

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

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

PROYECTO TÉCNICO:

“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA
DETERMINAR FALLAS MECÁNICAS EN MOTORES DE
ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE REDES NEURONALES
ARTIFICIALES”

AUTORES:

Galo Vinicio Garzón Iñiguez.

Miguel Eduardo Urdiales Baculima.

TUTOR:

Ing. Wilmer Contreras MSc.

Cuenca, Julio 2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR.

Nosotros, Galo Vinicio Garzón Iñiguez, con C.I. 030235756-1 y Miguel Eduardo Urdiales Baculima, con C.I. 010593272-7, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación intitulado: **“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA PARA DETERMINAR FALLAS MECÁNICAS EN MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES”**, 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 nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, Julio del 2017



Galo Vinicio Garzón Iñiguez

C.I.: 0302357561



Miguel Eduardo Urdiales Baculima

C.I.: 0105932727

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación, **“Diseño e implementación de un sistema para determinar fallas mecánicas en motores de encendido provocado mediante redes neuronales artificiales”**, realizado por los estudiantes, Galo Vinicio Garzón Iñiguez y Miguel Eduardo Urdiales Baculima, obteniendo el Proyecto Técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, Julio del 2017.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Wilmer Contreras', is written over a horizontal dotted line.

Ing. Wilmer Contreras MSc.

TUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN.

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA

Nosotros, Galo Vinicio Garzón Iñiguez Cédula: 0302357561 y Miguel Eduardo Urdiales Baculima Cédula: 0105932727, autores del Trabajo de Titulación **“Diseño e implementación de un sistema para determinar fallas mecánicas en motores de encendido provocado mediante redes neuronales artificiales”**, certificamos que el total contenido del Proyecto Técnico son de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, Julio del 2017.

A handwritten signature in blue ink, consisting of a stylized 'G' followed by 'V', 'G', 'I', and 'I', all connected by a single horizontal line that extends to the right.

Galo Vinicio Garzón Iñiguez

C.I.: 0302357561

A handwritten signature in blue ink, consisting of a stylized 'M' followed by 'E', 'U', 'B', and 'B', all connected by a single horizontal line that extends to the right.

Miguel Eduardo Urdiales Baculima

C.I.: 0105932727

AGRADECIMIENTO

Agradezco a mi madre Yolanda Iñiguez y a mi padre Galo Garzón por todo el apoyo recibido en toda mi vida, y por darme su cariño incondicional.

A mi hermana Jehnny ya que en gran parte gracias a ti estoy aquí.

Agradezco a mis amigos y familiares que siempre han estado dispuestos en ayudarme.

Por último le agradezco al Ingeniero Wilmer Contreras por el apoyo recibido en este proyecto.

Vinicio G.

AGRADECIMIENTO

Expresar un profundo agradecimiento de lo más sincero de mi Ser, a todas las personas que creyeron en mí, la cuales fueron el ímpeto para la culminación de este tan anhelado sueño.

A mis padres, los cuales fueron un pilar fundamental durante toda mi vida de estudiante, ya que su dedicación y fortaleza permitieron que crezca mi inspiración para nunca declinar en mi meta trazada.

A mis abuelos y hermanas, que estuvieron junto a mí en este camino de estudiante, generándome confianza y cobijo cuando más lo necesitaba.

Al Ing. Wilmer Contreras MSc. Docente Tutor del presente trabajo de titulación, gracias por su paciencia y confiar en mi tanto como persona y estudiante, por su grandiosa contribución para la culminación de este proyecto.

A mis profesores, guías, y demás personas que supieron contribuir en mí los conocimientos anhélalos para así continuar con paso firme el camino de la vida.

A mis familiares y amistades quienes de manera desinteresada supieron ejercer sobre mí sus palabras de aliento generándome confianza y dedicación.

Eduardo Urdiales B.

DEDICATORIA

Este trabajo de titulación lo dedico a mis padres por el gran sacrificio que han hecho
por verme triunfar.

Vinicio G.

DEDICATORIA

Dedicado especialmente a mis padres, Lic. Sonia Baculima y Prof. Ángel Urdiales, quienes sin su apoyo y sacrificio no hubiese sido posible el regalo de esta gran oportunidad de ejercerme profesionalmente, y por su apoyo incondicional que surgió paso a paso para la culminación de esta etapa en mi vida.

A mi familia, amigos y demás allegados ya que su apoyo fue una gran herramienta, para este nuevo logro en mi vida profesional.

Eduardo U.

RESUMEN

Este proyecto técnico de titulación tiene la finalidad de crear un sistema de redes neuronales artificiales, que permita determinar las fallas mecánicas comunes generadas en los Motores de Encendido Provocado.

El sistema de redes neuronales artificiales, fué creado en función de las señales obtenidas de los sensores KS y CMP mediante una tarjeta de adquisición de datos (DAQ), en el motor Hyundai SONATA 4 cilindros 2.0 DOHC a gasolina, el cual se utilizó como referencia para las diferentes pruebas realizadas, el muestreo de datos se realiza cuando el motor se encuentra con diferentes condiciones de fallas mecánicas en su funcionamiento. Las señales se obtienen cuando el motor se encuentra a una temperatura ideal (85°C a 95°C) en ralentí, posteriormente mediante un método experimental se analizan las fallas mecánicas intencionadas las cuales se generaron en: las bobinas, los inyectores, las bujías, el sistema de distribución, la presión de combustible, el filtro de aire, y en el catalizador, para analizar las señales de los sensores bajo estas nuevas condiciones de funcionamiento del MEP y crear una base de datos con dichas fallas mecánicas, los cuales serán procesados para obtener la RNA.

Todas las señales se procesan mediante filtros virtuales, obteniendo señales libres de ruido. Los datos obtenidos son ingresados a un software de programación Matlab, para la creación de la RNA.

Creada la RNA, se evalúa el sistema, para lo cual se analizan nuevas muestras del motor Hyundai SONATA, en el que se ha generado una falla mecánica específica y aplicando el software de instrumentación virtual (LabVIEW), se procede a evaluar los datos obtenidos, comprobando que el valor de salida de la RNA corresponda a la falla provocada.

Para la validación de todas las muestras se aplicó un análisis de diseño experimental (ANOVA), que permitió concluir que la RNA tiene un alto porcentaje de confiabilidad para la determinación de fallas mecánicas que se puedan presentar en el funcionamiento de un MEP.

Palabras clave: RNA, MEP, Sensores, CMP, Knock Sensor, fallas mecánicas, mantenimiento, señales.

ABSTRACT

This academic technical project degree has the purpose of developing an artificial neural networks system, which allows to determine the common mechanical failures generated in the Motors of Ignited Provocation.

The artificial neural network system was created based on signals obtained from the sensors KS and CMP by means of a data acquisition card (DAQ), in the Hyundai SONATA 4 cylinder 2.0 DOHC gasoline engine, which was used as reference for the different tests performed, data sampling is performed when the engine encounters different conditions of mechanical failure in its operation. The signals are obtained when the engine is at an ideal temperature (85 ° C to 95 ° C) at idle, then by an experimental method the intentional mechanical failures are analyzed which were generated in: the coils, injectors, spark plugs, distribution system, fuel pressure, air filter and in the catalyst, to analyze the sensor signals under these new MEP operating conditions and create a database with such mechanical faults, which will be processed to obtain the RNA.

All signals are processed by virtual filters, obtaining signals free from noise. The data obtained are entered into a Matlab programming software, for the creation of RNA.

Once the RNA has been created, the system is evaluated. For this, new samples of the Hyundai SONATA engine are analyzed, in which a specific mechanical failure has been generated and the software of virtual instrumentation (LabVIEW) has been applied, checking that the output value of the RNA corresponds to the fault caused.

For the validation of all the samples an experimental design analysis (ANOVA) was applied, which allowed to conclude that RNA has a high percentage of reliability for the determination of mechanical failures that may occur in the operation of a MEP.

Keywords: *RNA, MEP, Sensors, CMP, Knock Sensor, Mechanical Failures, Maintenance, Signals.*

ÍNDICE GENERAL

1	INTRODUCCIÓN.....	1
2	PROBLEMA.....	2
2.1	Antecedentes.....	2
2.2	Importancia y alcance.....	4
2.3	Delimitación.....	5
3	OBJETIVOS.....	6
3.1	Objetivo general.....	6
3.2	Objetivos específicos.....	6
4	REVISIÓN DE LITERATURA O FUNDAMENTOS TEÓRICOS O ESTADO DEL ARTE.....	6
4.1	El Motor de encendido provocado (MEP).....	6
4.2	Ciclo Ideal de los MEP.....	8
4.3	Ciclo real en los MEP.....	9
4.4	Redes Neuronales Artificiales (RNA):.....	11
4.4.1	Ventajas generadas al aplicar las RNA.....	12
4.5	Características de una red neuronal.....	12
4.5.1	Redes neuronales y computadoras.....	13
4.5.2	Funcionamiento de la red neuronal.....	14
4.5.3	Sobre aprendizaje de la red neuronal.....	15
4.6	Técnicas para evitar la pérdida de generalización de la red neuronal.....	16
4.6.1	Técnica para evitar el sobre aprendizaje de la red neuronal.....	16
4.6.2	Normalización de datos.....	17
4.6.3	Tamaño de la red neuronal.....	18
4.6.4	Simulación de la red neuronal.....	19
4.6.5	Medida del error de una red neuronal.....	20

4.7	Diseño Experimental	21
4.7.1	El diseño de experimentos.	21
4.7.2	Variables, factores y niveles para el diseño experimental.	21
4.7.3	Etapas en el diseño de experimentos.	22
4.7.4	Planeación y realización del diseño experimental.	22
4.7.5	Diseño factorial 2^k	23
4.7.6	Diseño factorial 2^2	24
4.8	Software de programación MATLAB.	27
4.9	Sistema de programación grafica (LabVIEW).....	28
4.10	Herramienta para la toma de datos (DAQ NI USB-6212).....	28
5	MARCO METOLODOLÓGICO.	30
5.1	Estado mecánico del motor Hyundai SONATA 2.0.	30
5.1.1	Fallas provocadas en el MEP.	34
5.1.2	Fallas provocadas a un cilindro al desconectar el inyector.	35
5.1.3	Fallas provocadas a un cilindro cerrando el electrodo de la bujía completamente.	36
5.1.4	Falla provocada a la presión del combustible.	37
5.1.5	Fallas provocadas en las bobinas de encendido.	40
5.1.6	Fallas provocadas en sistema de distribución.	41
5.1.7	Falla provocada al filtro de aire.....	45
5.1.8	Falla provocada al tener el catalizador tapado.	45
5.1.9	Factores no controlados del experimento.....	46
5.2	Desarrollo del diseño experimental.	46
5.3	Clasificación de los sensores.....	53
5.3.1	Sensor de detonación (Ks o knock sensor).	53
5.3.2	Sensor de Posición del árbol de levas (CMP).	56
5.4	Toma de muestras y categorización de la señal	58

5.4.1	Toma de muestra.	59
5.4.2	Configuración de la DAQ 6212.....	59
5.4.3	Algoritmo para la obtención de señales.	62
5.5	Algoritmo para la obtención de datos estadísticos de las señales.	63
5.6	Algoritmo de redes neuronales en Matlab.	72
5.7	Algoritmo de lectura de redes neuronales en LabVIEW.....	75
6	Diseño e implementación del sistema para detectar fallas mecánicas mediante RNA.	77
6.1	Protocolo de adquisición de señales e implementación del sistema para reconocer fallas en el MEP mediante RNA.....	77
6.2	Fases de diseño: Implementación del sistema para detección de fallas mecánicas mediante RNA.	78
6.3	Fase 1: Diseño experimental.	78
6.3.1	Diseño experimental inyector-bujía.....	79
6.3.2	Diseño experimental para el sistema de la distribución.	81
6.4	Fase 2: Toma de muestras.....	83
6.5	Fase 3: Proceso de la señal.....	83
6.6	Fase 4: Creación de las redes neuronales.....	83
6.6.1	Resultados de la RNA para los inyectores.	83
6.6.2	Resultados de la RNA para las bujías.	84
6.6.3	Resultados de la RNA para las bobinas.	85
6.6.4	Resultados de la RNA para la distribución.	86
6.6.5	Resultados de la RNA para la presión de combustible.	87
6.6.6	Resultados de la RNA para inyector-bujía.....	88
6.6.7	Resultado de la RNA para el filtro de aire tapado.....	89
6.6.8	Resultado de la RNA para el catalizador obstruido.....	89
6.6.9	Resultados de la RNA para todas las fallas provocadas.	90

6.7	Fase 5: Implementación del algoritmo para la detección de fallas mecánicas mediante redes neuronales (LabVIEW)	91
7	Análisis de resultados.....	94
7.1	Análisis de variancia (ANOVA)	94
7.1.1	Resultados del análisis de variancia (ANOVA) para las muestras obtenidas.....	94
7.2	Resultados del sistema de redes neuronales artificiales en diferentes condiciones de funcionamiento del motor Hyundai Sonata 2.0.	98
7.3	Visualización de resultados del sistema de detección de fallas mecánicas.	98
7.3.1	Resultados obtenidos para detectar fallas en los inyectores.....	99
7.3.2	Resultados obtenidos para detectar fallas en las bujías.	102
7.3.3	Resultados obtenidos para detectar fallas en las bobinas de encendido.	104
7.3.4	Resultados obtenidos para detectar fallas en la presión de combustible.	105
7.3.5	Resultados obtenidos para detectar fallas en el sistema de la distribución.	107
8	CONCLUSIONES	110
9	RECOMENDACIONES	113
10	REFERENCIAS.....	114
11	ANEXOS	117

ÍNDICE DE FIGURAS.

Figura 1. Fases de un MEP de 4t. Fuente; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).	7
Figura 2. Banco de MEP Hyundai Sonata 2.0. Fuente: Autores.	8
Figura 3. Gráfica ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).	9
Figura 4. Gráfica ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).	10
Figura 5. Diferencias ciclo teórico y ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).	10
Figura 6. Ejemplo de una red neuronal totalmente conectada. Fuente; (Matich, 2001).	13
Figura 7. Comparación entre una neurona biológica y una artificial. Fuente; (Matich, 2001)	14
Figura 8. Ejemplo de red la neuronal con una capa oculta. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013)	15
Figura 9. Funciones de transferencia para la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 2).	15
Figura 10. Aproximación de la función Seno, con y sin sobre aprendizaje de la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 3).	16
Figura 11. Representación de la evolución de errores de entrenamiento, validación y test, de la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 4).	17
Figura 12. Datos normalizados. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013).	18
Figura 13. Gráfica de la red neuronal, visualización del resultado y su error. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013).	19
Figura 14. Simulación de la red para su validación de las muestras. Fuente: Autores	20
Figura 15. Variables para el proceso de diseño del experimento. Fuente; (Gutiérrez, 2008).	21
Figura 16. Representación del diseño factorial 2^2 . Fuente; (Gutiérrez, 2008).	24
Figura 17. Interfaz de la ventana para LabVIEW. Fuente: Autores.	28
Figura 18. Proceso para la adquisición de datos. Fuente; (INSTRUMENTS, 2014).	29

Figura 19. Tarjeta de adquisición de datos NI USB-6212. Fuente; (INSTRUMENTS, 2014).	29
Figura 20. Motor Hyundai SONATA 2.0 DOHC. Fuente: Autores.	30
Figura 21. Panel de control maqueta motor Sonata 2.0. Fuente: Autores.	31
Figura 22. Panel de control para los inyectores. Fuente: Autores	35
Figura 23. Curva característica de la señal de un inyector. Fuente; (Villavicencio Pablo, 2012).	36
Figura 24. Bujía calibrada a 0 mm. Fuente: Autores	37
Figura 25. Bujía calibrada a 1 mm. Fuente: Autores	37
Figura 26. Manómetro de presión de combustible del banco Sonata 2.0. Fuente: Autores	38
Figura 27. Kit para medir la presión de gasolina, GT-1021. Fuente; (GT SUPER TOOLS, 2010).	38
Figura 28. Esquema de conexión para controlar la presión de combustible. Fuente; (Auquilla & Beltrán, 2016)	39
Figura 29. Conexiones del regulador de presión de combustible. Fuente: Autores	39
Figura 30. Diferencias en la presión de combustible. Fuente: Autores	40
Figura 31. Panel de control de la bobina 1-4 desconectada. Fuente: Autores.	41
Figura 32. Panel de control de la bobina 2-3 desconectada. Fuente: Autores.	41
Figura 33. Señales de calado de la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores	42
Figura 34. Señales de calado de la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores	42
Figura 35. Señales de calado de la polea del cigüeñal. Fuente: Autores.	42
Figura 36. Diente retrasado en la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores	43
Figura 37. Diente adelantado en la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores	43
Figura 38. Diente retrasado en la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores	43
Figura 39. Diente adelantado en la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores	44
Figura 40. Dientes adelantados para los árboles de levas en admisión y escape. Fuente: Autores.	44

Figura 41. Dientes retrasados para los árboles de levas en admisión y escape. Fuente: Autores.....	44
Figura 42. Filtro de aire tapado. Fuente: Autores.....	45
Figura 43. Láminas para la obstrucción del catalizador. Fuente: Autores.....	46
Figura 44. Paso 1, abrir la ventana del interfaz de Minitab. Fuente: Autores.....	48
Figura 45. Paso 2, crear el diseño experimental. Fuente: Autores.....	49
Figura 46. Paso 3, crear un número de factores. Fuente: Autores.....	50
Figura 47. Paso 4, crear un diseño de factores. Diseño. Fuente: Autores.....	50
Figura 48. Paso 5, crear los tipos de factores. Factores. Fuente: Autores.....	51
Figura 49. Paso 6, crear la tabla de resultados para el diseño experimental de inyector-bujía. Fuente: Autores.....	51
Figura 50. Paso7, crear la tabla de resultados para el diseño experimental para la distribución, dientes retazados. Fuente: Autores.....	52
Figura 51. Paso 8, crear la tabla de resultados para el diseño experimental para la distribución, dientes adelantados. Fuente: Autores.....	52
Figura 52. Pines de conexión del sensor KS. Fuente; (John Llivicura, 2014).	53
Figura 53. Ubicación del sensor KS en el motor. Fuente: Autores.....	54
Figura 54. Señal del sensor KS. Fuente: Autores.....	55
Figura 55. Conexión de la tarjeta DAQ 6212 con el sensor KS. Fuente: Autores.....	56
Figura 56. Señal del sensor CMP. Fuente: Autores.....	56
Figura 57. Ubicación del sensor CMP en el motor. Fuente: Autores.....	57
Figura 58. Esquema del divisor de voltaje para el sensor CMP. Fuente: Autores.....	58
Figura 59. Conexión de la DAQ con el sensor CMP. Fuente; Autores.	58
Figura 60. Ventana de reconocimiento de la tarjeta DAQ 6212con el ordenador. Fuente: Autores.....	59
Figura 61. Paso 1, abrir nuevo proyecto en LabVIEW, (New VI). Fuente: Autores.....	60
Figura 62. Paso 2, abrir DAQ Assitent en LabVIEW. Fuente: Autores.....	60
Figura 63. Paso 3, selección de los canales de voltaje en la DAQ Assitent. Fuente: Autores.....	61
Figura 64. Paso 4, diagrama de canales de conexión de los sensores. Fuente: Autores	61
Figura 65. Paso 5, configuración de la frecuencia de muestro de la tarjeta DAQ 6212. Fuente: Autores.....	62

Figura 66. Programación para la adquisición de datos en Block Diagram. Fuente: Autores.....	62
Figura 67. Programación para la adquisición de datos en Front Panel. Fuente: Autores.....	63
Figura 68. Programación para la automatización de los datos estadísticos en Bock diagram. Fuente: Autores.....	63
Figura 69. Programación para la automatización de los datos estadísticos en Front Panel. Fuente: Autores.....	63
Figura 70. Programación para filtrar la señal del sensor CMP. Fuente: Autores.....	64
Figura 71. Señal del sensor CMP en función del PMS del primer cilindro. Fuente: Autores.....	65
Figura 72. Señal filtrada del sensor CMP. Fuente: Autores.....	65
Figura 73. Algoritmo para los datos estadísticos por vuelta del motor. Fuente: Autores.....	67
Figura 74. Algoritmo para los datos estadísticos de cada cilindro. Fuente: Autores..	68
Figura 75. Ventaneo de las señales CMP y KS por cada vuelta del motor. Fuente: autores.....	69
Figura 76. Análisis de Fourier para la señal del sensor KS con el motor en óptimas condiciones. Fuente: Autores.....	69
Figura 77. Análisis de Fourier de la señal del sensor KS con filtro de aire tapado. Fuente: Autores.....	70
Figura 78. Análisis de Fourier de cada cilindro para la señal del sensor KS y CMP. Fuente: Autores.....	71
Figura 79. Programación para guardar los datos. Fuente: Autores.....	72
Figura 80. Programación de la RNA en Matlab. Fuente: Autores.....	73
Figura 81. Programación de la RNA en LabVIEW. Fuente: Autores.....	76
Figura 82. Flujograma para la adquisición de datos e implementación del sistema de detección de fallas mediante RNA. Fuente: Autores.....	77
Figura 83. Diagrama de bloques para el diseño e implementación del sistema de RNA. Fuente: Autores.....	78
Figura 84. Ventana de la implementación en Minitab para el análisis del diseño experimental. Fuente: Autores.....	79
Figura 85. Resultados del análisis del diseño experimental inyector-bujía, potencia. Fuente: Autores.....	79

Figura 86. Resultado del análisis del diseño experimental inyector-bujía, media. Fuente: Autores.....	80
Figura 87. Resultado del análisis del diseño experimental inyector-bujía, energía de Fourier. Fuente: Autores	80
Figura 88. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, energía. Fuente: Autores	81
Figura 89. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, potencia. Fuente: Autores.....	81
Figura 90. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, potencia. Fuente: Autores.....	82
Figura 91. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, energía de Fourier. Fuente: Autores	82
Figura 92. Resultado de la RNA para la falla en los inyectores. Fuente: Autores	84
Figura 94. Resultado de la RNA para la falla en las bobinas. Fuente: Autores	86
Figura 95. Resultado de la RNA para la falla en la distribución. Fuente: Autores	87
Figura 96. Resultado de la RNA para la falla en la presión de combustible. Fuente: Autores	88
Figura 97. Resultado de la RNA para la falla en inyector-bujía. Fuente: Autores...	88
Figura 98. Resultado de la RNA para la falla en el filtro de aire. Fuente: Autores....	89
Figura 99. Resultado de la RNA para la falla en el catalizador. Fuente: Autores	89
Figura 100. Resultado de la RNA para Todas las fallas. Fuente: Autores.....	90
Figura 101. Bloque A, adquisición de muestras. Fuente: Autores.	91
Figura 102. Bloque B, filtrado y corte de las señales. Fuente: Autores.....	92
Figura 103. Bloque C, datos estadísticos de señales. Fuente: Autores	92
Figura 104. Bloque D, valor de salida de la red neuronal. Fuente: Autores	93
Figura 105. Ventana para la detección de las variables a determinar en la varianza de un solo valor. Fuente: Autores.....	95
Figura 106. Tabla del ANOVA de un solo factor, (valor vs repuesta). Fuente: Autores	95
Figura 107. Resultados de ANOVA (con el motor OK). Fuente: Autores	96
Figura 108. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 1)1. Fuente: Autores	96
Figura 109. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 2). Fuente: Autores	97
Figura 110. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 3). Fuente: Autores	97
Figura 111. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 4). Fuente: Autores	97

Figura 112. Ventana para el análisis de la muestra en Front Panel. Fuente: Autores	99
Figura 113. Ventana del Matlab script para leer la RNA creada en Block Diagram. Fuente: Autores	99
Figura 114. Resultado del sistema para los inyectores sin falla. Fuente: Autores	100
Figura 115. Resultado del sistema para la falla en el inyector 1. Fuente: Autores	100
Figura 116. Resultado del sistema para la falla en el inyector 2. Fuente: Autores	100
Figura 117. Resultado del sistema para la falla en el inyector 3. Fuente: Autores	101
Figura 118. Resultado del sistema para la falla en el inyector 4. Fuente: Autores	101
Figura 119. Resultado del sistema para las bujías sin falla. Fuente: Autores	102
Figura 120. Resultado del sistema para la falla en la bujía 1. Fuente: Autores	102
Figura 121. Resultado del sistema para la falla en la bujía 2. Fuente: Autores	103
Figura 122. Resultado del sistema para la falla en la bujía 3. Fuente: Autores	103
Figura 123. Resultado del sistema para la falla en la bujía 4. Fuente: Autores	103
Figura 124. Resultado del sistema para las bobinas sin falla. Fuente: Autores	104
Figura 125. Resultado del sistema para la falla en la bobina 1-4. Fuente: Autores	104
Figura 126. Resultado del sistema para la falla en la bobina 2-3. Fuente: Autores	105
Figura 127. Resultado del sistema para la presión de combustible sin falla. Fuente: Autores	105
Figura 128. Resultado del sistema para la falla de la presión de combustible a 25 psi. Fuente: Autores	106
Figura 129. Resultado del sistema para la falla de la presión de combustible a 65 psi. Fuente: Autores	106
Figura 130. Resultado del sistema de distribución sin falla. Fuente: Autores	107
Figura 131. Resultado del sistema para la falla al adelantar la admisión. Fuente: Autores	107
Figura 132. Resultado del sistema para la falla al adelantar el escape. Fuente: Autores	108
Figura 133. Resultado del sistema para la falla al retrasar la admisión. Fuente: Autores	108
Figura 134. Resultado del sistema para la falla al retrasar el escape. Fuente: Autores	108
Figura 135. Resultado del sistema para la falla al adelantar admisión y escape. Fuente: Autores	109

Figura 136. Resultado del sistema para la falla al retrasar admisión y escape. Fuente: Autores.....	109
Figura 137. Error obtenido de las respuestas de la falla en los inyectores. Fuente: Autores.....	110
Figura 138. Error obtenido de las respuestas de la falla en las bujías. Fuente: Autores	110
Figura 139. Error obtenido de las respuestas de la falla en las bobinas. Fuente: Autores.....	111
Figura 140. Error obtenido de las respuestas de la falla en la presión de combustible. Fuente: Autores.....	111
Figura 141. Error obtenido de las respuestas de la falla en el sistema de distribución. Fuente: Autores.....	111

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Maneras de escribir los tratamientos de un diseño experimental. Fuente; (Gutiérrez, 2008).....	25
Tabla 2. Tabla de signos. Fuente; (Gutiérrez, 2008).....	26
Tabla 3. Flujograma para llegar a un ANOVA. Fuente; (Gutiérrez, 2008).	26
Tabla 4. ANOVA para el diseño factorial 2 ² . Fuente; (Gutiérrez, 2008).	27
Tabla 5. Características técnicas motor Sonata. Fuente: Autores.....	31
Tabla 6. Resultados de pruebas para verificar el estado actual del motor Hyundai SONATA 2.0. Fuente: Autores	33
Tabla 7. Condiciones normales del MEP. Fuente: Autores.	47
Tabla 8. Niveles de cada factor de falla. Fuente: Autores.	48
Tabla 9. Características del sensor KS. Fuente; (Pesantez & P. Zamora, 2015).....	54
Tabla 10. Tipos de conexiones de entrada a la tarjeta DAQ. Fuente; (National Instruments , 2009)	55
Tabla 11. Pines de conexión del sensor CMP. Fuente; (Peñaherrera & Holguer A, 2005).	57

1 INTRODUCCIÓN.

El mantenimiento en los motores de combustión interna, ha ido evolucionando con el transcurso de los años, desde el primer mantenimiento que consistía en que los motores funcionen hasta fallar, lo que ocasionaba retrasos en las industrias, por lo que fue necesario crear otros tipos de mantenimiento que permitan ir a la par con el avance de la tecnología; (PÉREZ & BERMEJO, 2013)

La implementación de nuevos sistemas de diagnóstico de fallas del motor permiten solucionar estos inconvenientes, ya que estos no deberían ser diagnosticados únicamente por la computadora del vehículo (ECU), por lo que es necesario establecer o construir el uso de nuevas estrategias como: la aplicación de nuevos sensores, inteligencia artificial como las Redes Neuronales Artificiales (RNA) y más sistemas de control los cuales deben facilitar en el mantenimiento del MEP.

La implementación de RNA permite solucionar un problema específico del motor sin necesidad de desarmar el mismo, por lo que este proyecto busca crear un sistema de RNA que facilite el mantenimiento del MEP, basado en la obtención de señales de los sensores KS y CMP en diferentes condiciones de funcionamiento del motor. Esta base de datos será de utilidad en los talleres de mecánica automotriz ya que permitirá hacer una comparación rápida entre la señal obtenida por el sensor y la falla que origina dicha señal.

Con los antecedentes descritos se espera que con el desarrollo de este proyecto, el tiempo para determinar una falla mecánica en el funcionamiento del MEP sea mínimo, con el fin de reparar el daño sin necesidad de desarmar el motor e incurrir en gastos adicionales.

2 PROBLEMA.

2.1 Antecedentes.

El motor de combustión interna en su funcionamiento produce vibraciones, las cuales se incrementan cuando el MEP experimenta una falla mecánica. Entre los casos de análisis de vibraciones se tiene que el primer analizador de vibración fue el cerebro humano, combinado con los sentidos del oído y del tacto. Muchos mecánicos u operados de maquinaria son capaces de definir si una maquina está en buen estado o mal estado solo con escuchar el ruido de la maquina o fijarse en las vibraciones, el oído humano es extremadamente apto para reconocer patrones por ejemplo el operador sabe que el motor está vibrando de más o que su sonido no es el correcto pero no puede determinar con certeza cuál es la falla, estas son las áreas donde el analizador de vibración humano falla; (PÉREZ & BERMEJO, 2013).

Para disminuir el error de detección de fallas desarrollados métodos mecánicos y electrónicos que aporten a este propósito. Los primeros medidores de vibración fueron introducidos en los años 1950. Ellos medían el nivel general o nivel de banda ancha de vibración en maquinaria. Después fueron los filtros analógicos los cuales permiten crear un espectro de vibración al poder diferenciar los componentes de frecuencia.

En los años 1970 vieron la llegada de la computadora personal y el procesador de las señales digitales que lleva al analizador TRF y eso permitió el cálculo de un espectro de frecuencias muy rápido, desde una señal de vibración grabada. Estos pesaban hasta 35 kilogramos; (PÉREZ & BERMEJO, 2013).

Posterior en los años 1980 se creó el microprocesador en un único chip de silicón y éste fue seguido muy rápidamente por el verdadero analizador de señales digitales portátil, activado por baterías. El cual usaba algoritmos de computadora renovando así el estudio de vibraciones en los motores para el mantenimiento y comprobación de estado de funcionamiento.

Más adelante las vibraciones tuvieron su auge en el mantenimiento predictivo, debido a un fenómeno llamada resonancia, cuyas consecuencias podían ser muy serias.

El mantenimiento predictivo jugó un papel importante en el crecimiento económico de las empresas, ya que predecir una falla por vibraciones era sinónimo para decidir el momento adecuado y así detener la máquina y proporcionarle el mantenimiento adecuado evitando consecuencias peores como el daño total de la máquina; (PÉREZ & BERMEJO, 2013).

Investigaciones previas del análisis de vibraciones se han realizado como: en el año de 1998, “Diagnostico por vibraciones en motores de combustión interna J. Rodríguez Matienzo departamento de mecánica aplicada”, en el cual se enfoca el diagnóstico vibro acústico a partir del empleo de las frecuencias naturales de oscilación del bloque como frecuencias de diagnóstico. De la misma manera la investigación en el año 2014, “Detección de fallos en la combustión para motores de combustión interna alternativos diésel por el análisis de vibraciones”, en este proyecto se presenta dar fallos en el funcionamiento en motores de encendido por compresión y analizar las vibraciones mediante un acelerómetro. En el año 2016 la investigación, “Detección de fallas a través de análisis de vibraciones mediante la transformada de wavelets de un motor de combustión interna sonata 2.0 a gasolina”, en este cual se presenta el análisis de vibraciones de un motor de combustión interna alternativo, mediante análisis de frecuencias y la transformada de Wavelet, en donde se realiza un estudio de la forma de la señal temporal y de la energía de dicha señal, para extraer así algunos de los valores característicos utilizando el sensor KS¹.

Hoy en día se ha venido definiendo un nuevo campo de las ciencias de la computación, comprendido por aquellos métodos y técnicas de resolución de problemas que no pueden ser fácilmente descritos por algoritmos tradicionales; (Lopez, 2007).

¹ (PÉREZ & BERMEJO, 2013)

Este campo, denominado «computación cognitiva», dispone de un conjunto variado de metodologías de trabajo, entre las cuales se tiene a las Redes Neuronales Artificiales (RNA), cuyos campos de aplicación incluyen: negocios, finanzas, industria, salud, ingeniería entre ellas la ingeniería automotriz, entre otras².

Una de las aplicaciones de las RNA, es el procesado de señales, lo cual resulta de gran utilidad en la ingeniería mecánica, ya que con el avance de la tecnología se han incorporado al automóvil varios sensores, los cuales transmiten señales que indican el funcionamiento del vehículo. En base a esto se han realizado varias investigaciones, estudios, y proyectos de titulación, con el propósito de aplicar la tecnología de RNA en la mecánica automotriz, por ejemplo, en el 2000 una tesis doctoral en la Universidad de Cataluña realizó un proyecto de la “Aplicación de las Redes Neuronales en los Sistemas de Control Vectorial de los Motores de Inducción” que concluyó que la red neuronal mostró un buen comportamiento pudiendo ser aplicada en el análisis de los motores. En el 2007 un proyecto de titulación de la UPS realizó el “Diseño y Construcción de una Red Neuronal Artificial de propósito General”, en el cual se demostró que el desarrollo de este tipo de herramientas es de vital importancia pues se demostró ser eficiente a la hora de aplicar.

2.2 Importancia y alcance.

Este proyecto va dirigido a la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana, a través de su línea de investigación de Ingeniería de Transporte GIIT; la cual se verá beneficiada mediante el desarrollo de una metodología de diagnóstico basado en RNA, que permita obtener resultados de pruebas reales y la creación de bases de datos para la evaluación y diagnóstico del MEP.

El presente proyecto de titulación toma relevancia al dirigirse al mantenimiento generado en los MEP, al considerar la implementación de un sistema de RNA, que tiene como finalidad la detección de fallas en motores de encendido provocado.

² (Lopez, 2007)

Además, este proyecto determinara la factibilidad e importancia de aplicar redes neuronales artificiales para determinar fallas mecánicas en el MEP.

El alcance de este proyecto es la creación de un software basado en RNA que permitirá el análisis de fallas mecánicas en un MEP. Para lograr este objetivo como punto de partida, se incorporará el sensor KS al motor, ubicándolo según sea la calidad de la señal que se obtenga en el muestreo de datos, y en caso de ser necesario en el transcurso del proyecto se incorporarán otros sensores. Luego se provocarán fallas mecánicas intencionales en un MEP como por ejemplo filtros en mal estado, inyectores dañados, bujías mal calibradas, entre otras y se obtendrá la señal transmitida por el sensor cuando se produzca las fallas en un MEP.

Estos datos y valores reales serán analizados mediante un diseño experimental implementados por un software, que mediante: adquisición y filtrado de la señal eléctrica, algoritmos matemáticos y métodos estadísticos, los cuales formularán valores relevantes para generar un RNA, por lo que se podrá disponer de información que permitirá comparar las señales de los sensores.

Una vez que se cree la base de datos, se comprobara los resultados del proyecto mediante el sistema de redes neuronales artificiales.

2.3 Delimitación.

Entre los limitantes de este proyecto se puede mencionar los siguientes:

Las RNA permiten determinar fallas mecánicas en el funcionamiento del motor HYUNDAI SONATA 2.0 de 4 cilindros.

Mediante un diseño experimental se han generado un total de veinte y cuatro fallas mecánicas, que se puede considerar como fallas graves, medias e incipientes (leves). Considerando como graves a aquellas fallas provocados en los cilindros, ya sea por alteraciones en el funcionamiento de las bobinas, bujías o inyectores. Como fallos medios a aquellos de la distribución y bomba de combustible e incipientes a las fallas en el filtro de aire y el catalizador. Por lo que el programa de RNA se limita a la detección de estas fallas, por lo que si al

comparar las señales de un motor con la RNA, creada no hay coincidencia la falla puede encontrarse en otra parte del motor.

3 OBJETIVOS.

3.1 Objetivo general.

- Diseñar e Implementar un sistema basado en RNA para la determinación de fallas mecánicas en MEP mediante un método no invasivo.

3.2 Objetivos específicos.

- Elaborar una síntesis basado en la revisión del estado del arte sobre RNA para la aplicación en el mantenimiento automotriz.
- Obtener datos y valores del sensor KS para el análisis de la señal idónea a la detección de las fallas mecánicas.
- Aplicar la metodología de diseño experimental para el desarrollo de una base de datos de fallas mecánicas bajo diferentes condiciones de funcionamiento en los MEP.
- Crear un software especializado que determine fallas mecánicas por medio de RNA.
- Comprobar el método RNA mediante los datos obtenidos para la validación del programa determinado al mantenimiento del MEP.
- Analizar los resultados mediante el software para la visualización de las fallas mecánicas del motor.

4 REVISIÓN DE LITERATURA O FUNDAMENTOS TEÓRICOS O ESTADO DEL ARTE.

4.1 El Motor de encendido provocado (MEP).

Un motor es un dispositivo que permite transformar cualquier tipo de energía en energía mecánica. Dentro de ese amplio campo, se encuentra el MEP, que se puede definir como un mecanismo capaz de obtener energía mecánica a través de la energía

térmica que se encuentra internamente en un fluido compresible como un combustible; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).

Los motores de combustión interna alternativos han dominado sin seria competencia en un amplio campo de aplicaciones debido a las grandes ventajas que se presenta frente a otros tipos de motores, de las cuales se pueden destacar como: rendimiento, potencia, combustibles, características constructivas. Sin embargo la utilización de los MEP también presenta algunas debilidades e inconvenientes, como: las emisiones de gases contaminantes, la limitación a la potencia máxima, la dependencia del petróleo para la obtención del combustible. En cualquier caso, el balance global entre ventaja y desventaja de los MCI ha sido favorable en los últimos años, sin embargo el futuro es incierto en vista del endurecimiento de las normativas de contaminación, la disminución de las reservas de petróleo, y de las diferentes alternativas que se postulan para sustituirlo total o parcialmente. No obstante, las ventajas han tenido resultado puesto que hasta el día de hoy han fallado los frecuentes pronósticos lanzados en el pasado para la sustitución y desaparición del MCI debido a sus características anteriormente descritas; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).

La característica fundamental de este motor es que el inicio de la combustión se produce mediante un aporte de energía externo al ciclo termodinámico, que en motores actuales se consigue al hacer saltar una chispa a una bujía. Al momento en que toca producir el salto de la chispa este deberá ser el adecuado para conseguir que el proceso de expansión sea lo más eficiente posible como se muestra en la figura 1; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).

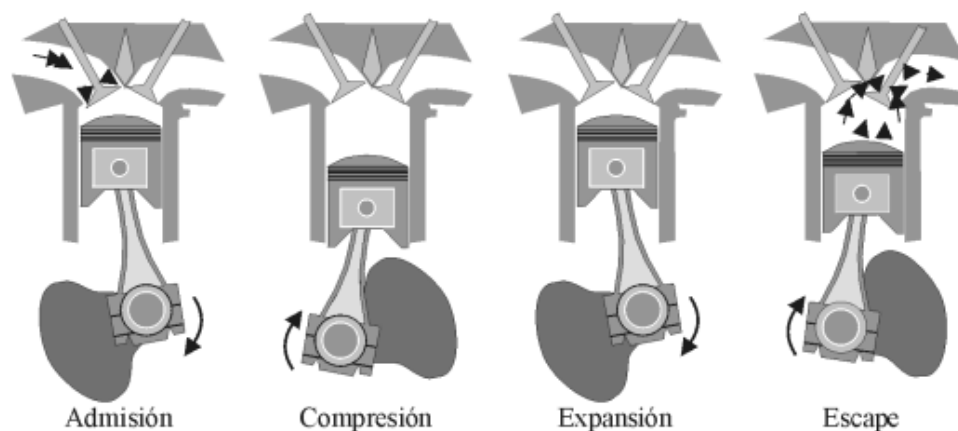


Figura 1. Fases de un MEP de 4t. Fuente; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).

En estos motores, la mezcla de aire y combustible pueden realizarse fuera del cilindro durante el proceso de admisión o puede introducirse solamente aire en el proceso de admisión y el combustible se introduce posteriormente durante la compresión directamente al cilindro formándose una mezcla heterogénea³.

Como consecuencia característica de lo anterior el ciclo de expansión se produce por el avance de frente de llama que recorre comenzando en la cámara y expandiéndose por el cilindro, partiendo desde la bujía y separando en todo momento dos zonas específicamente definidas, una con gases fríos y las demás con gases combustionados; (Payri González & Desantes Fernández, 2011).



Figura 2. Banco de MEP Hyundai Sonata 2.0. Fuente: Autores.

Otros nombres que reciben estos motores son: MCI, Motor OTTO y MEP como se muestra en la figura 2.

4.2 Ciclo Ideal de los MEP.

El ciclo de Otto es el ciclo ideal para las máquinas reciprocantes de encendido por chispa (MEP). Recibe ese nombre en honor a Nikolaus A. Otto, quien construyó una máquina de cuatro tiempos en 1876, en Alemania; (Moreno, 2016).

En estos motores se genera una mezcla de aire y combustible, las cuales son comprimidas para que reaccionen a la adición de calor (chispa), transformándose la energía química de la mezcla a energía térmica, produciéndose en la fase de expansión, del producto de combustión para darse el movimiento, después los gases

³ (Payri González & Desantes Fernández, 2011)

de la combustión son expulsados para que el proceso se repita Formándose una gráfica ideal presión-volumen como se muestra en la figura 3; (Moreno, 2016).

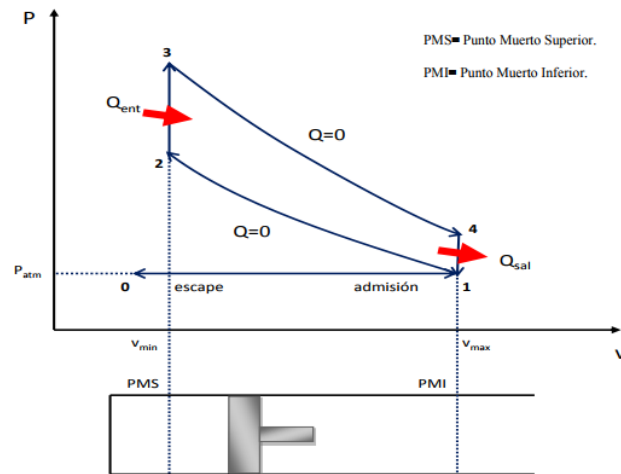


Figura 3. Gráfica ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).

4.3 Ciclo real en los MEP.

El ciclo real es el que refleja las condiciones efectivas de funcionamiento de un motor y se identifica, por lo que a distintas posiciones del pistón corresponde el diagrama de presión media del cilindro; (Moreno, 2016).

El dibujo demostrativo de este ciclo se llama diagrama indicado porque se traza por medio del indicador. La curva trazada por el estilete está referida, pues, a dos ejes coordenados, cuyo eje de abscisas representan los espacios recorridos por el pistón y por tanto, los volúmenes así como las ordenadas representan las presiones como se muestra en la figura 4; (Moreno, 2016).

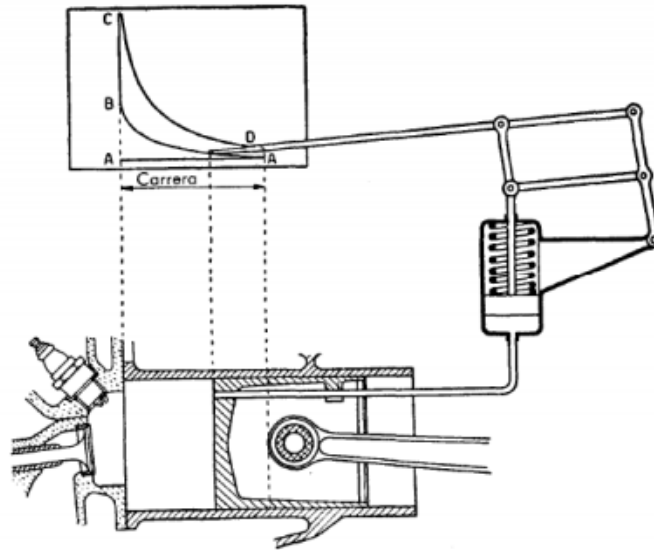


Figura 4. Gráfica ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).

La diferencia de ciclo real con el ideal, es que en el ciclo real la fase de ciclo abierto se realiza mediante el sistema de distribución, que es el encargado de la apertura sincronizada de las válvulas.

En la figura 5 se observa que en el ciclo ideal el proceso de escape se realiza tras la carrera de expansión y las válvulas de admisión se abren instantáneamente en el PMI. Entonces, parte de los gases encerrados en los cilindros salen de forma espontánea hasta que se equilibra la presión con el sistema de escape; (Moreno, 2016).

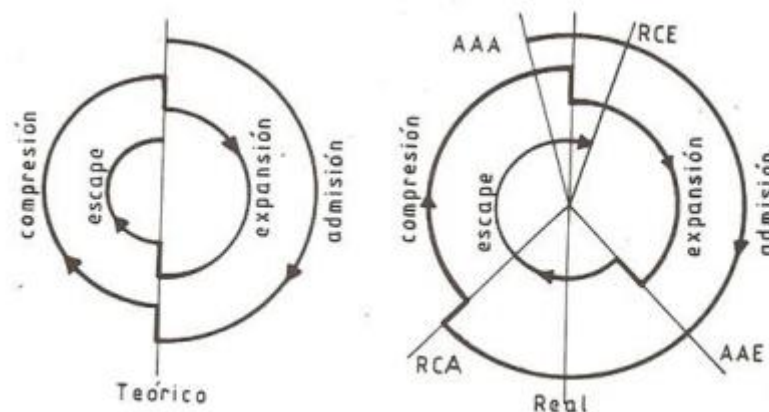


Figura 5. Diferencias ciclo teórico y ciclo real. Fuente; (Moreno, 2016).

La Fundación Natura-Cuenca aire-CGA, 2009, en su resumen de emisiones atmosféricas años base 2007, indica que la principal fuente emisora de contaminantes es el tráfico vehicular que aporta el 85 por ciento de las emisiones totales evaluadas,

entre las centrales térmicas segunda, el uso de solventes tercera, las gasolineras cuartas con 1,5 por ciento; (Vintimilla, 2015).

Concluyendo que los vehículos tanto a gasolina como a diésel, son los principales contaminantes ambientales en la ciudad de Cuenca con ochenta y cinco por ciento de emisiones contaminantes y más de cincuenta y nueve por ciento de gases efecto invernadero. Al ser unos de los primeros contaminantes en monóxido de carbono⁴.

Si el estado del motor no es óptimo este contaminará más de lo debido, siendo fundamental que éste se encuentre en buen estado, para la preservación del medio ambiente y el planeta.

4.4 Redes Neuronales Artificiales (RNA):

Una red neuronal artificial (RNA), es un sistema computacional compuesto por un gran número de elementos simples interconectados masivamente en paralelo y organización jerárquica, los cuales procesan la información por medio de su estado dinámico como respuestas a entradas extremas⁵.

Las redes neuronales son una forma emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos; (Matich, 2001).

Existen múltiples formas de llamar a una red neuronal; desde las definiciones cortas y genéricas hasta las que intentan explicar más detalladamente a continuación; (Matich, 2001).

- Una nueva forma de computación, inspirada en modelos biológicos.
- Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procesales organizados en niveles.
- Un sistema de computación compuesto por un gran número de elementos simples, elementos de procesos muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.
- Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico; (Matich, 2001).

⁴ (Vintimilla, 2015)

⁵ (Contreras Urgilés, 2015)

4.4.1 Ventajas generadas al aplicar las RNA.

Debido a su constitución y a sus fundamentos, las RNA constituyen un gran número de características adyacentes a las del cerebro humano. Por ejemplo, son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de errores anteriores a nuevos casos, de contener características esenciales a partir de entradas que representan información precisa, etc. Esto hace que ofrezcan numerosas ventajas y que este nuevo tipo de sistema se esté aplicando en múltiples áreas; (Matich, 2001).

Entre las ventajas se incluyen:

- Aprendizaje Adaptativo. Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial.
- Auto-organización. Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje. _ Tolerancia a fallos; (Matich, 2001).
- La destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo, algunas capacidades de la red se pueden retener, incluso sufriendo un gran daño.
- Operación en tiempo real. Los cálculos neuronales pueden ser realizados en paralelo; para esto se diseñan y fabrican máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad⁶.

Fácil inserción dentro de la tecnología existente. Se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes; (Matich, 2001).

4.5 Características de una red neuronal.

Neurona de entrada: reciben señales del entorno, ya sea de otras partes del sistema o sensores.

Neurona de salida: emiten una salida fuera del sistema una vez que ha finalizado el tratamiento de la información.

Neuronas ocultas: reciben estímulos y emiten salidas dentro del sistema, son las encargadas de realizar el procesamiento de la información. No tienen contacto con el exterior.

⁶ (Matich, 2001)

Estado de activación: El sistema tiene un tiempo t , esto se especifica mediante un vector de N números reales $A(t)$, que indica el estado de activación del conjunto de neuronas; (Contreras Urgilés, 2015).

4.5.1 Redes neuronales y computadoras.

Un sistema de computación digital debe ser síncrono o asíncrono. Si fuera asíncrono, la duración de los impulsos neuronales debería ser variable para mantener uno de los valores binarios por periodos de tiempo indefinido, lo cual no es el caso; (Matich, 2001)

Si el principio fuera síncrono, se necesitaría un reloj global o maestro con el cual los pulsos estén sincronizados. Éste tampoco es el caso. Las neuronas no pueden ser circuitos de umbral lógico. Porque hay miles de entradas variables en la mayoría de las neuronas y el umbral es variable con el tiempo, siendo afectado por la estimulación, atenuación, etc; (Matich, 2001)

Los circuitos del cerebro no implementan computación recursiva y por lo tanto no son algorítmicos. Debido a los problemas de estabilidad, los circuitos neuronales no son suficientemente estables para definiciones recursivas de funciones como en computación digital; (Matich, 2001) Un algoritmo, por definición, define una función recursiva, ver figura 6; (Matich, 2001).

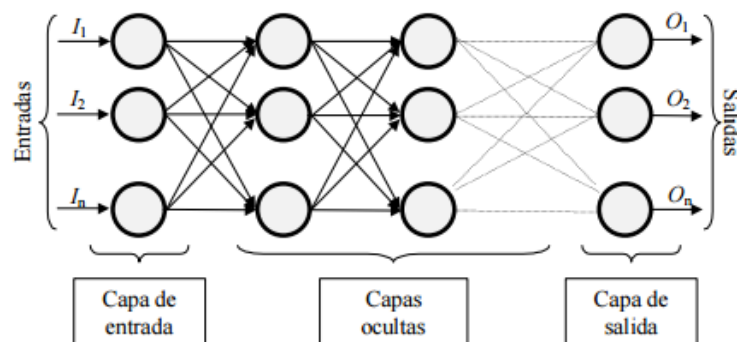


Figura 6. Ejemplo de una red neuronal totalmente conectada. Fuente; (Matich, 2001).

La misma está constituida por neuronas interconectadas y arregladas en tres capas, los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas; (Matich, 2001).



Figura 7. Comparación entre una neurona biológica y una artificial. Fuente; (Matich, 2001)

Se debe aprender algo sobre las neuronas y de cómo ellas son utilizadas por una red neuronal. En la Figura 7 se compara una neurona biológica con una neurona artificial. En la misma se pueden observar las similitudes entre ambas (tienen entradas, utilizan pesos y generan salidas); (Matich, 2001).

Mientras una neurona es muy pequeña en sí misma, cuando se combinan cientos, miles o millones de ellas pueden resolver problemas muy complejos. Por ejemplo el cerebro humano se compone de billones de tales neuronas; (Matich, 2001).

4.5.2 Funcionamiento de la red neuronal.

Una red neuronal es capaz de detectar relaciones complejas y no lineales entre variables, a partir de unidades sencillas como las neuronas, al disponer muchas de estas unidades en paralelo. Las variables se dividen en variables de entrada y de salida, relacionadas por algún tipo de correlación o dependencia (no necesariamente causa-efecto). También es posible que la salida sea la clasificación de las variables de entrada en diferentes grupos; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 1).

Las neuronas se pueden disponer en diferentes capas.

Las redes neuronales más sencillas constan de una capa de entrada, una capa de neuronas o capa oculta, y una capa de salida (Figura 8); (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 1).

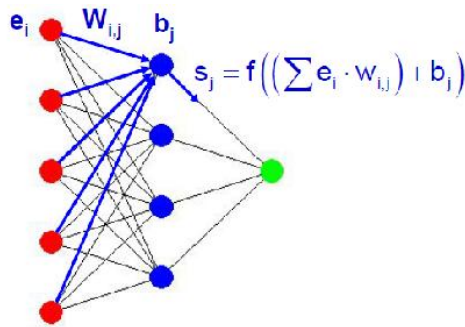


Figura 8. Ejemplo de red la neuronal con una capa oculta. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013)

El funcionamiento de una neurona consiste en la transformación de los valores de las entradas a través de las conexiones, en una salida. La salida se obtiene a partir de una función de propagación, una función de activación, y una función de transferencia; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 2).

- La función de propagación más común consiste en el sumatorio de todas las entradas multiplicadas por los pesos de las conexiones, más un valor de sesgo o “vías”.
- La función de transferencia se aplica al resultado de la función de propagación y normalmente consiste en una función de salida acotada como la sigmoidea (logsig) [0,1], o la tangente hiperbólica (tansig) [-1,1]. Otras funciones de transferencia pueden ser una función lineal (purelin) $[-\infty, +\infty]$, base radial (radbas) [0,1] o una función de discriminación (hardlim) [0,1] Como se muestra en la figura 9; (Miguel Figueres Moreno, 2013).

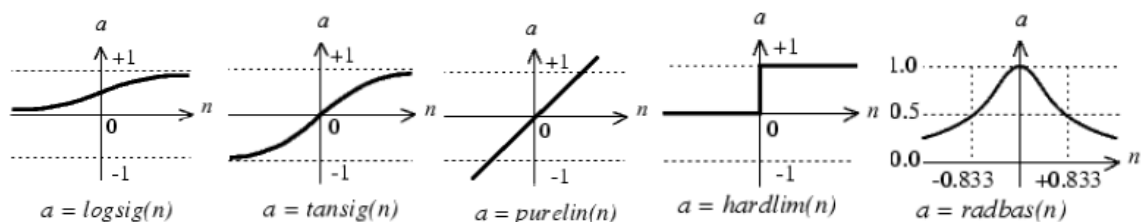


Figura 9. Funciones de transferencia para la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 2).

4.5.3 Sobre aprendizaje de la red neuronal.

Uno de los problemas en el proceso de entrenamiento, es el sobre aprendizaje. Ya que mediante un conjunto de datos, es posible que la red neuronal reproduzca muy bien el comportamiento de dichas muestras ver figura 10, pero no el de muestras

nuevas. Este problema se acentúa en el caso de que los datos tengan ruido o errores; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 3).

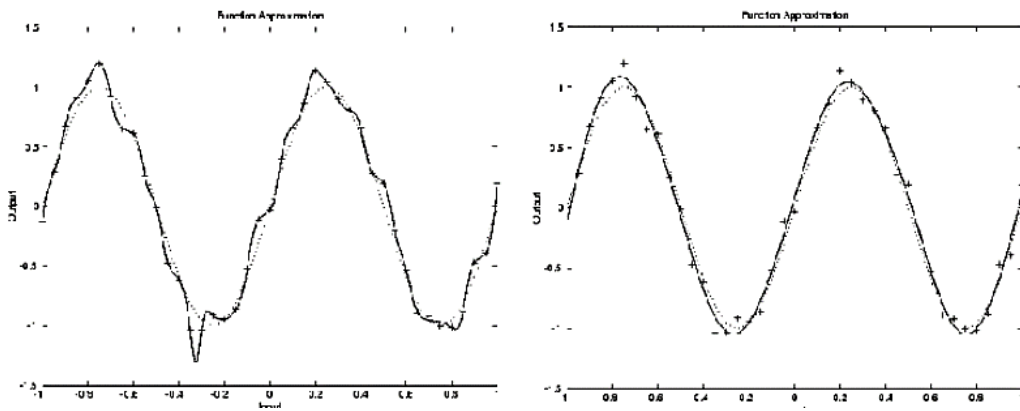


Figura 10. Aproximación de la función Seno, con y sin sobre aprendizaje de la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 3).

Existen múltiples modos de evitar el sobre aprendizaje. El primero de ellos sería obtener más muestras para el entrenamiento, aunque esto no es siempre posible. Otra posibilidad es reducir el tamaño de la red, de modo que la red neuronal es menos flexible y más robusta frente al ruido, aunque si se reduce demasiado, puede que no sea capaz de aprender o aproximar la función objetivo. Dotar a la red neuronal de suficientes parámetros para que sea capaz de aprender y evitar el sobre aprendizaje; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 3).

4.6 Técnicas para evitar la pérdida de generalización de la red neuronal.

4.6.1 Técnica para evitar el sobre aprendizaje de la red neuronal.

En la división de muestras de los grupos mencionados, es posible aplicar una técnica de evitar el sobre aprendizaje (early-stopping). Durante el proceso de optimización de los parámetros de la red, se comparan los errores obtenidos con las muestras de entrenamiento y con las muestras de validación. En el caso de que durante sucesivas iteraciones, el error con las muestras de entrenamientos disminuya, mientras que el error con las muestras de validación aumente, se detiene el proceso de ajuste, como un criterio de parada adicional como se muestra en la figura 11; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 4).

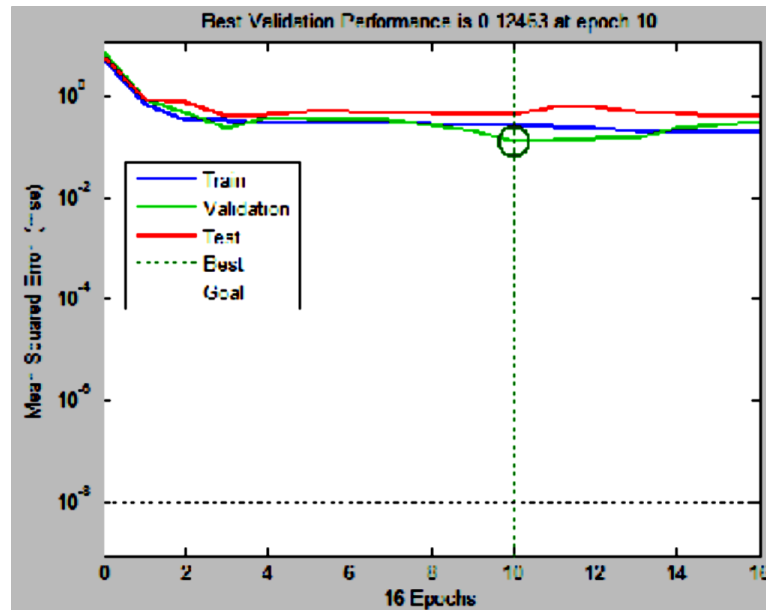


Figura 11. Representación de la evolución de errores de entrenamiento, validación y test, de la red neuronal. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013, p. 4).

4.6.2 Normalización de datos.

La normalización de las muestras de entrada es el proceso en el que se reducen a los rangos [0,1] o [-1,1], la red no tendrá que comparar los valores con diferentes órdenes de magnitudes. Al no realizar la normalización de las muestras de entrada tendrán un efecto adicional sobre la neurona, dando lugar a decisiones incorrectas. Se analizará dos métodos de normalización de las muestras: máximo, mínimo-máximo; (Miguel Figueres Moreno, 2013).

- Método: máximo

Supóngase que los datos que se quieren normalizar se encuentran dentro del vector $Y(x)$, con $x=1,\dots,n$.

El procedimiento a seguir es el siguiente:

- 1) Se busca el máximo del vector $Y(x)$
- 2) Se normalizan los datos según la relación

$$Y_{\text{norm}}(X) = \frac{Y(x)}{\text{Max}}$$

- Método: mínimo-máximo

El procedimiento a seguir es bastante parecido al anterior:

- 1) Se busca el máximo y el mínimo del vector $Y(x)$
- 2) Se normalizan los datos según la relación

$$Y_{\text{norm}}(X) = \frac{Y(x) - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}}$$

Los valores normalizados sea cual sea tipo de datos tendrá como resultado [0,1].

Como se muestra en la figura 12⁷.

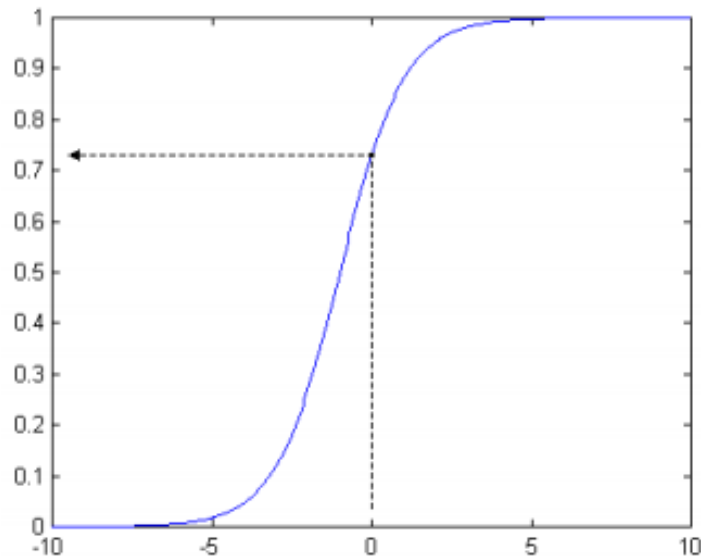


Figura 12. Datos normalizados. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013).

4.6.3 Tamaño de la red neuronal.

Al momento de dimensionar la red en función del número de muestras disponibles, de modo que el número de parámetros de la red sea una fracción del total las muestras disponibles. Si las muestras disponibles se encuentran distribuidos uniformemente, se puede tomar, por ejemplo, un tamaño de red tal que el número de las muestras sea de aproximadamente diez veces el número de parámetros de la red neuronal como se muestra en la figura 13; (Miguel Figueres Moreno, 2013)

⁷ (Miguel Figueres Moreno, 2013)

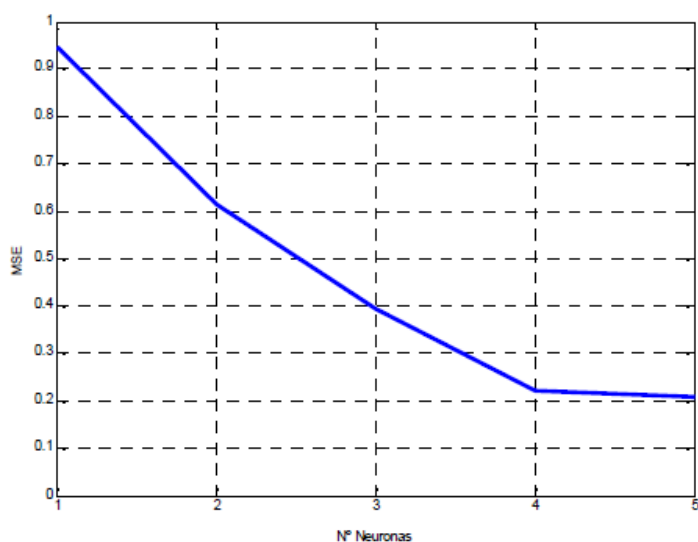


Figura 13. Gráfica de la red neuronal, visualización del resultado y su error. Fuente; (Miguel Figueres Moreno, 2013).

4.6.4 Simulación de la red neuronal.

Una vez entrenada una red neuronal, se puede comprobar el funcionamiento de la misma, aportando muestras de entrada y obteniendo muestras de salida.

Este proceso se llama simulación, ya que las muestras de entrada pueden ser muestras empleados en el entrenamiento, las muestras nuevos de los cuales se desea tener una predicción; (Miguel Figueres Moreno, 2013).

Un primer paso consiste en la comparación de las muestras de salida (targets) empleados en el entrenamiento, con las muestras simulados por la red neuronal. Esta comparación se llama validación cruzada, y permite representar gráficamente la bondad del ajuste de la red neuronal. Si el ajuste fuera perfecto, la representación de dichos valores se situaría sobre la recta $y = x$.

La validación cruzada se puede realizar para las muestras de entrenamiento, validación, test o todas las muestras, de modo que se puede comprobar si se ha producido sobre aprendizaje o no como se muestra en la figura 14.

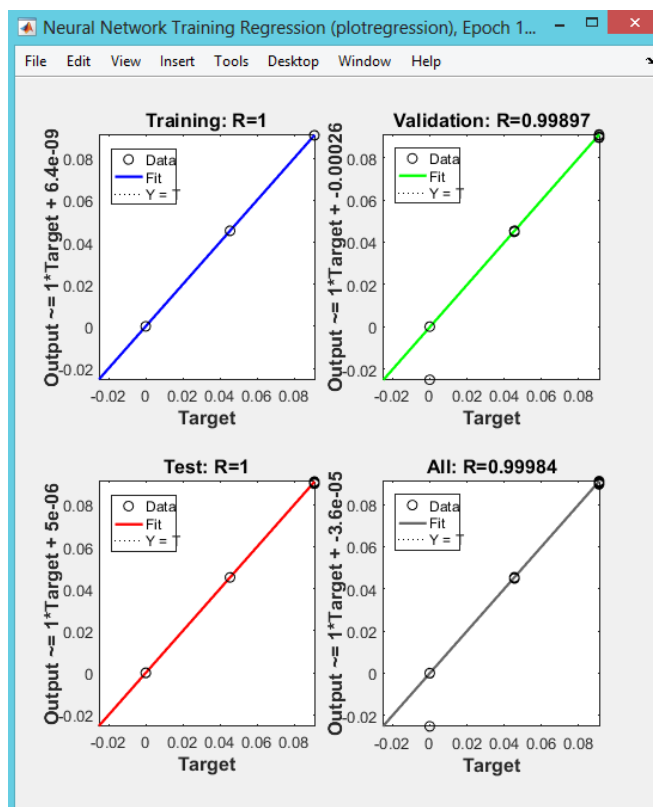


Figura 14. Simulación de la red para su validación de las muestras. Fuente: Autores

4.6.5 Medida del error de una red neuronal

El error de una red neuronal tendrá las mismas unidades que los valores de la salida de la red. Un modo de adimensionalizar el error, consiste en emplear el error cuadrático medio relativo (RMSE) como error; (Miguel Figueres Moreno, 2013)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2.$$

$$RMSE = \frac{MSE}{\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2} = \frac{MSE}{\sigma^2(t)}$$

4.7 Diseño Experimental

4.7.1 El diseño de experimentos.

El diseño de experimentos es la aplicación del método científico para generar conocimiento acerca de un sistema o proceso, por medio de pruebas planeadas adecuadamente. Esta metodología se ha ido consolidando como un conjunto de técnicas estadísticas y de ingeniería, que permiten entender mejor situaciones complejas de relación causa-efecto; (Gutiérrez, 2008, p. 4).

4.7.2 Variables, factores y niveles para el diseño experimental.

En todo proceso intervienen distintos tipos de variables o factores como los que se muestran en la figura 15, donde también se aprecian algunas interrogantes al planear un experimento. Variables de respuesta. A través de estas variables se conoce el efecto o los resultados de cada prueba experimental, por lo que pueden ser características de la calidad de un producto y variables que miden el desempeño de un proceso. El objetivo de muchos estudios experimentales es encontrar la forma de mejorar las variables de respuesta. Por lo general, estas variables se denotan con la letra 'y'; (Gutiérrez, 2008).

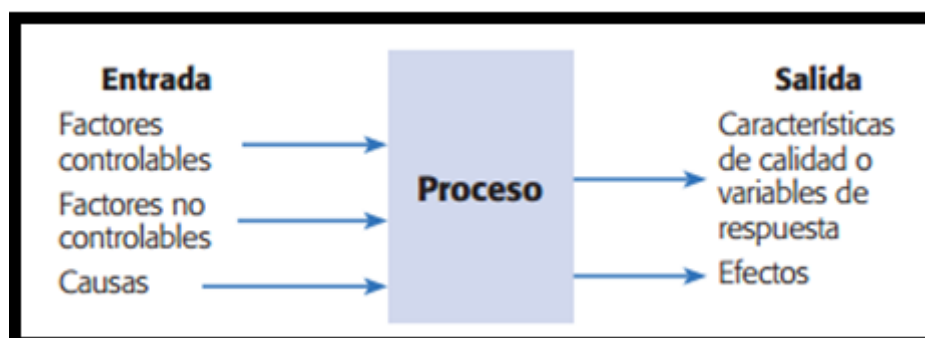


Figura 15. Variables para el proceso de diseño del experimento. Fuente; (Gutiérrez, 2008).

- Factores controlables: Son variables de proceso y características de los materiales y los métodos experimentales que se pueden fijar en un nivel dado.
- Factores no controlables: Son variables que no se pueden controlar durante el experimento o la operación normal del proceso.
- Factores estudiados: Son las variables que se investigan en el experimento para observar cómo afectan o influyen en la variable de respuesta.

4.7.3 Etapas en el diseño de experimentos.

Para que un estudio experimental sea exitoso es necesario realizar, por etapas, diferentes actividades. En este sentido, la etapa más importante y a la que se le debe dedicar mayor tiempo es la planeación. A continuación se las etapas del diseño de experimentos con objeto de dar una visión global de lo que implica su correcta aplicación; (Gutiérrez, 2008, p. 10).

4.7.4 Planeación y realización del diseño experimental.

1. Entender y delimitar el problema u objeto de estudio. En la etapa de planeación se deben hacer investigaciones preliminares que conduzcan a entender y delimitar el problema u objeto de estudio, de tal forma que quede claro qué se va a estudiar, por qué es importante y, si es un problema, cuál es la magnitud del mismo⁸.
2. Elegir las variables de respuesta que será medida en cada punto del diseño y verificar que se mide de manera confiable. La elección de estas variables es vital, ya que en ella se refleja el resultado de las pruebas. Por ello, se deben elegir aquellas que mejor reflejen el problema o que caractericen al objeto de estudio. Además, se debe tener confianza en que las mediciones que se obtengan sobre esas variables sean confiables. En otras palabras, se debe garantizar que los instrumentos y métodos de medición son capaces de repetir y reproducir una medición, que tienen la precisión (error) y exactitud (calibración) necesaria; (Gutiérrez, 2008).
3. Determinar cuáles factores deben estudiarse o investigarse, de acuerdo a la supuesta influencia que tienen sobre la respuesta. No se trata de que el experimentador tenga que saber a prioridad cuáles factores influyen, puesto que precisamente para eso es el experimento, pero sí de que utilice toda la información disponible para incluir aquellos que se considera que tienen un mayor efecto⁹.
4. Seleccionar los niveles de cada factor, así como el diseño experimental adecuado a los factores que se tienen y al objetivo del experimento. Este paso

⁸ (Gutiérrez, 2008)

⁹ (Gutiérrez, 2008)

también implica determinar cuántas repeticiones se harán para cada tratamiento, tomando en cuenta el tiempo, el costo y la precisión deseada [6].

5. Planear y organizar el trabajo experimental. Con base en el diseño seleccionado, organizar y planear con detalle el trabajo experimental; (Gutiérrez, 2008).

4.7.4.1 Análisis

En esta etapa no se debe perder de vista que los resultados experimentales son observaciones muestrales, no poblacionales. Por ello, se debe recurrir a métodos estadísticos inferenciales para ver si las diferencias o efectos muestrales (experimentales) son lo suficientemente grandes para que garanticen diferencias poblacionales. La técnica estadística central en el análisis de los experimentos es el llamado análisis de varianza ANOVA; (Gutiérrez, 2008).

4.7.4.2 Interpretación.

Con el respaldo del análisis estadístico formal, se debe analizar con detalle lo que ha pasado en el experimento, desde contrastar las conjeturas iniciales con los resultados del experimento, hasta observar los nuevos aprendizajes que sobre el proceso se lograron, verificar supuestos y elegir el tratamiento ganador, siempre con apoyo de las pruebas estadísticas; (Gutiérrez, 2008).

4.7.4.3 Control y conclusiones finales.

Para concluir el estudio experimental se recomienda decidir qué medidas implementar para generalizar el resultado del estudio y para garantizar que las mejoras se mantengan. Además, es preciso organizar una presentación para difundir los logros; (Gutiérrez, 2008, p. 11).

4.7.5 Diseño factorial 2^k

Se presenta en la familia de diseños factoriales completos 2^k (k factores con dos niveles de prueba cada uno), que es una de las familias de diseños de mayor impacto en la industria y en la investigación, debido a su eficacia y versatilidad. Los

factoriales 2^k completo son útiles principalmente cuando el número de factores a estudiar está entre dos y cinco ($2 \leq k \leq 5$), rango en el cual su tamaño se encuentra entre cuatro y 32 tratamientos; esta cantidad es manejable en muchas situaciones experimentales; (Gutiérrez, 2008, p. 166).

4.7.6 Diseño factorial 2^2 .

Con un diseño factorial 2^2 , se estudia el efecto de dos factores considerando dos niveles en cada uno. Cada réplica de este diseño consiste de $2 \times 2 = 4$ combinaciones que se pueden denotar de diferentes maneras, como se muestra en la figura 16. Algunas de estas notaciones se utilizan en situaciones muy particulares; por ejemplo, la notación $+1, -1$ es útil a la hora de hacer los cálculos para ajustar por mínimos cuadrados un modelo de regresión a los datos; es la notación que utilizan los paquetes Statgraphics y Minitab; (Gutiérrez, 2008, p. 168).

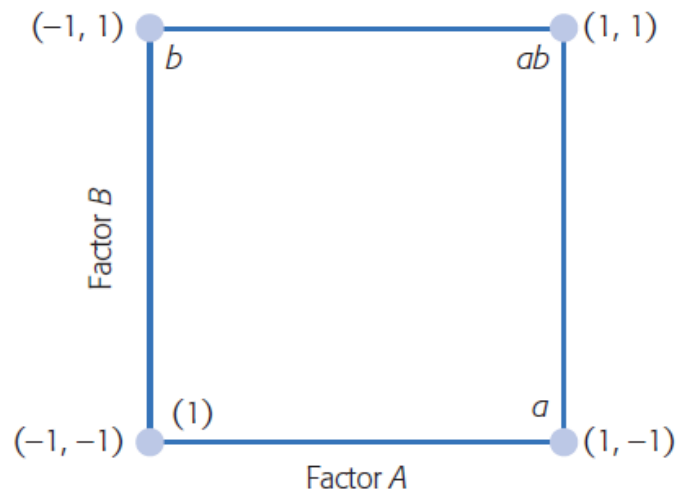


Figura 16. Representación del diseño factorial 2^2 . Fuente; (Gutiérrez, 2008).

La notación de signos (+), (-) es muy práctica para escribir las matrices de diseño; esta notación, combinada con la de Yates (tabla 1) permite representar y calcular fácilmente los efectos de interés. La notación con letras $A+, A-$ se utiliza para escribir, al final del análisis del experimento, el mejor punto o tratamiento ganador que se ha encontrado¹⁰.

¹⁰ (Gutiérrez, 2008)

La notación de Yates [(1), a, b, ab] tiene un significado diferente a las demás: con ella se representa el total o la suma de las observaciones en cada tratamiento, más que al tratamiento mismo. Hay que observar que la lógica de la notación de Yates es la siguiente: si una letra minúscula está presente, entonces el factor correspondiente se encuentra en su nivel alto; si está ausente, el factor está en su nivel bajo; por ejemplo, ab se refiere al tratamiento en el que los factores A y B están en su nivel alto; (Gutiérrez, 2008).

Tabla 1. Maneras de escribir los tratamientos de un diseño experimental. Fuente; (Gutiérrez, 2008).

	A	B	A ₁	B ₁	A ⁻	B ⁻	A	B	A	B	A	B	Notación de Yates
Trat 1 →	bajo	bajo	A ₁	B ₁	A ⁻	B ⁻	-	-	0	0	-1	-1	(1)
Trat 2 →	alto	bajo	A ₂	B ₁	A ⁺	B ⁻	+	-	1	0	1	-1	a
Trat 3 →	bajo	alto	A ₁	B ₂	A ⁻	B ⁺	-	+	0	1	-1	1	b
Trat 4 →	alto	alto	A ₂	B ₂	A ⁺	B ⁺	+	+	1	1	1	1	ab

4.7.6.1 Análisis de varianza

El análisis de varianza es un método para comparar dos o más medidas., aunque los efectos calculados con datos muestrales sean números distintos de cero, esto no implica que el efecto correspondiente sea estadísticamente diferente de cero. O, si en su representación gráfica aparentan ser importantes, eso tampoco es suficiente para concluir que afectan de manera significativa la variable de respuesta. Para afirmar que tales efectos contribuyen a explicar el comportamiento de la respuesta, se debe hacer la prueba estadística del análisis de varianza; (Gutiérrez, 2008, p. 170).

4.7.6.2 Métodos para calcular contrastes.

La tabla 2 de signos se construye a partir de la matriz de diseño, multiplicando las columnas que intervienen en la interacción que se quiera calcular. Por ejemplo, si se quiere obtener el contraste de la interacción doble AB, se multiplica la columna de signos A por la columna B, y el resultado son los signos de contraste AB. Esto se muestra en la siguiente tabla de signos para el diseño factorial 2²; (Gutiérrez, 2008).

Tabla 2. Tabla de signos. Fuente; (Gutiérrez, 2008).

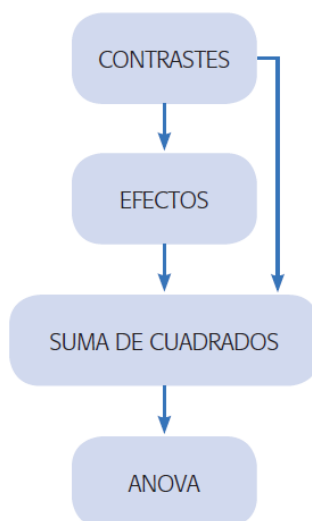
A	B	AB	Yates
-	-	+	(1)
+	-	-	<i>a</i>
-	+	-	<i>b</i>
+	+	+	<i>ab</i>

Las columnas que corresponden a los efectos principales coinciden con la matriz de diseño. Una vez obtenidas las columnas de signos de los efectos de interés, el contraste de cada efecto resulta de multiplicar su columna de signos por la columna de los datos expresados en la notación de Yates¹¹.

4.7.6.3 Pasos para llegar al ANOVA.

Para obtener el ANOVA se necesita calcular la suma de cuadrados de cada uno de los efectos. Las sumas de cuadrados se pueden obtener ya sea de los efectos o directamente de los contrastes como se muestra en la tabla 3.

Tabla 3. Flujograma para llegar a un ANOVA. Fuente; (Gutiérrez, 2008).



Una vez obtenidos los contrastes se procede a estimar los efectos, dividiendo éstos por la constante que los convierte en diferencias de medias. En particular, el diseño factorial 2^2 que está constante es $2n$. Para investigar cuáles de los tres efectos están activos o son significativos se procede a probar las hipótesis dadas por cada una

¹¹ (Gutiérrez, 2008)

contra la alternativa de que el efecto en cuestión es diferente de cero. Estas hipótesis se prueban con el análisis de varianza; (Gutiérrez, 2008).

Ho: Efecto A = 0

Ho: Efecto B = 0

Ho: Efecto AB = 0

En la tabla de ANOVA nótese que para calcular el CME se requieren al menos dos réplicas del experimento: con una réplica habría cero grados de libertad para el error, no se podría calcular su cuadrado medio y, por ende, no habría ANOVA, se recomienda correr el factorial 2^2 con al menos tres réplicas para poder estimar un CME confiable; (Gutiérrez, 2008, p. 172).

Con el análisis de varianza de la tabla 4 se sabe cuáles de los tres efectos A, B o AB actúan sobre la variable de respuesta. Se recomienda graficar los efectos que fue ron activos y aquellos sobres los que se tenía algún tipo de conjetura muy definida; a continuación, se hace una interpretación a detalle y ésta se convierte en conocimiento sobre el proceso o fenómeno investigado. Para determinar las mejores condiciones de operación del proceso se deben utilizar sólo los efectos que resultan estar activos en el ANOVA; (Gutiérrez, 2008).

Tabla 4. ANOVA para el diseño factorial 2^2 . Fuente; (Gutiérrez, 2008).

<i>FV</i>	<i>SC</i>	<i>GL</i>	<i>CM</i>	<i>F₀</i>	<i>Valor-p</i>
A	SC_A	1	CM_A	CM_A/CM_E	$P(F > F_0)$
B	SC_B	1	CM_B	CM_B/CM_E	$P(F > F_0)$
AB	SC_{AB}	1	CM_{AB}	CM_{AB}/CM_E	$P(F > F_0)$
Error	SC_E	$4(n - 1)$	CM_E		
Total	SC_T	$n2^2 - 1$			

4.8 Software de programación MATLAB.

MATLAB (Matrix Laboratory) es un programa interactivo de uso general. Es un instrumento computacional, simple, versátil y de gran poder para aplicaciones numéricas, simbólicas y gráficas y contiene una gran cantidad de funciones predefinidas para aplicaciones en ciencias de la ingeniería; (Luis Rodríguez Ojeda, 2007).

La interacción se realiza mediante instrucciones (denominadas comandos), también mediante funciones y programas en un lenguaje estructurado. Los objetos básicos con los cuales opera MATLAB son matrices. La asignación de memoria a cada variable la realiza MATLAB en forma dinámica y eficiente, por lo que no son necesarias las declaraciones de variables antes de su uso; (Luis Rodríguez Ojeda, 2007).

4.9 Sistema de programación grafica (LabVIEW).

LabVIEW es una herramienta de lenguaje de programación gráfica que permite diseñar interfaces para uso mediante una consola interactiva basada en software¹².

Diseñado específicamente para acelerar la productividad de ingenieros y científicos. Con una sintaxis de programación gráfica que facilita visualizar, crear y codificar sistemas de ingeniería, LabVIEW reduce tiempos de pruebas, ofrece análisis de negocio basado en datos recolectados. LabVIEW está diseñado para incorporarse con otro software, ya sea métodos alternativos de desarrollo o plataformas de fuente abierta, para garantizar que puede usar todas las herramientas a su disposición Figura 17; (NATIONAL INSTRUMENTS, 2013).

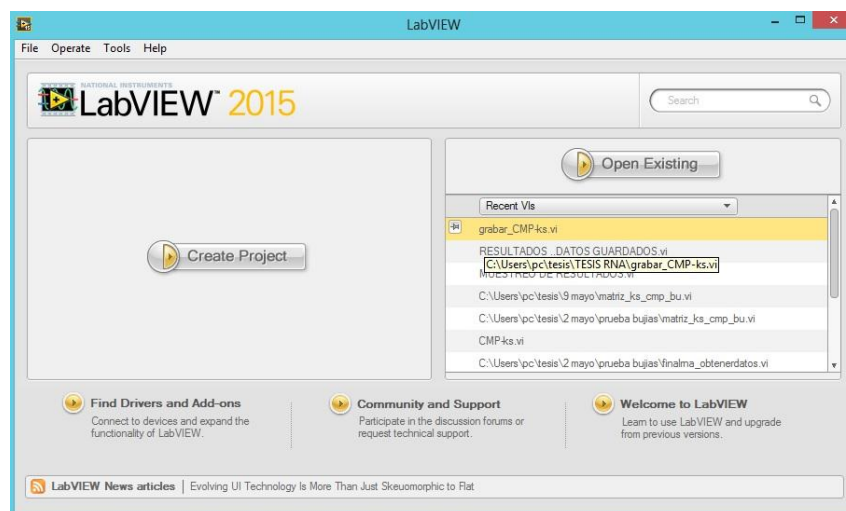


Figura 17. Interfaz de la ventana para LabVIEW. Fuente: Autores.

4.10 Herramienta para la toma de datos (DAQ NI USB-6212).

La adquisición de datos (DAQ) es el proceso de medir con una PC un fenómeno eléctrico o físico como voltaje, corriente, temperatura, presión o sonido. Un sistema

¹² (NATIONAL INSTRUMENTS, 2013)

DAQ consiste de sensores, hardware de medidas DAQ y una PC con software programable. Comparados con los sistemas de medidas tradicionales, los sistemas DAQ basados en PC aprovechan la potencia del procesamiento, la productividad, la visualización y las habilidades de conectividad de las PC estándares en la industria proporcionando una solución de medidas más potente, flexible y rentable (figura 18); (INSTRUMENTS, 2014)



Figura 18. Proceso para la adquisición de datos. Fuente; (INSTRUMENTS, 2014).

NI USB-6212 es un módulo DAQ multifunción USB de la Serie M energizado por bus y optimizado, para una precisión superior a velocidades de muestreo más altas. Esta tarjeta cuenta con 16 entradas analógicas, velocidad de muestreo de 400 kW/s, dos salidas analógicas, 32 líneas de E/S digital, cuatro rangos de entrada programable (± 0.2 V a ± 10 V) por canal, disparo digital y dos contadores/temporizadores como se muestra en la figura 19; (Guaman & Siguenza, 2017).



Figura 19. Tarjeta de adquisición de datos NI USB-6212. Fuente; (INSTRUMENTS, 2014).

5 MARCO METODOLÓGICO.

5.1 Estado mecánico del motor Hyundai SONATA 2.0.

El banco didáctico utilizado para la presente investigación es un motor a gasolina, este banco integra un motor Hyundai SONATA 2.0 DOHC.

El motor se encuentra en la maqueta de pruebas “Gasoline ING. A/T Control System Educational Training Equipment” SONATA 2.0, como se muestra en la figura 20.



Figura 20. Motor Hyundai SONATA 2.0 DOHC. Fuente: Autores.

El motor a gasolina SONATA 2.0, posee cuatro cilindros con una cilindrada de 2000cc. Es de transmisión automática y cuenta con las características técnicas que se muestran en la tabla 5.

Tabla 5. Características técnicas motor Sonata. Fuente: Autores.

Descripción	Características
Número de cilindros	4
cilindrada	2000
Tren de válvulas	DOCH
Índice de Comprensión	10.5:1
Potencia[CV]	175 a 6000
Par [Nm]	168 a 4000
Combustible	Gasolina
Transmisión	Automática

La maqueta de pruebas “Gasoline ING. A/T Control System Educational Training Equipament” SONATA 2.0, posee un panel de control que permite activar o desactivar los inyectores, las bobinas y varios sensores, mediante los interruptores de cada uno mostrado en la figura 21.

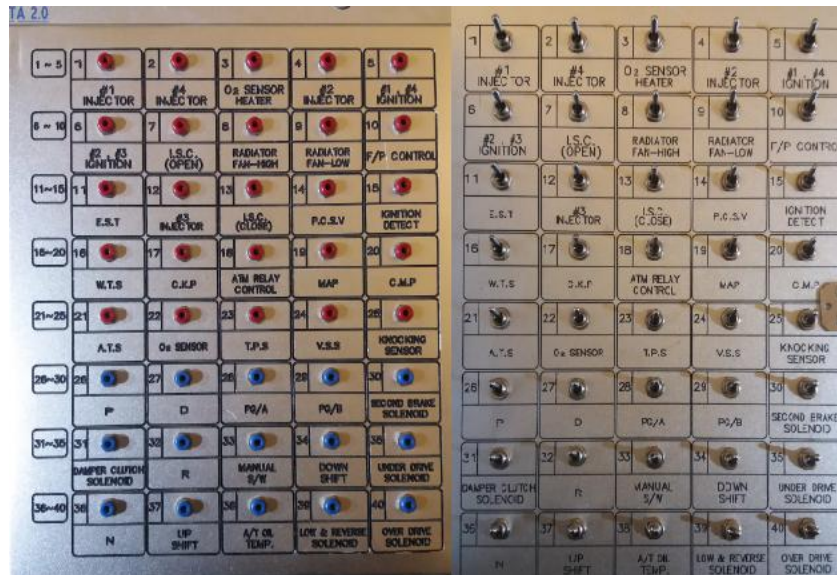


Figura 21. Panel de control maqueta motor Sonata 2.0. Fuente: Autores.

En primer paso para le ejecución de este proyecto es comprobar que el MEP se encuentre en óptimas condiciones, para obtener las señales emitidas por los sensores KS y CMP, los cuales servirán como base de datos para ser ingresadas en el software y crear la RNA. Por lo tanto es indispensable realizar un mantenimiento general del

motor y garantizar el correcto funcionamiento del mismo, evitando así obtener señales erróneas, que generen posibles complicaciones en el software.

El mantenimiento general del motor incluyó la revisión de los siguientes componentes del motor:

- 1.- Compresión de los cilindros.
- 2.- Estado de las bujías.
- 3.- Estado del filtro de aire.
- 4.- Estado del filtro de gasolina.
- 5.- Comprobación de la temperatura de funcionamiento.
- 6.- Análisis con el escáner automotriz.
- 7.- Estado de la bomba de gasolina.
- 8.- Estado de los inyectores

Además se debe considerar los siguientes parámetros:

- Nivel de combustible en el tanque.
 - Nivel de aceite del motor como la caja.
 - Nivel del refrigerante.
 - Voltaje de la batería y nivel de electrolito.
 - Fugas de aceite y refrigerante.
- Comprobación de la compresión de los cilindros.
- El motor tiene que estar a su temperatura normal de funcionamiento.
 - Se retiran los cables de alta tensión de las bujías.
 - Se retiran las bujías y se mide la compresión en cada cilindro.
 - Se da arranque al vehículo con el acelerador a fondo por pocos segundos hasta que llegue a la presión máxima.
 - Se repite el proceso para cada cilindro.
- Comprobación de las bujías.
- Resistencia del aislamiento.
 - Estado del electrodo.
 - Estado físico de la bujía.

➤ Análisis con el escáner automotriz.

Los pasos de pruebas de fallas de sensores y elementos electrónicos, para los cuales se utiliza un escáner automotriz, conectándose mediante OBDII verificando que no existan códigos de error como se muestra en el anexo 1.

Una vez realizado el mantenimiento general del MEP, “Hyundai Sonata 2.0 gasolina”, se comprobó su estado de funcionamiento, el cual se resume en la tabla 6, concluyendo que se encuentra en óptimas condiciones.

Tabla 6. Resultados de pruebas para verificar el estado actual del motor Hyundai SONATA 2.0.

Fuente: Autores

ESTADO MECANICO DEL MOTOR HYUNDAI SONATA 2.0 GASOLINA.				
REVISIÓN	VALOR OBTENIDO	OK	VALORES ERRONEOS	OBSERVACIONES
Revisión de la		Ok		
Revisión del refrigerante		Ok		
Revisión del aceite		Ok		
Revisión del electrolito de la batería		Ok		
Estado del filtro de aire		Ok		
Revisión de la cañerías del refrigerante		Ok		
Fugas en cañerías de retorno de combustible		Ok		
Voltaje de la batería	13,2 V	Ok		Según el manual el voltaje idóneo es igual a 12.7 voltios
Fallos DTC	No trouble Codes	Ok		
Presión en la riel de combustible	45 PSI	Ok		Según el manual la presión ideal es igual 49 psi
Compresión de los cilindros.	Presión de compresión por cilindro: 10.50 bar. Porcentaje de variación entre cilindros: 2%	Ok		No se observa variación de mas de 2% en cada cilindro

Una vez Comprobado que el MEP este en óptimo funcionamiento se procedió a obtener datos de las señales de los sensores KS y CMP, y posteriormente mediante métodos experimentales provocar fallas en el MEP para obtener una nueva base de datos.

5.1.1 Fallas provocadas en el MEP.

Mediante métodos experimentales se provocaron un total de 20 fallas mecánicas en el MEP, las mismas que se describen a continuación:

- Falla del cilindro uno desconectando el inyector.
- Falla del cilindro dos desconectando el inyector.
- Falla del cilindro tres desconectando el inyector.
- Falla del cilindro cuatro desconectando el inyector.
- Falla del cilindro uno calibrado la bujía al cero.
- Falla del cilindro dos calibrado la bujía al cero.
- Falla del cilindro tres calibrado la bujía al cero.
- Falla del cilindro cuatro calibrado la bujía al cero.
- Falla de los cilindros uno-cuatro desconectada la bobina uno-cuatro.
- Falla de los cilindros dos-tres desconectada la bobina dos-tres.
- Falla en la distribución adelantando un diente en el árbol de levas de la admisión.
- Falla en la distribución adelantando un diente en el árbol de levas del escape.
- Falla en distribución retrasando un diente en el árbol de levas de la admisión.
- Falla en la distribución retrasando un diente en el árbol de levas del escape.
- Falla en la distribución adelantando un diente en el árbol de levas de la admisión como en el escape.
- Falla en la distribución retrasando un diente en el árbol de levas de la admisión como en el escape.
- Falla, aumento de la presión de presión de combustible.
- Falla, disminución de la presión de combustible.
- Falla filtro de aire tapado 75%.
- Catalizador tapado.

5.1.2 Fallas provocadas a un cilindro al desconectar el inyector.

Los inyectores se desconectan mediante el panel de control de la maqueta como se observa en la figura 22, al desconectar el inyector no hay inyección de combustible en la cámara del cilindro, por lo que no hay combustión en éste, generándose de esta manera una falla en el funcionamiento del cilindro.

Se desconecta el primer inyector, se espera cinco minutos para que el MEP se estabilice y se obtiene las señales de los sensores KS y CMP, se realiza el mismo proceso con los tres inyectores restantes.

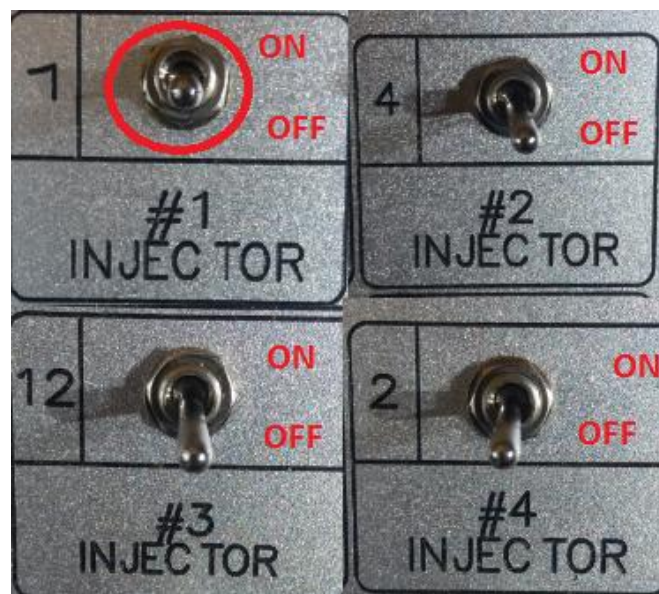


Figura 22. Panel de control para los inyectores. Fuente: Autores

La vida útil de un inyector se ve afectada por la calidad del combustible, estado del filtro de gasolina, estado de la bomba de gasolina. El caso de los inyectores que su señal es de voltaje posee una curva característica como se muestra en la figura 23¹³.

¹³ (Villavicencio Pablo, 2012)

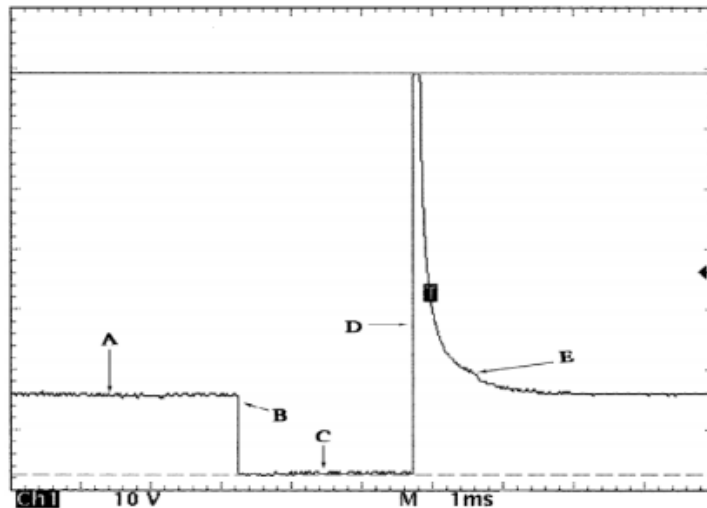


Figura 23. Curva característica de la señal de un inyector. Fuente; (Villavicencio Pablo, 2012)

Donde el punto "A" es el voltaje de alimentación al inyector, este punto es conocido como tensión de circuito abierto. El punto "B" es donde el circuito se cierra a tierra. El punto "C" es la caída del voltaje por el devanado del inyector este debe estar muy cerca de la tierra pero no la debe tocar, al tener una pequeña resistencia. El punto "D" representa el estado eléctrico del devanado del inyector, normalmente está entre los treinta y cinco voltios en el punto superior si posee un diodo zener si no de no ser así tendría sesenta voltios o más. El punto "E" es el núcleo magnético que permite el cierre del inyector. Para comenzar con el proceso nuevamente; (Villavicencio Pablo, 2012).

La falla provocada corta la alimentación al inyector por lo que el proceso descrito no se efectúa y no hay inyección de combustible, esta falla puede ser por algún cortocircuito, mal contacto en el socket, pistas o drivers quemadas de la ECU, o falla en el mismo inyector.

5.1.3 Fallas provocadas a un cilindro cerrando el electrodo de la bujía completamente.

En esta falla la bujía está totalmente cerrada por lo que no se tendrá chispa que produzca la combustión en el cilindro, como se muestra en la figura 24, al estar totalmente unido el electrodo central con el electrodo masa.



Figura 24. Bujía calibrada a 0 mm. Fuente: Autores

Para simular la falla de cada cilindro, la bujía del cilindro uno calibrada a 1mm, es cambiada por la bujía calibrada a cero mm, mientras que el resto de cilindros se mantiene con las bujías calibradas a 1 mm, este proceso se repitió para los cuatro cilindros para obtener los datos.



Figura 25. Bujía calibrada a 1 mm. Fuente: Autores

5.1.4 Falla provocada a la presión del combustible.

Primero se comprueba la presión de la bomba de gasolina la cual es de 0,31 Mpa, en el manómetro de presión que posee la maqueta como se en la figura 26, transformando a psi equivalen a 45 psi.



Figura 26. Manómetro de presión de combustible del banco Sonata 2.0. Fuente: Autores

Una vez comprobado la presión de la bomba se utilizó el Kit para medir presión de gasolina GT-1021 como se ve en la figura 27, el cual va a permitir simular las fallas que se puede dar en la bomba de combustible, filtro de gasolina o cañerías.



Figura 27. Kit para medir la presión de gasolina, GT-1021. Fuente; (GT SUPER TOOLS, 2010)

El proceso de conexión fue el siguiente:

Se desconectó la salida del filtro de gasolina y se conectó a la entrada el regulador de presión, la salida de este se conectó al riel de entrada de combustible en el motor, el liberador de presión del regulador se conectó directo con el tanque de gasolina, mientras que el retorno del riel del motor se bloqueó. En la figura 28 se observa a) El esquema para disminuir la presión, b) El esquema para aumentar la presión.

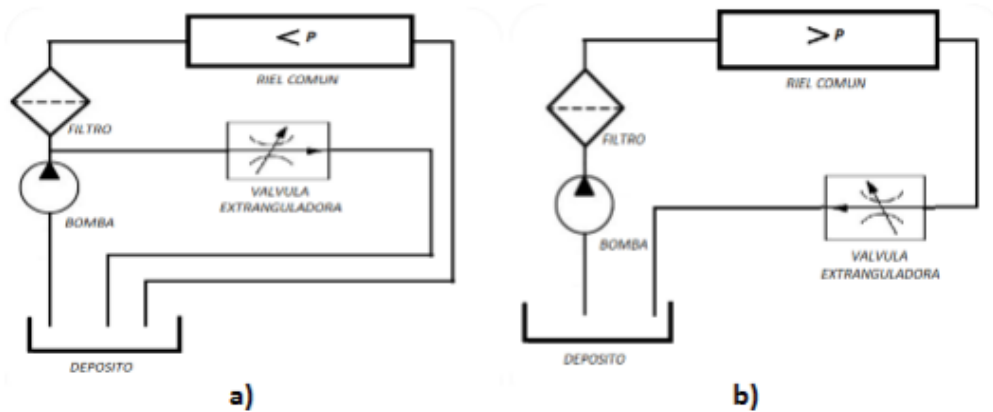


Figura 28. Esquema de conexión para controlar la presión de combustible. Fuente; (Auquilla & Beltrán, 2016)

Las conexiones del regulador de presión son las que se muestran en la figura 29 teniendo en cuenta que para encender el vehículo se debe tener una presión de 45 psi, y no es recomendable mantener mucho tiempo presiones elevadas ya que afecta a la vida útil de la bomba.



Figura 29. Conexiones del regulador de presión de combustible. Fuente: Autores

Mediante la perilla del regulador se puede obtener las presiones deseadas.

- **Presión más alta de lo normal:**

- a.- Falla el regulador de presión de combustible provocando que el suministro de gasolina y el retorno de combustible no puedan ser separados.
- b.- Bloqueo en la línea de retorno de combustible.
- c.- Fallas de las válvulas de seguridad del tanque de gasolina como en la bomba de gasolina.

d.- Falla del sistema de ventilación del tanque provocando presiones excesivas.

- **Presión más baja de lo normal:**

a.- Fallas de la bomba de combustible.

b.- Fallas del regulador de presión.

c.- Filtro de gasolina obstruido o deformado.

d.- Válvula de seguridad del tanque con falla.

e.- Voltaje de alimentación de la bomba insuficiente¹⁴

Para este proyecto se provocaron fallas arbitrarias en los valores de presión del combustible, subiendo la presión a 65 psi y bajando la misma a 25 psi (figura 30), con estos valores de presión se tomó las señales de los sensores KS y CMP, para obtener los datos bajo estas condiciones del motor.



Figura 30. Diferencias en la presión de combustible. Fuente: Autores

5.1.5 Fallas provocadas en las bobinas de encendido.

El principio de funcionamiento de todas las bobinas es el mismo, consiste en recibir una tensión de 12 voltios de la batería y convertirla en una tensión de kilovoltios. Para recrear esta falla debido a que el motor solo posee dos bobinas ya que tiene chispa perdida, primero se desactivo la bobina 1-4 en el panel de control de la maqueta y después se desactivo la bobina 2-3 como se observa en las figuras 31 y 32.

¹⁴ (GT SUPER TOOLS, 2010)

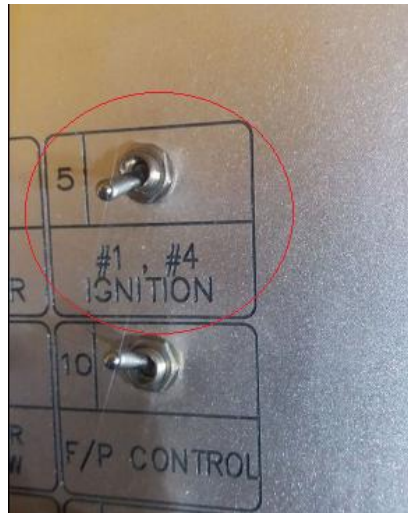


Figura 31. Panel de control de la bobina 1-4 desconectada. Fuente: Autores



Figura 32. Panel de control de la bobina 2-3 desconectada. Fuente: Autores

Esta falla puede ocurrir debido a que la bobina esta quemada o que no le llegue alimentación debido a un corto de corriente en el riel de cables.

Se muestreo las señales de los sensores bajo estas condiciones de funcionamiento del motor, obteniendo los datos para crear la RNA.

5.1.6 Fallas provocadas en sistema de distribución.

La distribución en el motor “Hyundai Sonata 2.0” al ser DOHC consta de dos árboles de levas uno de admisión y uno de escape. Para su armado consta de cuatro marcas, en la polea del árbol de levas de la admisión, en la polea del árbol de levas de escape, en la polea del cigüeñal y en el centro de masa del cigüeñal. Estos deben estar todos

con el calado correcto en su posición para su armado. Como se observa en las figuras 33, 34 y 35.



Figura 33. Señales de calado de la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores



Figura 34. Señales de calado de la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores



Figura 35. Señales de calado de la polea del cigüeñal. Fuente: Autores.

Se simuló las fallas provocando intencionalmente un error en el armado de la distribución, con lo cual es posible obtener las señales de los sensores KS y CMP, bajo estas nuevas condiciones de funcionamiento del MEP.

- Falla en el sistema de distribución retrasando un diente en la polea del árbol de levas de escape, como se muestra en la figura 36.



Figura 36. Diente retrasado en la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores

- Falla en el sistema de distribución adelantando un diente en la polea del árbol de levas de escape, como se muestra en la figura 37.



Figura 37. Diente adelantado en la polea del árbol de levas en escape. Fuente: Autores

- Falla en el sistema de distribución retrasado un diente en la polea del árbol de levas de admisión, como se muestra en la figura 38.



Figura 38. Diente retrasado en la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores

- Falla en el sistema de distribución adelantando un diente en la polea del árbol de levas de admisión, como se muestra en la figura 39.



Figura 39. Diente adelantado en la polea del árbol de levas en admisión. Fuente: Autores

- Falla en el sistema de distribución adelantando un diente en la polea del árbol de levas de admisión y escape, como se muestra en la figura 40.



Figura 40. Dientes adelantados para los árboles de levas en admisión y escape. Fuente: Autores

- Falla en el sistema de distribución retrasado un diente en la polea del árbol de levas de admisión y escape, como se muestra en la figura 41.



Figura 41. Dientes retrasados para los árboles de levas en admisión y escape. Fuente: Autores

Nota: se debe dar dos vueltas al motor antes de prenderlo para comprobar que las válvulas no hagan contacto con los pistones, lo que ocasionaría severos daños en el MEP.

5.1.7 Falla provocada al filtro de aire.

A pesar de que el filtro de aire es uno de los componentes más simples del motor, es muy importante para el rendimiento de un vehículo. A la cabeza del sistema de admisión, el filtro de aire se encarga de retener, las impurezas, suciedad y residuos nocivos que puedan acceder al circuito del motor evitando así la contaminación de la cámara de combustible y el desgaste de los cilindros, tiempo que permite un amplio flujo de aire en el motor de combustión. Un filtro de aire sucio u obstruido puede restringir el flujo de aire del motor, disminuyendo de ese modo la cantidad de aire disponible para la combustión.

Para crear esta falla se tomaron los datos de los sensores, con un filtro tapado en un porcentaje más o menos del 75% como se muestra en la figura 42.

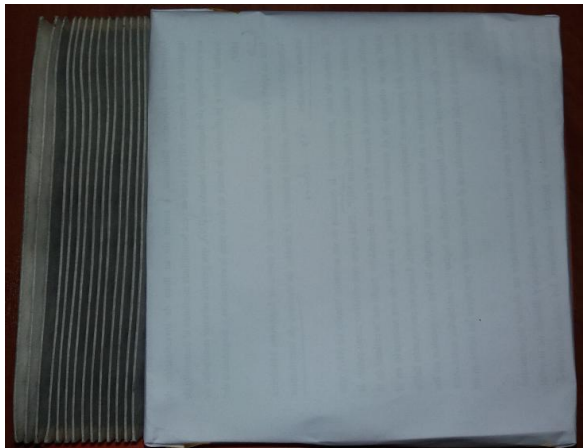


Figura 42. Filtro de aire tapado. Fuente: Autores

5.1.8 Falla provocada al tener el catalizador tapado.

Se simuló una obstrucción en el catalizador mediante una lámina de acero al reducir el diámetro de 53 mm a 31mm con una reducción del 40% en el escape, como se muestra en la figura 43 donde:

- a) Representa a las condiciones normales de funcionamiento.
- b) Simula la obstrucción en el catalizador al disminuir su radio.

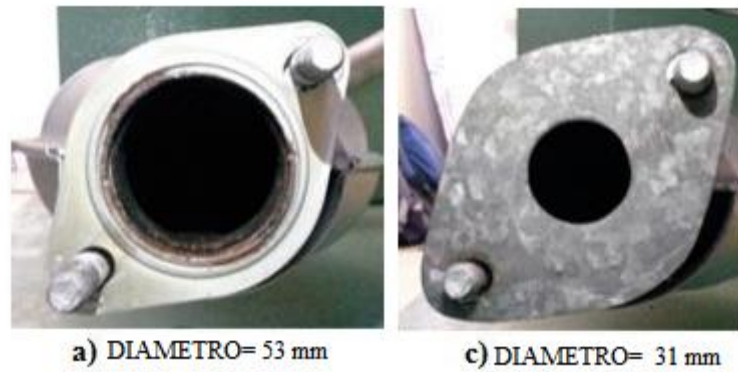


Figura 43. Láminas para la obstrucción del catalizador. Fuente: Autores

5.1.9 Factores no controlados del experimento.

Los factores que no pueden ser controlados en este proyecto de investigación son los siguientes:

- La temperatura del motor varía entre 90°C y 97°C, dependiendo de los intervalos en los que el ventilador se prende y se apaga. Los datos fueron tomados durante el intervalo en el que el ventilador se encuentra apagado, ya que cuando este se encuentra encendido se aumentan las rpm del ralentí y el motor se acelera, incrementándose el consumo de combustible.
- La presión atmosférica en la ciudad de Cuenca debido a la altura está entre 73 a 74 atm; (M.V. Puzhi Morales, 2014)
- La humedad relativa en la ciudad de Cuenca es de 62,87%, lo cual constituye un factor que afecta la calidad del combustible, y por ende influye en el rendimiento del motor; (Pesantez & P. Zamora, 2015).

5.2 Desarrollo del diseño experimental.

En primer lugar es necesario establecer las condiciones normales de funcionamiento del MEP que se muestran en la tabla 7:

Tabla 7. Condiciones normales del MEP. Fuente: Autores.

FALLA	VARIABLE FÍSICA	NIVELES	UNIDADES
1	Inyectores	100	%
2	Bujías	1	Mm
3	Bobinas	100	%
4	Presión de combustible	45	Psi
5	Distribución	Correcto armado	Dientes

Para crear la base de datos de fallas mecánicas, se considera a cinco factores, los cuales son: fallas de los inyectores, las bujías, las bobinas, la presión en combustible y la distribución. Dado que las fallas en el filtro de aire y el catalizador se consideran como incipientes o leves no fueron consideradas en el diseño experimental.

Para el caso de los factores de los inyectores, bujías y bobinas cada uno posee dos intervalos (alto y bajo), mientras que la presión de la bomba posee tres intervalos (alto, intermedio y bajo), en el caso de la distribución se dividirá en árbol de levas de admisión y árbol de levas de escape. Árbol de levas de cada uno tendrá tres intervalos (diente adelantado, intermedio y diente retrasado).

Para convalidar las muestras se utilizó el software Minitab. Los niveles de cada factor se observa en la tabla 8.

Tabla 8. Niveles de cada factor de falla. Fuente: Autores.

FALLA	VARIABLE FÍSICA	NIVELES			UNIDADES
		Bajo	Intermedio	Alto	
1	Inyectores	0	-----	100	%
2	Bujías	0	-----	1	Mm
3	Bobinas	0	-----	100	%
4	Presión de combustible	25	43,5	65	Psi
5	Distribución				
	Árbol de admisión	-1	0	1	Dientes
	Árbol de escape	-1	0	1	Dientes
	Árbol de admisión con Árbol de escape	-1	0	1	Dientes

Para la creación del diseño experimental se siguió los siguientes pasos.

1. Abrir Minitab 17 Statistical software, clic izquierdo en aceptar en la pantalla que se muestra al inicio, como se muestra en la figura 44.

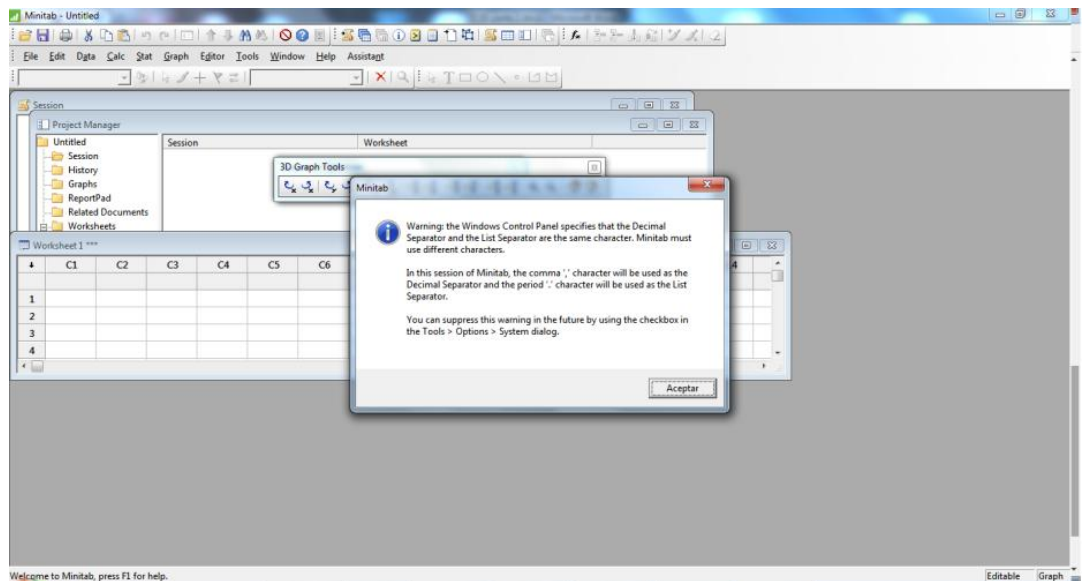


Figura 44. Paso 1, abrir la ventana del interfaz de Minitab. Fuente: Autores

2. Clic izquierdo en Estadísticas, DOE, Factorial, Crear diseño factorial, ver figura 45.

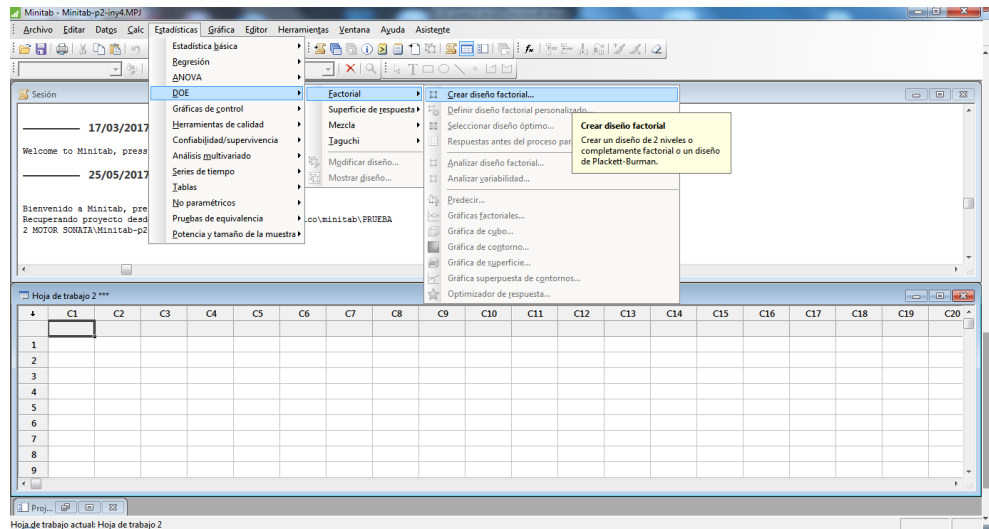


Figura 45. Paso 2, crear el diseño experimental. Fuente: Autores

3. Mediante pruebas en la creación de diseño experimental se decidió utilizar el de diseño factorial de 2^2 , debido que este no presentaba incoherencias en el diseño, ya que para la obtención de datos se necesita que el motor encienda y se mantenga estable, se demostró que al utilizar el factorial de 3^k , 4^k y 5^k , se producían combinaciones en las que el motor no enciende, por ejemplo:

- Dos bobinas dañadas
- Tres inyectores desconectados
- Inyector 2 y 3 desconectados y bujías 1 y 2 calibradas a cero mm.
- Entre otras combinaciones que no permitan que el MEP se prenda.

Debido a que el diseño factorial 2^k permite analizar solo dos factores (figura 46), se analizaron en primer lugar las combinaciones bujías-inyectores y luego se realizó el mismo proceso con la distribución.

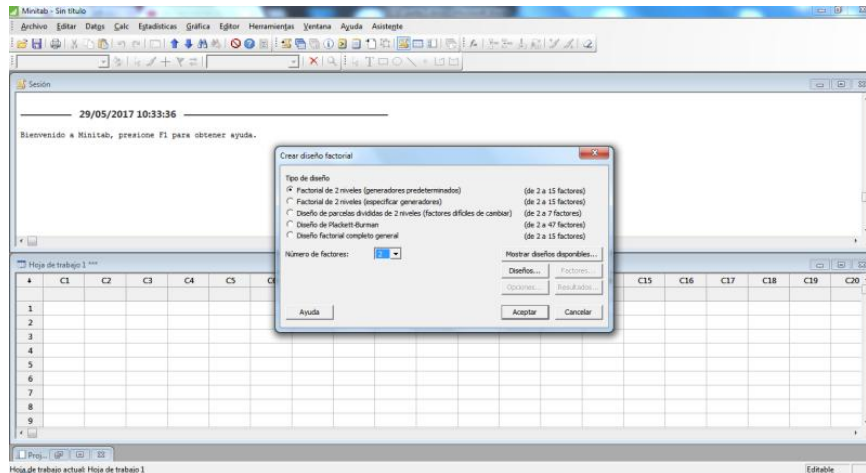


Figura 46. Paso 3, crear un número de factores. Fuente: Autores

- Se da clic izquierdo en Diseños...:

Número de puntos centrales por bloque: cero

Número de réplicas para puntos factoriales: ocho.

Número de bloques: dos.

Clic en aceptar como se observa en la figura 47.

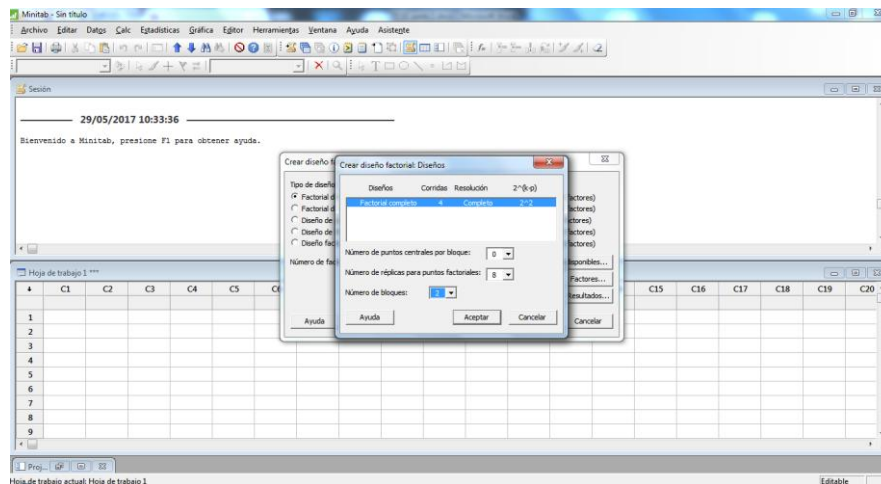


Figura 47. Paso 4, crear un diseño de factores. Diseño. Fuente: Autores

El número de réplicas para puntos factoriales depende del número de muestras que se generen, y cuantas veces se va analizar el diseño.

- Clic izquierdo en Factores...:

Factor A: inyector. Factor B: Bujía. En el caso de los inyectores 0 representa al inyector desconectado y 1 al inyector conectado. En el caso de los Bujía 0 representa a la bujía calibrada al cero y 1 representa la bujía calibrada al 1mm. Clic en Aceptar (figura 48).

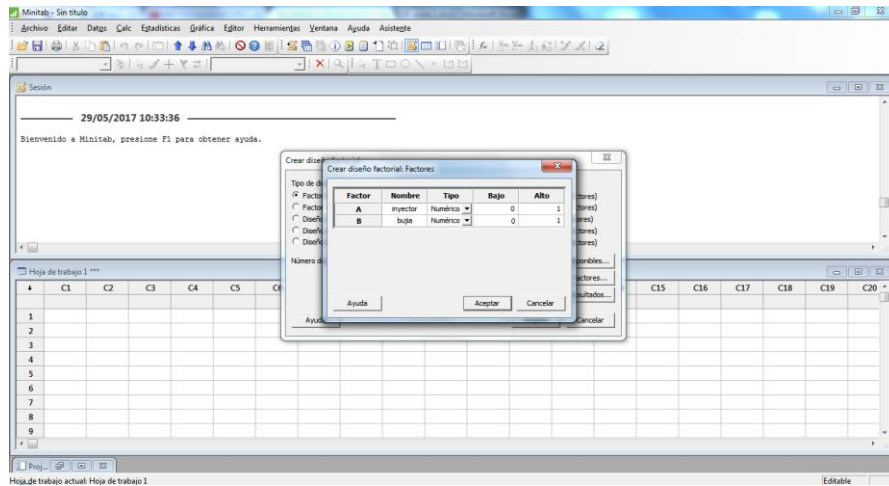


Figura 48. Paso 5, crear los tipos de factores. Factores. Fuente: Autores

6. Clic izquierdo en Opciones... se desactiva Aleatorizar corridas, clic en aceptar, se tiene las combinaciones y corridas necesarias para el diseño experimental como se observa en la figura 49.

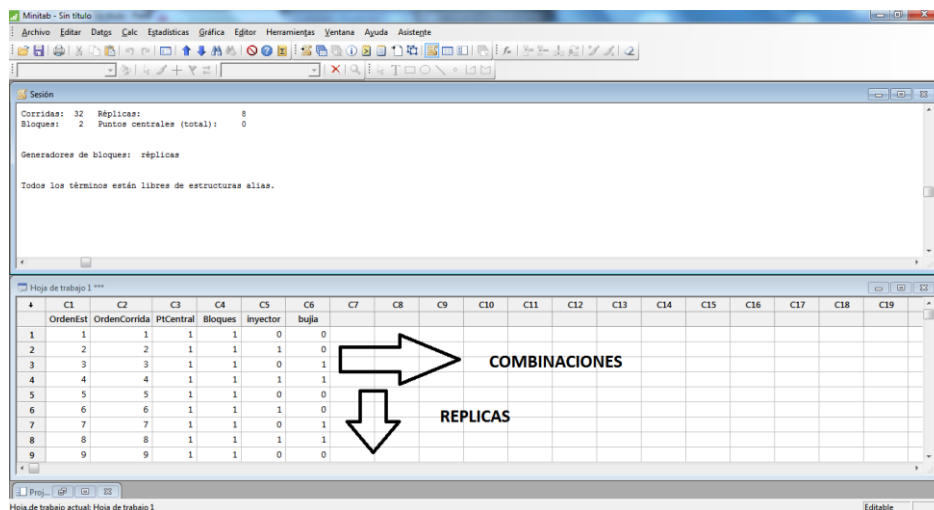


Figura 49. Paso 6, crear la tabla de resultados para el diseño experimental de inyector-bujía. Fuente: Autores

Obteniendo un total de 32 corridas en 2 bloques, generándose 4 combinaciones y 28 repeticiones.

Se realizó el mismo proceso para la distribución obteniendo el siguiente diseño experimental.

1. Para el diseño experimental de 2^2 de la distribución, se consideró primero, el diente adelantado de escape, diente adelantado de admisión y diente adelantado

de escape y admisión obteniendo las combinaciones y corridas que se muestran en la figura 50.

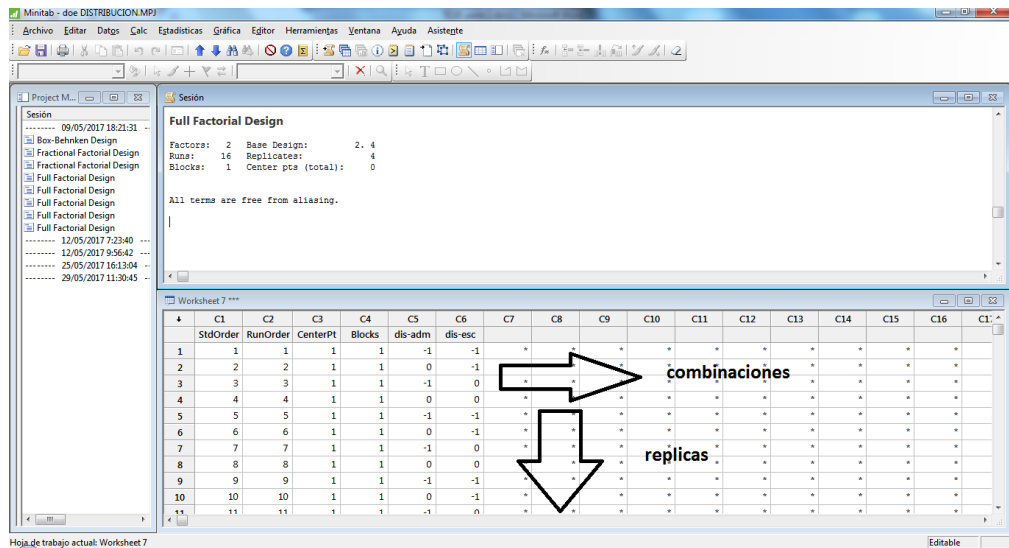


Figura 50. Paso7, crear la tabla de resultados para el diseño experimental para la distribución, dientes retazados. Fuente: Autores

Se obtiene 16 carreras con 4 combinaciones.

- Para el segundo diseño experimental de 2^k de la distribución, se consideró diente retrasado escape, diente retrasado admisión y diente retrasado de escape y admisión. Obteniendo las combinaciones y corridas que se muestran en la gráfica 51.

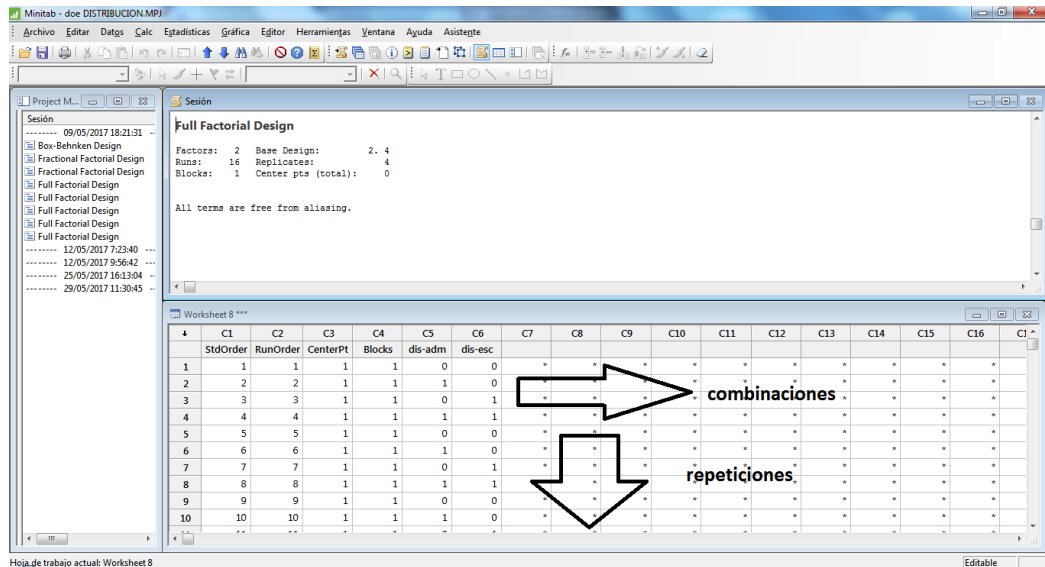


Figura 51. Paso 8, crear la tabla de resultados para el diseño experimental para la distribución, dientes adelantados. Fuente: Autores

Los niveles de la distribución están explicados en la tabla 8.

5.3 Clasificación de los sensores.

Los sensores necesarios para el desarrollo de la investigación son:

- Sensor KS
- Sensor CMP.

El sensor KS permitirá analizar las vibraciones que se produce en el motor. Mientras que el sensor CMP será utilizado para determinar las posiciones de los pistones en los cilindros, se obtendrá estadísticas de los dos sensores para la RNA.

Para la obtención de datos se realizó conexiones de señal y tierra de los sensores en la DAQ 6212 los cuales se muestran a continuación.

5.3.1 Sensor de detonación (Ks o knock sensor).

El Knock Sensor o sensor de detonación tiene la misión de convertir el ruido generado en los cilindros producto de la combustión del motor en una señal eléctrica alterna AC, esta señal estará en función de las rpm del motor y según esto variara la frecuencia y magnitud; (Auquilla & Beltrán, 2016).

El golpeteo es caracterizado por un ruido y vibraciones indeseables el cual puede causar daño al motor. El sensor KS esta montado en el bloque de cilindros y sensa el golpeteo del motor. La vibracion del golpeteo se transmite por el bloque y se aplica como presión sobre el sensor KS. El golpeteo genera una vibración de alta frecuencia (1-18 KHz) en el cilindro, el golpeteo solo ocurre en la fase de combustión; (John Llivicura, 2014)

El diagrama de conexión será el que se presenta en la figura 52:

KS	PCM Pin No.	Descripción
1	CO1-2 30	Señal alta
2	CO1-2 15	Señal baja

Figura 52. Pines de conexión del sensor KS. Fuente; (John Llivicura, 2014).

Las especificaciones del sensor KS se muestran en la tabla 9:

Tabla 9. Características del sensor KS. Fuente; (Pesantez & P. Zamora, 2015).

Voltaje de salida	Promedio de salida 27 ± 10 mV/g, por encima de 1 a 18 kHz dentro de una carga resistiva de $100\text{ K } \Omega$
Linealidad	La salida se mantiene ± 15 por ciento del valor promedio de los límites de 1 a 18 kHz
Agujero de montaje	Capacidad de pernos de hasta 10 mm de diámetro
Rango de temperatura de funcionamiento.	-40° C a 150° C
Ambiente	Sensor y el conector están sellados para resistir la humedad, niebla salina, líquidos para automóviles y entornos automotrices en general

La ubicación del sensor KS en el motor va estar en el cilindro dos del block, al lado del escape como se muestra en la figura 53.

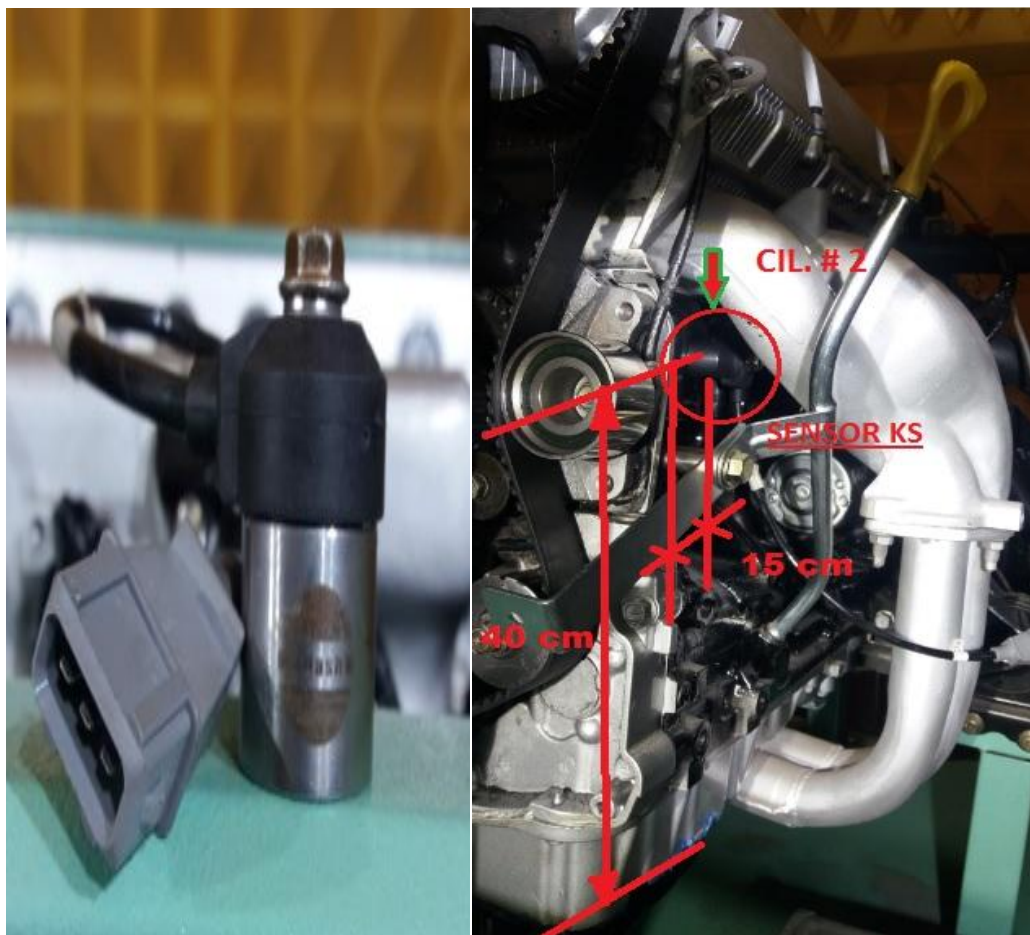


Figura 53. Ubicación del sensor KS en el motor. Fuente: Autores

La señal del sensor KS obtenida de la DAQ se muestra en figura 54.

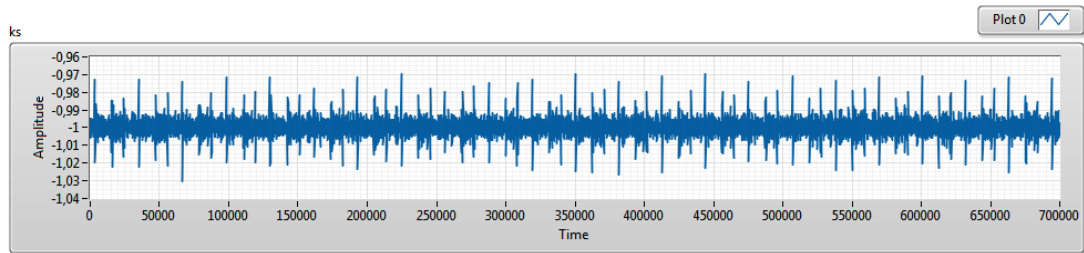


Figura 54. Señal del sensor KS. Fuente: Autores

Para conectar el sensor KS con la DAQ, se tiene que seguir el siguiente proceso como se muestra en la tabla 10, utilizando la configuración diferencial (DIFF).

Tabla 10. Tipos de conexiones de entrada a la tarjeta DAQ. Fuente; (National Instruments, 2009)

AI Ground-Reference Setting*	Floating Signal Sources (Not Connected to Building Ground)	Ground-Referenced Signal Sources†
		Examples: <ul style="list-style-type: none"> • Ungrounded thermocouples • Signal conditioning with isolated outputs • Battery devices
Differential (DIFF) diagrama de conexión →		
Non-Referenced Single-Ended (NRSE)		
Referenced Single-Ended (RSE)		NOT RECOMMENDED for the USB-4871/4872/1/48712

El pin 1 del sensor KS se conecta al puerto 15 (+) AI0 de la DAQ y el pin 2 se conecta al puerto 16 (-) AI0 de la DAQ, y la tierra se conecta en el puerto 14 GND. Las resistencias utilizadas son de 5,1 kohms establecidas mediante pruebas al tomar datos con diferentes resistencias, siendo estas las indicadas para disminuir el ruido y que no se mezclen las señales del sensor KS y sensor CMP. Las conexiones en la DAQ se muestran en la figura 55, conectadas en el puerto AI0, utilizando un cable blindado para evitar el ruido e interferencias en la señal; (John Llivicura, 2014).

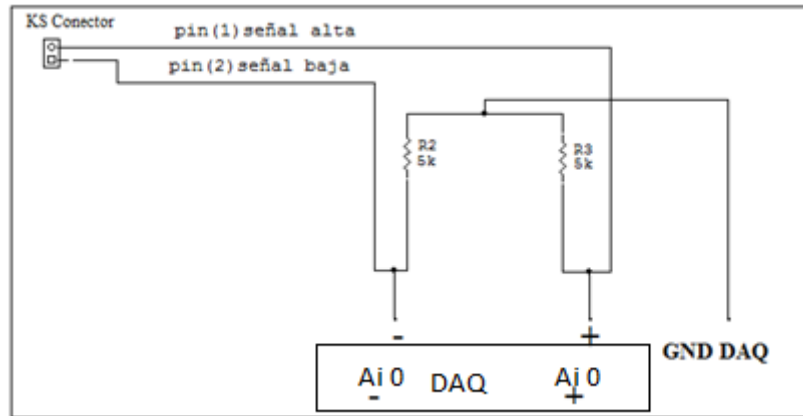


Figura 55. Conexión de la tarjeta DAQ 6212 con el sensor KS. Fuente: Autores

5.3.2 Sensor de Posición del árbol de levas (CMP).

El sensor de posición del árbol de levas CMP capta el punto muerto superior en compresión del cilindro número uno al final de la carrera de compresión, cuyas señales son transmitidas al ECU para determinar la secuencia de inyección de combustible y de encendido, además este sensor informa a la computadora, la posición exacta de las válvulas. Esto permite que la bobina de encendido genere la chispa de alta tensión. Opera como un Hall-effectswitch, las características de una buena forma de onda de efecto hall, son una conmutación limpia, la onda de la señal puede ser o una onda magnética senoidal (alterna) o una onda tipo cuadrada como se ve en la figura 56; (Peñaherrera & Holguer A, 2005).

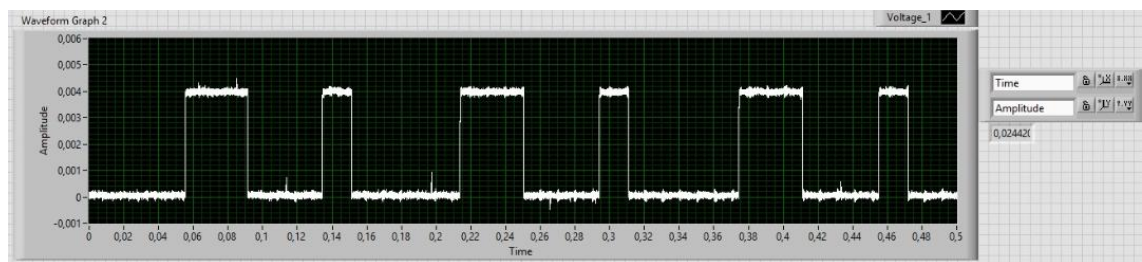


Figura 56. Señal del sensor CMP. Fuente: Autores

El CMP es un generador Hall, que se encuentra fijado en la tapa válvulas, a lado del volante motor, como se muestra en la figura 57.



Figura 57. Ubicación del sensor CMP en el motor. Fuente: Autores

El sensor tiene tres cables de conexión que se muestran en la tabla:

Tabla 11. Pines de conexión del sensor CMP. Fuente; (Peñaherrera & Holguer A, 2005).

PIN	SEÑAL	UNIDADES
1	Alimentación del sensor	(12 o 5) v
2	Señal del sensor	(0 - 5) v
3	Masa del sensor.	-----

Para la conexión del sensor con la DAQ se dispuso un divisor de voltaje, debido a que las señales tenían interferencia entre ellas alterándolas tanto la una como la otra. Como se muestra en la figura 69, obteniendo un voltaje de 0,004 V.

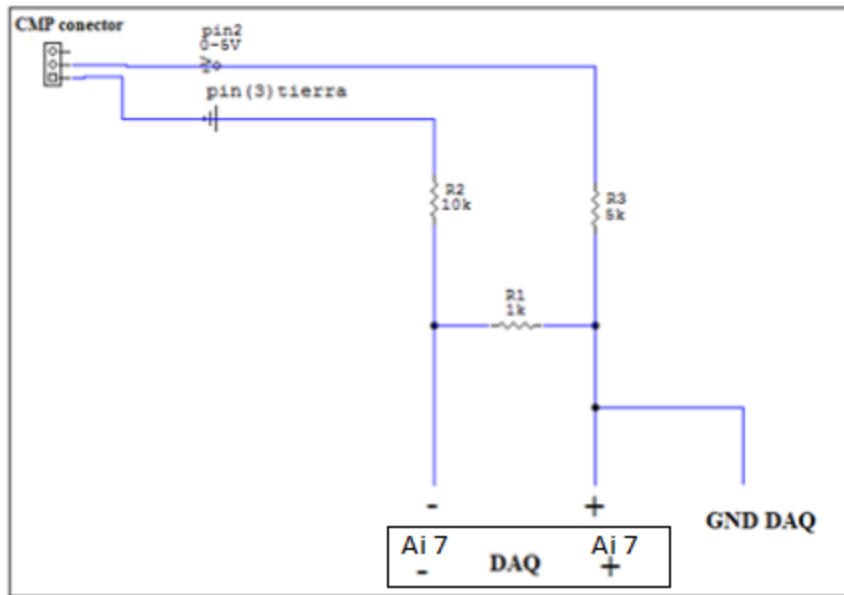


Figura 58. Esquema del divisor de voltaje para el sensor CMP. Fuente: Autores

Se conecta el pin 2 del sensor con el puerto 31 (+) A7 de la DAQ, el pin 3 del sensor con el puerto 32 (-) A7 de la DAQ. Y la tierra al puerto 28 AI GND de la DAQ.

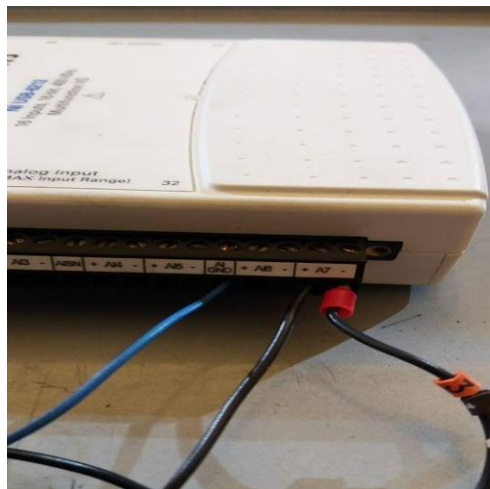


Figura 59. Conexión de la DAQ con el sensor CMP. Fuente; Autores.

5.4 Toma de muestras y categorización de la señal

Una vez establecidos los pines de conexión de los sensores como se aprecia en los puntos 5.3.1 y 5.3.2 la conexión se realiza desde los pines de conexión tanto de salida como en tierra, a los pines de entrada (+) , (-) y gnd, de la tarjeta DAQ NI USB 6212.

5.4.1 Toma de muestra.

Las señales son obtenidas mediante el software LabVIEW y la tarjeta de adquisición de datos DAQ 6212.

- Según el criterio de Nyquist la frecuencia de muestreo debe ser mínimo el doble de la frecuencia de la señal de lectura del sensor, ya que es una frecuencia de vibraciones de muy poco voltaje de variación y tiempo de muestreo, para obtener todas las características de la señal Nyquist establece un muestreo de diez veces mayor al valor de la frecuencia del sensor. La frecuencia del sensor KS es de 1Khz hasta 18 KHz $\pm 15\%$ teniendo una frecuencia máxima de 20 KHz.

$$\text{Frecuencia muestreo} = 10 * \text{frecuenciadelaseñal}$$

$$\text{Frecuencia muestreo} = 10 * 20000 = 200000 \text{ Hz.}$$

Por lo que la frecuencia de adquisición de datos es de 200 KS/s, para cada una de las señales, con un tiempo de 3 segundos debido a que con ese tiempo se tendrá 40 revoluciones del MEP.

5.4.2 Configuración de la DAQ 6212.

La DAQ 6212 para conectarla al ordenador, primero se debe instalar el programa disponible en la página de National Instruments, NI USB-6212. Se conecta el puerto USB en el ordenador, el dispositivo debe ser reconocido como se muestra en la figura 60.



Figura 60. Ventana de reconocimiento de la tarjeta DAQ 6212 con el ordenador. Fuente: Autores

Paso 1: Abrir LabVIEW, clic en *Blank VI*, para crear un nuevo proyecto, como se muestra en la figura 61.

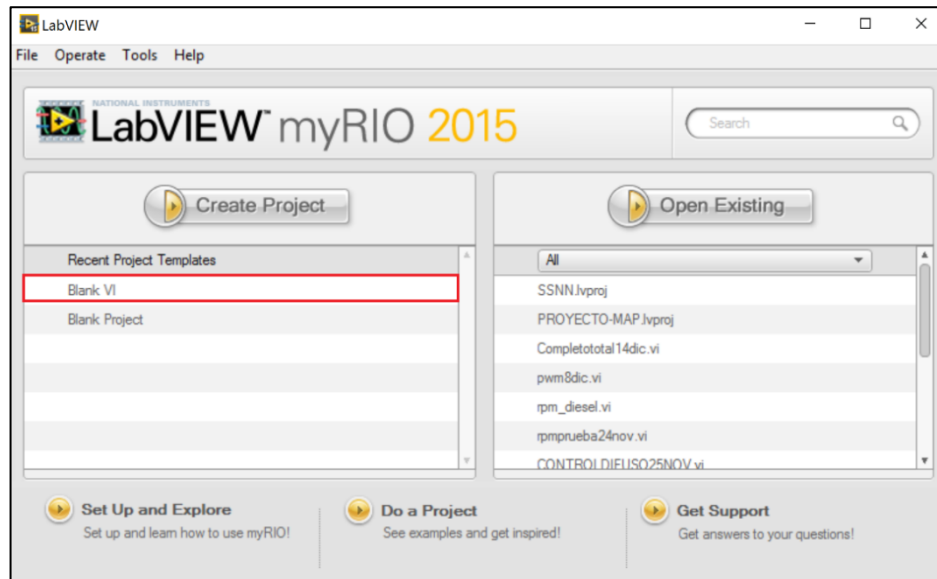


Figura 61. Paso 1, abrir nuevo proyecto en LabVIEW, (*New VI*). Fuente: Autores

Paso 2: En la pantalla de Block Diagram: Se da Clic derecho, Express, Input, DAQ Assist. Como se muestra en la figura 62.

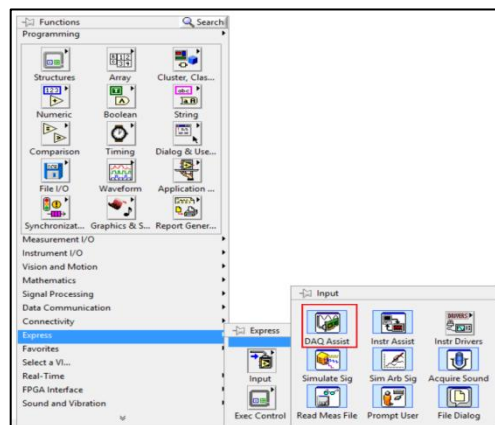


Figura 62. Paso 2, abrir DAQ Assitent en LabVIEW. Fuente: Autores

Paso 3: Doble clic izquierdo en DAQ Assist, clic izquierdo Acquire Signals, Analog Input, Voltaje. Se tendrá dos canales de voltaje los cuales son, ai0 para el sensor KS y ai7 para el sensor CMP (figura 63)

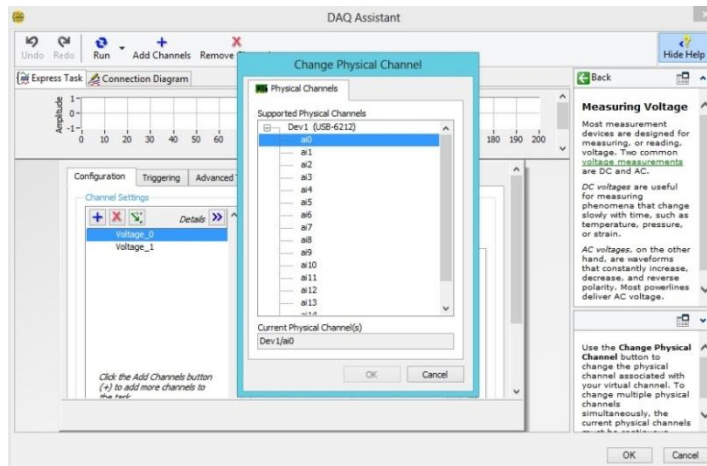


Figura 63. Paso 3, selección de los canales de voltaje en la DAQ Assitent. Fuente: Autores

Paso 4: El esquema de conexión está en conexión diagram, del sensor KS como del sensor CMP representados en la figura 64 a) y b) respectivamente.

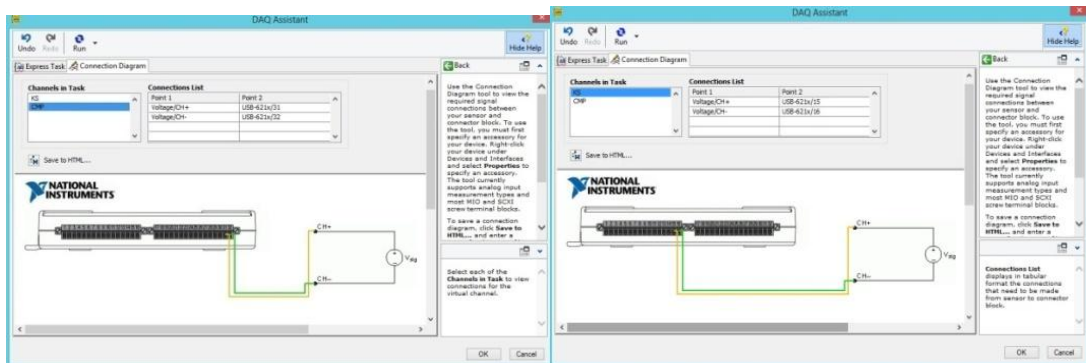


Figura 64. Paso 4, diagrama de canales de conexión de los sensores. Fuente: Autores

Paso 5: Por último se configura las conexiones a cada puerto:

Signal Input Rang: 5 a -5 volts.

Terminal configuration: Differential

Rate (Hz): 200 KHz. Como se muestra en la figura 65.

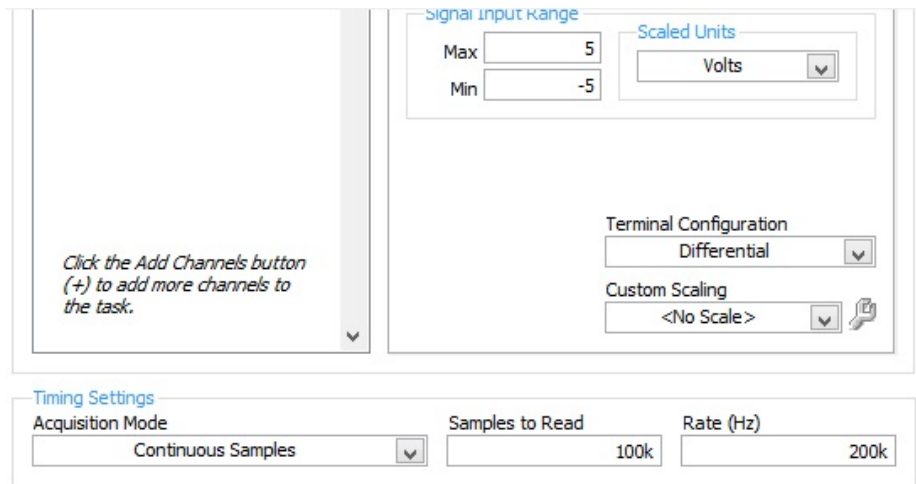


Figura 65. Paso 5, configuración de la frecuencia de muestro de la tarjeta DAQ 6212. Fuente: Autores

5.4.3 Algoritmo para la obtención de señales.

Se utilizó el siguiente algoritmo en el software LabVIEW, como se muestra en la figura 66. La programación permite obtener un tiempo de muestreo de tres segundos exactos para cada muestra. Los datos del sensor KS se guardan en la columna A de Excel y del sensor CMP en la columna B, con el formato (.xls), con un total de 700000 datos por cada sensor estos se guardan con ocho decimales para tener la mayor información posible.

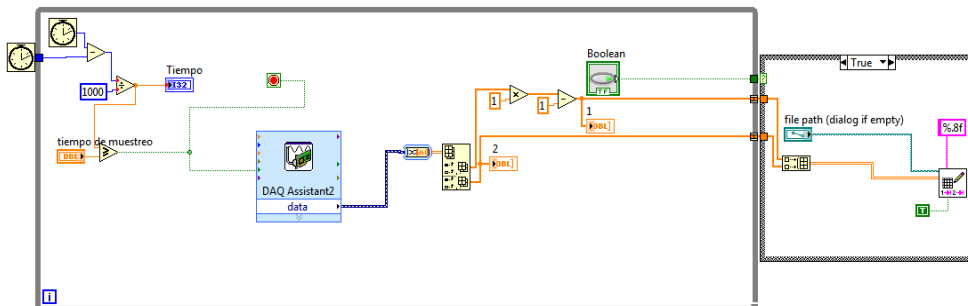


Figura 66. Programación para la adquisición de datos en Block Diagram. Fuente: Autores

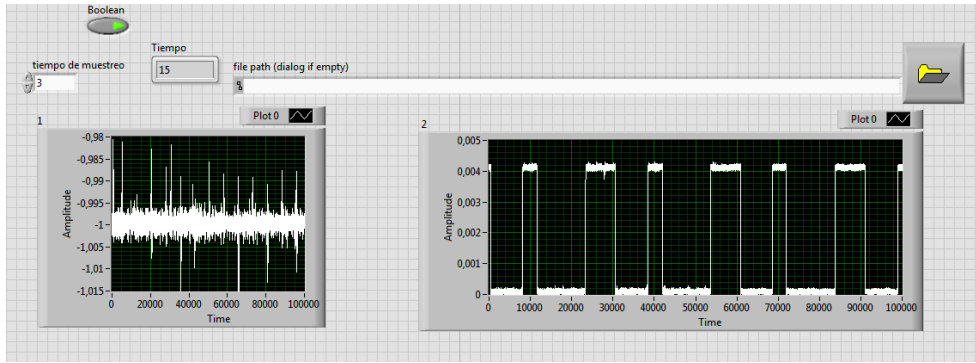


Figura 67. Programación para la adquisición de datos en Front Panel. Fuente: Autores

5.5 Algoritmo para la obtención de datos estadísticos de las señales.

Una vez obtenidas y guardadas las señales de los sensores KS y CMP, se crea el algoritmo para leer las muestras y obtener las matrices de las estadísticas de forma automática de todas las muestras mediante un contador que se muestra en la figura 68.

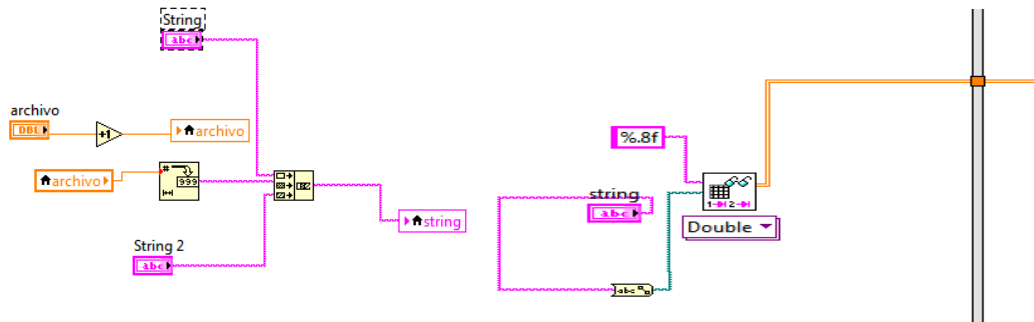


Figura 68. Programación para la automatización de los datos estadísticos en Block diagram. Fuente: Autores

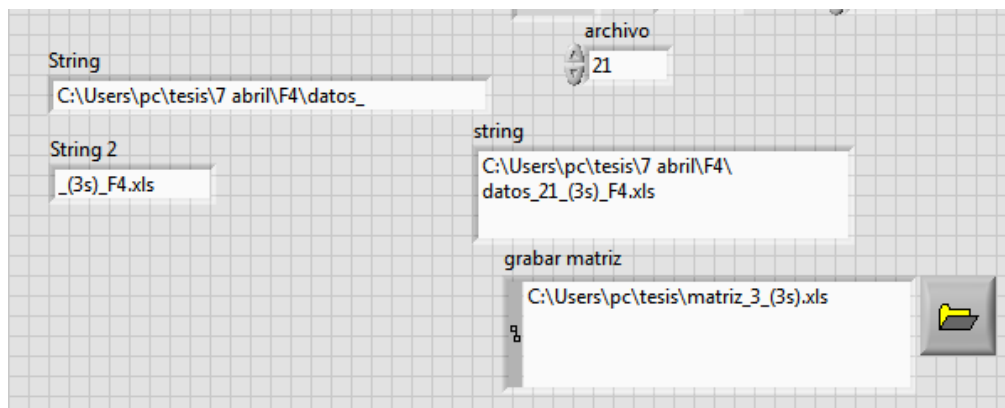


Figura 69. Programación para la automatización de los datos estadísticos en Front Panel. Fuente: Autores

La señal del sensor KS no se filtra para evitar eliminar características que permitan diferencial las diferentes condiciones de funcionamiento del MEP. La señal del sensor CMP se utiliza un filtro:

$[N=2; Wn=0.0002; [B, A]=butter(N, Wn, 'low'); y1=filtfilt(B, A, x)]$.

En la figura 70 se muestra la programación necesaria para el filtrado y corte de la señal para determinar cada cilindro.

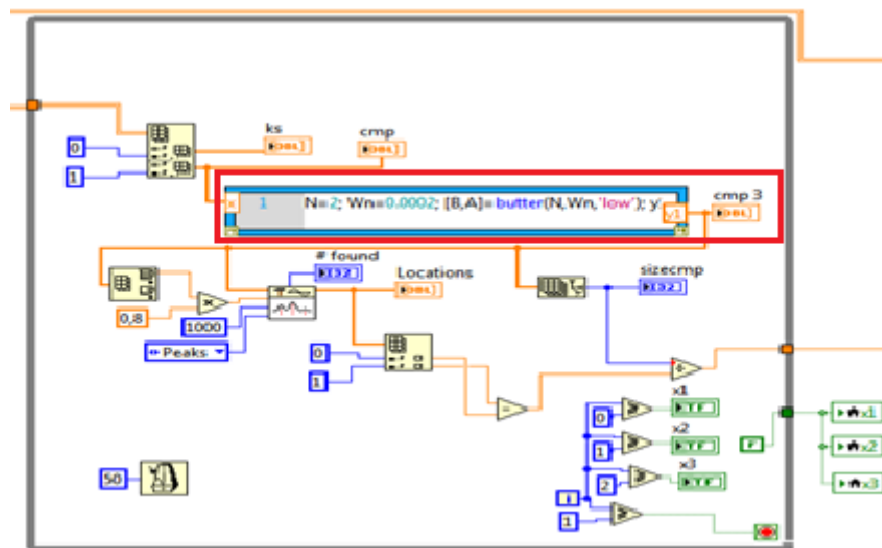


Figura 70. Programación para filtrar la señal del sensor CMP. Fuente: Autores

Para realizar la estadística se utiliza la señal del sensor CMP para determinar el primer cilindro, tercero, cuarto y segundo, según el orden de encendido determinando cuando estos están en proceso de expansión ya que en esta fase es cuando se da la vibración que reconoce el sensor KS.

Al examinar el sensor CMP se determinó que cuando empieza el diente ancho está en el primer cilindro en compresión. Considerando que por una vuelta del cigüeñal se tendrá dos vueltas del árbol de levas para que se cumpla un ciclo del motor, el corte se da cada ciento ochenta grados para determinar los cuatro cilindros como se observa en la figura 71.



Figura 71. Señal del sensor CMP en función del PMS del primer cilindro. Fuente: Autores

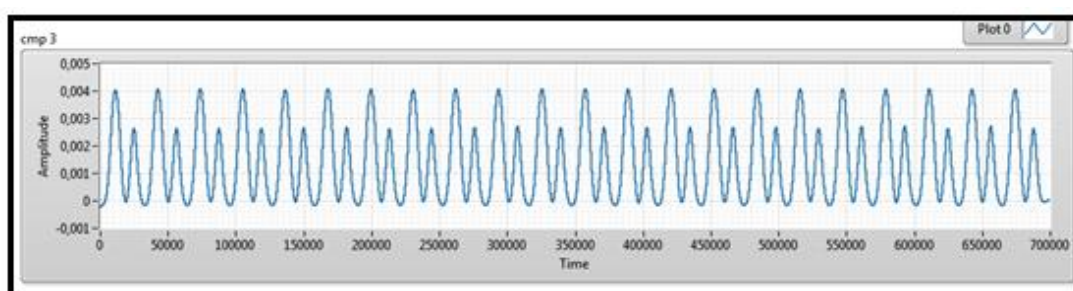


Figura 72. Señal filtrada del sensor CMP. Fuente: Autores

Obteniendo treinta y seis datos estadísticos del sensor KS y las mismas treinta y seis para el sensor CMP con un total de setenta y dos datos estadísticos, dieciséis por vuelta del motor y cuatro por cada cilindro.

Los datos estadísticos que se obtienen de las señales de los sensores, cortadas por cada ciclo de trabajo del motor son:

- Energía.
- Potencia.
- Asimetría.
- Kurtosis
- Máximo valúe.
- Mínimo valúe.
- Median.
- Mean.
- Moda.
- Media recortada.
- Rms valúe.

- Factor de cresta.
- Desviación estándar.
- Variación.
- Rango.
- Coeficiente de Variación.
- Energía de Fourier.
- Potencia de Fourier.
- Máximo de Fourier.
- Máximo índice de Fourier.

Los datos estadísticos de cada cilindro son las siguientes:

- Energía de Fourier cilindro 1.
- Potencia de Fourier cilindro 1.
- Máximo de Fourier cilindro 1.
- Máximo índice de Fourier cilindro 1.
- Energía de Fourier cilindro 2.
- Potencia de Fourier cilindro 2.
- Máximo de Fourier cilindro 2.
- Máximo índice de Fourier cilindro 2.
- Energía de Fourier cilindro 3.
- Potencia de Fourier cilindro 3.
- Máximo de Fourier cilindro 3.
- Máximo índice de Fourier cilindro 3.
- Energía de Fourier cilindro 4.
- Potencia de Fourier cilindro 4.
- Máximo de Fourier cilindro 4.
- Máximo índice de Fourier cilindro 4.

El algoritmo para obtener los datos estadísticos de cada vuelta del motor se muestra en la figura 73, donde se realizan los comandos matemáticos y estadísticos.

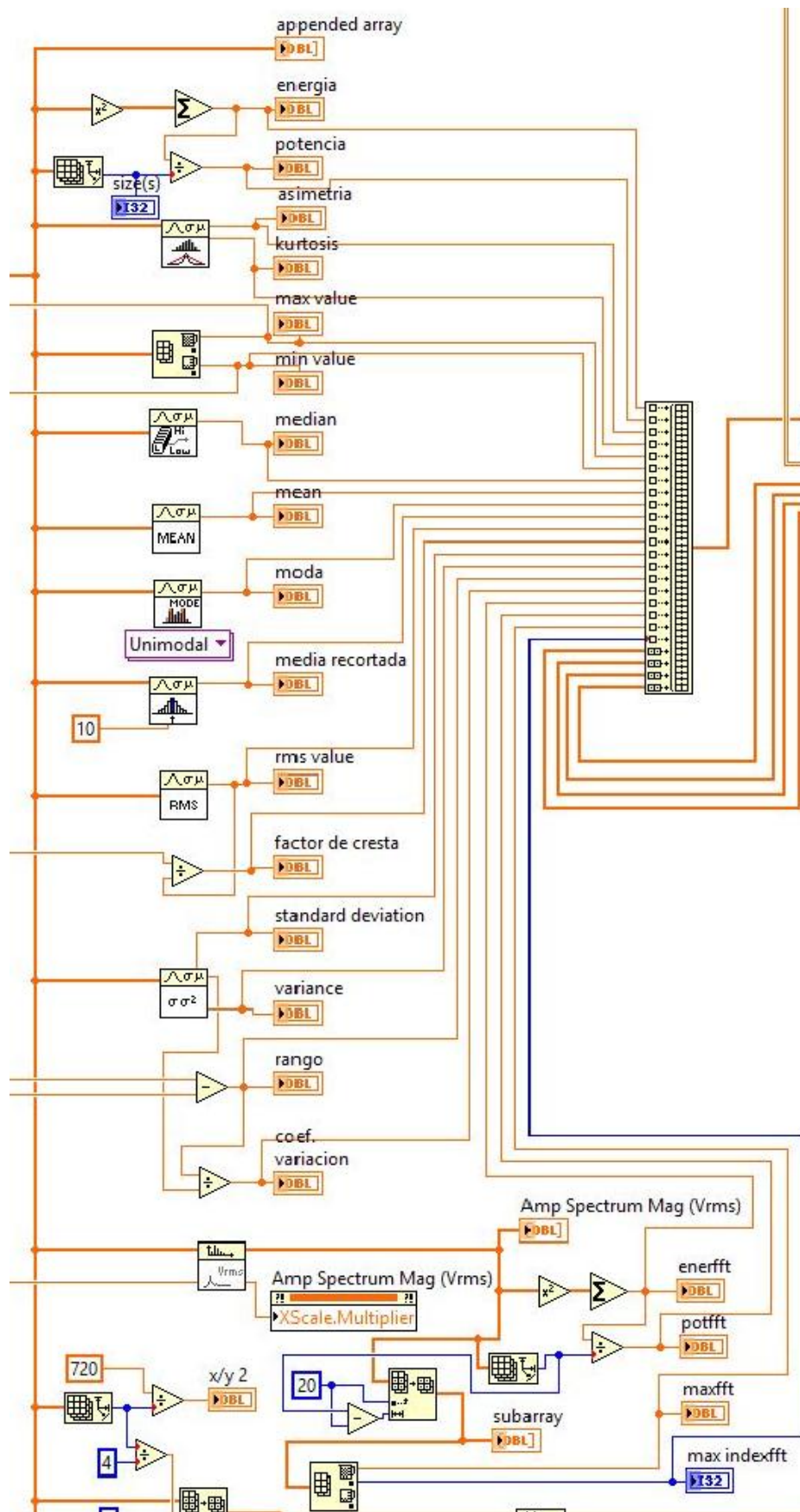


Figura 73. Algoritmo para los datos estadísticos por vuelta del motor. Fuente: Autores

El algoritmo para los datos estadísticos para cada cilindro en proceso de combustión se muestra en la figura 74.

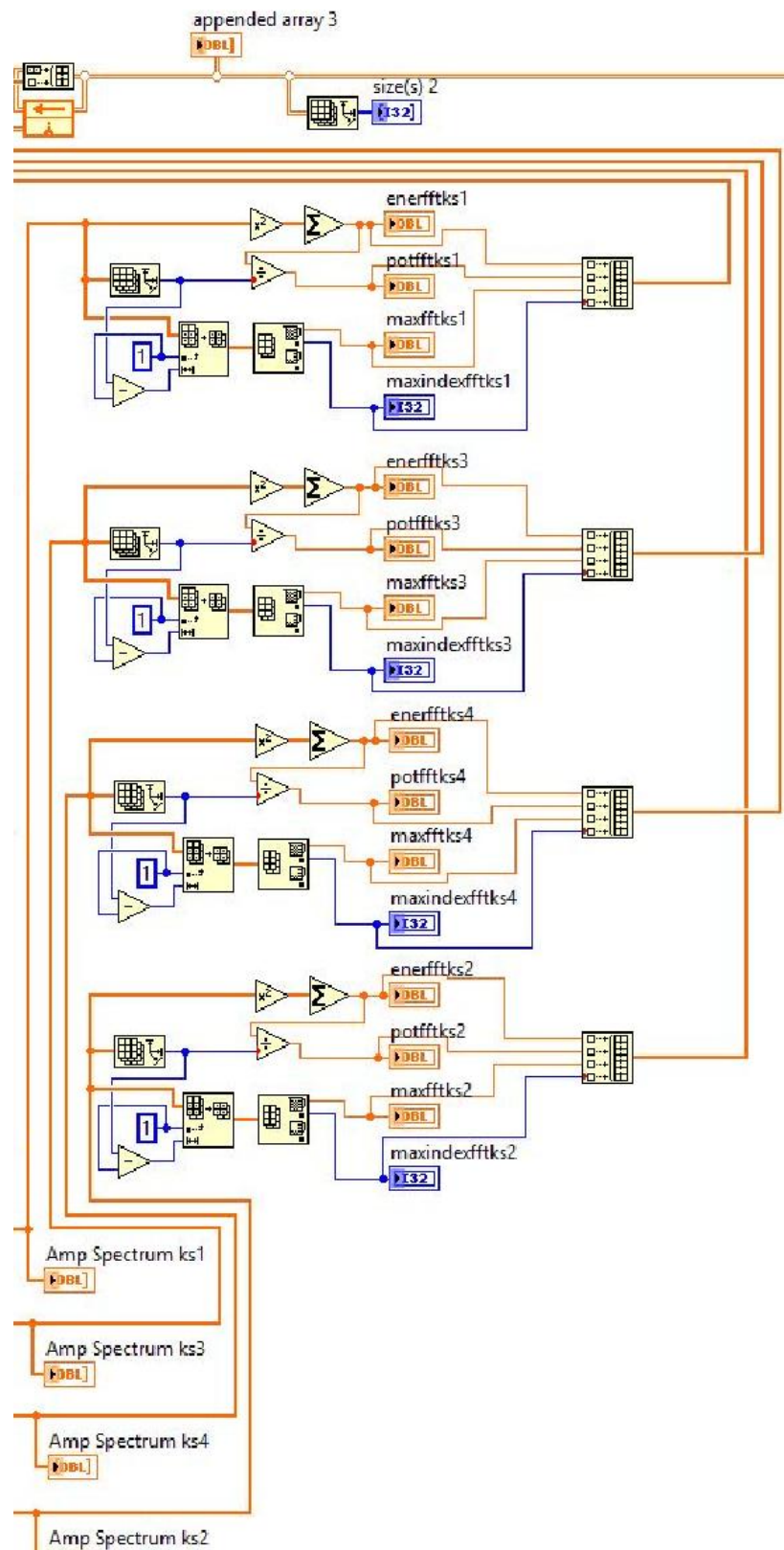


Figura 74. Algoritmo para los datos estadísticos de cada cilindro. Fuente: Autores

Todos los datos estadísticos obtenidos se ingresan a un BuildArray.

Se corta la señal del sensor KS por cada vuelta del motor mediante el CMP, obteniendo la siguiente gráfica y datos estadísticos.

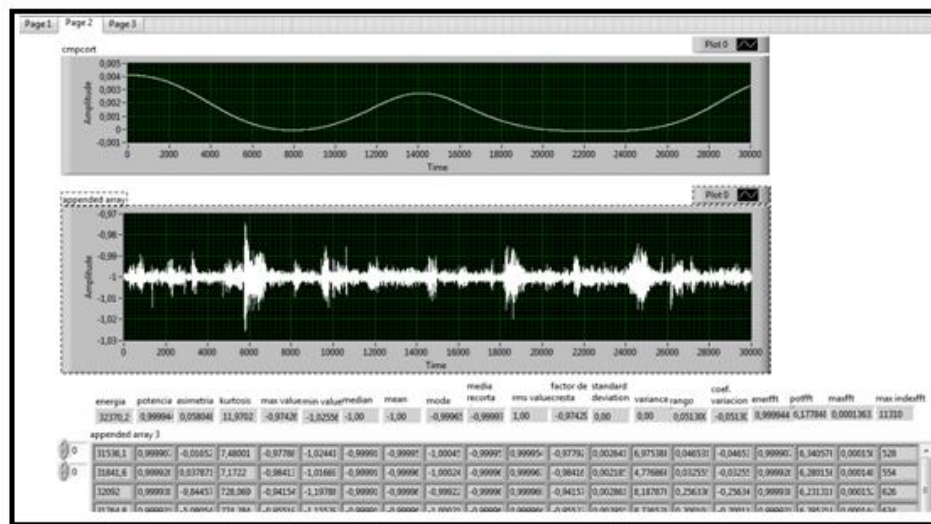


Figura 75. Ventaneo de las señales CMP y KS por cada vuelta del motor. Fuente: autores

Se obtiene la gráfica de Fourier (FFT) de toda la muestra de la señal del sensor KS.

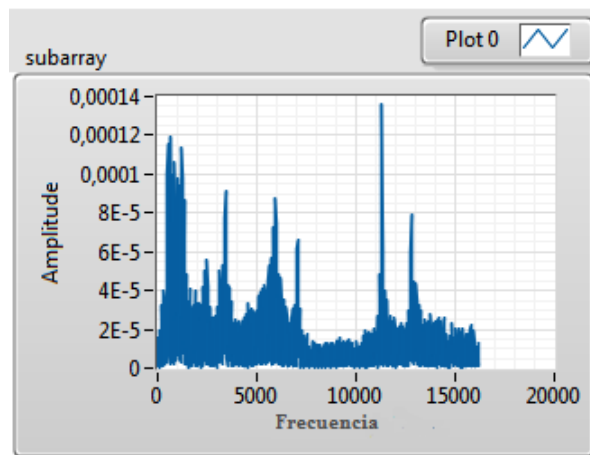


Figura 76. Análisis de Fourier para la señal del sensor KS con el motor en óptimas condiciones.

Fuente: Autores

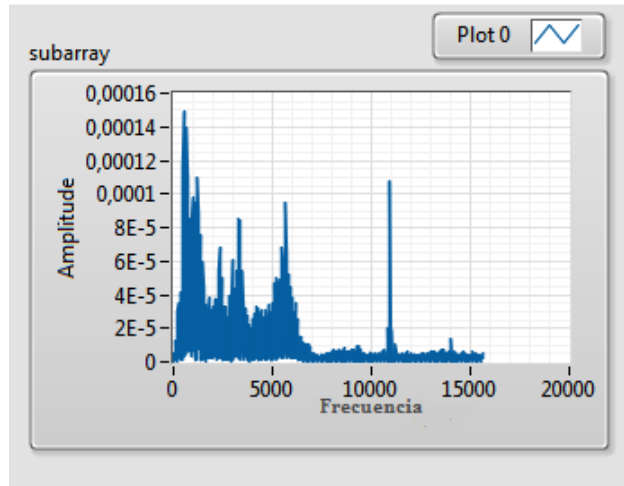


Figura 77. Análisis de Fourier de la señal del sensor KS con filtro de aire tapado. Fuente: Autores

Como se observa en las figuras 76 y 77, existe una diferencia en los Fourier de cada una teniendo en cuenta que la obstrucción del filtro de aire es una falla leve.

También se obtienen las gráficas de Fourier (FFT) de cada cilindro, tanto de la señal del sensor KS como los del sensor CMP. Obteniendo cuatro estadísticas de cada cilindro.

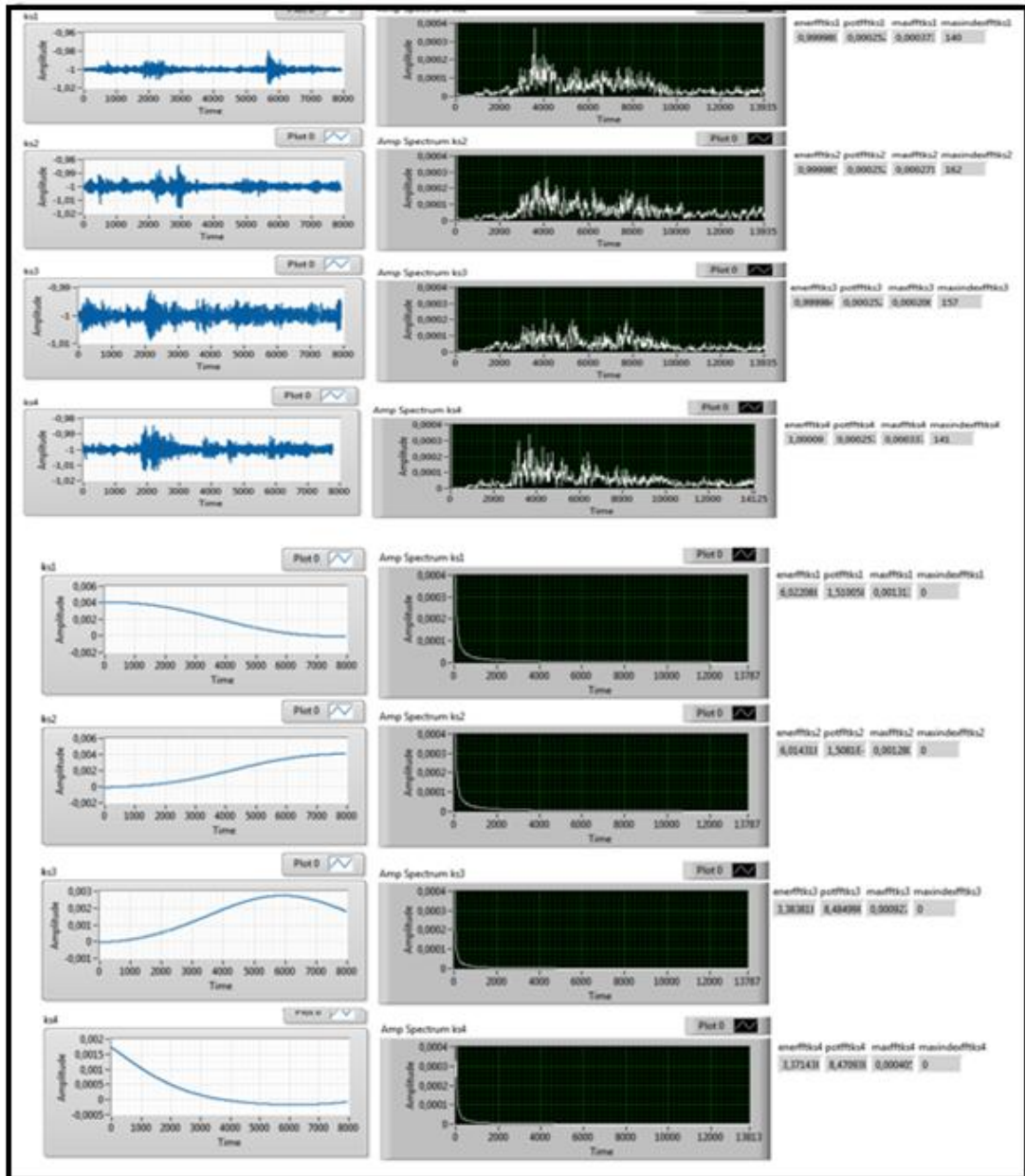


Figura 78. Análisis de Fourier de cada cilindro para la señal del sensor KS y CMP. Fuente: Autores

Para obtener los datos estadísticos de las señales de los sensores KS y CMP se usa un contador que permite obtener los datos estadísticos primero del sensor KS y después del sensor CMP. La señal del sensor CMP también es cortada por el mismo CMP para los datos estadísticos.

Para grabar los datos de la matriz se utiliza la programación indicada en la figura 79, hay que considerar que se crea una matriz para cada sensor la cual es unida mediante el algoritmo, una vez que el BuildArray genera los datos se continua con la programación, y al final de la misma se identifica con un numérico a cada matriz. El

archivo que se obtiene ya identificado se guarda en formato (.xls) de Excel con veinte filas de estadísticas.

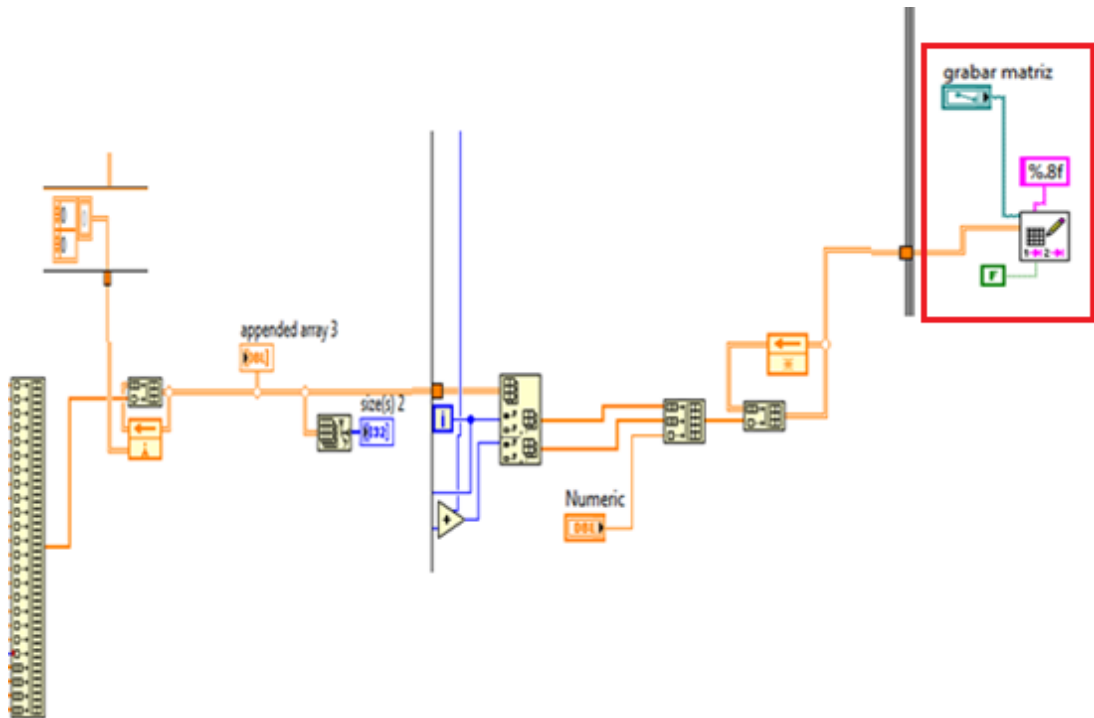


Figura 79. Programación para guardar los datos. Fuente: Autores

5.6 Algoritmo de redes neuronales en Matlab.

Mediante pruebas se determinó que la mejor red neuronal es: `red=newff`, ya que proporciona menor desgaste computacional y mejores resultados para nuestros datos. El entrenamiento de la red neuronal es mediante: `red.trainFcn='trainrp'`; debido a que presentaba mejores resultados como se muestra en el anexo 3, con 73 neuronas, dos capas ocultas de 146.

Se determinó un número para la respuesta de salida de la red, cero (0) cuando el motor este en perfectas condiciones y de 100 hasta 600 cuando el motor presente fallas.

Para crear la red neuronal artificial se siguió los siguientes pasos.

- 1.- Se abre Matlab, se determina la carpeta donde se va a trabajar. Después se crea una variable `a=0`. Y se abre la variable, se tendrá una hoja de datos, y es donde irán todos los datos estadísticos.

- 2.- Los datos estadísticos son en un total de 72 columnas y en la columna 73 van a ir la respuesta de salida de la red. En este caso se creará una red para el filtro de aire

tapado 75% donde cero (0) representa los valores de los datos estadísticos con el motor en óptimo funcionamiento, y cien (100) representa los datos estadísticas de las señales con el filtro tapado el 75%, se guarda los datos de la matriz como se observa en la figura 80.

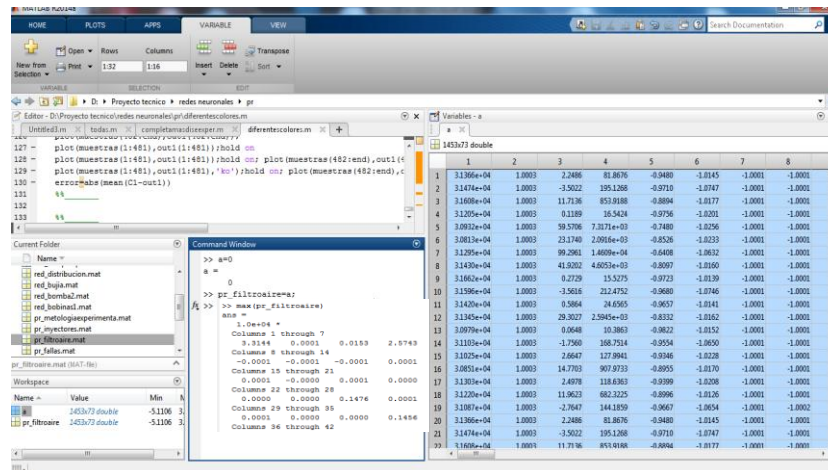


Figura 80. Programación de la RNA en Matlab. Fuente: Autores

3.- Se obtiene los máximos de cada columna. La red neuronal artificial trabaja mejor con valores de cero a uno. Para después dividirlos en la matriz creada. Como se muestra en la programación de la red neuronal artificial.

```

clc
clear all
close all

load pr_filtroatira
a=35781.56165; b=1.00054958; c=160.7323055; d=27652.57053;
e=-0.0312959; f=-1.00895759; g=-0.99974989; h=-0.9997622;
i=-0.99702044; j=-0.9997622; k=1.00027475; l=-0.03129156;
m=0.00563198; n=0.0000317; o=0.99048671; p=-0.01857882;
q=1.00054958; r=0.00006988; s=0.00034006; t=12646; u=1.00052902;
v=0.00027951; w=0.00047754; x=3191; y=1.0005395; z=0.00027951;
aa=0.00053934; ab=3180; ac=1.00053268; ad=0.00027952; ae=0.00053476
af=3140; ag=1.00065074; ah=0.00027954; ai=0.00055769; aj=3090;
ak=0.14763308; al=0.00000425; am=0.57992432; an=1.99324424;
ao=0.00420129; ap=-0.00011275; aq=0.00116787; ar=0.00147642;
as=-0.00009155; at=0.00147642; au=0.00206082; av=2.17168744;
aw=0.00145928; ax=0.00000213; ay=0.00438369; az=3.19606821;
ba=0.00000425; bb=1; bc=0.00000608; bd=5; be=0.00000735;
bf=1; bg=0.00139423 ; bh=1; bi=0.000007; bj=1; bk=0.00135802;
bl=1; bm=0.00000368; bn=1; bo=0.00102932; bp=1; bq=0.00000087;
br=1; bs=0.0006277; bt=1;

bu=2200,000001;

matred9mar=pr_filtroatira;
  
```



```

A=[matred9mar(:,1)./a matred9mar(:,2)./b matred9mar(:,3)./c
matred9mar(:,4)./d matred9mar(:,5)./e matred9mar(:,6)./f...
matred9mar(:,7)./g matred9mar(:,8)./h matred9mar(:,9)./i
matred9mar(:,10)./j matred9mar(:,11)./k matred9mar(:,12)./l...
matred9mar(:,13)./m matred9mar(:,14)./n matred9mar(:,15)./o
matred9mar(:,16)./p matred9mar(:,17)./q matred9mar(:,18)./r...
matred9mar(:,19)./s matred9mar(:,20)./t matred9mar(:,21)./u
matred9mar(:,22)./v matred9mar(:,23)./w matred9mar(:,24)./x...
matred9mar(:,25)./y matred9mar(:,26)./z...
matred9mar(:,27)./aa matred9mar(:,28)./ab matred9mar(:,29)./ac
matred9mar(:,30)./ad matred9mar(:,31)./ae matred9mar(:,32)./af...
matred9mar(:,33)./ag matred9mar(:,34)./ah matred9mar(:,35)./ai
matred9mar(:,36)./aj matred9mar(:,37)./ak matred9mar(:,38)./al...
matred9mar(:,39)./am matred9mar(:,40)./an matred9mar(:,41)./ao
matred9mar(:,42)./ap matred9mar(:,43)./aq matred9mar(:,44)./ar...
matred9mar(:,45)./as matred9mar(:,46)./at matred9mar(:,47)./au
matred9mar(:,48)./av matred9mar(:,49)./aw matred9mar(:,50)./ax...
matred9mar(:,51)./ay matred9mar(:,52)./az...
matred9mar(:,53)./ba matred9mar(:,54)./bb matred9mar(:,55)./bc
matred9mar(:,56)./bd matred9mar(:,57)./be matred9mar(:,58)./bf...
matred9mar(:,59)./bg matred9mar(:,60)./bh matred9mar(:,61)./bi
matred9mar(:,62)./bj matred9mar(:,63)./bk matred9mar(:,64)./bl...
matred9mar(:,65)./bm matred9mar(:,66)./bn matred9mar(:,67)./bo
matred9mar(:,68)./bp matred9mar(:,69)./bq matred9mar(:,70)./br...
matred9mar(:,71)./bs matred9mar(:,72)./bt];

C=[matred9mar(:,73)./bu];

X=[A];
y=[C];
P=X';
y=y';
red=newff(P,y,[73,146,146,73],{'purelin','tansig','tansig','tansig',
'purelin'}); %probar con
newcf,newff,newelm,newhop(recurrente),narxnet,
[trainInd,valInd,testInd]=dividerand(P,0.7,0.15,0.15);
red.trainFcn='trainrp';
red.trainParam.goal=1e-20; %Definimos el valor a llegar del
error en el entrenamiento
red.trainParam.epochs=6e3; %Definimos número de épocas
red.trainParam.max_fail=1e10; % Máximo número de iteraciones
cuando el valor no baja
red.trainParam.min_grad=1e-20;
red=train(red,P,y);
% % % % redc=closetool(red);
out=sim(red,P).*bu;
C1=C.*bu;
out1=out';
figure(1)
hold on, grid on
plot(out1,'ko')
plot(C1,'g')
error=abs(mean(C1-out1))
%% _____

```

5.7 Algoritmo de lectura de redes neuronales en LabVIEW.

Se procede a abrir el Matlab script, se toman los datos del BuildArray, se ingresan al Matlab script mediante Add Input. En el algoritmo primero se escribe la dirección exacta de la red, se carga la red ya guardada, se normaliza los datos utilizando el método máximo y se crea la matriz. El valor de salida la red neuronal se obtiene mediante app out, de este sale el valor de la red neuronal, en este caso se puede ver los valores que determinan si el motor está en perfecto funcionamiento o falla un cilindro como se muestra en la figura 81.

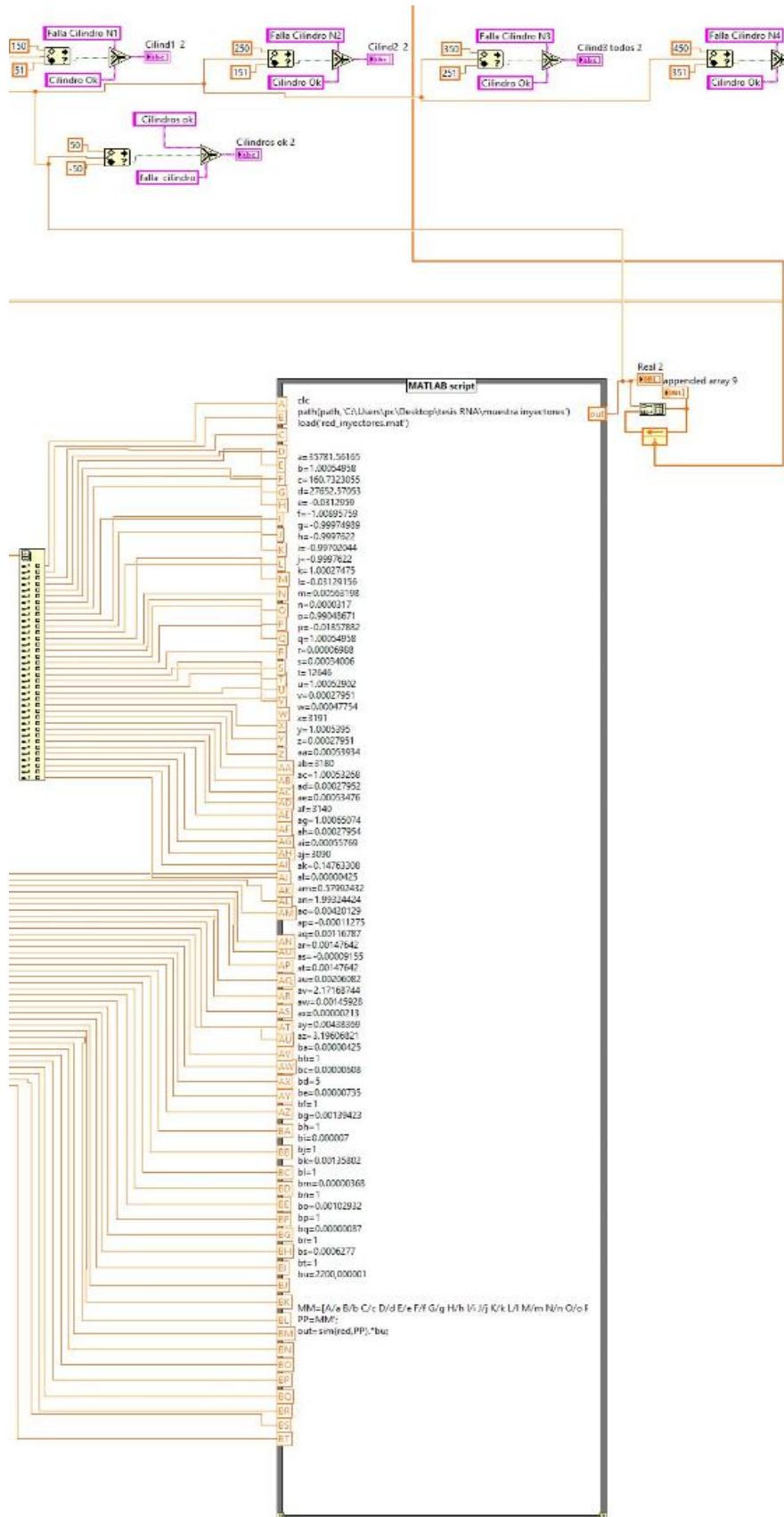


Figura 81. Programación de la RNA en LabVIEW. Fuente: Autores

6 Diseño e implementación del sistema para detectar fallas mecánicas mediante RNA.

6.1 Protocolo de adquisición de señales e implementación del sistema para reconocer fallas en el MEP mediante RNA.

En la figura 82 se muestra el esquema para la obtención de datos, se obtienen señales con cada una de las fallas mecánicas. Las muestras se verificaron el rato de obtenerlas. Después se comprobó mediante redes neuronales que diferencie las señales.

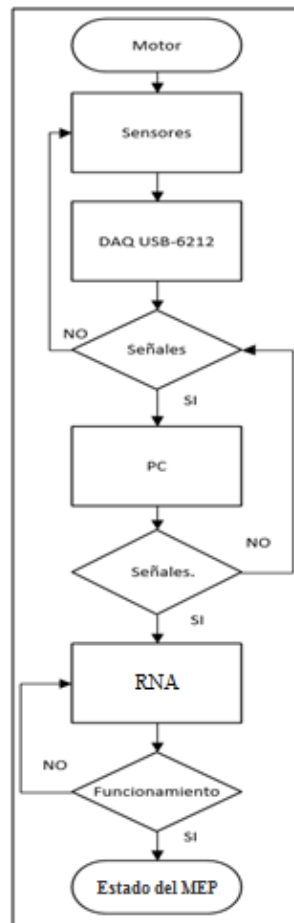


Figura 82. Flujograma para la adquisición de datos e implementación del sistema de detección de fallas mediante RNA. Fuente: Autores

Establecido el diseño del sistema de RNA para detectar fallas, se procede a la comprobación, es decir que el estado de funcionamiento del MEP corresponda a la salida de la RNA, de no ser este el caso se deben comprobar el error de la red, si todo

es correcto se adquiere más datos y se entrena a la red, hasta que esta pueda diferenciar el estado del MEP.

6.2 Fases de diseño: Implementación del sistema para detección de fallas mecánicas mediante RNA.

Se da al motor diferentes condiciones de funcionamiento mediante diseño experimental. Las señales a ser procesadas son las señales de los dos sensores (CMP, KS), escogidos para la base de datos de fallas mecánicas en el MEP, se procesa las señales mediante filtros y se obtiene datos estadísticos, se crea el sistema de RNA para dar mantenimiento al MEP como se muestra en la figura 83.

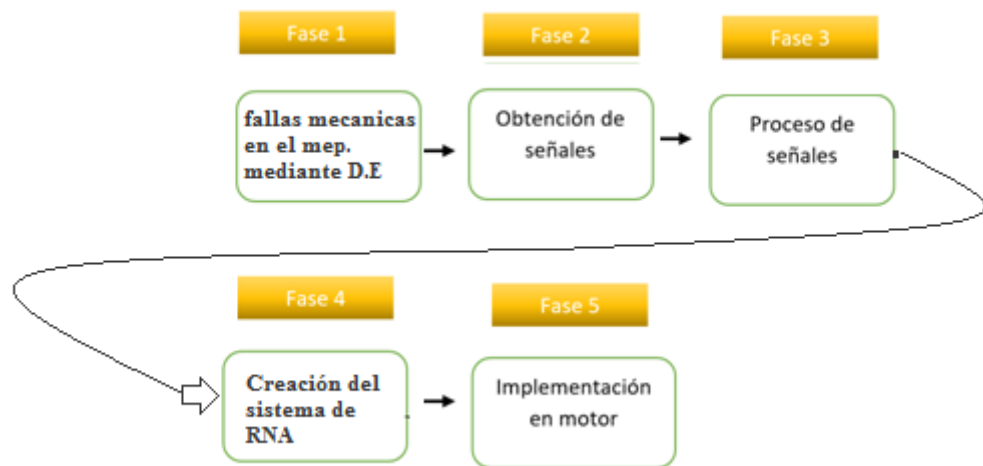


Figura 83. Diagrama de bloques para el diseño e implementación del sistema de RNA. Fuente: Autores.

6.3 Fase 1: Diseño experimental.

El diseño experimental utilizado fue el de factorial de 2^2 , explicado en el punto 6.2 una vez obtenido los datos y las matrices se completó la hoja de trabajo ingresando los datos al diseño experimental de las treinta y dos corridas. Se genera setenta y dos columnas de estadísticas del sensor KS y CMP. La base de datos del proyecto va dirigida al sensor KS por lo que se examinara solo los datos estadísticos más importantes de este, siendo los primeros treinta y seis columnas.

6.3.1 Diseño experimental inyector-bujía.

Se examinó todos los cilindros, dando datos estadísticos a las primeras cuatro filas del cilindro uno, las siguientes cuatro filas del cilindro dos, las siguientes cuatro filas del cilindro tres, las siguientes cuatro filas del cilindro cuatro, y las que restan con repeticiones de cada cilindro respectivamente.

Para el análisis de resultados se siguió el siguiente proceso.

Se da clic izquierdo en Estadísticas, DOE, Factorial, Analizar diseño factorial...

Se escoge las estadísticas que se quieren analizar dándoles doble clic y en la opción gráficas, clic en cuatro en uno (figura 84).

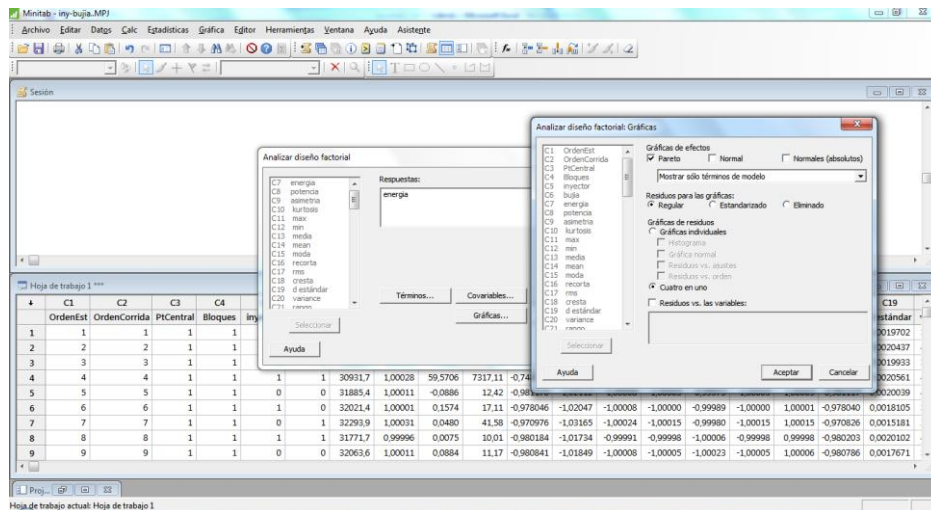


Figura 84. Ventana de la implementación en Minitab para el análisis del diseño experimental.

Fuente: Autores

Se obtiene los resultados de las estadísticas más importantes teniendo en cuenta el anexo 2 para el análisis de las gráficas.

- **Potencia:**

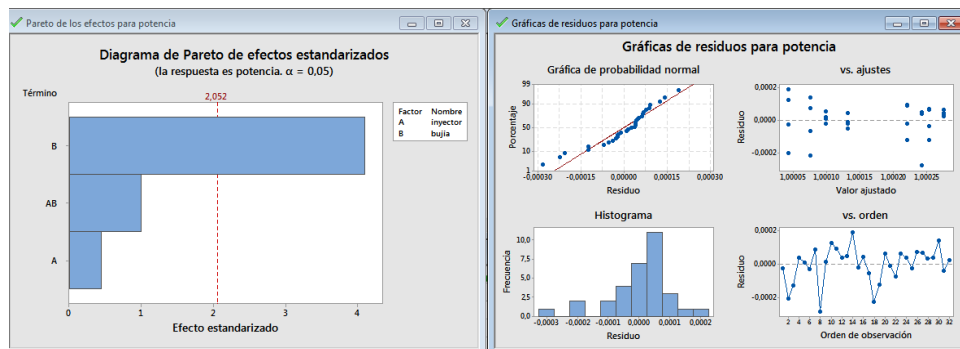


Figura 85. Resultados del análisis del diseño experimental inyector-bujía, potencia. Fuente: Autores

- **Media:**



Figura 86. Resultado del análisis del diseño experimental inyector-bujía, media. Fuente: Autores

- **Energía Fourier.**

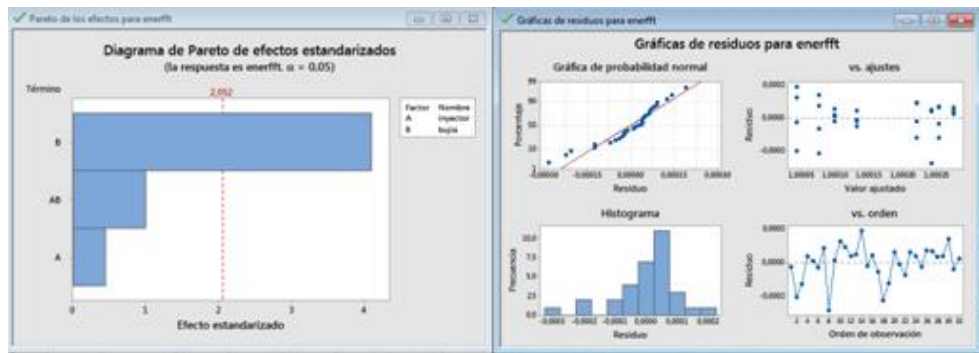


Figura 87. Resultado del análisis del diseño experimental inyector-bujía, energía de Fourier. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 85, 86 y 87, si falla un cilindro por bujía tiene mayor potencia que la falla en las inyector, si falla una bujía hay ingreso de combustible a la cámara por el inyector, el motor trabaja en caliente es posible que un poco de combustible realice el proceso de combustión así no haya chispa, mientras que cuando falla el inyector no se da ingreso de combustible a la cámara por lo que no puede haber combustión.

En la figura 85, 86 y 87, las gráfica residuos vs porcentaje, los datos siguen tendencia a una línea recta, lo que está dentro de la normalidad, el histograma tiene una distribución normal de resultados. En las gráficas el Valor Ajustado vs Residuo, no hay patrones de embudo por lo que es aceptable.

6.3.2 Diseño experimental para el sistema de la distribución.

Se crearon dos diseños experimentales para la distribución como se explica en el punto 6.2. Se considera dos diseños experimentales tomando las estadísticas principales.

- **Diente adelantado admisión, diente adelantado escape, diente adelantado escape-admisión.**

Energía

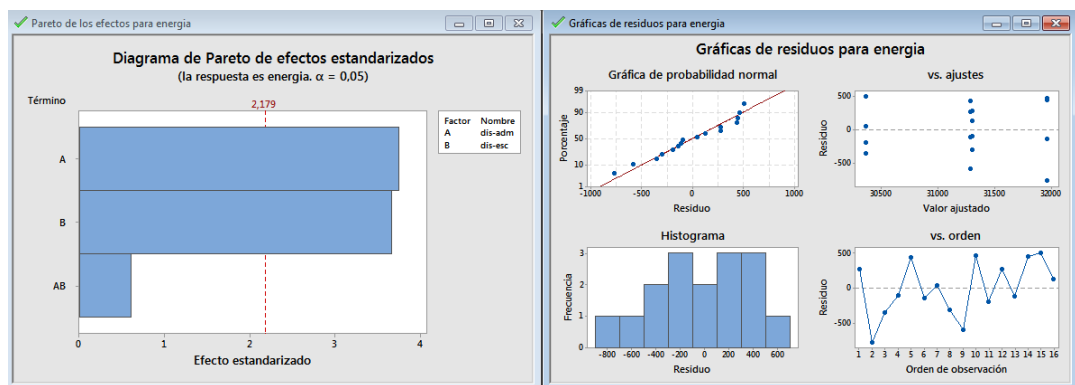


Figura 88. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, energía. Fuente: Autores

Potencia.

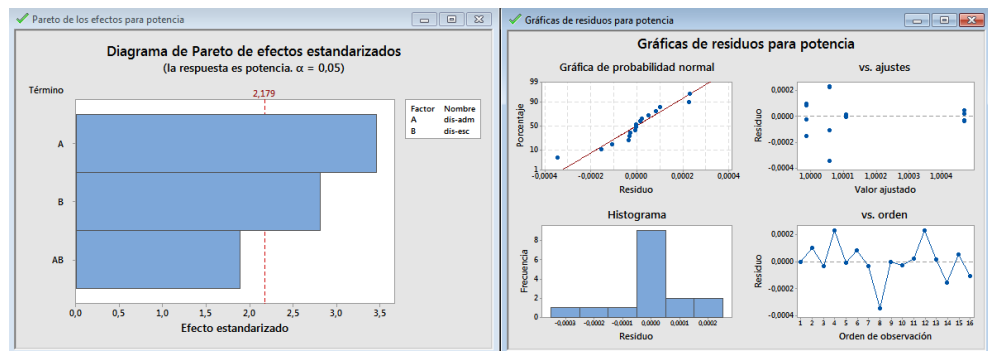


Figura 89. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, potencia. Fuente: Autores

Como se muestra en la gráfica de la figura 88 y 89 el diente adelantado en admisión tiene más energía y potencia que el diente retrasado en escape.

En las gráficas residuos vs porcentaje, los datos siguen tendencia a una línea recta, lo que está dentro de la normalidad, el histograma tiene una distribución normal de

resultados. En las gráficas de Valor Ajustado vs Residuo, no hay patrones de embudo por lo que es aceptable.

- **Diente retrasado en admisión, diente retrasado en escape, diente retrasado en escape-admisión.**

Se considera las estadísticas más relevantes teniendo:

Potencia:

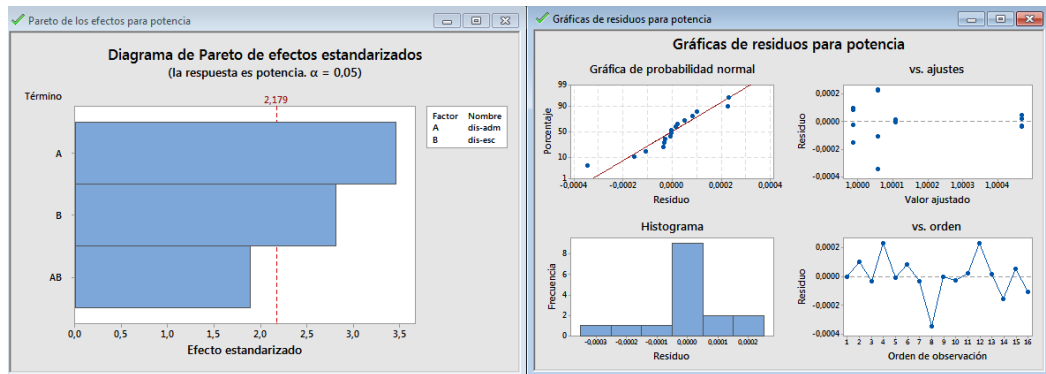


Figura 90. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, potencia. Fuente: Autores

Energía Fourier:

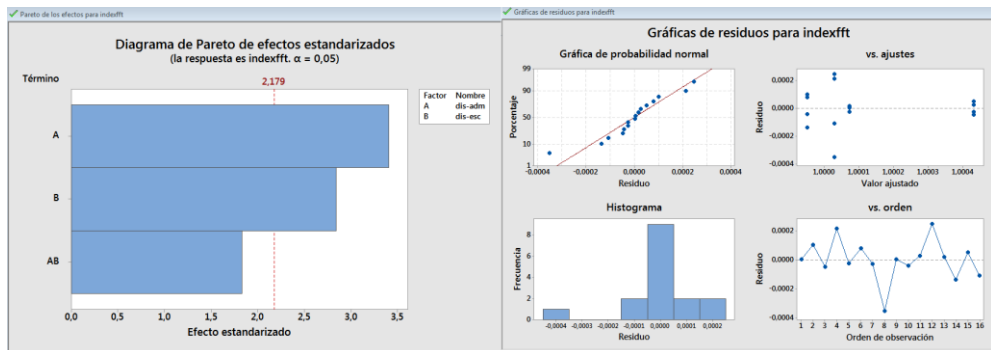


Figura 91. Resultado del análisis del diseño experimental para la distribución, energía de Fourier. Fuente: Autores

Como se muestra en el diagrama de la figura 90 y 91 el diente retrasado en admisión tiene más potencia que el diente retrasado en escape.

En las gráficas residuos vs porcentaje, los datos siguen tendencia a una línea recta, lo que está dentro de la normalidad, el histograma tiene una distribución normal de resultados. En las gráficas Valor Ajustado vs Residuo, no hay patrones de embudo por lo que es aceptable.

Se examinó dos estadísticas en cada diseño experimental comprobando que si existe diferencias entre los datos obtenidos.

6.4 Fase 2: Toma de muestras.

La frecuencia de muestreo es de 200 KHz para el sensor KS y el sensor CMP, con un tiempo de 3 segundos, con el motor caliente esperando que se prenda mínimo dos veces el ventilador para evitar obtener muestras erróneas, además no se tomó muestras mientras el ventilador está funcionando.

Al provocar la falla mecánicas en el motor mediante el método experimental, se esperó 3 minutos para que el motor se estabilice, para proceder a tomar los datos, los cuales se tomaron 30 muestras de cada falla mecánica. Las muestras con el motor en óptimas condiciones se tomaron en mayor número para la base de datos, las muestras que presentaban errores en la red neuronal fueron eliminadas.

6.5 Fase 3: Proceso de la señal.

La señal del sensor KS no es filtrada mientras que la señal del sensor CMP si es filtrada además esta se corta para determinar estadísticas de cada cilindro tomando en cuenta cuando este en proceso de combustión. Se obtiene setenta y dos datos estadísticos para las dos señales.

6.6 Fase 4: Creación de las redes neuronales.

Para las diferentes pruebas de funcionamiento del motor, se toman los valores de las estadísticas explicadas en el punto 5.5, de las señales de los sensores KS y CMP, dando el valor de salida de la red neuronal artificial de cero cuando el motor está en óptimo funcionamiento y números de cien hasta seiscientos, [100, 200, 300, 400, 500, 600] para identificar el valor de salida en la red neuronal artificial para identificar cada falla del motor. Las muestras son tomadas en ralentí con el motor caliente.

6.6.1 Resultados de la RNA para los inyectores.

La figura 92 muestra la gráfica de la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien el primer inyector desconectado,

doscientos el segundo inyector desconectado, trescientos el tercer inyector desconectado y cuatrocientos el cuarto inyector desconectado.

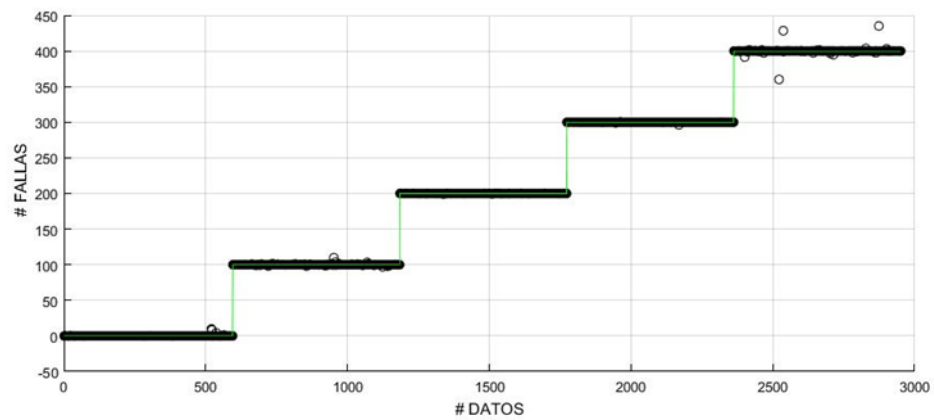


Figura 92. Resultado de la RNA para la falla en los inyectores. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 92 la red neuronal artificial puede identificar cuando el motor está en óptimo funcionamiento, así como las fallas provocadas. Existen algunos puntos dispersos pero no afectan el resultado ya que se tiene un error bajo.

El error de la red es:

Error = 0.0114, el cual equivale a 1.14%.

6.6.2 Resultados de la RNA para las bujías.

La figura 93 muestra la gráfica de la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien la primera bujía calibrada al cero, doscientos la segunda bujía calibrada al cero, trescientos la tercera bujía calibrada al cero y cuatrocientos la cuarta bujía calibrada al cero.

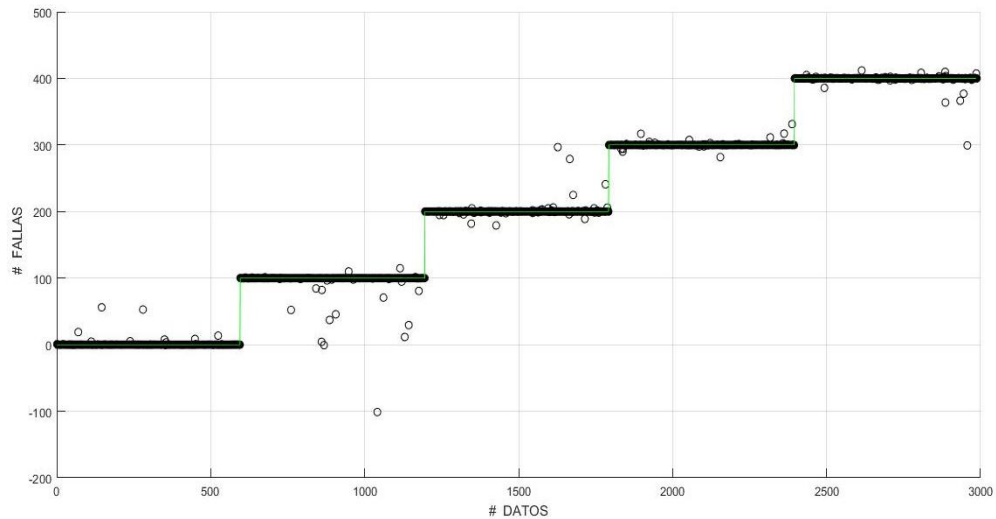


Figura 93. Resultado de la RNA para la falla en las bujías. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 93 la red neuronal artificial puede identificar las cuando el motor este en óptimo funcionamiento, así como cada una de las fallas provocadas. Existen algunos puntos dispersos pero no afectan el resultado del sistema de detección de falla con un error = 0.1721, equivalente al 17.2%.

6.6.3 Resultados de la RNA para las bobinas.

La figura 94 muestra la gráfica de red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien la bobina 1-4 desconectada, doscientos la bobina 2-3 desconectada.

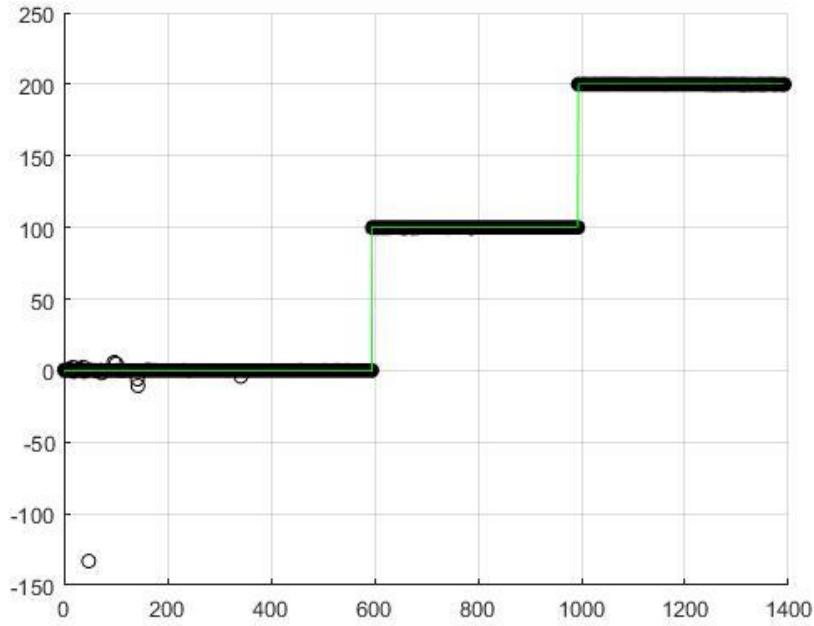


Figura 94. Resultado de la RNA para la falla en las bobinas. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 94 la red de neuronal artificial puede identificar cuando el motor está en óptimo funcionamiento, así como cada una de las fallas provocadas. Al estar sin funcionar dos cilindros la identificación de la red es casi perfecta, con un error de error = 0.1050.

6.6.4 Resultados de la RNA para la distribución.

La figura 95 muestra la gráfica de la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien adelantado un diente en el árbol de levas de admisión, doscientos retrasado un diente en el árbol de levas de admisión, trescientos adelantado un diente en el árbol de levas del escape, cuatrocientos retrasado un diente en el árbol de levas del escape, quinientos adelantado un diente en el árbol de levas de la admisión y escape, seiscientos retrasado un diente en el árbol de levas de la admisión y escape.

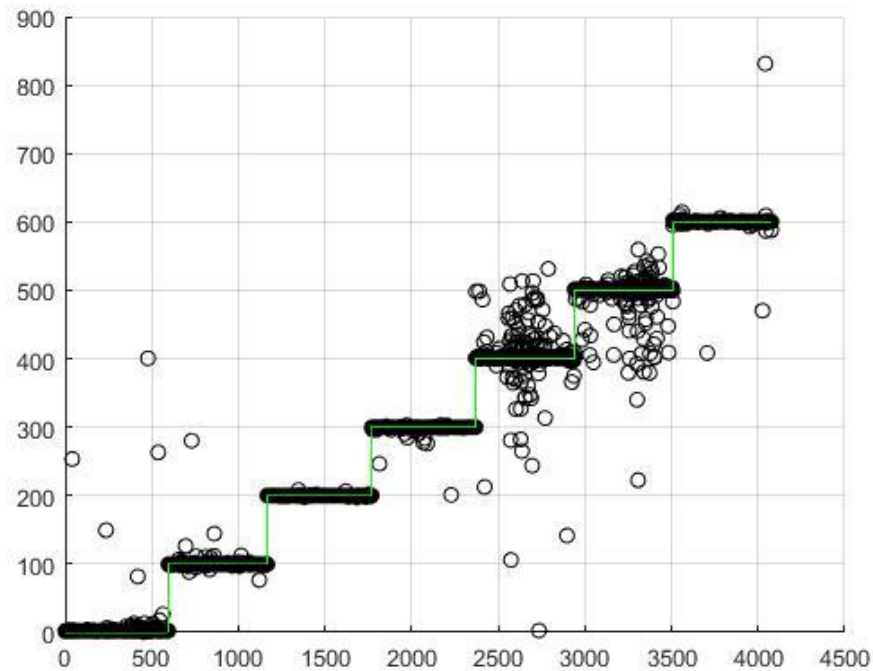


Figura 95. Resultado de la RNA para la falla en la distribución. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 95 la red neuronal artificial puede identificar cuando el motor está en óptimo funcionamiento. Para esta red existen puntos dispersos por lo que se puede decir que los datos estadísticos se entremezclan con estas condiciones de falla con un error=0,42.

6.6.5 Resultados de la RNA para la presión de combustible.

La figura 96 muestra la gráfica de la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien la presión de la bomba 25 psi, doscientos la presión de la bomba a 65 psi, cabe recalcar que la presión normal de funcionamiento de la bomba es de 45 psi.

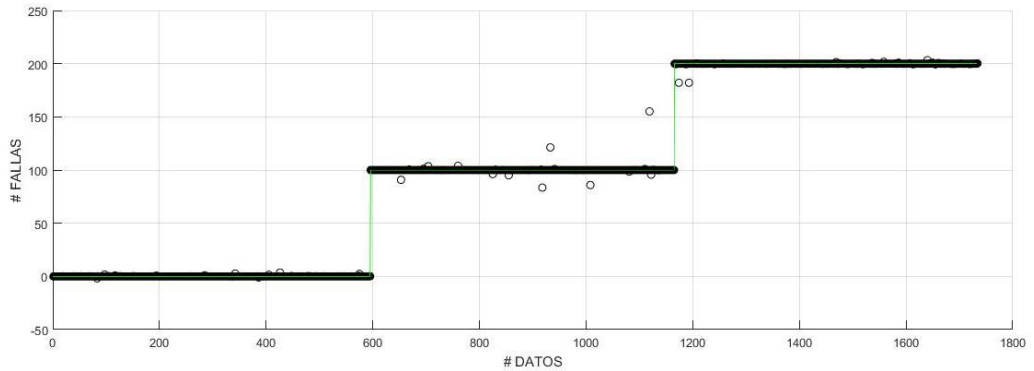


Figura 96. Resultado de la RNA para la falla en la presión de combustible. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 96 la red neuronal artificial puede identificar las señales con cada una de las fallas, así como el motor en óptimo funcionamiento. La dispersión de las estadísticas con la falla de la bomba a baja presión es considerable pero no se mezcla con las demás fallas lo que permite reconocerlas, con un Error = 0.0287.

6.6.6 Resultados de la RNA para inyector-bujía.

La figura 97 muestra la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien primer inyector desconecta y la bujía calibrada al cero, doscientos el segundo inyector desconectado y la bujía calibrada al cero, trescientos el tercer inyector desconectado y la bujía calibrada al cero, cuatrocientos el cuarto inyector desconectado y la bujía calibrada al cero.

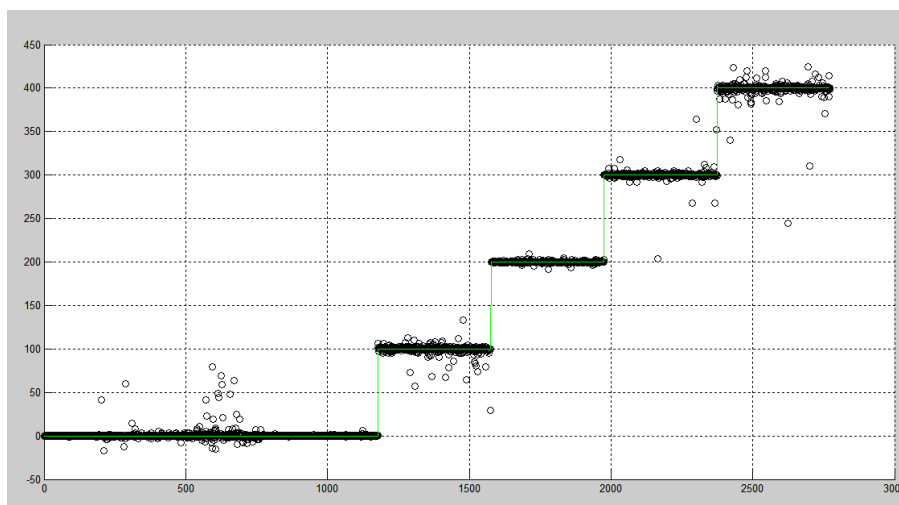


Figura 97. Resultado de la RNA para la falla en inyector-bujía. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 97 la red de neuronal artificial puede identificar las señales con cada una de las fallas, así como el motor en óptimo funcionamiento.

6.6.7 Resultado de la RNA para el filtro de aire tapado.

La figura 98 muestra la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien filtro tapado 75%.

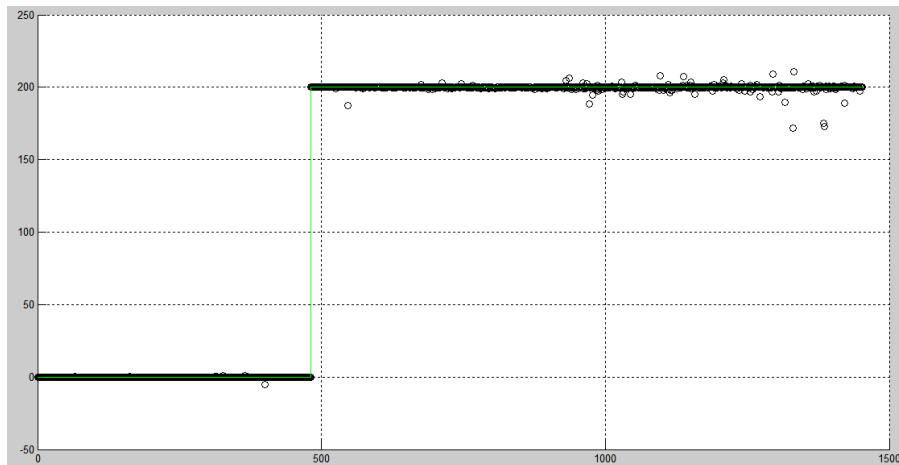


Figura 98. Resultado de la RNA para la falla en el filtro de aire. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 98 la red de neuronal artificial puede identificar las señales con cada una de las fallas, así como la del motor en óptimas condiciones. Con un error = 0.0987

6.6.8 Resultado de la RNA para el catalizador obstruido.

La figura 99 muestra la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien el catalizador obstruido.

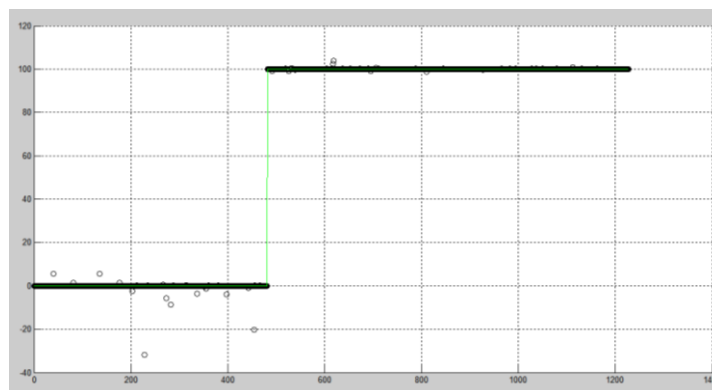


Figura 99. Resultado de la RNA para la falla en el catalizador. Fuente: Autores

Como se observa en la figura 99 la red de neuronal artificial puede identificar las señales con cada una de las fallas, así como la del motor en óptimas condiciones. Con un error =0.0493

6.6.9 Resultados de la RNA para todas las fallas provocadas.

La figura 100 muestra la red neuronal artificial siendo: cero las muestras del motor en óptimo funcionamiento, cien falla de inyectores, doscientos falla de bujías, trescientos falla en las bobinas, cuatrocientos falla en las bobinas, quinientos falla en la distribución, seiscientos falla inyector-bujía.

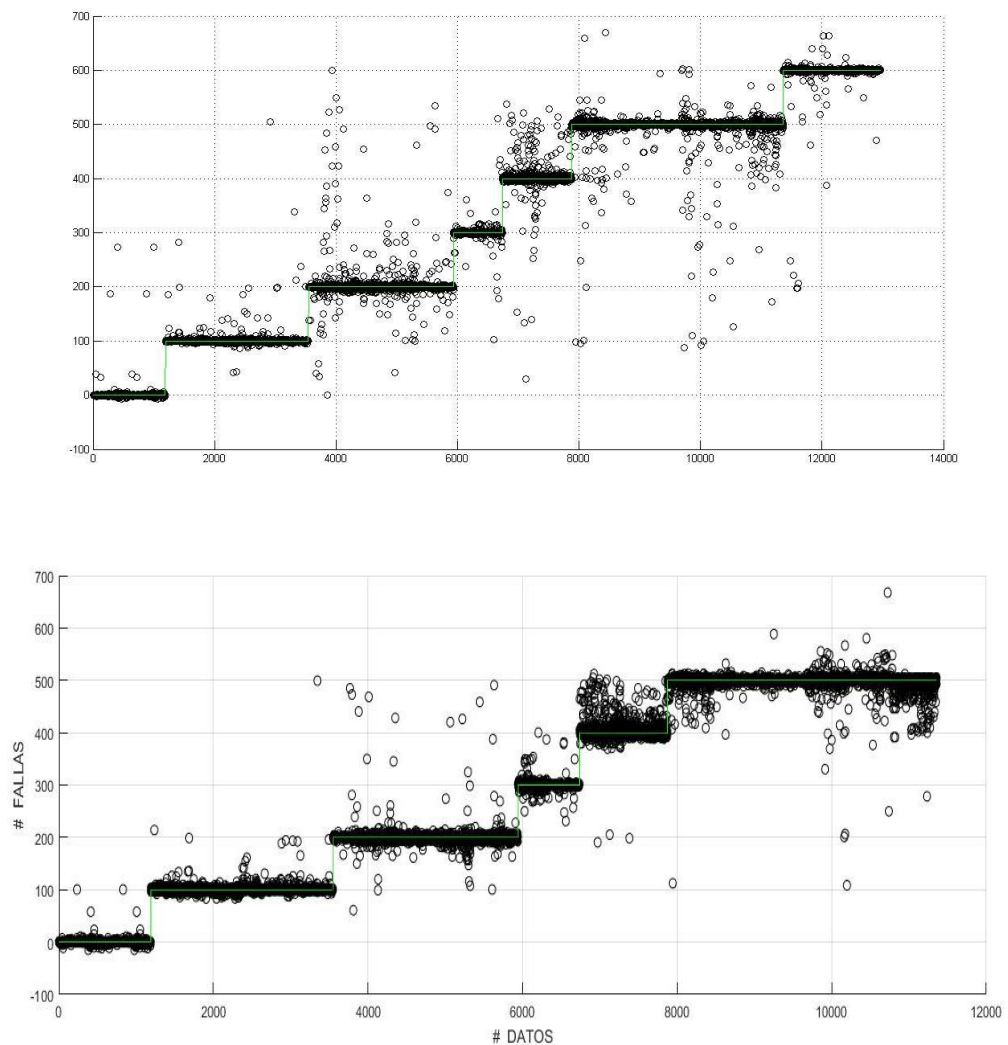


Figura 100. Resultado de la RNA para Todas las fallas. Fuente: Autores.

Como se observa en la figura 100 la red de neuronal artificial puede identificar las señales con cada una de las fallas, así como el motor en óptimo funcionamiento. En este caso existen demasiados datos dispersos, generando una mezcla de datos en

diferentes tipos de fallas, concluyendo que es mejor utilizar redes de forma individual para la detección de cada falla.

6.7 Fase 5: Implementación del algoritmo para la detección de fallas mecánicas mediante redes neuronales (LabVIEW).

Se ubica el sensor KS exactamente en el mismo lugar donde se muestreo las señales para la base de datos, se conecta los sensores a la tarjeta DAQ 6212.

Una vez establecido todo el sistema de redes neuronales artificiales para la detección de fallas mecánicas, el VI completo se visualiza en los siguientes bloques.

Bloque A.

Permite obtener las señales que no están entrenadas en la red neuronal artificial.

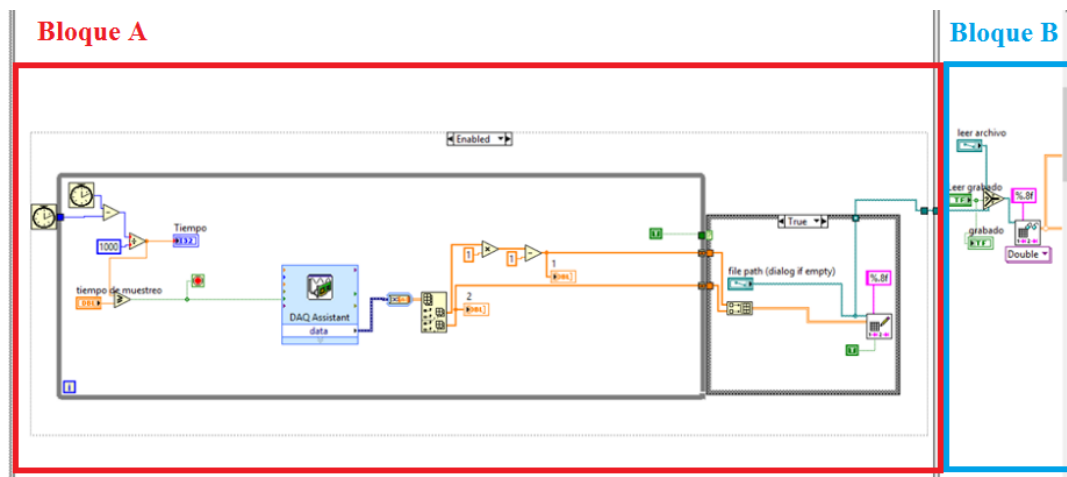


Figura 101. Bloque A, adquisición de muestras. Fuente: Autores.

Bloque B.

En este se realiza el filtrado de la señal del sensor CMP (figura 102), y el corte de las dos señales (KS, CMP) para cada cilindro en la fase de expansión.

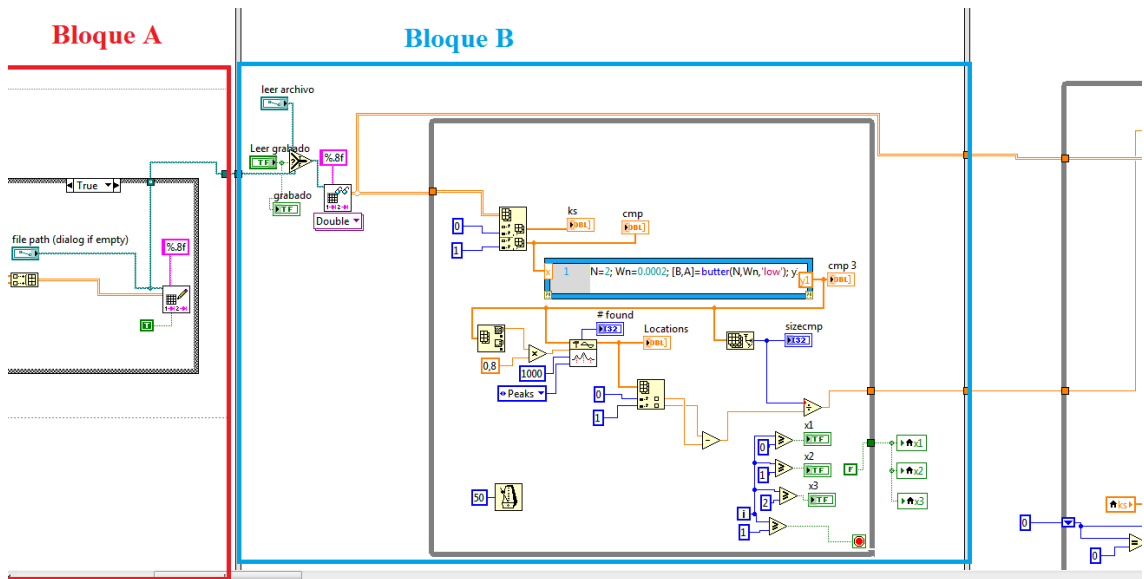


Figura 102. Bloque B, filtrado y corte de las señales. Fuente: Autores

Bloque C.

Se obtiene todos los datos estadísticos para las señales de los sensores KS y CMP como se ve en la figura 103.

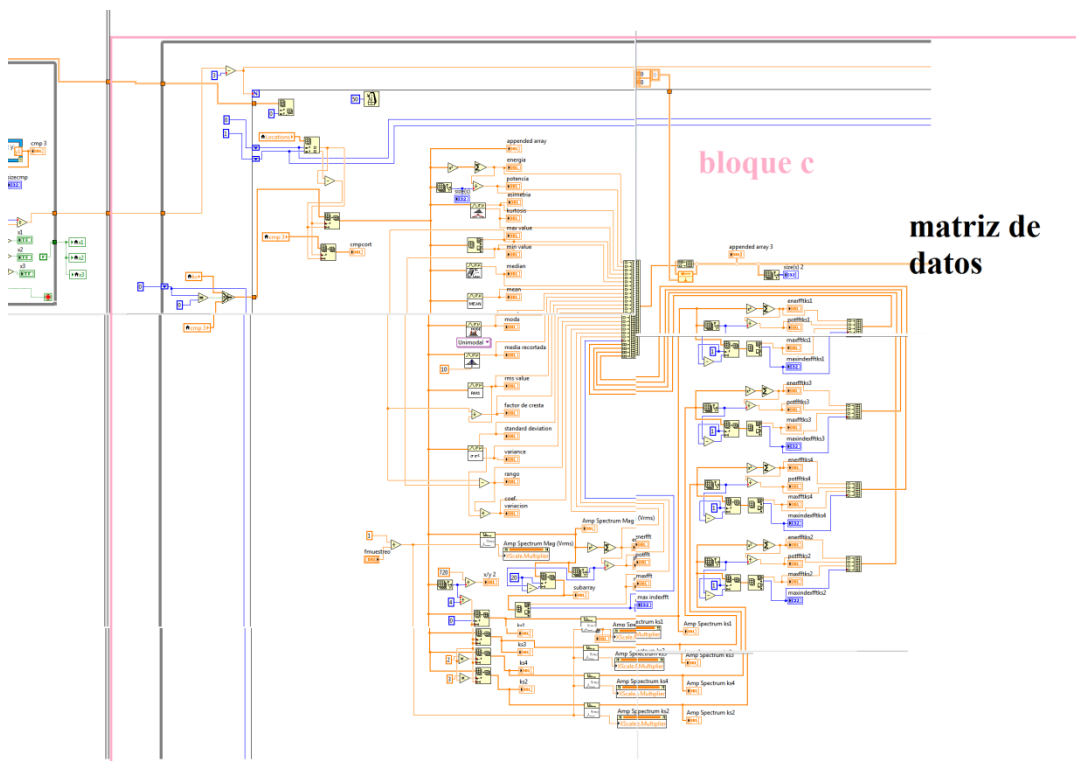


Figura 103. Bloque C, datos estadísticos de señales. Fuente: Autores

Bloque D.

Permite leer la red con los nuevos datos estadísticos (figura 104) y darnos el valor de salida, el cual será la falla mecánica del motor.

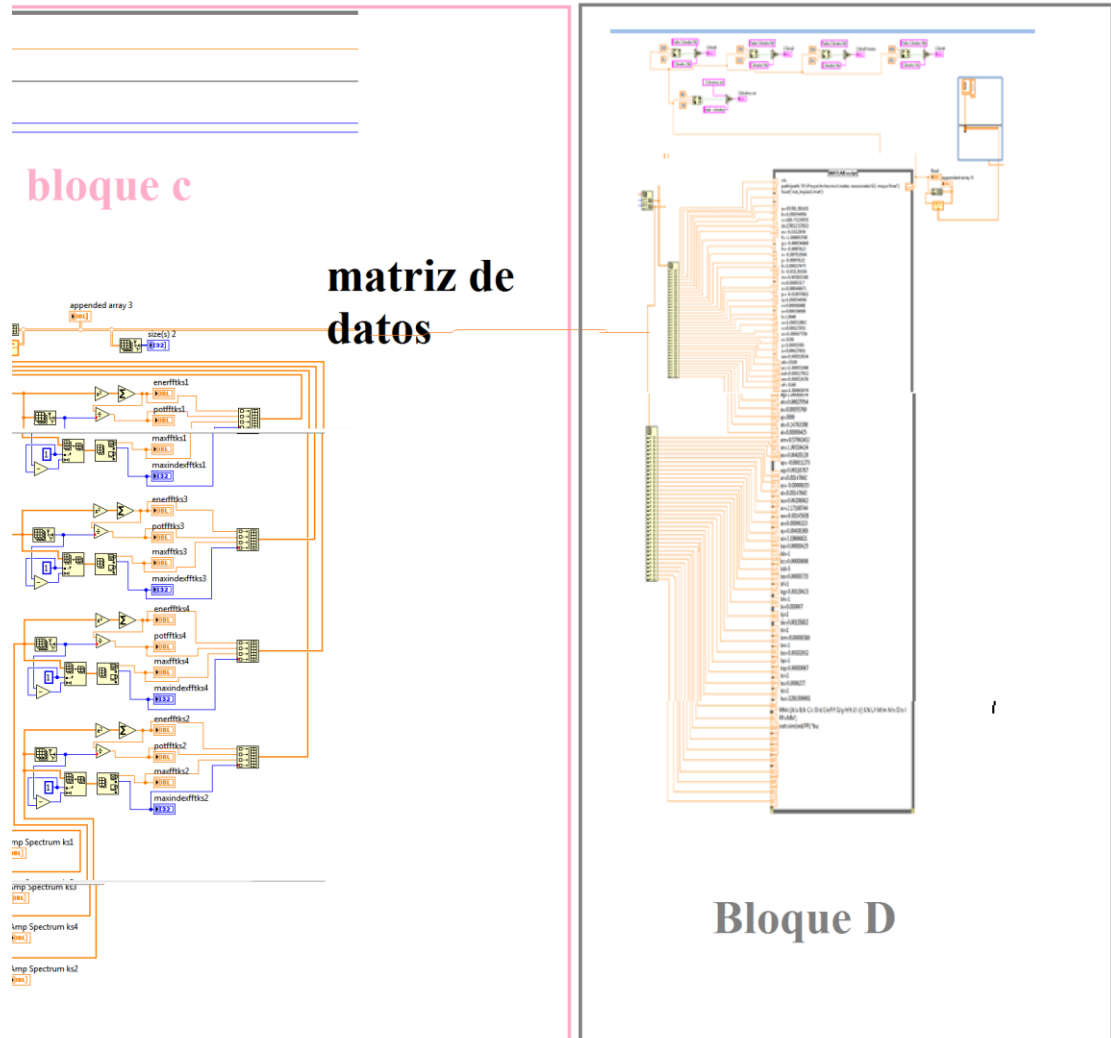


Figura 104. Bloque D, valor de salida de la red neuronal. Fuente: Autores

El valor de salida de la red dará el resultado de la falla mecánica en el motor si este no coincide con ninguna falla puede ser que el motor tenga alguna falla que no exista en nuestra base de datos.

7 Análisis de resultados.

7.1 Análisis de variancia (ANOVA)

Implementamos el análisis en ANOVA para la comparación de los resultados de las diferentes fallas mecánicas como de la condición normal de funcionamiento en el MEP, para lograr así la comparación entre las muestras, siendo:

- Ok= el motor en óptimo funcionamiento. (0)
- Falla de inyectores.
Inyector 1 (100), inyector 2 (200), inyector 3 (300), inyector 4 (400)
- Falla de bujías.
Bujía 1 (100), bujía 2 (200), bujía 3 (300), bujía 4 (400)
- Falla bobinas.
Bobina 1-4 (100), bobina 2-3 (200)
- Falla presión de combustible.
Presión a 25psi (100), presión a 65psi (200)
- Falla en el sistema de distribución.
Adm adelantada (100), esc adelantada (200), adm retrasada (300), esc retrasad (400), adm y esc adelantado (500), adm y esc retrasada (600)

7.1.1 Resultados del análisis de variancia (ANOVA) para las muestras obtenidas.

Empleamos esta técnica para la comparación de valores reales aplicados a cada tipo de falla mecánica (0, 100, 200, 300, 400), con los valores de respuesta que se obtiene al aplicar las RNA a cada una de las muestras obtenidas al generar fallas mecánicas intencionadas al motor.

Se aplica el análisis en Minitab para el cálculo de la media en cada muestra, y estos valores sirven como los estimados de puntos de los parámetros de validación si sus datos están normalmente distribuidos.

El cálculo de la media se lo realiza aplicando un análisis de varianza de un solo factor como se muestra en la figura 105 para generar los resultaos de intervalos correspondientes a cada una de las muestras obtenidas.

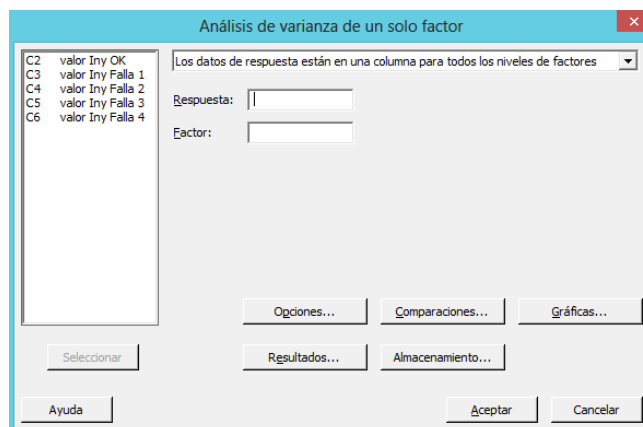


Figura 105. Ventana para la detección de las variables a determinar en la varianza de un solo valor.

Fuente: Autores

Los intervalos de tolerancia son un rango de valores para una característica de calidad específica de las muestras adquiridas ya sea estas con o sin fallas, los intervalos se basan en los datos de la muestra y se indican con un nivel de confianza especificado en la muestra real para cada falla mecánica. Si un intervalo de tolerancia tiene un nivel de confianza de 95%, se puede estar 95% seguro de que su proporción especificada, o más, se ubica dentro del intervalo.

Como se muestra en la figura 106 para generar el análisis especificado, se crea una tabla de los valores vs su repuesta (anexo5), los valores son correspondientes a cada una de las fallas mecánicas provocadas, la respuesta equivale a los datos de muestra y al real aplicado a cada tipo de falla mecánica, en este caso se analizara el ANOVA para cada uno de los inyectores.

↓	C1-T	C2	C3	C4	C5	C6	C7 ^
	Respuesta	valor Iny OK	valor Iny Falla 1	valor Iny Falla 2	valor Iny Falla 3	valor Iny Falla 4	
15	Res. Iny	-0,003122	98,893	199,998	300,002	399,961	
16	Res. Iny	-0,002588	198,922	199,998	300,004	399,861	
17	Res. Iny	0,012106	99,660	199,997	299,998	400,012	
18	Res. Iny	-0,000515	99,949	199,997	300,001	399,651	
19	Res. Iny	-0,001789	100,136	199,998	300,001	400,167	
20	real Iny	0,000000	100,000	200,000	300,000	400,000	
21	real Iny	0,000000	100,000	200,000	300,000	400,000	
22	real Iny	0,000000	100,000	200,000	300,000	400,000	
23	real Iny	0,000000	100,000	200,000	300,000	400,000	

Figura 106. Tabla del ANOVA de un solo factor, (valor vs repuesta). Fuente: Autores

Al realizar el análisis en condiciones de funcionamiento del motor en ralentí, la confianza de Tukey ajustado a un intervalo de confianza es del 95% en este análisis,

como se ve las figuras 107, 108, 109, 110, 111, la línea de puntos cero (0.00) se interseca con la línea del intervalo de confianza, demostrando que las medias muestrales en sus intervalos no es significativa para cada falla en los MEP.

El software de aplicación agrupa la información utilizando el sistema Tukey, con una confianza de 95% y se presenta en las figuras 107, 108, 109, 110 y 111, que son resultados para cada falla en cada uno de los inyectores.

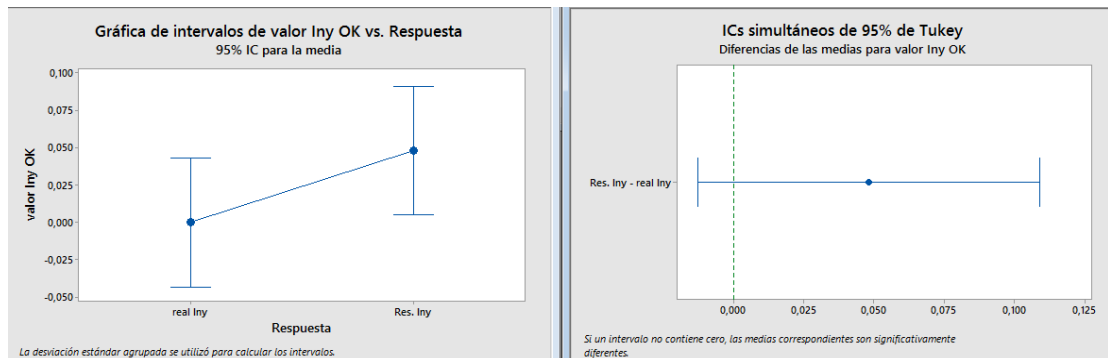


Figura 107. Resultados de ANOVA (con el motor OK). Fuente: Autores

En la figura 107 cuando el motor se encuentra sin falla en los inyectores, el intervalo de confianza sí contiene cero, entonces la diferencia entre las medias cuando el motor está en perfectas condiciones de funcionamiento (OK) no es estadísticamente significativa.

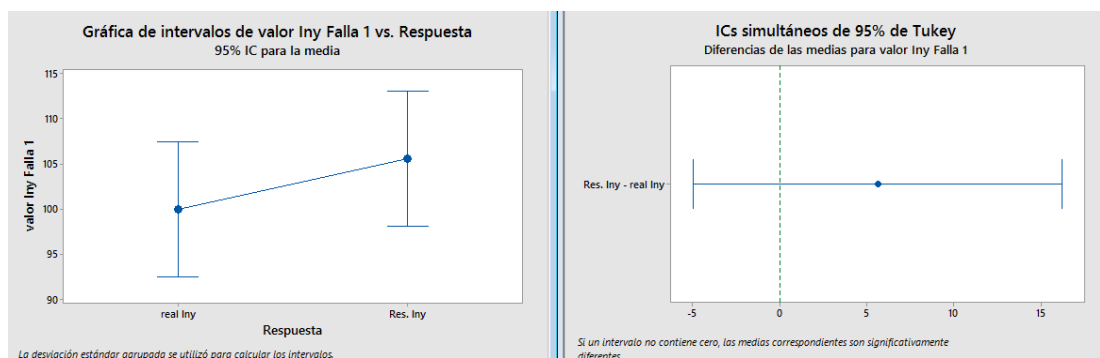


Figura 108. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 1)1. Fuente: Autores

En la figura 108 cuando el motor se encuentra con falla en el inyector uno (FALLA 1), el intervalo sí contiene cero, entonces la diferencia entre las medias para la falla 1 no es estadísticamente significativa.

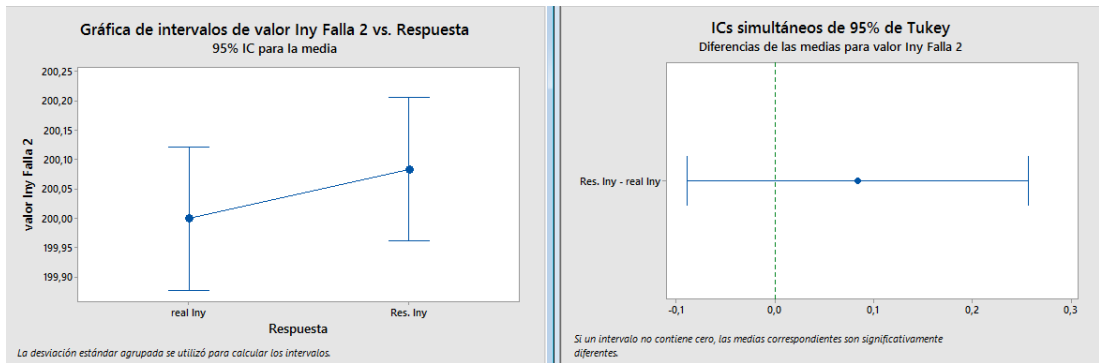


Figura 109. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 2). Fuente: Autores

La figura 109 indica cuando el motor se encuentra con falla en el inyector dos (FALLA 2), el intervalo sí contiene cero, entonces la diferencia entre las medias para la falla 2 no es estadísticamente significativa.

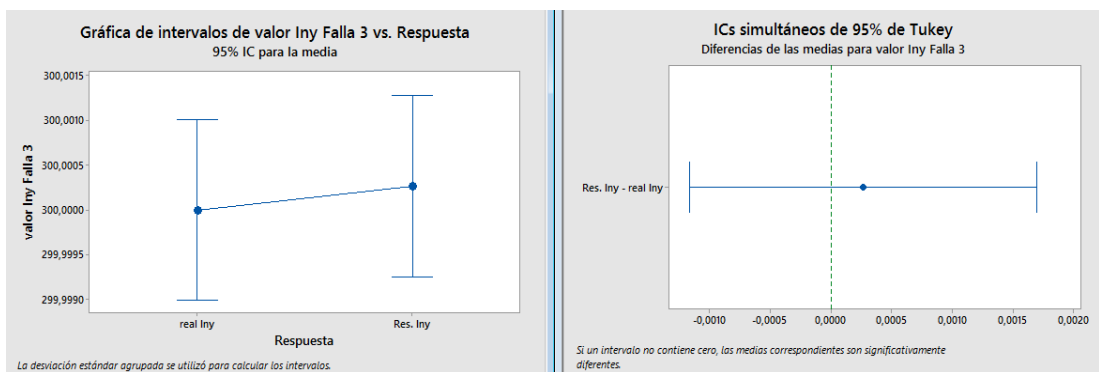


Figura 110. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 3). Fuente: Autores

La figura 110 indica cuando el motor se encuentra con falla en el inyector tres (FALLA 3), el intervalo sí contiene cero, entonces la diferencia entre las medias para la falla 3 no es estadísticamente significativa.

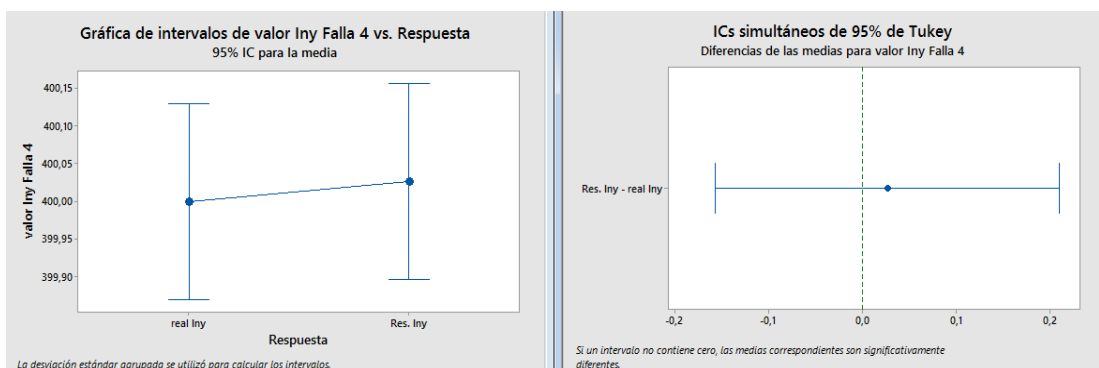


Figura 111. Resultado de ANOVA (falla en el inyector 4). Fuente: Autores

La figura 111 indica cuando en motor se encuentra con falla en el inyector cuatro (FALLA 4), el intervalo sí contiene cero, entonces la diferencia entre las medias para la falla 4 no es estadísticamente significativa.

El análisis de varianza ANOVA con un intervalo de confianza del 95% para las fallas mecánicas en los MEP, establecen los resultados de manera correcta, generando resultados confiables en su visualización ya que tanto el real establecido para cada una de las fallas prestan similitudes con los resultados de cada una de las muestras obtenidas, indicándonos de manera confiable el resultado final.

7.2 Resultados del sistema de redes neuronales artificiales en diferentes condiciones de funcionamiento del motor Hyundai Sonata 2.0.

Las muestras se tomaron en un tiempo de 3 segundos, dado que la velocidad de muestreo de datos es demasiado alta para el sensor KS ya que este se muestrea a 200 KHz, generándose un total de 700000 datos por cada muestra, se grabó un total de 30 muestras por cada condición de funcionamiento del motor, para crear la base de datos de fallas mecánicas. Para la comprobación del sistema de redes neuronales se tomaron nuevas muestras que no están entrenadas en la RNA obteniendo los siguientes resultados.

7.3 Visualización de resultados del sistema de detección de fallas mecánicas.

Con el uso del software de programación LabVIEW, se creó un VI el cual permite grabar y leer datos de entrada guardados con diferentes condiciones de funcionamiento del MEP, filtrando las señales obtenidas y generando un análisis estadístico de la señal, para que luego mediante la RNA grabada en el Matlab script según corresponda al a falla mecánica aplicada, se genera la visualización de resultados de salida.

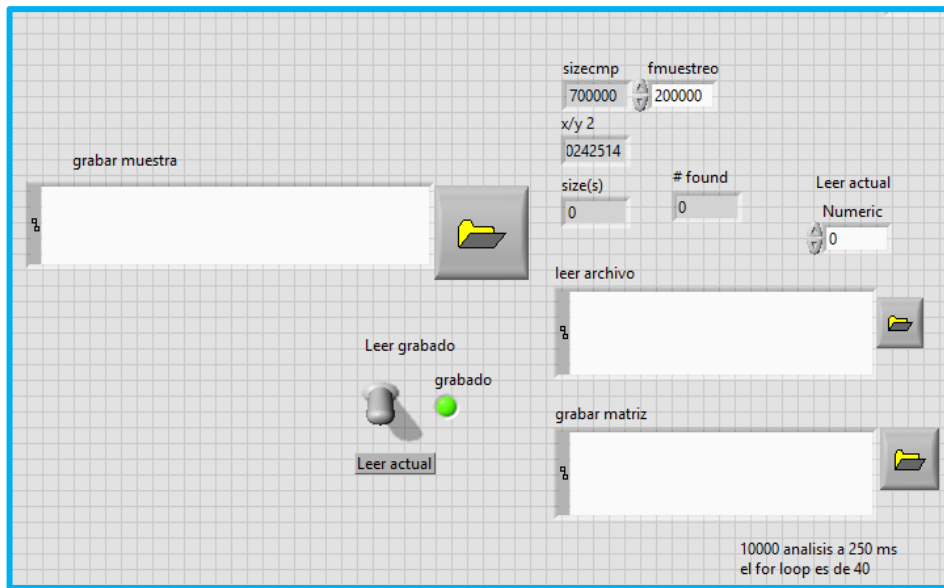


Figura 112. Ventana para el análisis de la muestra en Front Panel. Fuente: Autores

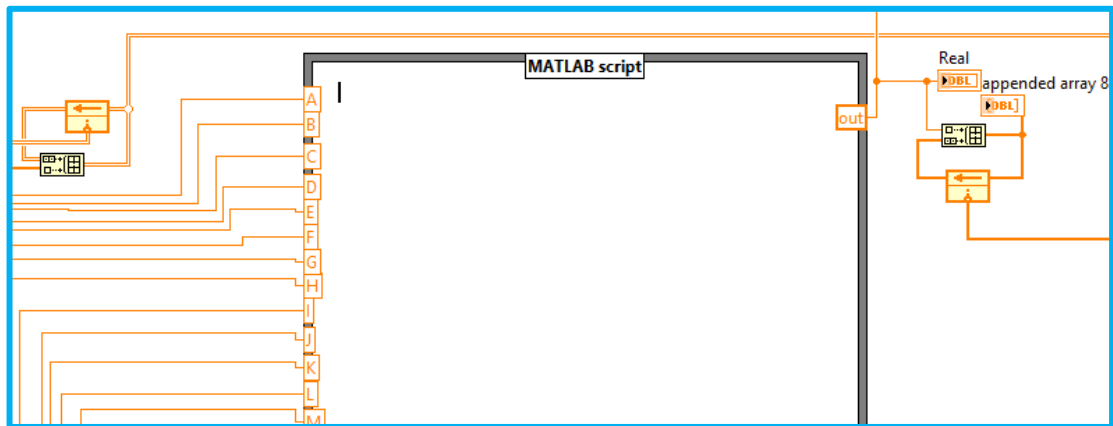


Figura 113. Ventana del Matlab script para leer la RNA creada en Block Diagram. Fuente: Autores

Las muestras son obtenidas del motor con los diferentes parámetros de funcionamiento, estas no están entrenadas en la red neuronal artificial obteniendo los siguientes resultados para cada falla.

7.3.1 Resultados obtenidos para detectar fallas en los inyectores.

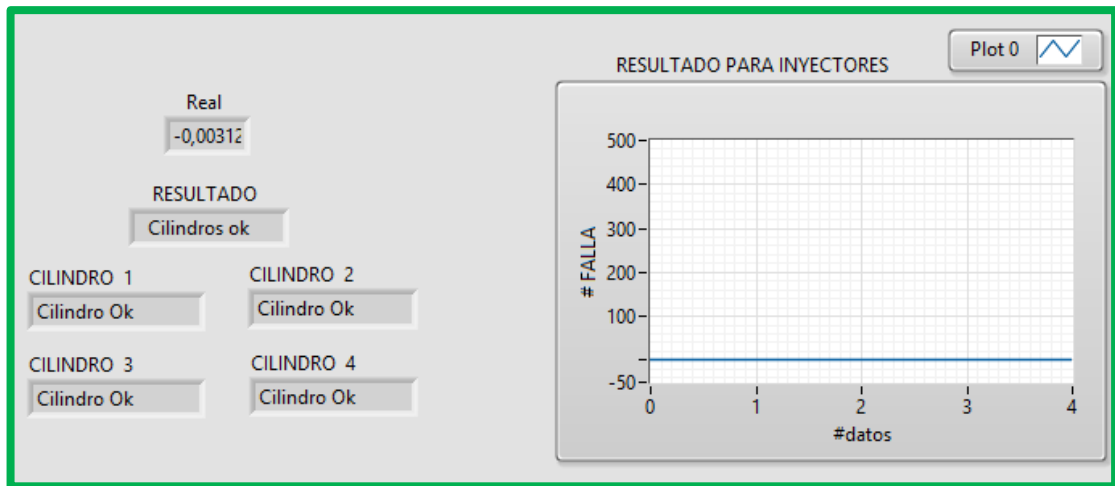


Figura 114. Resultado del sistema para los inyectores sin falla. Fuente: Autores

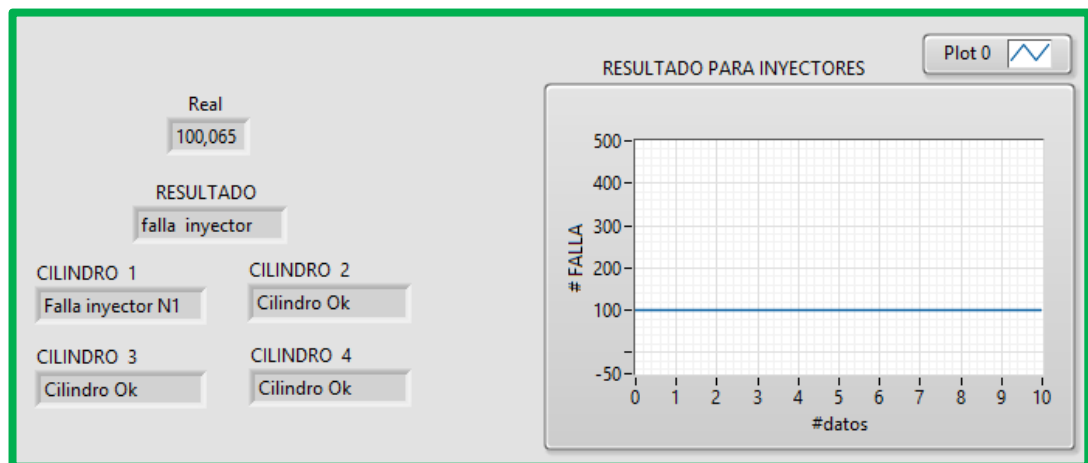


Figura 115. Resultado del sistema para la falla en el inyector 1. Fuente: Autores

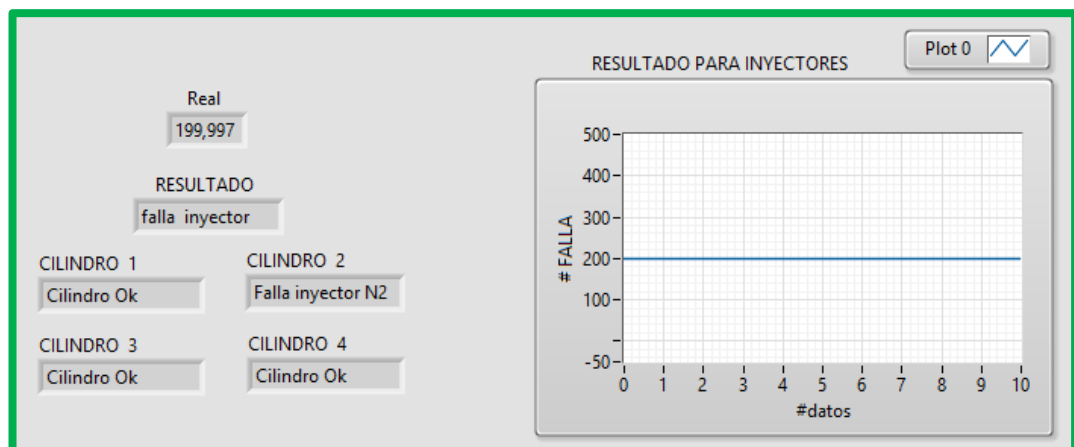


Figura 116. Resultado del sistema para la falla en el inyector 2. Fuente: Autores

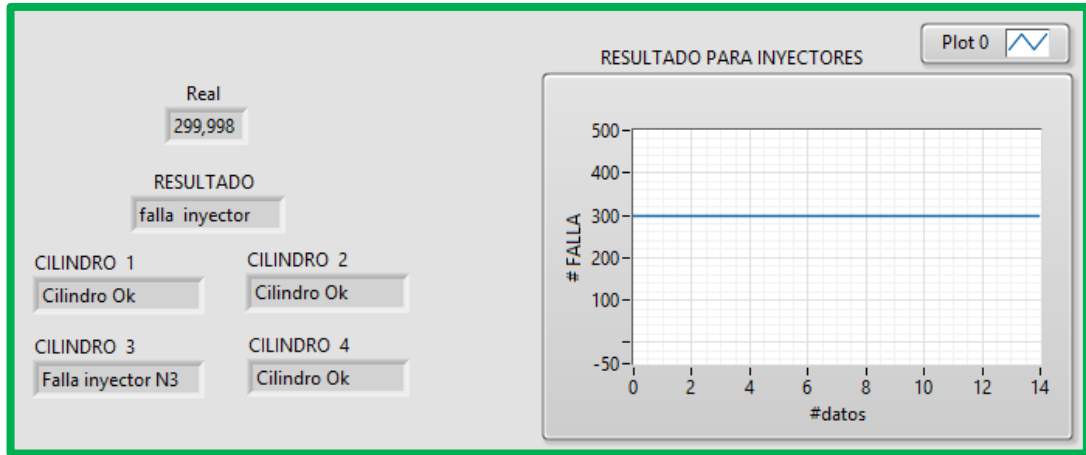


Figura 117. Resultado del sistema para la falla en el inyector 3. Fuente: Autores

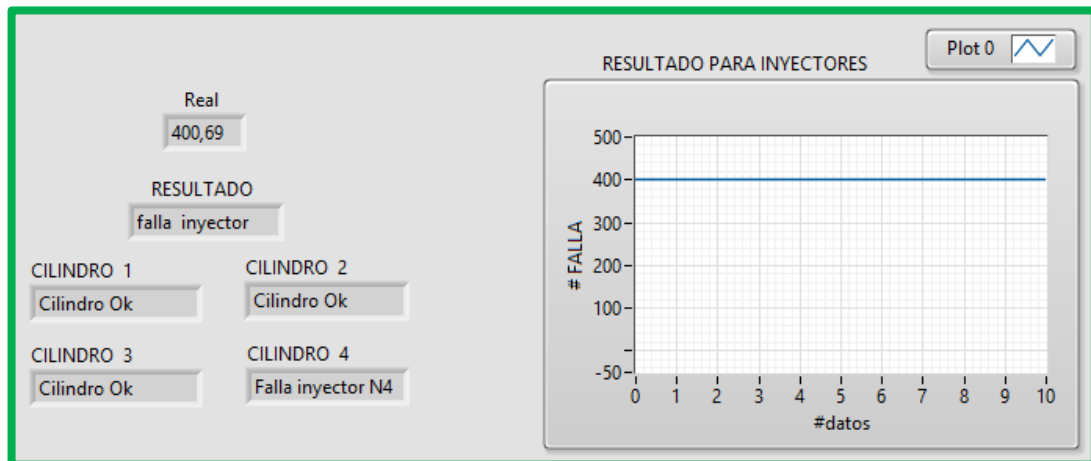


Figura 118. Resultado del sistema para la falla en el inyector 4. Fuente: Autores.

Como se observa en las figuras 114, 115, 116, 117, 118 el sistema de redes neuronales puede reconocer la falla mecánica de cada uno de los cilindros si se desconecta un inyector, así como cuando el motor está en perfectas condiciones de funcionamiento. Debido a que no ingresa combustible en el cilindro y no hay la fase de expansión que el sensor KS reconoce. Diferenciando cada falla para los inyectores con muy poco error. Los valores de salida de la RNA están explicados en el punto 6.6.1.

7.3.2 Resultados obtenidos para detectar fallas en las bujías.

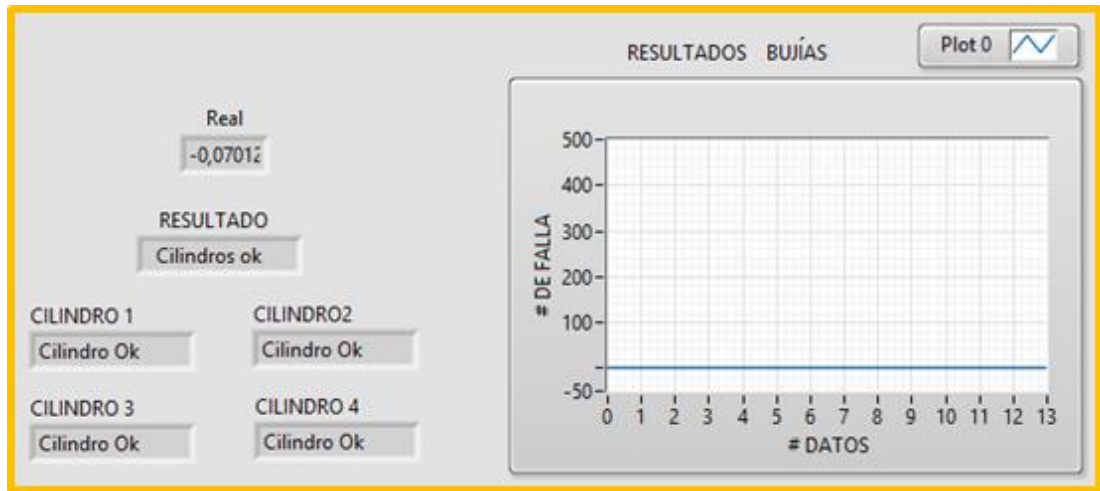


Figura 119. Resultado del sistema para las bujías sin falla. Fuente: Autores.

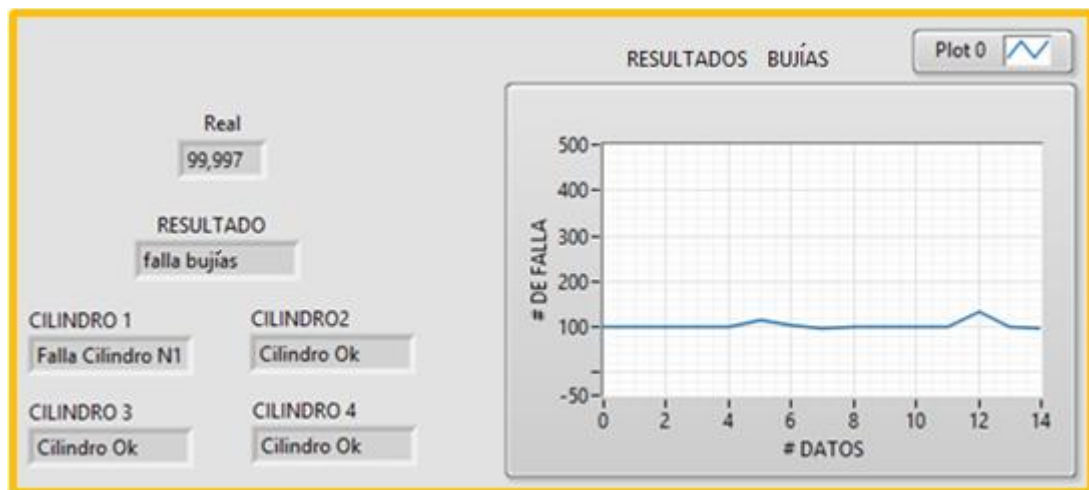


Figura 120. Resultado del sistema para la falla en la bujía 1. Fuente: Autores.

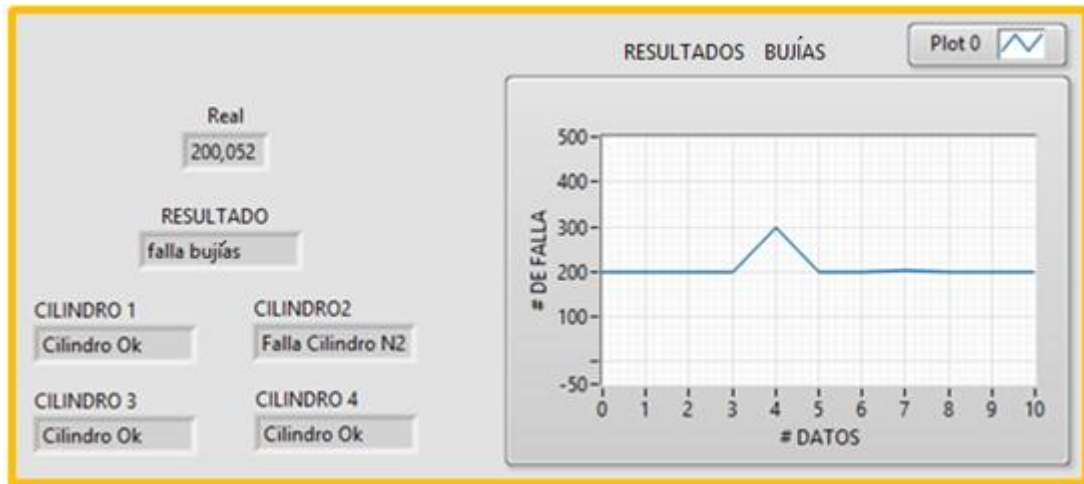


Figura 121. Resultado del sistema para la falla en la bujía 2. Fuente: Autores.

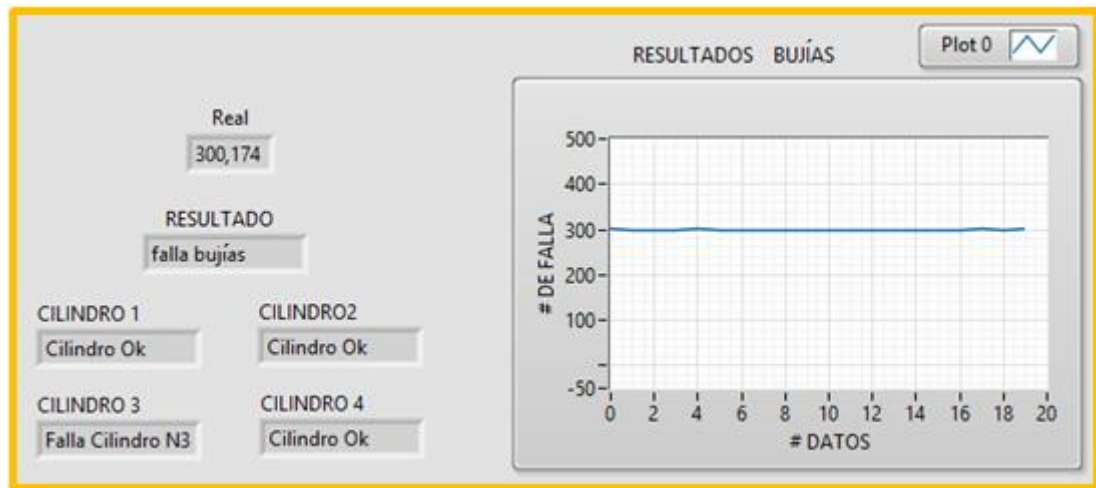


Figura 122. Resultado del sistema para la falla en la bujía 3. Fuente: Autores.

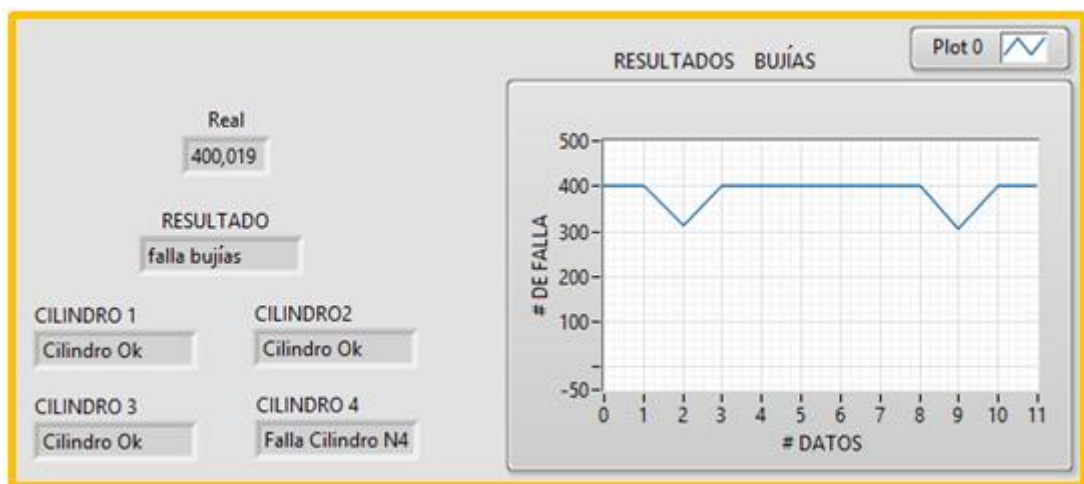


Figura 123. Resultado del sistema para la falla en la bujía 4. Fuente: Autores.

Como se observa en las figuras 119, 120, 121, 122 y 123, el sistema de redes neuronales puede identificar las fallas mecánicas para las bujías, al hacer fallar un

cilindro, como se nota en las gráficas se tiene algunos picos pero estos no afectan al resultado de la falla. Los valores de salida de la RNA están explicados en el punto 6.6.2

7.3.3 Resultados obtenidos para detectar fallas en las bobinas de encendido.

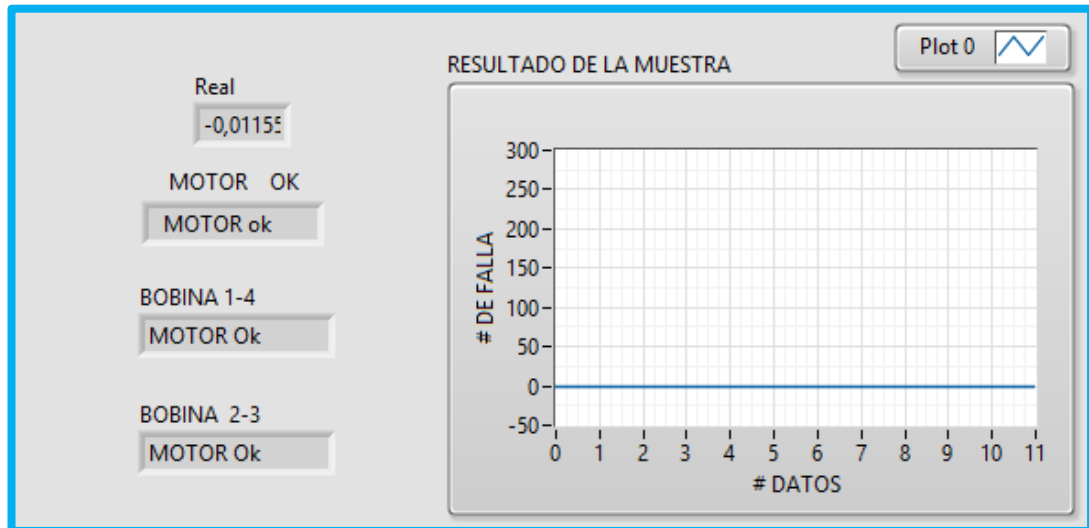


Figura 124. Resultado del sistema para las bobinas sin falla. Fuente: Autores.

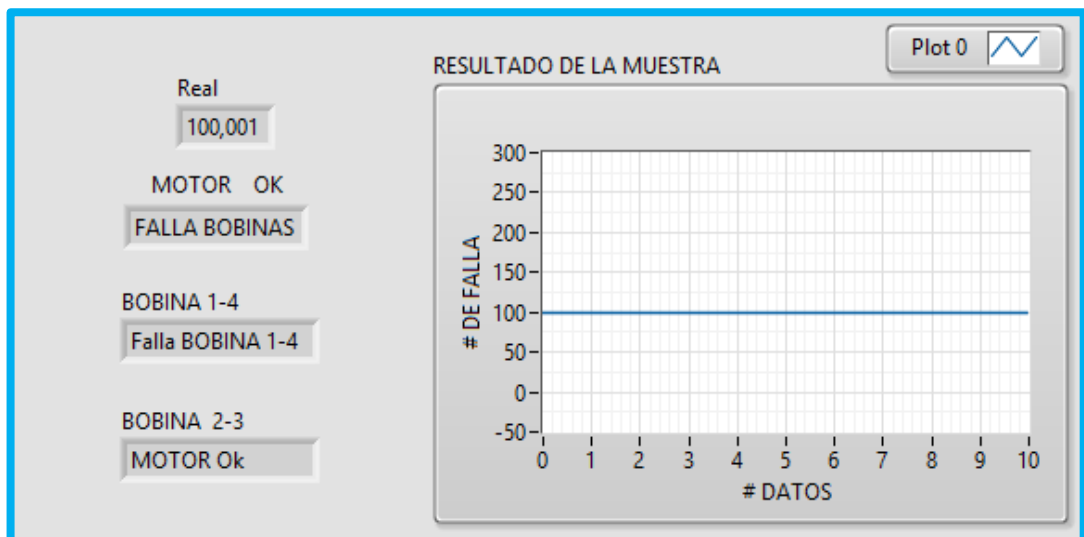


Figura 125. Resultado del sistema para la falla en la bobina 1-4. Fuente: Autores.

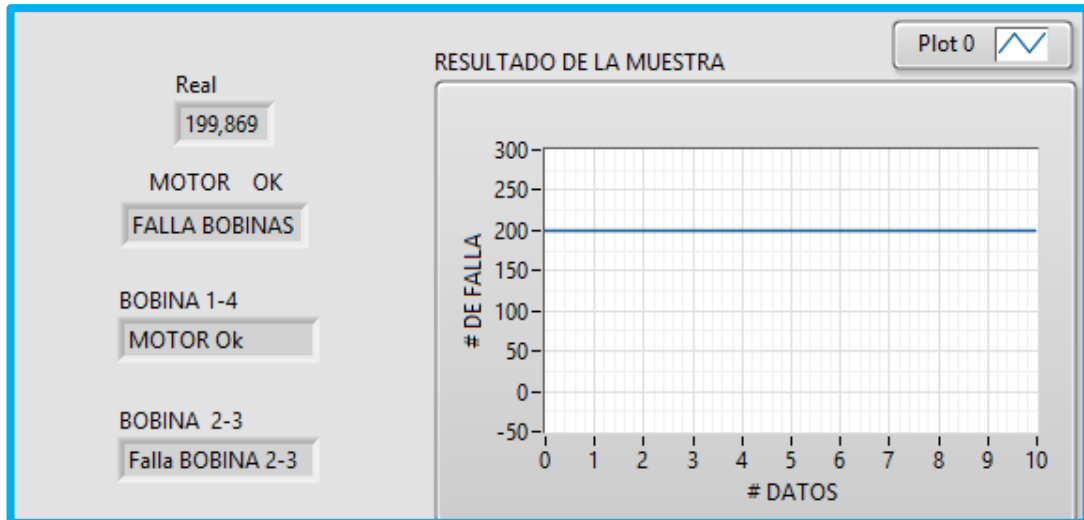


Figura 126. Resultado del sistema para la falla en la bobina 2-3. Fuente: Autores.

Las figuras 124, 125 y 126, muestran que el sistema de detección de fallas mecánicas mediante RNA puede identificar las fallas de las bobinas ya que fallan dos cilindros a la vez. Los valores de salida de la RNA están explicados en el punto 6.6.3

7.3.4 Resultados obtenidos para detectar fallas en la presión de combustible.

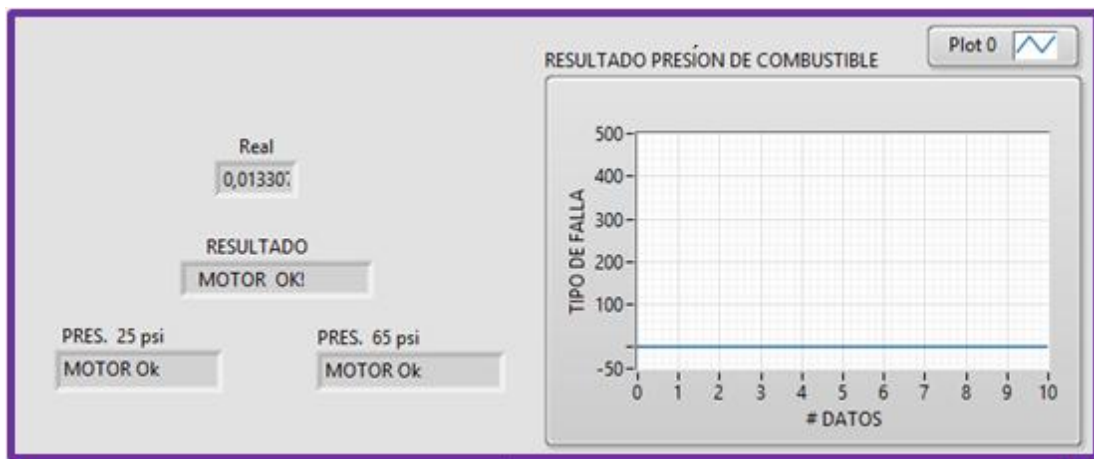


Figura 127. Resultado del sistema para la presión de combustible sin falla. Fuente: Autores.

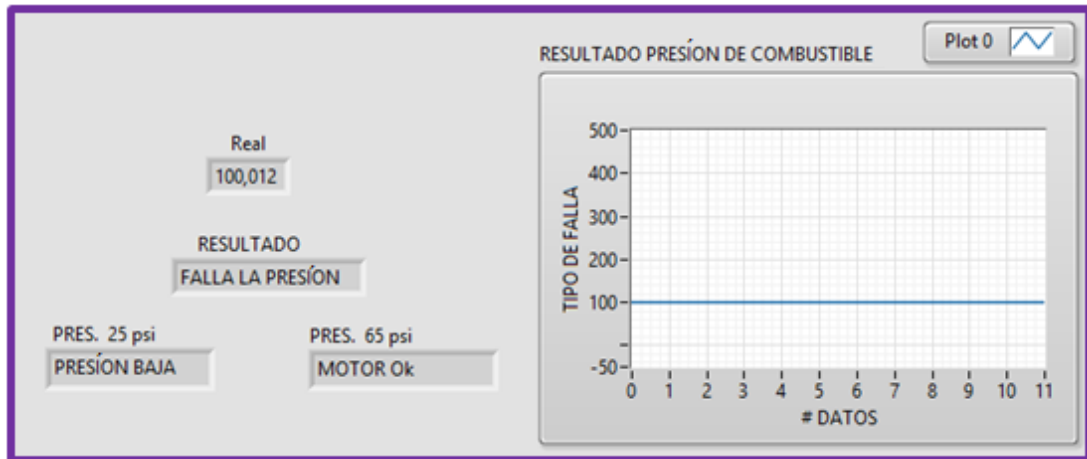


Figura 128. Resultado del sistema para la falla de la presión de combustible a 25 psi. Fuente: Autores.

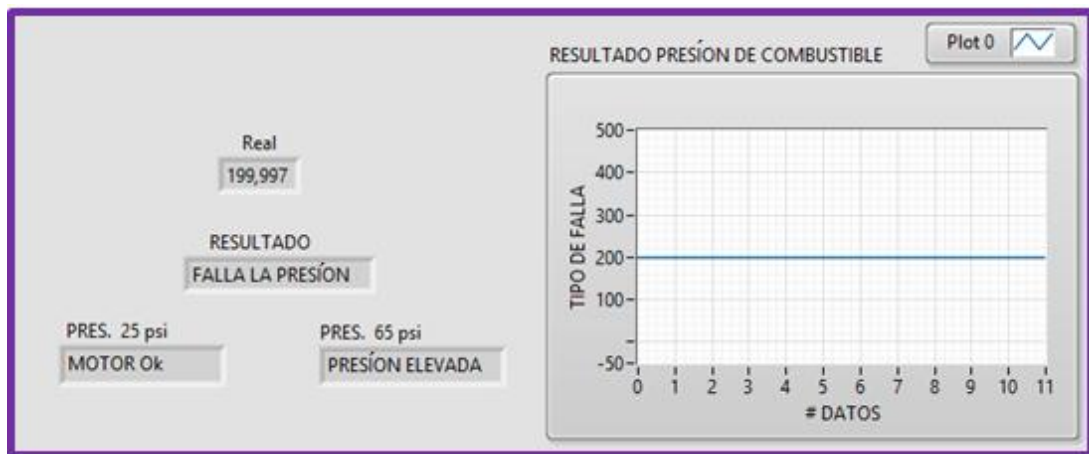


Figura 129. Resultado del sistema para la falla de la presión de combustible a 65 psi. Fuente: Autores.

Las figuras 127, 128 y 129, muestran que el sistema de detección de fallas mediante RNA puede identificar la falla del motor, cuando está en óptimas condiciones, o cuando la presión de combustible es baja o alta. Los valores de salida de la RNA están explicados en el punto 6.6.5.

7.3.5 Resultados obtenidos para detectar fallas en el sistema de la distribución.

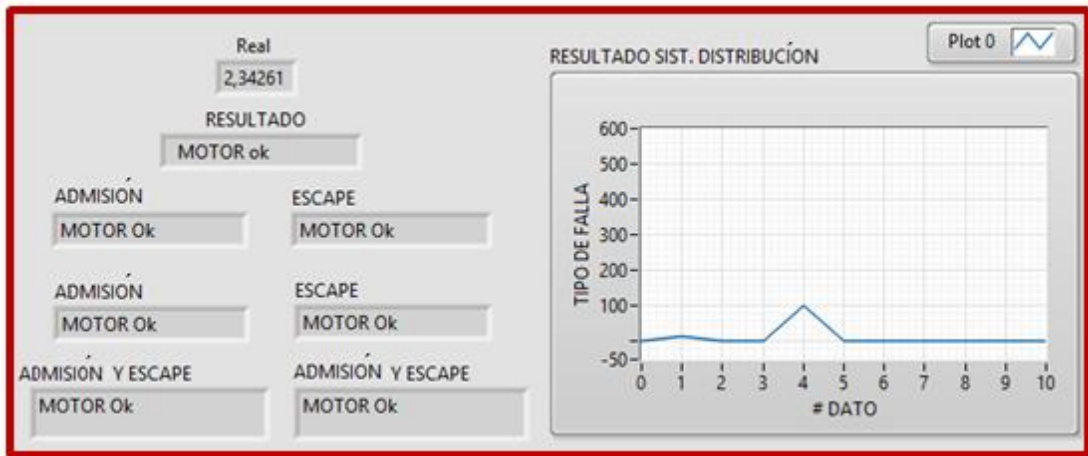


Figura 130. Resultado del sistema de distribución sin falla. Fuente: Autores.

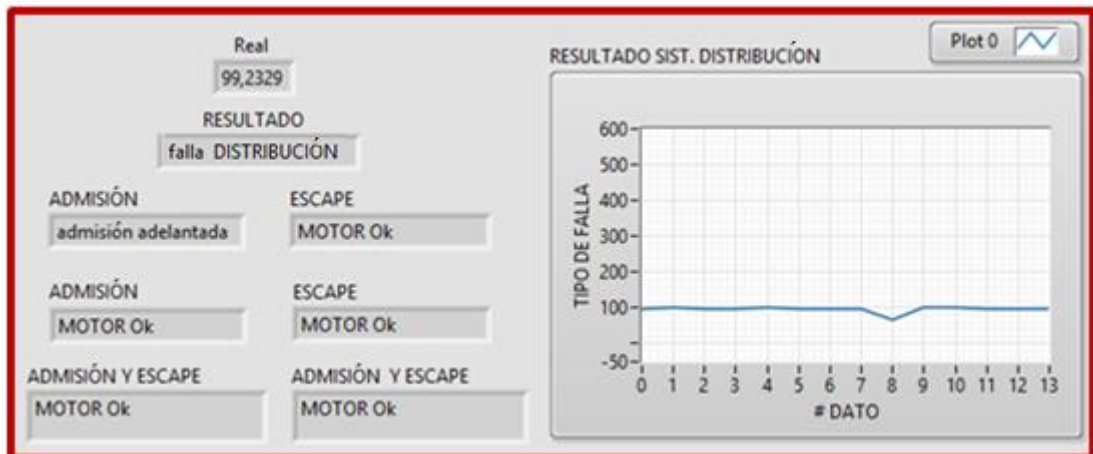


Figura 131. Resultado del sistema para la falla al adelantar la admisión. Fuente: Autores.

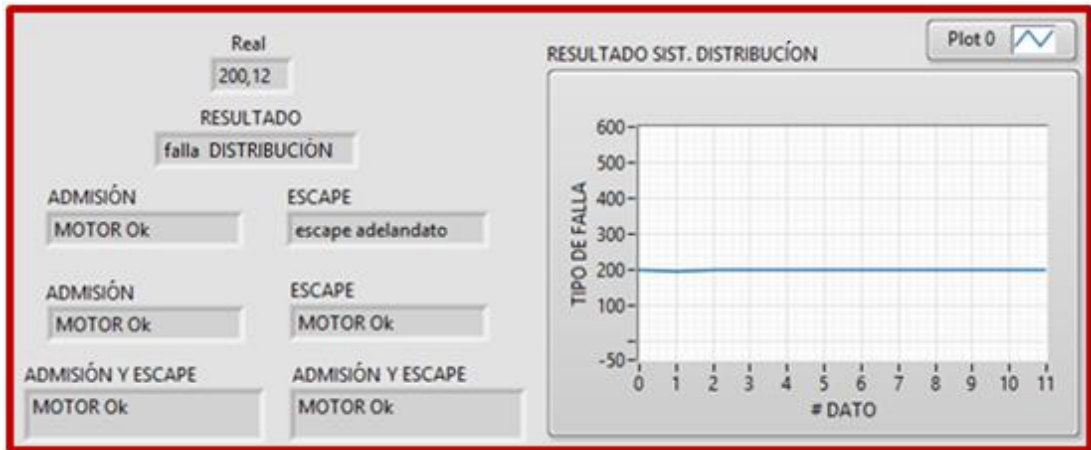


Figura 132. Resultado del sistema para la falla al adelantar el escape. Fuente: Autores.

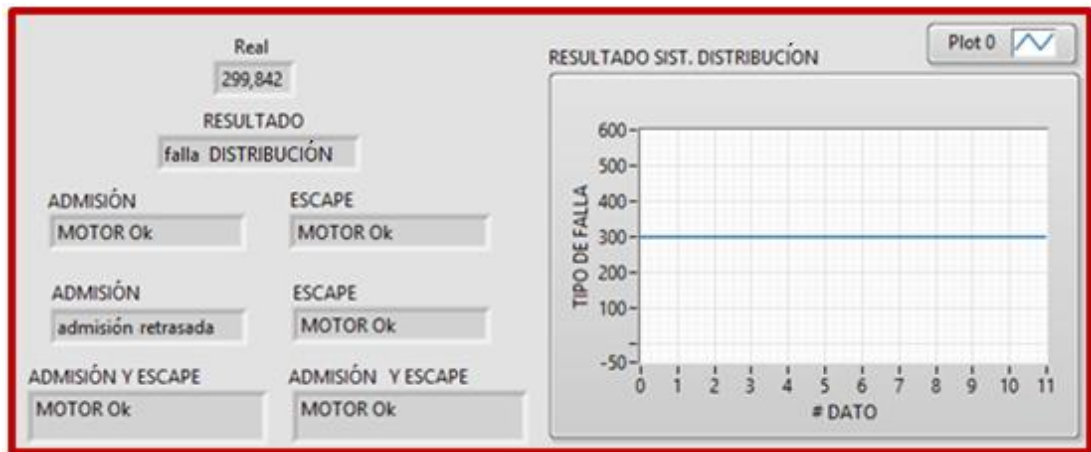


Figura 133. Resultado del sistema para la falla al retrasar la admisión. Fuente: Autores.

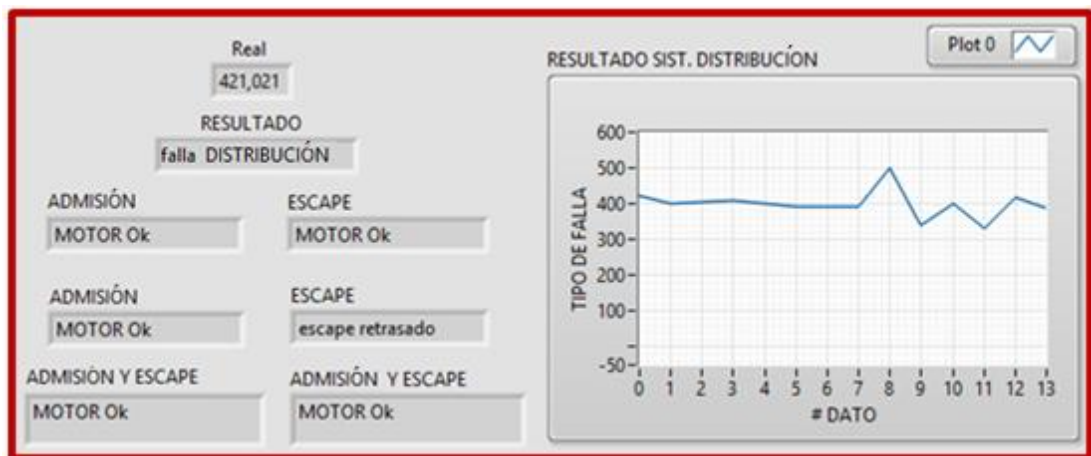


Figura 134. Resultado del sistema para la falla al retrasar el escape. Fuente: Autores.

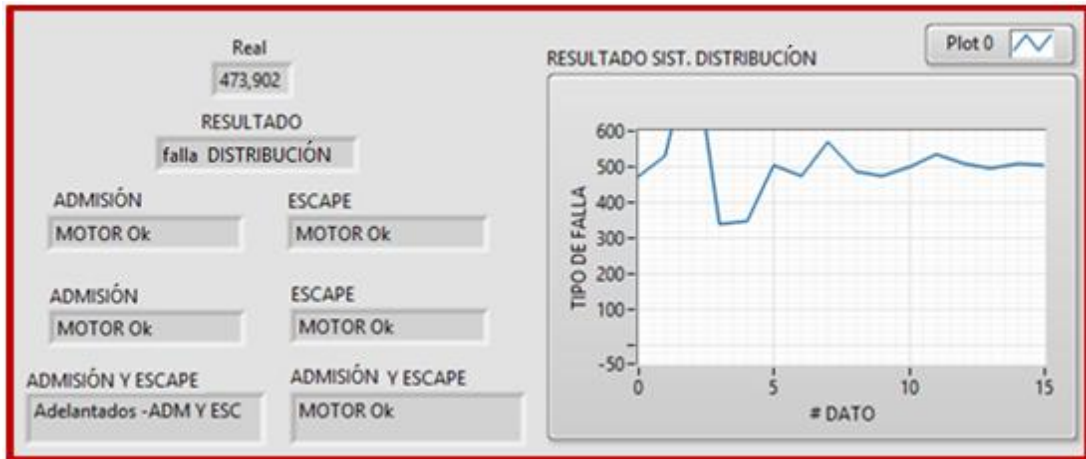


Figura 135. Resultado del sistema para la falla al adelantar admisión y escape. Fuente: Autores.

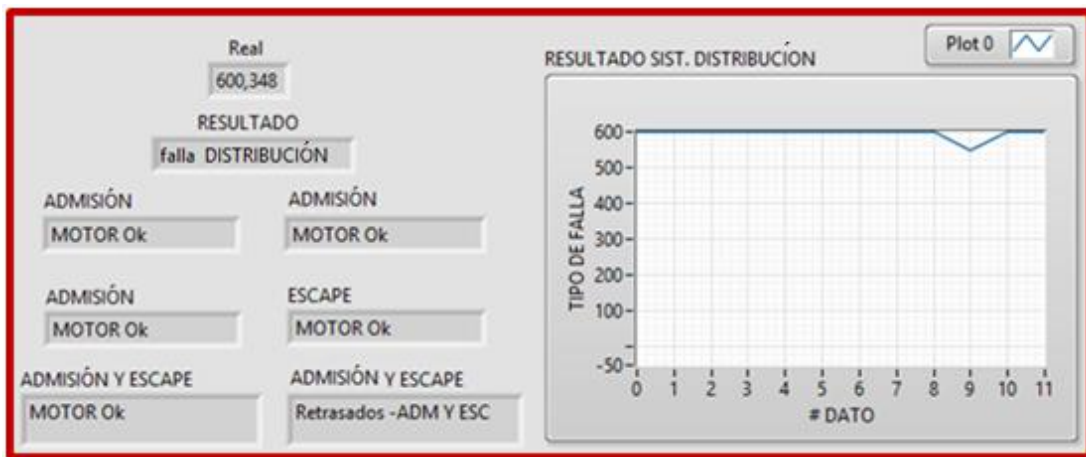


Figura 136. Resultado del sistema para la falla al retrasar admisión y escape. Fuente: Autores.

En sistema reconoce las fallas de la distribución con la excepción que un diente retrasado en el escape y un diente adelantado en admisión y escape figuras 134 y 135, produce las mismas vibraciones en el motor por lo que el resultado del sistema se interactúa entre las dos fallas mecánicas. Los valores de salida de la RNA están explicados en el punto 6.6.4.

8 CONCLUSIONES

- Como conclusión principal se establece que el sistema para determinar fallas mecánicas mediante RNA, es aplicable para los diferentes condiciones de funcionamiento de un motor Hyundai SONATA 2.0, ya que con este sistema se puede identificar las fallas mecánicas con un método poco invasivo, sin recurrir al análisis y desarmado de piezas del MEP.
- El análisis de varias ANOVA para las fallas mecánicas en los MEP, establecen los resultados de manera correcta con un índice de confiabilidad del 95%, generando resultados confiables en su visualización como se aprecia en las figuras 137, 138, 139, 140, 141.

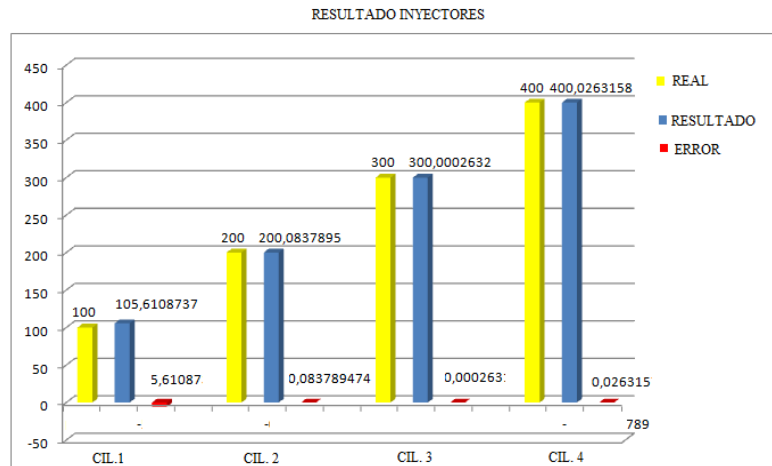


Figura 137. Error obtenido de las respuestas de la falla en los inyectores. Fuente: Autores

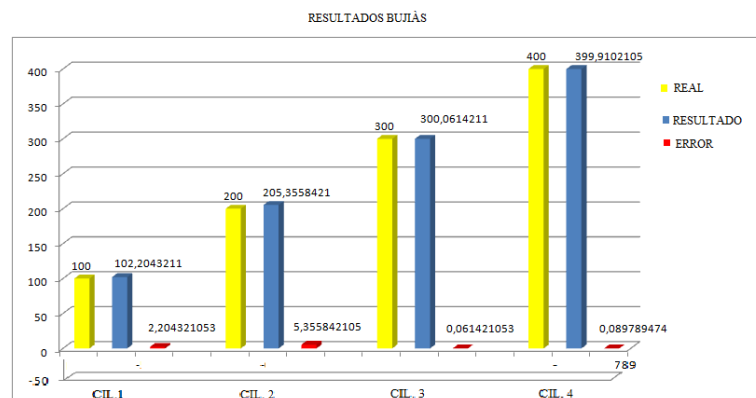


Figura 138. Error obtenido de las respuestas de la falla en las bujías. Fuente: Autores

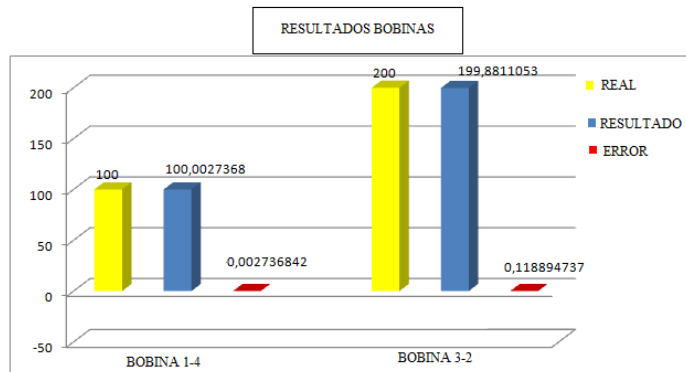


Figura 139. Error obtenido de las respuestas de la falla en las bobinas. Fuente: Autores

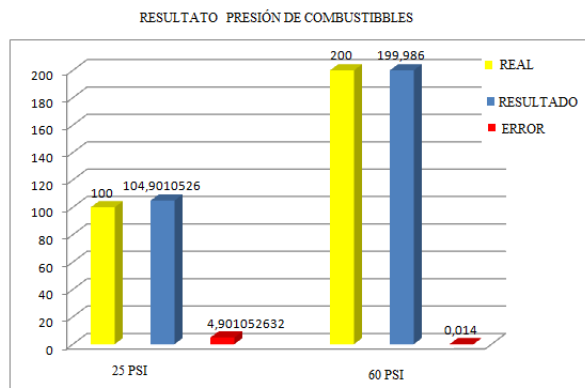


Figura 140. Error obtenido de las respuestas de la falla en la presión de combustible. Fuente: Autores

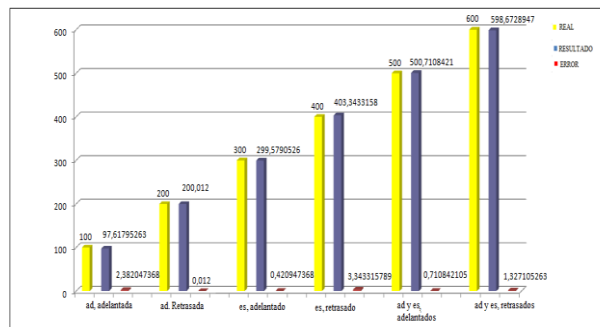


Figura 141. Error obtenido de las respuestas de la falla en el sistema de distribución. Fuente: Autores

- Las fallas del sistema de distribución, con un diente retrasado en el árbol de levas de escape (400), y un diente adelantado en el árbol de levas de escape y admisión (500), produce las mismas vibraciones en el motor generando una interacción al analizar estas dos fallas por lo que el error es considerable en la RNA, pero puede identificar las demás fallas del sistema de distribución.

- Mediante la utilización de un algoritmo de programación en LabVIEW, utilizando RNA, es posible detectar fallas mecánicas en los MEP generando resultados en un tiempo de 2 minutos.
- Los valores obtenidos en los datos estadísticos para la respuesta de entrada han demostrado ser validos mediante el ANOVA de respuestas con un error mínimo 0.0027% y máximo de 5.6%, puesto que se puede detectar las fallas mecánicas en diferentes condiciones de funcionamiento en los MEP.
- El interfaz de LabVIEW es una herramienta muy versátil al momento de adquirir señales, ya que minimiza la programación en un enfoque más dinámico y directo generando resultas tanto de entrada como de salida, directos para su análisis.
- La red neuronal seleccionada fue newff con un entrenamiento trainrp con 73 neuronas y 146 capas ocultas ya que esta generaba la respuesta en máximo 2 horas, utilizadas también para el entrenamiento de la red neuronal ya que ocupa menos gasto computacional con respecto a las demás redes, como la red trainoss con un gasto computacional que se generaba en tiempo máximo de 6 horas.
- Como se puede apreciar en el presente proyecto, tanto la programación de LabVIEW y Matlab son compatibles entre sí, ya que de manera continua se entrelazan para la aplicación de la RNA de manera eficaz.
- Al implementar el sistema de redes neuronal mediante la señal del sensor KS, se puede concluir que este sensor si reconoce cada tipo de fallas mecánicas provocadas en el MEP mediante el análisis de vibraciones aplicado en RNA, con un error generado para los inyectores de (1.14%), bujías de (17.2%), bobinas de (10%), presión de combustible de (2.8%), sistema de distribución de (42.4%).

- Se han obtenido los valores de respuesta positivos, una vez efectuado el sistema, por lo que se concluye que el RNA, implementado trabaja de forma correcta.

9 RECOMENDACIONES

- Hay que tener en cuenta los factores de temperatura y presión atmosférica puesto que para el motor este en una buena condición de funcionamiento este deberá estar a su temperatura ideal, en nuestro caso a 97 grados centígrados.
- Se recomienda utilizar la red neuronal artificial y el entrenamiento adecuado, que conlleve a menor gasto computacional y menor tiempo de entrenamiento.
- Se recomienda que en futuros trabajos de investigación dar diferentes fallas en el MEP que las utilizadas en esta investigación.
- Se recomienda que en futuros trabajos de investigación crear una base de datos de fallas mecánicas para diferentes motores mediante.
- Se recomienda que en futuros trabajos se trabaje con diferentes sensores para determinar el estado del MEP mediante redes neuronales artificiales.
- Se recomienda realizar el mismo sistema de detección de fallas con otro sistema que no sea RNA, puede ser mediante máquinas de soporte vectorial, lógica difusa, árbol de decisiones. Para observar si existen mejoras en los resultados.
- Hay que tener en cuenta el DATA SHEET de cada uno de los sensores a utilizar, por lo que es necesario entender la conexión y velocidad de muestreo de los mismos, para realizar la correcta programación con el interfaz de la DAQ conexión.

- Se recomienda analizar varias muestras para obtener el resultado de la falla mecánica disminuyendo así el error.

10 REFERENCIAS

- Auquilla, H., & Beltrán, C. . (2016). “Detección de fallas a través de análisis de vibraciones mediante la transformada de Wavelets de un motor de combustión interna Sonata 2.0 gasolina”. En H. Auquilla, & C. ., Beltrán, *“Detección de fallas a través de análisis de vibraciones mediante la transformada de Wavelets de un motor de combustión interna Sonata 2.0 gasolina”*. Cuenca: UPS Cuenca 2016.
- Contreras Urgilés, W. R. (2015). “Diseño y construcción de un sistema prototipo para determinar la cilindrada total de un motor ciclo Otto por un método no invasivo mediante LabVIEW”. En *“Diseño y construcción de un sistema prototipo para determinar la cilindrada total de un motor ciclo Otto por un método no invasivo mediante LabVIEW”*. Quito: EPN.
- GT SUPER TOOLS. (2010). “Kit Manómetro para medir presión de gasolina”. *GT SUPER TOOLS*, from: <http://globaltechcar.com/documentos/MANUALES%20GTSUPERTOOLS/GT-1021.pdf>.
- Guaman, x., & Siguenza, o. (2017). “ESTUDIO DE LOS EFECTOS EN LAS EMISIONES DE ÓXIDOS NITROSOS, DE UN MOTOR CRDI HYUNDAI SANTA FE 2.0, MEDIANTE EL CONTROL DIFUSO DE LA VÁLVULA EGR”. En x. Guaman, & o. Siguenza, *“ESTUDIO DE LOS EFECTOS EN LAS EMISIONES DE ÓXIDOS NITROSOS, DE UN MOTOR CRDI HYUNDAI SANTA FE 2.0, MEDIANTE EL CONTROL DIFUSO DE LA VÁLVULA EGR”*. (pág. 135). Cuenca: Universidad Politecnica Salesiana-Cuenca.
- Gutiérrez, H. (2008). “Análisis y diseño de experimentos”. Segunda edición. Humberto Gutiérrez Pulido.. . En H. Gutiérrez, *“Análisis y diseño de experimentos”*. Segunda edición. Humberto Gutiérrez Pulido.. (pág. 564). Universidad de Guadalajara: Centro Universitario de Ciencias Exactas e Ingeniería.

- INSTRUMENTS, N. (2014). "NI USB-6212". *NATIONAL INSTRUMENTS*, : <http://sine.ni.com/nips/cds/view/p/lang/es/nid/207096>.
- John Llivicura. (2014). "Diseño y construcción de un equipo para diagnóstico de sensores, actuadores y ECU's automotrices para vehículos KIA y HYUNDAI". . En J. Llivicura, "*Diseño y construcción de un equipo para diagnóstico de sensores, actuadores y ECU's automotrices para vehículos KIA y HYUNDAI*". . Cuenca.
- Lopez, D. (2007). "Diseño y construcción de una red neuronal artificial de propósito general". En D. Lopez, "*Diseño y construcción de una red neuronal artificial de propósito general*" (pág. 151). Quito: UPS.
- Luis Rodríguez Ojeda, M. (2007). *PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA*. Con el soporte de MATLAB para cálculos y gráficos estadísticos. En M. Luis Rodríguez Ojeda, *PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA. Con el soporte de MATLAB para cálculos y gráficos estadísticos* (pág. 336). Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral Guayaquil-Ecuador.
- M.V. Puzhi Morales. (2014). "Simulación de los procesos psicométricos utilizando el lenguaje de programación java". En M.V. Puzhi Morales, "*Simulación de los procesos psicométricos utilizando el lenguaje de programación java*". Cuenca: Universidad de cuenca.
- Matich, D. J. (2001). "*Redes neuronales conceptos básicos y aplicaciones, introducción por Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos*". Obtenido de "Redes neuronales conceptos básicos y aplicaciones, introducción por Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos": https://www.fro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monograis/matich-redesneuronales.pdf
- Miguel Figueres Moreno. (2013). *Sistemas Inteligentes En Ingeniería Civil*. Obtenido de *Sistemas Inteligentes En Ingeniería Civil*: <http://optimizacionheuristica.blogs.upv.es/files/2013/04/Introducci%C3%B3n-Redes-Neuronales-ArtificialesMFM.pdf>
- Morales R., C., & Rocha M., A. (2004). Procesamiento Digital de Señales aplicado a Redes neuronales. En C. Morales R., & A. Rocha M., "*Procesamiento digital de señales*".

- Moreno, M. (2016). “Identificación y diagnósticos de los MCI mediante protocolos CAN-OBDII. En M. Moreno, *“Identificación y diagnósticos de los MCI mediante protocolos CAN-OBDII*. Mexico: Mexico 2016.
- National Instruments . (Abril de 2009). *DAQ M Series, NI USB-621x User Manual, Bus-Powered M Series USB Devices*. Obtenido de DAQ M Series, NI USB-621x User Manual, Bus-Powered M Series USB Devices: <https://www.ni.com/pdf/manuals/371931f.pdf>
- NATIONAL INSTRUMENTS, (. 2. (2013). «USER GUIDE AND PECIFICATIONS NI myrio-1900,» 2013. *NATIONAL INSTRUMENT*, <http://www.ni.com/pdf/manuals/376047c.pdf>.
- Payri González, F., & Desantes Fernández, J. (2011). “Motores de Combustión Interna Alternativos”. En F. Payri González, & J. Desantes Fernández, *“Motores de Combustión Interna Alternativos”* (pág. 131). Valencia: Editorial Universitat Politècnica de València.
- Peñaherrera, L. E., & Holguer A. (2005). “Construcción de un banco de pruebas para el sistema de inyección electrónica del motor Hyundai 1.5 L.”. En L. E. Peñaherrera, & Holguer A, *“Construcción de un banco de pruebas para el sistema de inyección electrónica del motor Hyundai 1.5 L.”*. Latacunga: ESPE – .
- PÉREZ, P., & BERMEJO, V. (2013). “ESTUDIO DE LA VIBRACIÓN EN BAJA FRECUENCIA DE MOTOR ELÉCTRICO”. En P. PÉREZ, & V. BERMEJO, *“ESTUDIO DE LA VIBRACIÓN EN BAJA FRECUENCIA DE MOTOR ELÉCTRICO”* (pág. 20). Madrid.
- Pesantez, R., & P. Zamora. (2015). “Caracterización del tipo de gasolina en función de la mezcla estequiometria y adelanto al encendido” . En R. Pesantez, & P. Zamora, *“Caracterización del tipo de gasolina en función de la mezcla estequiometria y adelanto al encendido”* . Cuenca: Cuenca 2015.
- Villavicencio Pablo. (2012). “Diseño y construcción de un banco electrónico de pruebas y limpieza de inyectores a gasolina”. En V. Pablo, *“Diseño y construcción de un banco electrónico de pruebas y limpieza de inyectores a gasolina”*. Chimborazo: Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Vintimilla, P. (2015). “Análisis de resultados de la medición de emisiones de gases contaminantes de fuentes móviles a partir de la implementación de la revisión técnica vehicular en el cantón Cuenca” . En “*Análisis de resultados de la medición de emisiones de gases contaminantes de fuentes móviles a partir de la implementación de la revisión técnica vehicular en el cantón Cuenca*” . Cuenca: UPS sede cuenca.

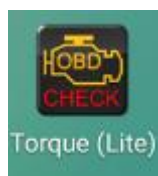
11 ANEXOS

ANEXO 1. Pasos de conexión del escáner automotriz.

Se comprobó con el escáner automotriz ELM 327 Interface.



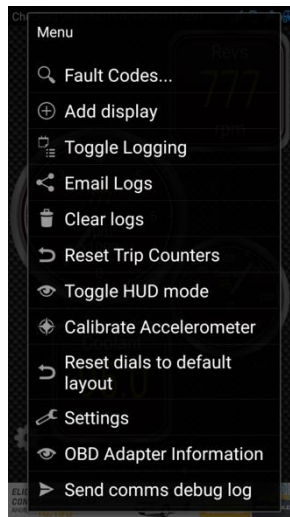
Mediante el celular con el programa Torque (lite).



Se conecta mediante OBDII es necesario activar el bluetooth del celular

.

Se entra en menú obteniendo los parámetros que se pueden analizar.



Temperatura de funcionamiento en el que el ventilador se prende y apaga y las rpm del motor, Las cuales son de 97°C y 92°C respectivamente, con 760 rpm.



También se verifico que el motor no tenga códigos de error en los sensores ni en los inyectores.

ANEXO 2. Statguide Minitab para el análisis de ANOVA.

En Minitab se da clic en Ayuda, Statguide se busca ANOVA obteniendo información para evaluar el ANOVA.

En este caso se analizó el ANOVA de un factor con la gráfica ICs.

ANOVA de un factor
Gráficas – ICs simultáneas de Dunnett

El método de Dunnett compara la media de cada nivel con la media de un nivel de control. El nivel de control comúnmente es un estándar con el que usted desea comparar todos los demás niveles.

Este método utiliza un [nivel de significancia por familia](#) (comúnmente denominado nivel de significancia por familia) para controlar la tasa de [error de tipo I](#). El nivel de significancia por familia es la probabilidad de cometer uno o más errores de tipo I para todo el conjunto de comparaciones. El método de Dunnett ajusta el nivel de significancia para comparaciones individuales ([nivel de significancia individual](#)), de acuerdo con el nivel de significancia por familia que usted elija.

Utilice los intervalos de confianza para determinar los rangos probables para las diferencias y para evaluar la significancia práctica de las diferencias.

- Si un intervalo no contiene cero, existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias correspondientes.
- Si el intervalo sí contiene cero, la diferencia entre las medias no es estadísticamente significativa.

Para mostrar los valores de los límites de confianza en la ventana Sesión, marque **Pruebas** en **Estadísticas > ANOVA > Un solo factor > Comparaciones**.

Salida de ejemplo

Interpretación

Para los datos sobre dureza de la pintura, los intervalos de confianza muestran los rangos probables para todas las diferencias de las medias:

- El intervalo de confianza para la diferencia entre las medias del nivel de control (Mezcla 1) y la Mezcla 2 se extiende de **-11.9604** a **-0.372888**. Este rango no incluye cero, lo que indica que la diferencia entre estas medias es significativa.
- Todos los intervalos de confianza de los demás pares de medias incluyen cero, lo que indica que las diferencias no son significativas.

La descripción del ANOVA balanceado gráfica Residuos versus ajustes.

MANOVA balanceado
Gráficas – Residuos versus ajustes

Esta gráfica representa los [residuos](#) versus los [valores ajustados](#). Los residuos deben estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Utilice esta gráfica para buscar lo siguiente:

Este patrón...	Indica...
Dispersión en abanico o irregular de los residuos en los valores ajustados	Varianza no constante
Curvilíneo	Un término de orden más alto faltante
Un punto alejado de cero	Un valor atípico

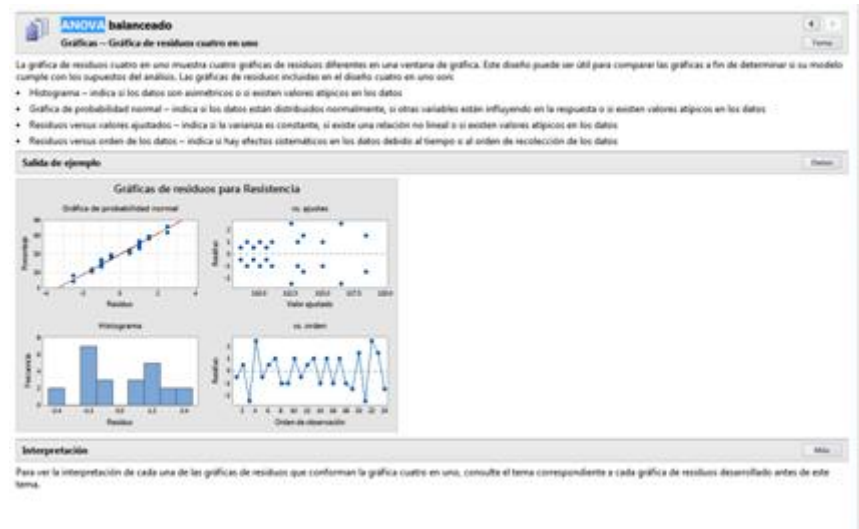
Salida de ejemplo

Interpretación

De acuerdo con la gráfica para resistencia, los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Los residuos para los valores ajustados de resistencia mayores que 112.5 parecen presentar varianzas más grandes. Para verificar esto analíticamente, el supuesto de igualdad de varianzas se evaluó utilizando **Estadísticas > ANOVA > Prueba de igualdad de varianzas**. Los resultados de la prueba indican que no existe evidencia suficiente de varianza desigual. La variación representada en la gráfica se puede deber a fluctuaciones aleatorias.

De acuerdo con la gráfica para elasticidad, los residuos no parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero. Los residuos para los valores ajustados de elasticidad menores que 84 presentan varianzas más grandes. Para verificar esto analíticamente, el supuesto de igualdad de varianzas se evaluó utilizando **Estadísticas > ANOVA > Prueba de igualdad de varianzas**. Los resultados de la prueba indican que no existe evidencia suficiente de varianza desigual. La variación representada en la gráfica se puede deber a fluctuaciones aleatorias.

El programa muestra también la gráfica residuo versus orden cuatro en uno y su interpretación.



ANEXO 3: RNA con diferentes entrenamientos.

Se examinó los errores de cada filtro en una mismo RNA con diferentes entrenamientos obteniendo los siguientes resultados.

traingcf

Error = 3.8813

trainb

Error = 0.7743-

raingcp

Error = 2.1667

traingd

Error = 1.0601

traingdm

Error = 0.1974

traingda

Error = 11.7403

traingdx

Error = 2.8945

trainlm

Error = 4.9552

trainoss

Error = 0.9912

trainr

Error = 12.2653

trainrp

Error = 0.0082

trains

Error = 0.49930

trainscg

Error = 0.8705

Concluyendo que el entrenamiento trainrp es el de menor error (0.0082) y se utilizara para el entrenamiento de la red.

ANEXO 5: Tablas del ANOVA de resultados.

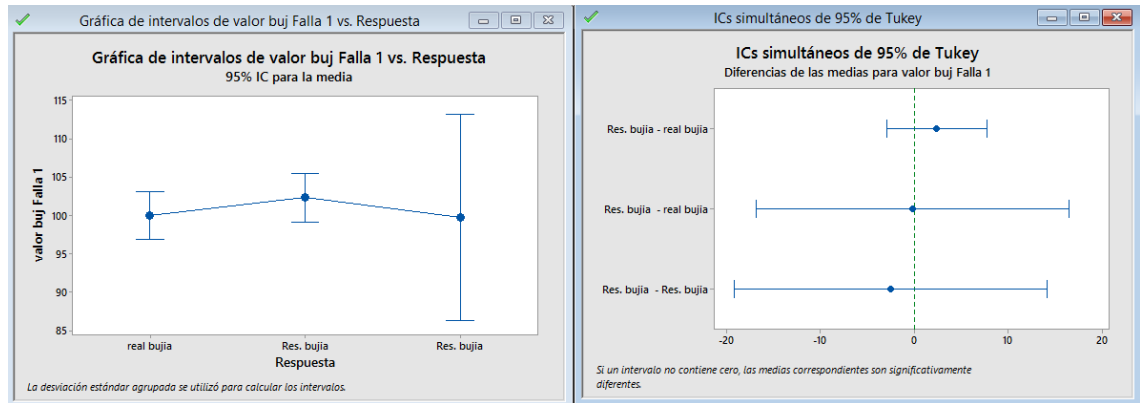
Se realizó un ANOVA de variancia de las respuestas del sistema de detección de fallas mecánicas.

La tabla muestra la comparación de los resultados de la red con valores de salida que debe dar para el motor en óptimas condiciones y las fallas de los inyectores.

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la bujía 1 (falla=100).

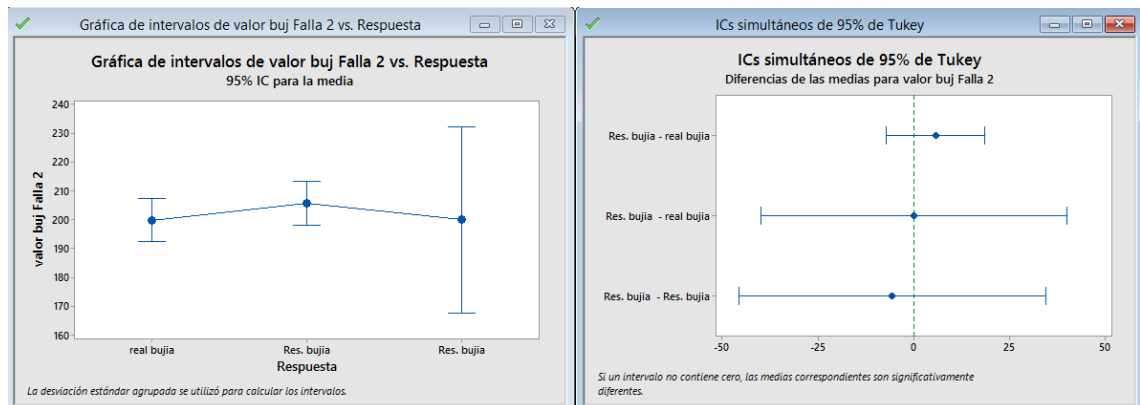


Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Respuesta	N	Media	Agrupación
Res. bujía	18	102,34	A
real bujía	19	100,0	A
Res. bujía	1	99,77	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Fallas provocada en la bujía 2 (falla=200).

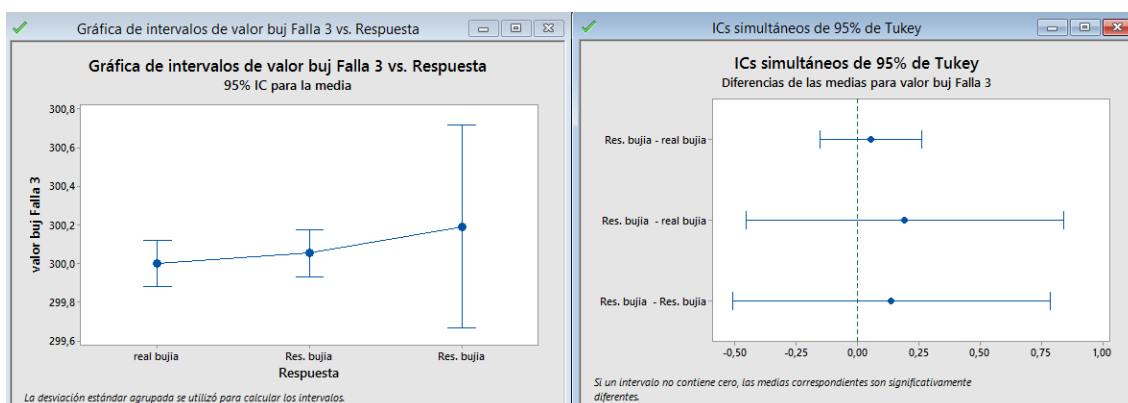


Respuesta	N	Media	Agrupación
Res. bujía	18	205,65	A
Res. bujía	1	200,0	A
real bujía	19	200,0	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Fallas provocada en la bujía 3 (falla=300).



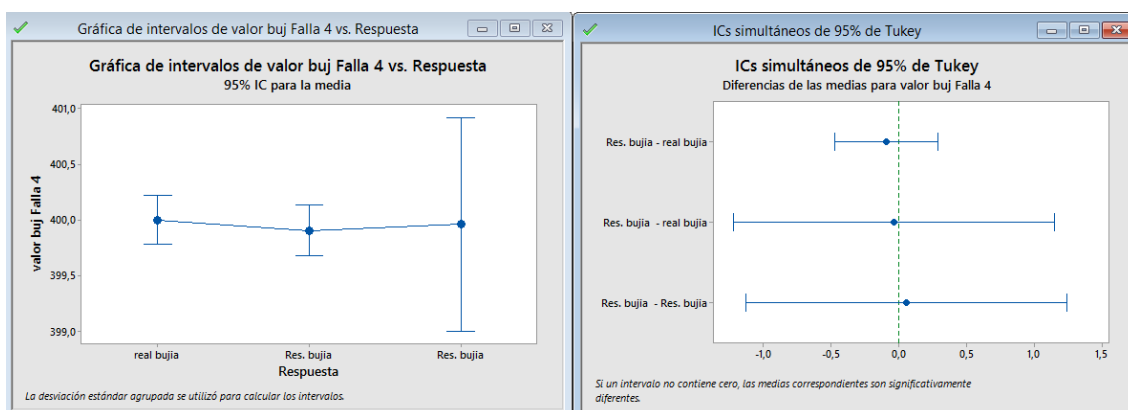
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Respuesta	N	Media	Agrupación
Res. bujía	1	300,2	A
Res. bujía	18	300,054	A
real bujía	19	300,0	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Fallas provocada en la bujía 4 (falla=400).



Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

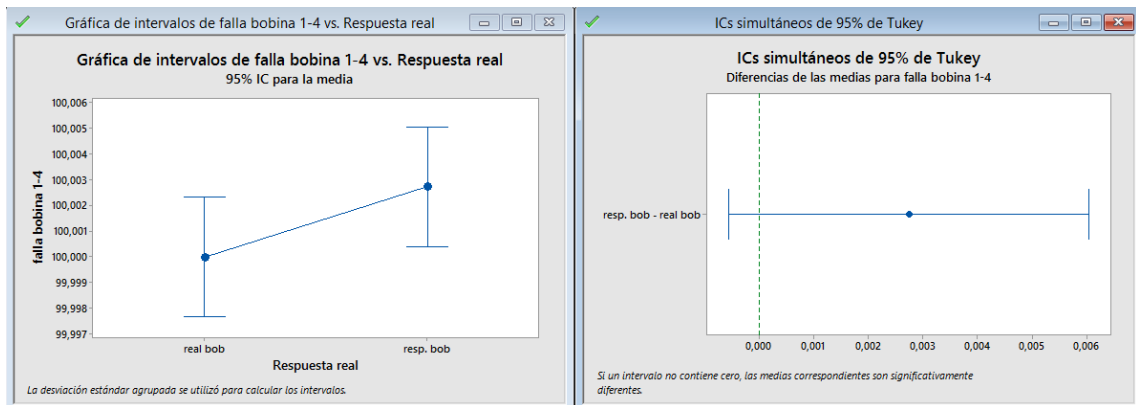
Respuesta	N	Media	Agrupación
real bujía	19	400,0	A
Res. bujía	1	400,0	A
Res. bujía	18	399,907	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Análisis de varianza (ANOVA) para determinar los resultados aplicados a las bobinas.

Falla provocada en la bobina 1 - 4 (falla=100).



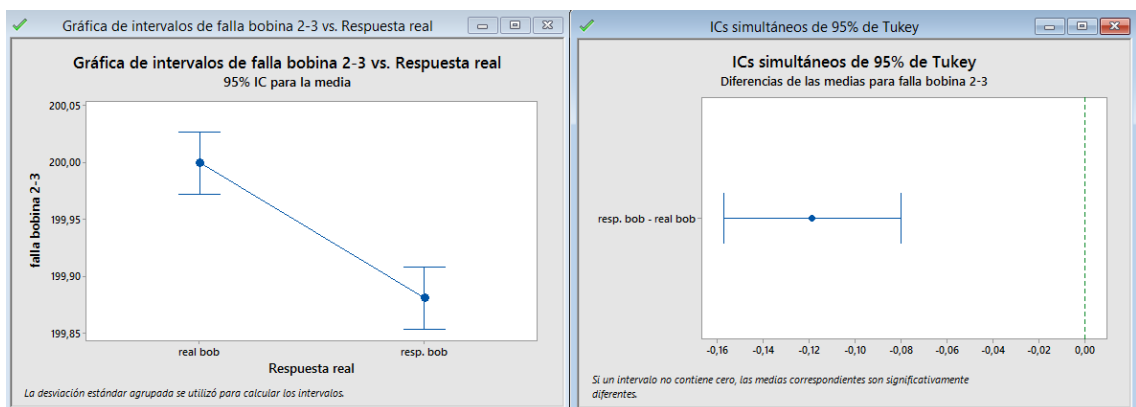
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Respuesta	N	Media	Agrupación
real			
real bob	19	100,000	A
resp. bob	19	100,003	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la bobina 2 - 3 (falla=200).



Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Respuesta	N	Media	Agrupación
real			
real bob	19	200,00	A
resp. bob	19	199,88	B


```

real bob 19 200,0 A
resp. bob 19 199,881 B

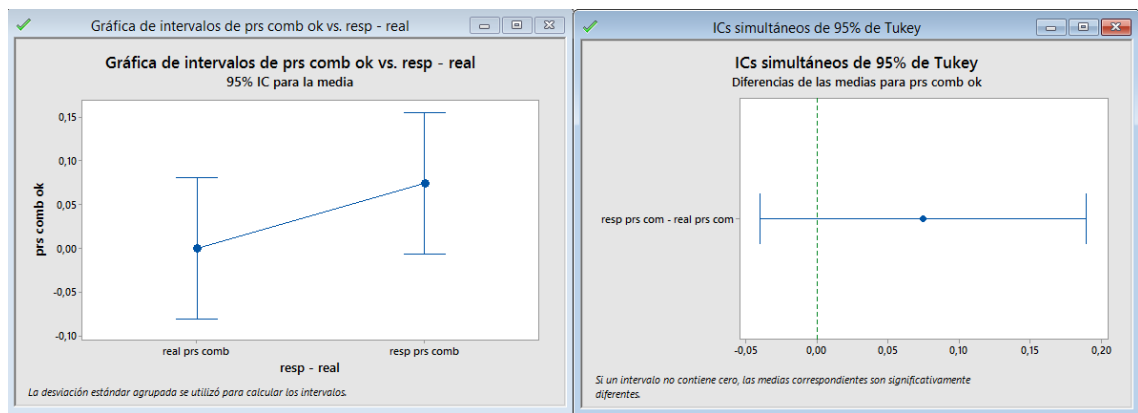
```

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Análisis de varianza (ANOVA) para determinar los resultados aplicados a la presión de combustible.

ANOVA creado con presión de combustible en ok.



Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

```

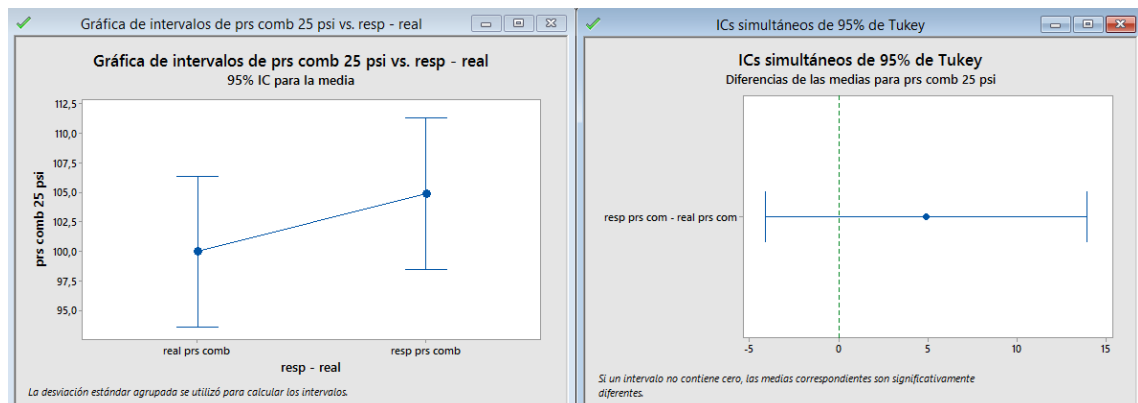
resp - real N Media Agrupación
resp prs comb 19 0,0745 A
real prs comb 19 0,000000 A

```

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la presión de combustible a 25 psi (falla=100).



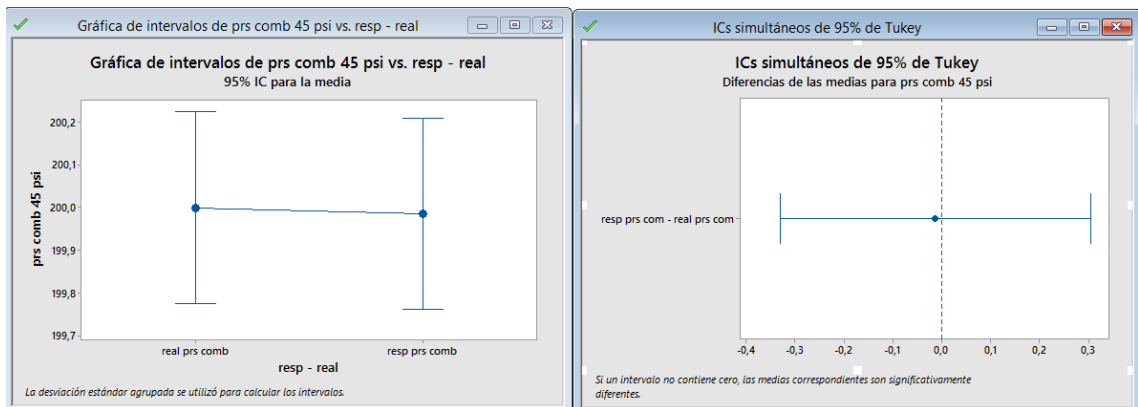
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp - real	N	Media	Agrupación
resp prs comb	19	104,90	A
real prs comb	19	100,0	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la presión de combustible a 45 psi (falla=200).



Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

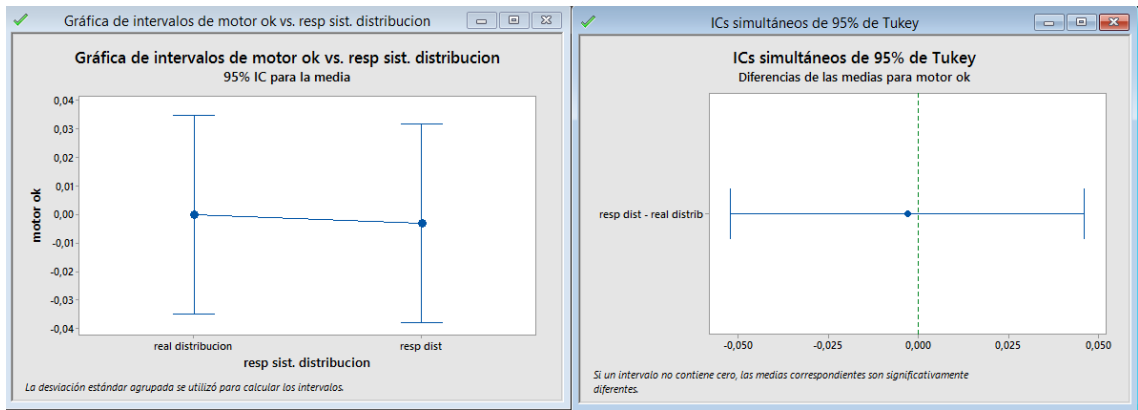
resp - real	N	Media	Agrupación
real prs comb	19	200,0	A
resp prs comb	19	199,986	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Análisis de varianza (ANOVA) para determinar los resultados aplicados al sistema de distribución.

ANOVA creado con el sistema de distribución en ok.



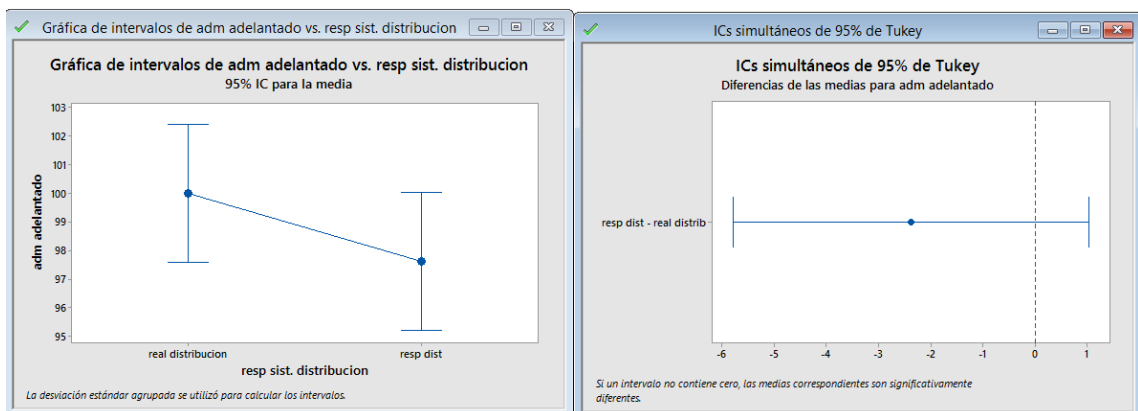
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
real distribución	19	0,000000	A
resp dist	19	-0,0031	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al adelantar un diente en admisión (falla=100).



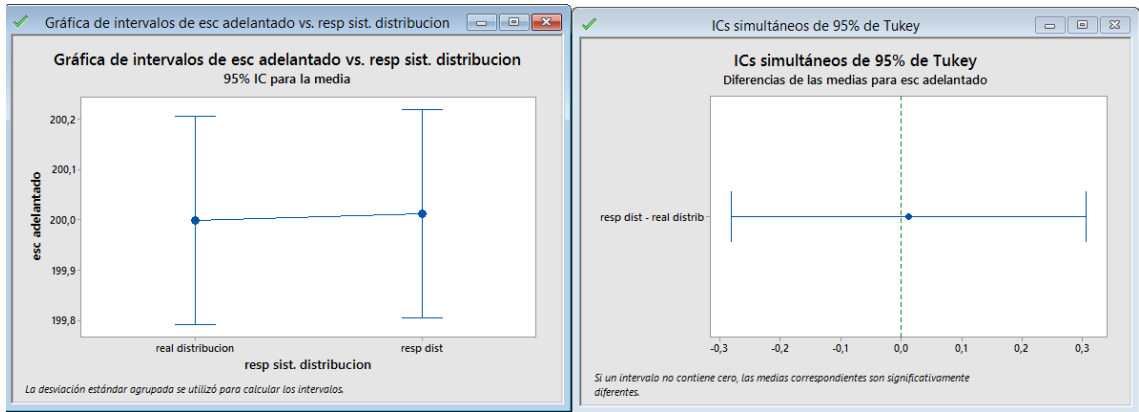
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
real distribución	19	100,0	A
resp dist	19	97,62	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al adelantar un diente en escape (falla=200).



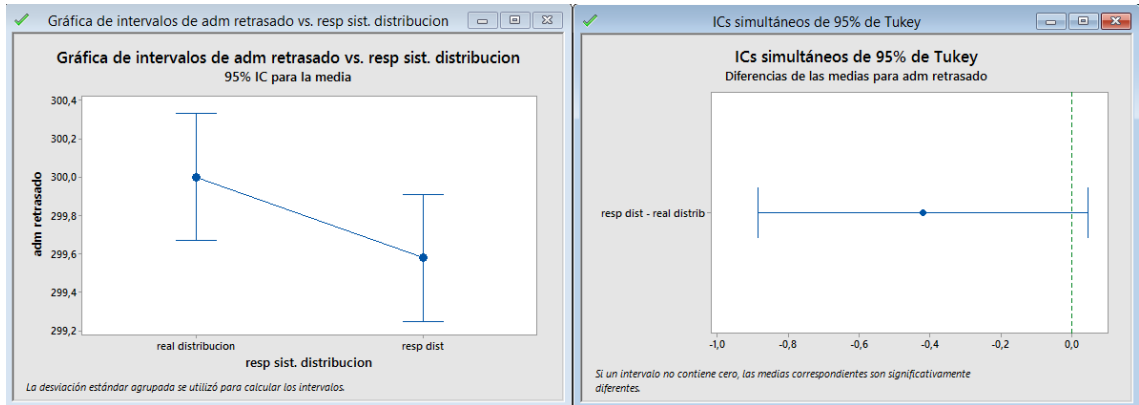
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
resp dist	19	200,012	A
real distribución	19	200,0	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al retrasar un diente en admisión (falla=300).



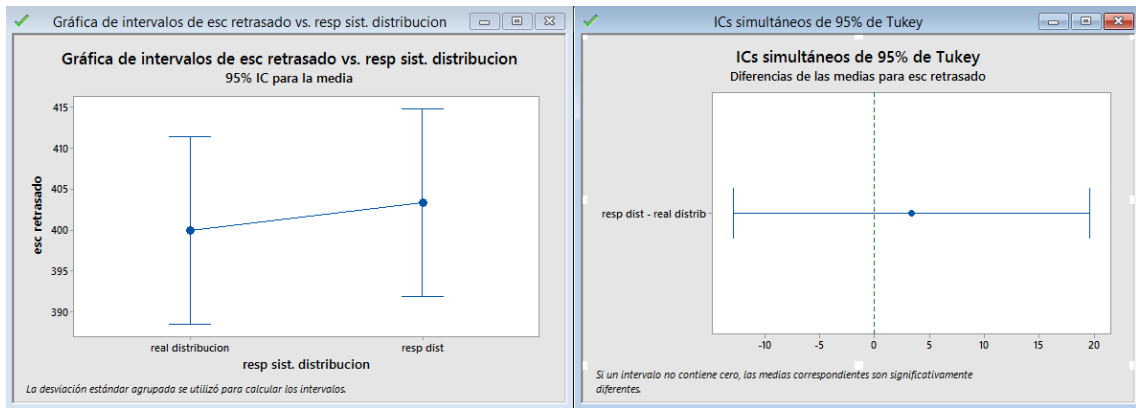
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
real distribución	19	300,0	A
resp dist	19	299,579	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al retrasar un diente en escape (falla=400).



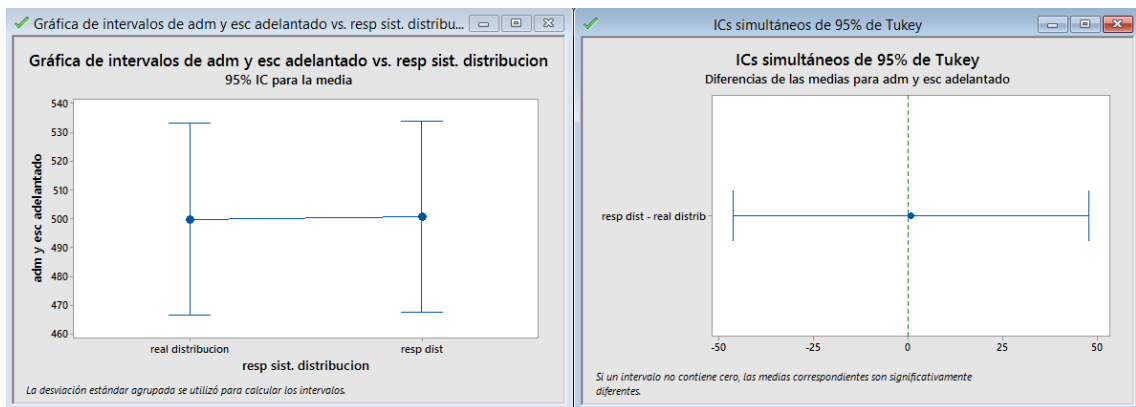
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
resp dist	19	403,34	A
real distribución	19	400,0	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al adelantar un diente en admisión y en escape (falla=500).



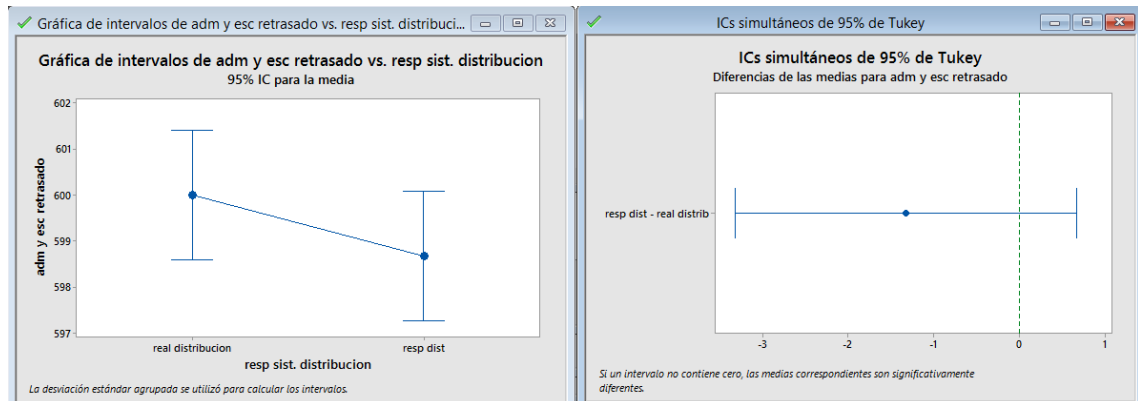
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
real distribución	19	300,0	A
resp dist	19	299,579	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

Falla provocada en la distribución al retrasar un diente en admisión y en escape (falla=600).



Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

resp sist. distribución	N	Media	Agrupación
real distribución	19	600,0	A
resp dist	19	598,673	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

ICs simultáneos de 95% de Tukey

ANEXO 6: ANOVA para los tipos de falla.

Se emplea el análisis en (ANOVA) para la comparación de las diferentes fallas mecánicas como de la condición normal de funcionamiento en el MEP, para lograr así la comparación entre las muestras, siendo:

- Ok= el motor en óptimo funcionamiento.
- F1= falla de inyectores.
- F2=falla de bujías.
- F3= falla bobinas.
- F4= falla distribución.
- F5= falla inyector-bujía

Dando ochocientos datos para cada una, se examina varias estadísticas para la comprobación del análisis (ANOVA).

- **Potencia.**

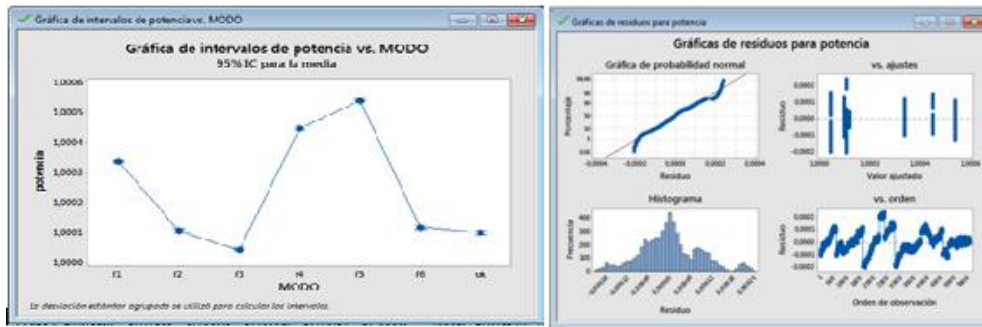


Figura 142. ANOVA, potencia (residuo, intervalos)2. Fuente: Autores

- **Asimetría:**

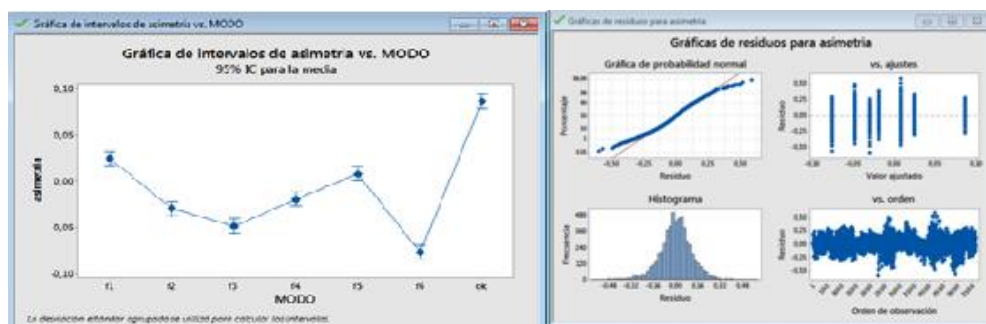


Figura 143. ANOVA, asimetría (ICs, residuo, intervalos) 3. Fuente: Autores

- **Rango:**

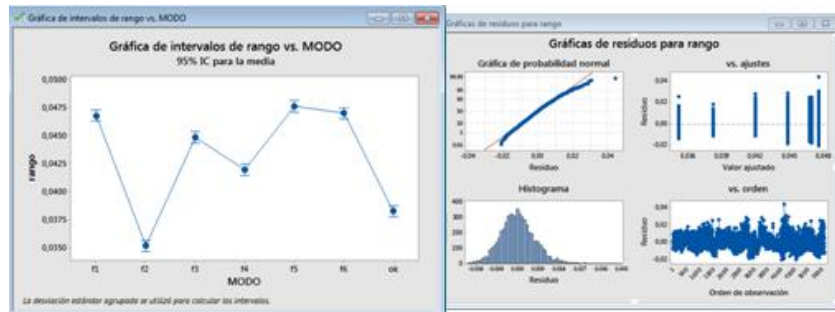


Figura 144. ANOVA, rango (ICs, residuo, intervalos) 4. Fuente: Autores

- **Index Fourier**

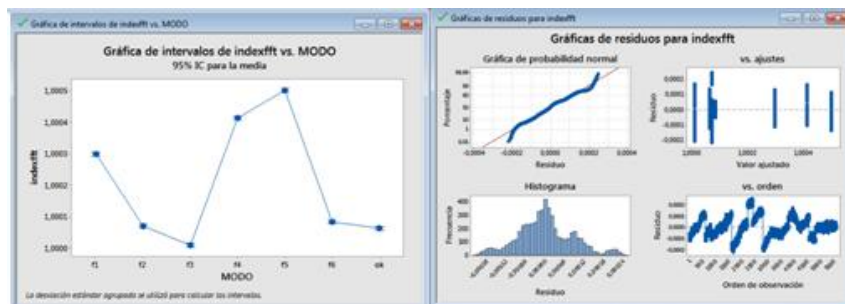


Figura 145. ANOVA, index Fourier (ICs, residuo, intervalos) 5. Fuente: Autores

Las figuras 142, 143, 144 y 145, muestran los histogramas de la distribución normal de los valores de las muestras, en diferentes condiciones de funcionamiento del motor, en los cuales los valores tienen simetría a cero y tienen forma de campana, lo cual demuestra que las muestras fueron correctamente obtenidas. También se muestran los intervalos en los que se muestra la diferencia de cada parámetro de funcionamiento, y los ajustes que no presentan forma de conos.

Para el análisis y decisión de una hipótesis, el software de aplicación agrupa la información utilizando el método Tukey, con una confianza de 95% y presenta en las figuras 146, 147, 148 y 149, los resultados.

Comparaciones en parejas de Tukey

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

MODO	N	Media	Agrupación
f5	800	1,00054	A
f4	800	1,00045	B
f1	800	1,00034	C
f6	800	1,00012	D
f2	800	1,00011	D E
ok	800	1,00010	E
f3	800	1,00004	F

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 146. Comparaciones 7 factores Tukey, potencia 6. Fuente: Autores

MODO	N	Media	Agrupación
ok	800	0,08664	A
f1	800	0,02454	B
f5	800	0,00825	B
f4	800	-0,01937	C
f2	800	-0,02989	C
f3	800	-0,04834	D
f6	800	-0,07679	E

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 147. Comparaciones 7 factores Tukey, asimetría 7. Fuente: Autores

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

MODO	N	Media	Agrupación
f5	800	0,047636	A
f6	800	0,047025	A
f1	800	0,046790	A
f3	800	0,044867	B
f4	800	0,041966	C
ok	800	0,038265	D
f2	800	0,035164	E

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 148. Comparaciones 7 factores Tukey, rango8. Fuente: Autores

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

MODO	N	Media	Agrupación
f5	800	1,00050	A
f4	800	1,00041	B
f1	800	1,00030	C
f6	800	1,00008	D
f2	800	1,00007	E
ok	800	1,00006	E
f3	800	1,00001	F

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 149. Comparaciones 7 factores Tukey, Index Fourier9. Fuente: Autores

De acuerdo método de Tukey si las medias no comparten una letra son significativamente diferentes, en las figuras 141, 142, 143 y 144, se visualiza que los intervalos de las diferencias de las medias son diferentes, en todas las pruebas realizadas, existen factores que son iguales en algunas estadísticas pero en otras son diferentes lo cual nos dice que existe una diferencia de las señales en diferentes condiciones de funcionamiento, por lo que estadísticamente se comprueba que el sistema de redes neuronales artificiales puede diferenciar las fallas mecánicas. Las redes neuronales artificiales existen algunos puntos dispersos se puede decir que eso sucede debido que algunas muestras son iguales en varias estadísticas.