de falla. Esto corresponde al 96,70% de las 699 fallas. Además, 23 de las corridas experimentales de emisiones contaminantes se clasifican incorrectamente con la condición real de falla. Esto corresponde al 3.3% de las 699 fallas.

El sistema de diagnóstico, está detectando correctamente las condiciones del motor cuando el inyector se encuentra al 50 y al 100%. Sin embargo, presenta dificultad con un inyector al 75%, lo cual, puede estarse dando por diferente calibración de dicha condición al alimentar la base o al generar la falla previa al diagnóstico dando como resultado un error en tres de las cuatro pruebas realizadas con un error máximo de 33.2% en una de ellas, identificándose una condición de falla 1/2 del inyector tapado cuando debería de diagnosticar 1/3 del inyector tapado. Por otro lado, el diagnóstico es correcto para cualquiera de las tres condiciones de la presión de la bomba y la apertura de electrodo de bujías presenta un error máximo de 30.78% en una de las pruebas, detectando apertura de electrodos ok, cuando realmente se trata de electrodos con alta apertura.

Por tanto, el sistema de diagnóstico automotriz mediante el análisis de emisiones contaminantes con la aplicación de redes neuronales resulta eficiente en la detección de fallas siempre que se restrinjan al máximo las variables de ruido.

12.2. Recomendaciones.

Aunque el sistema de diagnóstico se realiza a 1600 RPM para exponer el sistema a la mayor variabilidad de las emisiones. Se recomienda, experimentar con un régimen más estable, es decir al ralentí. Por otro lado, al existir una tendencia central de disminución de las emisiones con la temperatura, especialmente de HC y CO, se recomienda para futuros trabajos que tanto la base del conocimiento como las pruebas de diagnóstico se hagan con el motor a una temperatura superior a los 94 °C y lo más estable posible. De tal forma que, se disminuyan las variables de ruido y por tanto se tengan emisiones más estables para un diagnóstico más eficiente. Finalmente, considerando que, en la validación de resultados, la presión de la bomba no presenta errores y que, a diferencia de las otras dos variables, sus rangos de cuantificación de condiciones son mayores, se recomienda que, en un sistema de diagnóstico basado en emisiones, se consideren fallas más severas para seccionar de mejor manera los rangos de emisiones y conseguir mayor precisión en el diagnóstico.

13. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Blancarte, J. (2011, 01 03). *Autocosmos.com*. Retrieved from <http://noticias.ve.autocosmos.com/2011/01/03/cuales-son-los-gases-contaminantes-mas-comunes-que-emiten-los-autos>
- COVARRUBIAS, R. F. (2013). DESARROLLO DE UN SISTEMA EXPERTO PARA EL DIAGNÓSTICO DE FALLAS AUTOMOTRICES. México.
- JGuarella, J. L. (2011). SENSORES Y ACTUADORES EN MOTORES. B. Aires.
- Matich, D. (2011). REDES NEURONALES: CONCEPTOS BÁSICOS Y APLICACIONES. Rosario.
- Montgomery, D. C. (2004). *DISEÑO Y ANÁLISIS DE EXPERIMENTOS*. Arizona: Limusa Wiley.
- Raul. (2012, 07 31). *twenergy*. (LAS EMISIONES CONTAMINANTES DE LOS COCHES) Retrieved 03 30, 2017, from <https://twenergy.com/a/las-emisiones-contaminantes-de-los-coches-605>
- VILLEGAS, D. E. (2008). DISEÑO DE UN SISTEMA EXPERTO EN MANTENIMIENTO E. Medellín.

14. ANEXOS



Figura 104. Generación de la base del conocimiento.



Figura 105. Sistema de diagnóstico con la aplicación de redes neuronales.