

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA MECÁNICA AUTOMOTRIZ

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

PROYECTO TÉCNICO:

“IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE FALLAS MECÁNICAS
MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL
DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO”

AUTORES:

Rogelio Santiago León Japa

José Luis Maldonado Ortega

TUTOR:

Ing. Wilmer Contreras MSc.

Cuenca Ecuador

2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Rogelio Santiago León Japa, con documento de identificación N° 190039388-3 y José Luis Maldonado Ortega, con N° 110573839-5, 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: **“IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE FALLAS MECÁNICAS MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO”**, mismo que ha sido desarrollado para optar el título de: Ingeniero Mecánico Automotriz, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En la 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 2018

.....
José Luis Maldonado Ortega

C.I.: 110573839-5

.....
Rogelio Santiago León Japa

C.I.: 190039388-3

CERTIFICACIÓN

Yo declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación, **“IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE FALLAS MECÁNICAS MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO”**, realizado por los estudiantes, Rogelio Santiago León Japa y José Luis Maldonado Ortega, obteniendo el proyecto técnico que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, julio del 2018.

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

Ing. Rafael Wilmer Contreras Urgilés MSc.

CI. 0104463328

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Rogelio Santiago León Japa con número de identificación 190039388-3, y José Luis Maldonado Ortega con cédula 110573839-5, autores del Trabajo de Titulación **“IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE FALLAS MECÁNICAS MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL DIAGNÓSTICO DE MOTORES DE ENCENDIDO PROVOCADO”**, certificamos que el total contenido del Proyecto Técnico es de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, julio del 2018.

.....
José Luis Maldonado Ortega

C.I.: 110573839-5

.....
Rogelio Santiago León Japa

C.I.: 190039388-3

AGRADECIMIENTO

Primeramente, agradezco a Dios, por permitirme estar con salud y vida, por haberme dado unos buenos padres que me han guiado siempre hacia el camino del bien, apoyándome y brindándome todo su amor incondicional, que me ha hecho una persona responsable.

Gracias a toda mi familia, en especial a mis padres Inés y Rogelio, por todo su apoyo y consejos en todo el transcurso de mi vida, por ser un gran referente de fortaleza y sabiduría, que me permite alcanzar mis metas.

Mis agradecimientos a mi amigo y compañero de tesis José Luis por compartir su conocimiento que apporto al desarrollo de este trabajo.

Agradezco a todos mis compañeros y amigos por la experiencia y amistad en todo el transcurso de este proceso de estudio.

Agradezco a la UNIVERSIDAD POLITECNICA SALESIANA por haberme dado la oportunidad de estudiar en sus aulas y laboratorios, a los docentes que supieron transmitir sus conocimientos y ser una guía para así llegar a ser un profesional en lo que tanto me apasiona.

A mi director de tesis, Ing. Wilmer Contreras MSc., por su apoyo, experiencia y motivación para lograr desarrollar este trabajo, agradezco su sinceridad y confianza.

Rogelio Santiago León

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios, por permitirme estar con vida y salud, para poder lograr una meta más
en vida.

A cada uno de los miembros de mi familia, en especial a mi tía Laura Maldonado y a mi
padre Abelardo Maldonado, por su apoyo incondicional, los cuales han sido la fortaleza
para culminar mis estudios.

A la Universidad Politécnica Salesiana por brindarme la oportunidad de ser un profesional
en lo que tanto me apasiona.

A mi tutor, el Ing. Wilmer Contreras MSc., por su apoyo desinteresado en el desarrollo de
este proyecto.

José Luis Maldonado

DEDICATORIA

El proyecto de titulación lo dedico especialmente a mis padres, Lic. Inés Japa MSc. y SUBM. (Sp) Rogelio León, quienes por su perseverancia y apoyo incondicional hacen de mí una mejor persona y me han permitido ejercerme profesionalmente.

A mi hermano Ing. Alexander Díaz, por brindarme su apoyo incondicional y consejos en el transcurso de mi vida.

Rogelio Santiago León

DEDICATORIA

El siguiente proyecto de titulación lo dedico especialmente a mis padres, Abelardo Maldonado y Olivia Ortega, gracias a su apoyo incondicional y arduo sacrificio, ha sido posible la culminación de esta etapa de mi vida.

A mi tía, Laura Maldonado quien ha sido la persona que más me apoyado en el transcurso para ejercerme profesionalmente.

José Luis Maldonado

RESUMEN

Este proyecto de grado tiene por objetivo de crear un sistema de diagnóstico mediante la aplicación de un clasificador basado en redes neuronales artificiales, que permite detectar fallas mecánicas comunes, generadas en los motores de encendido provocado.

En primera instancia para el desarrollo del sistema de diagnóstico, se procede a la obtención de las señales de los sensores MAP y CMP con una DAQ-6009 y el software Labview del motor Hyundai Sonata de 4 cilindros 2.0 cc a gasolina, el mismo que se encuentra en una cámara Semi-Anecoica, con el objetivo de adquirir datos con una alta confiabilidad; en el motor se generan los diferentes tipos de anomalías mecánicas intencionadas, en sistemas y componentes como son: bobinas, inyectores, bujías, la presión de combustible y sistema de distribución. La obtención de muestras se realiza cuando el motor se encuentra en su temperatura ideal (92°C a 97°C) y en ralentí; luego de generar un fallo se espera un lapso de 4 minutos para que el motor se estabilice, consecuentemente se registran las señales en un tiempo de 5 segundos, del análisis de estas señales se obtienen diferentes atributos estadísticos que permiten caracterizar la señal del sensor MAP, posteriormente se analiza los atributos de mayor influencia para el entrenamiento de la RNA, mediante 3 métodos estadísticos; de los resultados de cada método se elige los atributos que presentan una diferencia significativa y se procede a almacenarlos en una matriz con el fin de seleccionar los atributos de mayor coincidencia.

Mediante la adquisición de nuevos datos de un motor con similares características del que está en estudio, se realiza la evaluación del sistema de diagnóstico, para lo cual se genera una falla mecánica específica controlada; posteriormente en el software Labview, se observa el resultado del diagnóstico, y se verifica que el resultado de la red neuronal corresponda a la falla intencionada; por último, se validan los resultados mediante los valores estadísticos p y R -cuad. del análisis (ANOVA), por el cual se determina que la RNA tiene un margen de confiabilidad de 96.5%, para la detección de fallas mecánicas que se presenten en el funcionamiento de un motor de encendido provocado.

Palabras clave: *Redes neuronales artificiales, MAP, CMP, diagnóstico, datos, señales, sensores, sistema de diagnóstico.*

ABSTRACT

This degree project aims to create a diagnostic system by applying a classifier based on artificial neural networks, which allows to detect common mechanical faults generated in the ignition engines.

In the first instance for the development of the diagnostic system, MAP and CMP sensor signals are obtained with a DAQ-6009 and the Labview software of the Hyundai Sonata 4-cylinder 2.0 cc gasoline engine, the same as found in a Semi-Anecoic camera, with the aim of acquiring data with high reliability; In the engine the different types of intentional mechanical anomalies are generated, in systems and components such as: coils, injectors, spark plugs, fuel pressure and distribution system. Samples are obtained when the engine is at its ideal temperature (92°C to 97°C) and at idle; After generating a fault a delay of 4 minutes is expected for the motor to stabilize, consequently the signals are recorded in a time of 5 seconds, from the analysis of these signals different statistical attributes are obtained that allow to characterize the MAP sensor signal, Subsequently, the most influential attributes for RNA training are analyzed, using 3 statistical methods; of the results of each method, the attributes that present a significant difference are chosen and they are stored in a matrix in order to select the attributes of greatest coincidence.

Through the acquisition of new data from an engine with similar characteristics to the one being studied, the evaluation of the diagnostic system is carried out, for which a specific controlled mechanical failure is generated; later in the Labview software, the result of the diagnosis is observed, and it is verified that the result of the neural network corresponds to the intentional failure; Finally, the results are validated using the statistical values p and R-squared of the analysis (ANOVA), by which it is determined that the RNA has a reliability margin of 96.5%, for the detection of mechanical faults that occur in the operation of a motor that is turned on.

Keywords: *Artificial neural networks, MAP, CMP, diagnostics, data, signals, sensors, diagnostic system.*

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN.	1
2	PROBLEMA.	2
2.1	Importancia y alcance.	2
2.2	Delimitación.....	3
3	OBJETIVOS.....	4
3.1	Objetivo General.....	4
3.2	Objetivos Específicos.	4
4	REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE DE RNA EN EL CAMPO AUTOMOTRIZ..	5
4.1	Motor de encendido provocado (MEP).	5
4.2	Ciclo Ideal de operación de los MEP.....	6
4.3	Ciclo Real de operación de los MEP.	7
4.4	Redes Neuronales.	9
4.4.1	Definiciones básicas de RNA.	9
4.4.2	Características principales de una RNA.	10
4.4.3	Estructura de la RNA.....	11
4.4.4	Entrenamiento de Red Neuronal Artificial.	14
4.4.5	Métodos de optimización alternativos para el aprendizaje de RNA.	15
4.5	Adquisición de datos.....	17
4.5.1	Sistema de adquisición de datos (DAQ).....	17
4.6	Metodología para la experimentación.....	20
4.6.1	Consideraciones para la aplicación del diseño experimental.	21
4.6.2	Diseños factoriales 2^K	21
4.6.3	Modelo factorial 2^2	22
5	MARCO METODOLÓGICO.....	23
5.1	Aplicación de la metodología de la investigación.	23
5.1.1	Características técnicas del sensor MAP en experimentación.	24
5.1.2	Adquisición de ecuación característica del sensor MAP mediante pruebas de presión – voltaje.	25
5.1.3	Revisión del estado del motor Hyundai Sonata 2.0.....	27
5.1.4	Desarrollo de las fallas a generarse en el motor Sonata 2.0.	32
5.2	Desarrollo del diseño experimental.	45
5.2.1	Factores controlables de entrada.....	45

5.2.2	Factores no controlables.	46
5.2.3	Condiciones y valores de las variables de entrada.	46
5.3	Sensores para el Diseño.	53
5.4	Configuración para la toma de datos y categorización de la señal.	53
5.4.1	Conexión Diferencial (DIFF).	54
5.4.2	Conexión Referenciada (RSE).	54
5.4.3	Configuración de la DAQ 6009.	55
5.4.4	Configuración del DAQ Assitant en Labview.	56
5.4.5	Conexión sensor MAP.	57
5.4.6	Conexión sensor CMP.	58
5.5	Toma de muestras y caracterización de la señal.	59
5.5.1	Protocolo de adquisición de muestras.	59
5.5.2	Algoritmo para la obtención de muestras.	61
5.6	Algoritmo para la obtención de atributos de las señales.	61
5.6.1	Protocolo de adquisición de atributos de señales.	62
5.7	Clasificación de atributos de las señales temporales.	75
5.7.1	Análisis de Varianza (ANOVA).	76
5.7.2	Análisis de Correlación.	86
5.7.3	Análisis de Random Forest.	87
5.8	Elección de atributos de entrada para entrenamiento de la RNA.	92
5.9	Algoritmo de redes neuronales en Matlab.	93
5.10	Diseño del algoritmo para la identificación de patrones de fallas mecánicas en los motores de encendido provocado.	97
5.10.	Funcionamiento del algoritmo de identificación de patrones de fallas mecánicas.	100
6	ANÁLISIS DE RESULTADOS.	103
6.1	Resultados de clasificación mediante redes neuronales artificiales.	103
6.2	Resultado del sistema de identificación de patrones de fallos en las diferentes condiciones de funcionamiento de la unidad experimental.	107
6.3	Resultados del sistema de identificación de patrones de fallas en generación de fallas aleatorias.	109
6.4	Resultados del sistema de identificación de patrones de fallas en diferentes motores de encendido provocado.	114
6.5	Validación del sistema de diagnóstico.	118

6.5.1	Validación de los datos muestrales.....	118
6.5.2	Precisión de entrenamiento de la RNA.	119
6.5.3	Validación de resultados en la clasificación de fallas mecánicas.....	120
7	CONCLUSIONES.	123
8	RECOMENDACIONES.	125
9	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	126

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 4.1 Fases de un MEP de 4 tiempos..	6
Figura 4.2 Esquema ideal del ciclo Otto de 4 tiempos.	7
Figura 4.3 Gráfica del ciclo Otto real de 4 tiempos.....	8
Figura 4.4 Diferencia entre el ciclo ideal y el ciclo real de un MEP.....	8
Figura 4.5 Reglajes normales de la distribución en motores actuales.	9
Figura 4.6 Gráfico de funcionamiento de un motor de combustión interna. Diagrama Indicado..	9
Figura 4.7 Funciones de Activación red neuronal.....	12
Figura 4.8 Funciones de activación sigmoidales binaria (izquierda) y bipolar (derecha)....	13
Figura 4.9 Estructura de una red neuronal artificial..	14
Figura 4.10 Aproximacion de funcion seno, sin sobreaprendizaje y con sobre entrenamiento.	14
Figura 4.11 Clasificación general de métodos de optimización para el entrenamiento de RNA.	15
Figura 4.12 Sistema de adquisicion de datos.....	18
Figura 4.13 DAQ-6009.....	19
Figura 4.14 Interfaz del software de instrumentación Labview.	20
Figura 4.15 Interpretación del diseño 2^2	22
Figura 4.16 Ilustración geométrica del modelo factorial 2^2	22
Figura 5.1 Sensor MAP, modelo SU13565.	24
Figura 5.2 Conexión de Sensor MAP.....	25
Figura 5.3 Conexión realizada en el sensor MAP para la obtención de datos..	25
Figura 5.4 Toma de datos del sensor MAP en experimentación.	26
Figura 5.5 Ajuste de la curva del sensor MAP en experimentación.....	27
Figura 5.6 Maqueta didáctica para manejo del motor SONATA 2.0.	27
Figura 5.7 Panel de control para el motor Hyundai SONATA 2.0..	28
Figura 5.8 Interruptores para cada inyector del motor Sonata 2.0.	33
Figura 5.9 Señal del inyector en ralentí.....	34
Figura 5.10 Bujía completamente cerrada 0 mm.....	35
Figura 5.11 Bujía con holgura de 1 mm.	35
Figura 5.12 Desactivación de bobinas de encendido 1-4 y 2-3.....	36
Figura 5.13 Manómetro de la presión de combustible.	37
Figura 5.14 Manómetro digital de presión de combustible.....	37
Figura 5.15 Diagramas de conexión para controlar presión de combustible. a) Circuito para baja presión, b) Circuito para alta presión.....	39
Figura 5.16 Falla de baja presión de combustible. Valor de presión 25 psi.....	40
Figura 5.17 Falla de alta presión de combustible. Valor de presión 65 psi.....	40
Figura 5.18 Marca de referencia de polea del árbol de levas de admisión alineada para el correcto calado.....	41
Figura 5.19 Marca de referencia de polea del árbol de levas de escape alineada para el correcto calado.....	42

Figura 5.20 Marca de referencia de polea del cigüeñal alineada para el correcto calado.	42
Figura 5.21 Marca de referencia de la polea de la bomba de aceite alineada para el correcto calado.....	42
Figura 5.22 Fallo en polea del árbol de levas de escape al retrasar un diente (-1).....	43
Figura 5.23 Fallo en la polea del árbol de levas de escape al adelantar un diente (+1).	43
Figura 5.24 Fallo en la polea del árbol de levas de admisión al retrasar un diente (-1).	43
Figura 5.25 Fallo en la polea del árbol de levas de admisión al adelantar un diente (+1). ..	44
Figura 5.26 Fallo en árbol de admisión (+1) y escape (+1).....	44
Figura 5.27 Fallo en el árbol de admisión (-1) y escape (-1).....	44
Figura 5.28 Proceso para crear diseño factorial..	48
Figura 5.29 Creación de diseño factorial.....	49
Figura 5.30 Asignación de factores para el desarrollo del diseño factorial.....	50
Figura 5.31 Resultado completo del diseño factorial, inyector - bujía.....	50
Figura 5.32 Resultado de diseño factorial 2^K , con árbol de levas de admisión (-1) y escape (-1).....	51
Figura 5.33 Resultado de diseño factorial 2^K , con árbol de levas de admisión (+1) y escape (+1).	52
Figura 5.34 Resultado de diseño factorial 2^K , con árbol de levas de admisión (-1) y escape (+1).	52
Figura 5.35 Estructura de adquisición de datos.....	53
Figura 5.36 Esquema Típico de las entradas analógicas de una placa de adquisición de datos.	53
Figura 5.37 Conexión de tipo DIFF.....	54
Figura 5.38 Conexión de tipo RSE.....	54
Figura 5.39 Ventana de reconocimiento de la tarjeta DAQ 6009 con el ordenador.....	55
Figura 5.40 Asignación de los canales de voltaje en la DAQ Assitant (Paso 3).....	56
Figura 5.41 Configuración de parámetros para la adquisición de muestras.....	57
Figura 5.42 Conexión sensor MAP.	58
Figura 5.43 Conexión del sensor CMP.....	58
Figura 5.44 Señal del sensor MAP.	59
Figura 5.45 Señal del sensor CMP.	59
Figura 5.46 Flujogramas de toma de muestras a) Motor ok b) Motor con falla.....	60
Figura 5.47 Algoritmo para la adquisición de datos en el Block Diagram Labview.	61
Figura 5.48 Esquema de obtención de matriz de atributos.....	63
Figura 5.49 Señal sensor MAP y CMP.	65
Figura 5.50 Señal del sensor MAP con la posición del primer cilindro en compresión	65
Figura 5.51 Señal CMP filtrada.....	66
Figura 5.52 Reglaje de la distribución sonata 2.0.....	67
Figura 5.53 Corte de la señal de los sensores MAP y CMP para análisis.....	68
Figura 5.54 Gráfica de cortes por cilindro.....	70
Figura 5.55 Flujograma para la selección de atributos.....	75
Figura 5.56 Ingreso de todos los datos estadísticos en la hoja de trabajo del software estadístico (Minitab).	77

Figura 5.57 Procedimiento para realizar el análisis de varianza ANOVA de un solo factor.	77
Figura 5.58 Ingreso de valores en la pestaña opciones.	78
Figura 5.59 Selección de métodos de análisis para la ilustración de resultados.	78
Figura 5.60 Selección para la ilustración de gráficas.	79
Figura 5.61 Ventana para seleccionar presentación de resultados.	79
Figura 5.62 Ventana para selección de almacenamiento.	80
Figura 5.63 Selección de respuesta y factor.	80
Figura 5.64 Gráficas de residuos para la variable estadística MEDIA.	81
Figura 5.65 Gráfica de intervalos de MEDIA vs RESPUESTA.	81
Figura 5.66 Comparaciones en parejas de Tukey de la variable estadística MEDIA.	82
Figura 5.67 Comparaciones en parejas de Tukey del factor coeficiente de variación.	83
Figura 5.68 Diagrama de Pareto.	85
Figura 5.69 Gráfica de correlación del factor estadístico entropía de todas las 19 fallas en estudio.	86
Figura 5.70 Resultado del método Curvature Test.	90
Figura 5.71 Resultado del método Standard CART.	91
Figura 5.72 Resultado del método Interacction test.	92
Figura 5.73 Flujograma creación de RNA.	94
Figura 5.74 Estructura RNA.	95
Figura 5.75 Entrenamiento de la RNA.	96
Figura 5.76 Gráfica de respuesta de la RNA.	97
Figura 5.77 Flujograma para el diagnóstico de Fallas Mecánicas.	98
Figura 5.78 Carga del archivo de señal.	99
Figura 5.79 Obtención de atributos de la señal.	99
Figura 5.80 Carga de la RNA.	99
Figura 5.81 Evaluación de respuesta de diagnóstico.	100
Figura 5.82 Plataforma de identificación de patrones de fallas mecánicas.	100
Figura 5.83 Selección del archivo de señal temporal.	101
Figura 5.84 Señal temporal original de los sensores MAP y CMP.	101
Figura 5.85 Señal Temporal filtrada de los sensores MAP y CMP.	101
Figura 5.86 Corte de la señal del sensor MAP.	102
Figura 5.87 Ventaneo de la señal de los sensores MAP y CMP por cada cilindro.	102
Figura 5.88 Atributos de señal del sensor MAP.	102
Figura 5.89 Identificación del fallo.	103
Figura 6.1 Errores de entrenamiento de múltiples configuraciones de redes neuronales.	104
Figura 6.2 Red neuronal con porcentaje de error de 5.652, con entrenamiento “trainscg”.	105
Figura 6.3 Red neuronal con porcentaje de error de 1.0526, con entrenamiento “trainscg”.	106
Figura 6.4 Red neuronal con porcentaje de error de 1.89e-11, con entrenamiento “trainscg”.	106
Figura 6.5 Resultado sin fallas.	108

Figura 6.6 Resultado de fallo de inyectores..	108
Figura 6.7 Resultados de bujías.....	108
Figura 6.8 Resultados de presión de combustible.	108
Figura 6.9 Resultados de sistema de distribución.....	109
Figura 6.10 Resultado del motor en buen funcionamiento.....	110
Figura 6.11 Resultado fallo inyector uno.	110
Figura 6.12 Resultados del motor con fallo en la bujía 2.	111
Figura 6.13 Resultado de presión alta de combustible.	112
Figura 6.14 Resultado distribución: admisión (0), escape (+1).....	113
Figura 6.15 Señal del sensor MAP y CMP del segundo motor, al generarse fallo de inyector 1.	115
Figura 6.16 Detección de fallo del inyector 1, en motor Hyundai Sonata número 2.	115
Figura 6.17 Señal del sensor MAP y CMP del Motor Hyundai Sonata número 2, al generarse fallo de bobina de encendido 2-3.....	117
Figura 6.18 Detección de fallo de bobina de encendido 2-3, en motor Hyundai Sonata número 2.	117
Figura 6.19 Gráfica de residuos de la MODA.....	118
Figura 6.20 Gráfica de residuos AREA.....	119
Figura 6.21 Ajuste de la red neuronal correcto..	120
Figura 6.22 ANOVA de respuesta Real vs Respuesta RNA.	120
Figura 6.23 Resultado de comparaciones en parejas de Tukey..	121
Figura 6.24 Resultado del análisis de varianza y resumen del modelo..	121

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1 Características de DAQ-6009.	19
Tabla 5-1 Características del sensor MAP..	24
Tabla 5-2 Descripción de la conexión del sensor MAP..	25
Tabla 5-3 Datos obtenidos para la generación de la ecuación característica del sensor MAP.	26
Tabla 5-4 Datos del motor SONATA 2.0 en experimentación.	28
Tabla 5-5 Condiciones idóneas del motor Sonata 2.0.	46
Tabla 5-6 Ponderaciones de las variables de entrada..	47
Tabla 5-7 Códigos de falla.....	62
Tabla 5-8. Ecuaciones para caracterizar la señal del sensor MAP..	71
Tabla 5-9 Tabla de valores de R-cuad.	83
Tabla 5-10. Matriz de selección general.....	92
Tabla 5-11.Resultados del análisis de repeticiones de atributos..	93
Tabla 6-1.Configuraciones de RNA para la clasificación de fallas mecánicas.	104
Tabla 6-2.Reentrenamiento de la red neuronal utilizada para el sistema de diagnóstico... ..	107
Tabla 6-3 Resultado del motor en buen funcionamiento.....	110
Tabla 6-4 Resultado del motor fallo en el inyector uno.	111
Tabla 6-5 Resultado fallo bujía dos.	112
Tabla 6-6 Resultado del motor con presión alta de combustible.....	113
Tabla 6-7 Resultado del motor distribución: admisión (0), escape (+1)..	114
Tabla 6-8. Resultados del algoritmo del segundo motor, al generar fallo de inyector 1....	115
Tabla 6-9. Motor Hyundai Sonata número 2. Resultados del algoritmo al generar fallo en bobina de encendido 2-3.....	116

1 INTRODUCCIÓN.

El mantenimiento en los vehículos de combustión interna de encendido provocado ha evolucionado desde la creación del primer automotor, por el motivo de aplicar técnicas obsoletas que conducían a tiempos de diagnóstico exagerados y falta de asertividad, por lo que fue necesaria la creación de manteamientos que vayan a la par con el desarrollo de la producción industrial y tecnológica.

En la actualidad el vehículo automotor es sometido a las pruebas de certificación al salir de fábrica y el usuario debe realizar algunas pruebas de mantenimiento periódicamente. Los sistemas OBD, están desarrollados para identificar fallos en los diferentes sistemas del vehículo, esto se realiza gracias a la conexión directa que tienen los sistemas OBD con los computadores de los automotores. Dentro del sistema OBD que se ocupa de limitar las emisiones sería de gran ayuda, en caso de detectar algún fallo, disponer de modelos de predicción de emisiones y poder desarrollar estrategias para devolver las emisiones a los límites establecidos, lo que llevaría a actuar sobre los reglajes del motor. El proceso debería realizarse rápidamente, con lo que la predicción y la optimización quedarían restringidas a aquellas herramientas con un tiempo de respuesta corto (López, 2012).

La herramienta de predicción de RNA, tiene gran utilidad al momento de implementar en sistemas de diagnóstico electrónicos, debido a que esta herramienta de predicción se puede implementar en sistemas de diagnóstico OBD, para controlar las emisiones contaminantes en vehículos, y garantizar así el correcto funcionamiento de los automotores en circulación (López, 2012).

La aplicación de redes neuronales artificiales en esta investigación sirve para el diagnóstico de fallos mecánicos en el motor Sonata 2.0, sin la necesidad de proceder a usar técnicas intrusivas en el MEP. El sistema puede detectar fallos en el motor mediante la obtención de las señales de los sensores MAP y CMP, que no son detectadas por la ECU, por lo que el sistema de diagnóstico tiene la facultad de reducir al mínimo el tiempo de diagnóstico, conjuntamente optimiza recursos previos al mantenimiento, como por ejemplo el uso de vacuómetro, manómetros para medición de la compresión de cilindros, presión de combustible, y entre otras, que tienen la función de determinar el fallo mecánico.

2 PROBLEMA.

Los motores de combustión interna de encendido por ignición dependen de diferentes sistemas como: auxiliares, mecánicos, electrónicos, entre otros, para un correcto funcionamiento, por ende es necesario realizar un proceso de análisis minucioso de estos para el diagnóstico del motor, los problemas electrónicos generados en el mismo son interpretados por la ECU y estos a su vez pueden ser visualizados por un instrumento de diagnóstico automotriz como un escáner, sin embargo, existen fallas de índole mecánico que no son detectadas por la ECU, y en estos casos se recurre a técnicas de diagnóstico intrusivas como medición de: fugas, compresión, depresión en el motor, presión de combustible, presión de aceite, y entre otras; estas técnicas de diagnóstico anteriormente nombradas conllevan a solventar el problema con las desventajas de tiempos de diagnóstico excesivos, subjetividad del operario, falta de asertividad del diagnóstico y altos costos de mantenimiento.

2.1 Importancia y alcance.

Este proyecto tiene la finalidad de beneficiar al Grupo de Investigación de Ingeniería de Transporte (GIIT), de la Carrera de Ingeniería Mecánica Automotriz de la Universidad Politécnica Salesiana, y asignaturas afines como: Motores de Combustión Interna, Preparación para vehículos de Competencia, Electrónica Automotriz y Computadoras Automotrices.

El presente proyecto tiene relevancia, debido a que va dirigido al diagnóstico de motores de encendido provocado y reducción de las emisiones contaminantes, mediante la utilización de una técnica mínimamente invasiva basada en RNA, que tiene el objetivo de la detección de fallas mecánicas, como por ejemplo: problemas de inyección de combustible en los cilindros, o desconexión de inyectores, dificultad en la generación de la chispa de bujías o desconexión de bobinas, mal armado del sistema de distribución, y anomalías en la presión de combustible, en vehículos con motores de encendido provocado.

Este proyecto dará a conocer la factibilidad e importancia de la aplicación de RNA para el diagnóstico de motores de encendido provocado en vehículos automotores, por lo que

el alcance del proyecto es crear un sistema de diagnóstico que permitirá detectar fallos mecánicos en un MEP.

Para lograr el desarrollo del proyecto, en primera instancia, se adquirirá con una DAQ-6009, muestras de la señal de los sensores MAP y CMP, para el tratamiento y análisis, el cambio de la depresión en el múltiple de admisión es captado por el sensor MAP, ubicado en el MEP mediante una manguera de vacío después de la mariposa de aceleración.

Posteriormente, se realizará fallas intencionadas en el MEP, como, por ejemplo: inyectores defectuosos, bujías con una holgura incorrecta, presión de combustible alta y baja, entre otras; esto con la finalidad de obtener la señal característica que presente el sensor MAP, en el momento que se produzcan las fallas mecánicas.

Los datos obtenidos serán analizados mediante un diseño experimental y algoritmos matemáticos que realizarán el trabajo de filtrado de la señal, y la aplicación de métodos estadísticos, que permitirán adquirir valores relevantes, por lo cual se podrá obtener menor error de entrenamiento de la RNA.

Por último, se procederá a la comprobación del sistema de diagnóstico, mediante métodos estadísticos y verificación de la falla mecánica generada en el MEP con la salida de la RNA.

2.2 Delimitación.

El sistema de diagnóstico basado en redes neuronales artificiales permite detectar fallas mecánicas durante el funcionamiento del motor Hyundai Sonata 2.0 de 4 cilindros a gasolina.

Un total de 19 fallas mecánicas se han generado, posteriormente fueron analizadas mediante diferentes métodos estadísticos y el respectivo diseño experimental.

Las anomalías provocadas en la unidad experimental se subdividen en graves, medias e incipientes.

Se considera fallas graves a aquellas generadas en los cilindros, debido a que reducen la potencia del motor y aumentan las emisiones contaminantes, estas fallas se producen al afectar el funcionamiento de inyectores, bujías y bobinas de encendido.

Los fallos medios se consideran al mal armado de la distribución y fallo en la presión de combustible, debido a que afecta parcialmente el rendimiento del motor y el aumento de emisiones de gases contaminantes no es significativo en comparación con las fallas graves.

Por último, las fallas incipientes se consideran al filtro de aire y catalizador, ya que no afectan de manera significativa el funcionamiento del motor.

El sistema de diagnóstico está limitado a la detección de las anomalías graves y medias, por lo que, si al momento de comparar las señales adquiridas del motor con la salida de la red neuronal artificial realizada, no hay coincidencia en los resultados la falla puede encontrarse en otra sección del motor.

3 OBJETIVOS.

3.1 Objetivo General.

- Desarrollar un sistema de diagnóstico mediante la aplicación de redes neuronales artificiales para la detección de patrones de falla mecánica en motores de combustión interna de encendido provocado.

3.2 Objetivos Específicos.

- Realizar una síntesis mediante el método inductivo para la determinación del estado del arte de redes neuronales artificiales en el diagnóstico automotriz.
- Desarrollar un diseño experimental bajo diferentes condiciones de funcionamiento de los MEP mediante software estadístico, para la obtención de una base de datos de fallas mecánicas.
- Diseñar e implementar un sistema basado en RNA mediante la herramienta de programación Matlab y un software de instrumentación virtual para la identificación de patrones de falla mecánica en un MEP.
- Validar los resultados del sistema mediante la aplicación de fallas intencionadas al MEP para que se verifique la asertividad del programa.

4 REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE DE RNA EN EL CAMPO AUTOMOTRIZ.

4.1 Motor de encendido provocado (MEP).

El motor de combustión es una máquina térmica que permite obtener energía mecánica, a partir del uso de un fluido compresible como un combustible. Los motores MEP tienen la característica que para iniciarse el proceso de combustión requieren de un aporte de energía externo al proceso termodinámico, en la actualidad este cometido se cumple al hacer saltar una chispa de alta tensión eléctrica entre los dos electrodos de una bujía. El instante deberá ser el adecuado para hacer saltar la chispa, con el objetivo que la combustión dentro del motor sea lo más eficiente posible (Prof.F.Payri - Prof.J.M. Desantes, 2011).

Los motores de encendido por chispa se desempeñan de tal manera que la mezcla de combustible y aire puede producirse durante el proceso de admisión fuera del cilindro o también puede introducirse solo aire en el tiempo de admisión y el combustible se introduce durante la compresión en el cilindro, de tal forma que se obtiene una mezcla heterogénea. El proceso de combustión se produce por el avance de un frente de llama que recorre la cámara de combustión, tiene su inicio desde la bujía y separándose en todo el tiempo por dos zonas definidas, una con gases frescos y otra con gases combustionados (Prof.F.Payri - Prof.J.M. Desantes, 2011).

La exigencia de una mezcla aire-combustible homogénea en los límites de inflamabilidad obliga a que la regulación de la carga se controle tanto la masa de combustible aportado, como la masa de aire admitido, lo que obliga normalmente a estrangular el flujo en el conducto de admisión. La regulación de la carga y el dosado en los MEP se realiza con dos diferentes sistemas de inyección, tanto de inyección indirecta como inyección directa (Prof.F.Payri - Prof.J.M. Desantes, 2011). En la figura 4.1 se observa el ciclo de MEP.

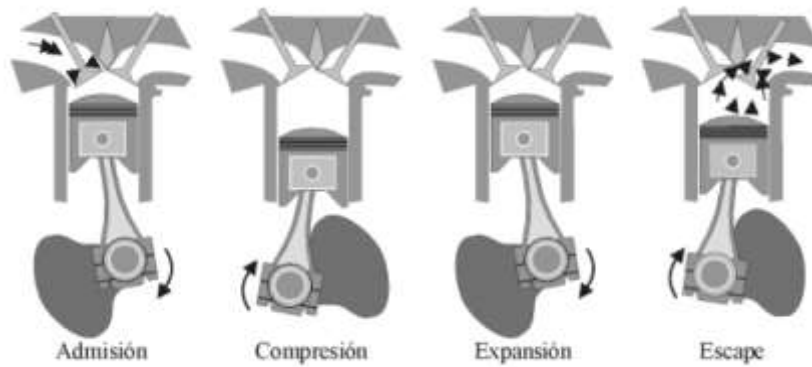


Figura 4.1 Fases de un MEP de 4 tiempos. Fuente: (Prof.F.Payri - Prof.J.M. Desantes, 2011).

Otros nombres que reciben estos motores son: motores de encendido por ignición, MCI, motor Otto y MEP.

4.2 Ciclo Ideal de operación de los MEP.

Los motores que ejecutan el proceso del ciclo Otto de 4 tiempos, necesitan de 2 revoluciones completas del cigüeñal y 4 carreras del pistón para completar el ciclo termodinámico de combustión, por lo que este proceso es eficaz, ya que aumenta el rendimiento como eficiencia del motor.

El ciclo Otto ideal en los motores de 4 tiempos se idealiza con ciertos parámetros: los gases de combustión se analizan como un gas ideal, la combustión se hace a volumen constante, al pistón como un sistema cerrado y se establecen como constantes los calores específicos durante el ciclo (Montesinos, A., 2017).

El proceso del ciclo Otto ideal comienza en el momento que recibe el motor una mezcla de aire y combustible, la mezcla es comprimida para que esta pueda reaccionar a la adición de calor, transformando la energía química de la mezcla en energía térmica, consecuentemente se genera movimiento en la fase de expansión debido a la explosión de mezcla en la cámara de compresión de los cilindros, posteriormente los gases quemados son expulsados, para empezar una nueva fase de renovación de carga, lo que permite reiniciar el ciclo con una nueva mezcla aire/combustible (Moreno, M., 2016).

El diagrama ideal P-V del proceso termodinámico en los motores de 4 tiempos se ilustra en la figura 4.2.

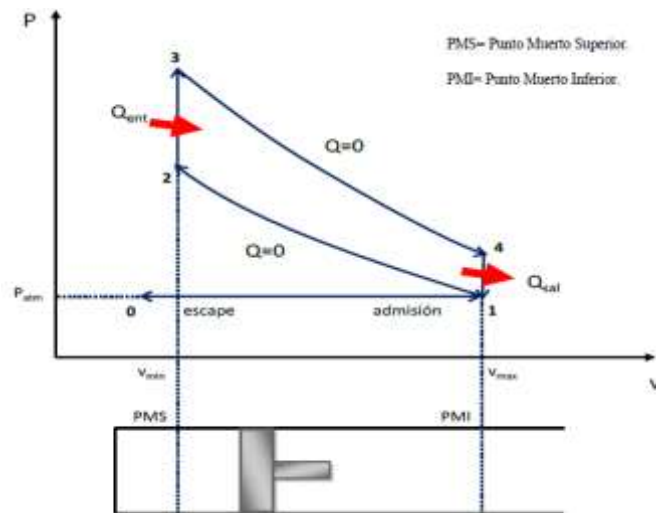


Figura 4.2 Esquema ideal del ciclo Otto de 4 tiempos. Fuente: (Moreno, M., 2016).

4.3 Ciclo Real de operación de los MEP.

El ciclo real de un motor de encendido provocado refleja las condiciones efectivas de funcionamiento del motor y se denota en un diagrama P-V, el mismo se ilustra en la figura 4.3 (Montesinos, A., 2017).

En el ciclo ideal de un motor de combustión, no se consideran las pérdidas de energía en forma de calor que se producen por la fricción entre el pistón y el cilindro, durante el movimiento de explosión y compresión, es decir las pérdidas por fricción, por lo que se determina que esta pérdida de energía es la más importante, con un valor del 60% en comparación con la pérdida que se genera en el proceso de renovación de llenado, que son pérdidas por bombeo de un 25%, por último las pérdidas mecánicas por el accionamiento de elementos auxiliares de un 15%; se tiene en cuenta la pérdida de energía en la refrigeración que se genera en un ciclo real. Estas pérdidas mecánicas de sistemas auxiliares son las causantes que el rendimiento de los motores de combustión interna de encendido por chipa este alrededor del 20% y 30% (Montesinos, A., 2017).

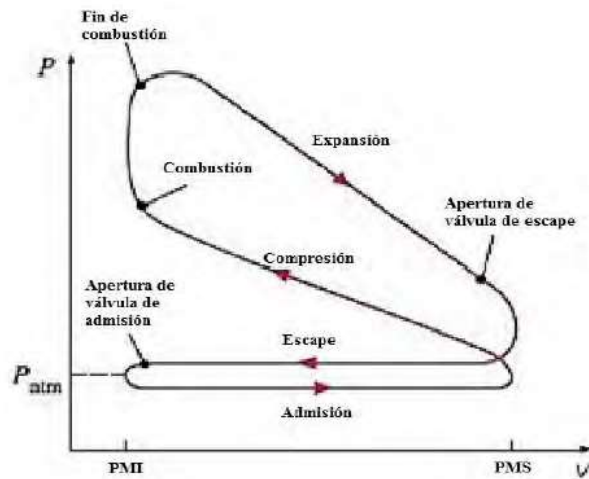


Figura 4.3 Gráfica del ciclo Otto real de 4 tiempos. Fuente: (Montesinos, A., 2017).

Para obtener rendimientos óptimos, se ha tomado medidas en la distribución, lo que ha llevado al control de la apertura y cierre de válvulas de admisión y de escape, como también el adelanto al encendido. Estas medidas son denominadas cotas de reglaje de la distribución y son impuestas por el fabricante del motor. Las cuotas están comprendidas en determinados rangos a menos que los sistemas sean dinámicos y tengan variación (Montesinos, A., 2017). En la figura 4.4, se observa la diferencia entre el ciclo ideal y real de un MEP.

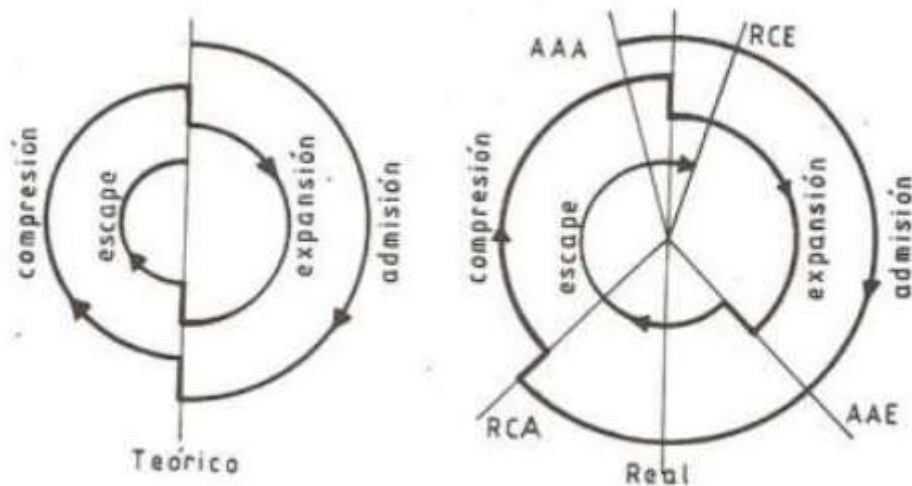


Figura 4.4 Diferencia entre el ciclo ideal y el ciclo real de un MEP. Fuente: (Moreno, M., 2016).

En la figura 4.5, se observa la diferencia en el reglaje de distribución de un motor lento y un motor rápido.

Tipo	AAA	RCA	AAE	RCE	AE
Motores Lentos	10-20°	30-40°	35-50°	0-10°	0-15°
Motores Rápidos	10-30°	40-60°	40-60°	5-30°	10-40°

Figura 4.5 Reglajes normales de la distribución en motores actuales. Fuente: (Montesinos, A., 2017).

En la figura 4.6 se indica un gráfico de presión en función del ángulo de avance, en donde se observa los procesos que conforman el Ciclo Otto Real, apertura y cierre de válvulas.

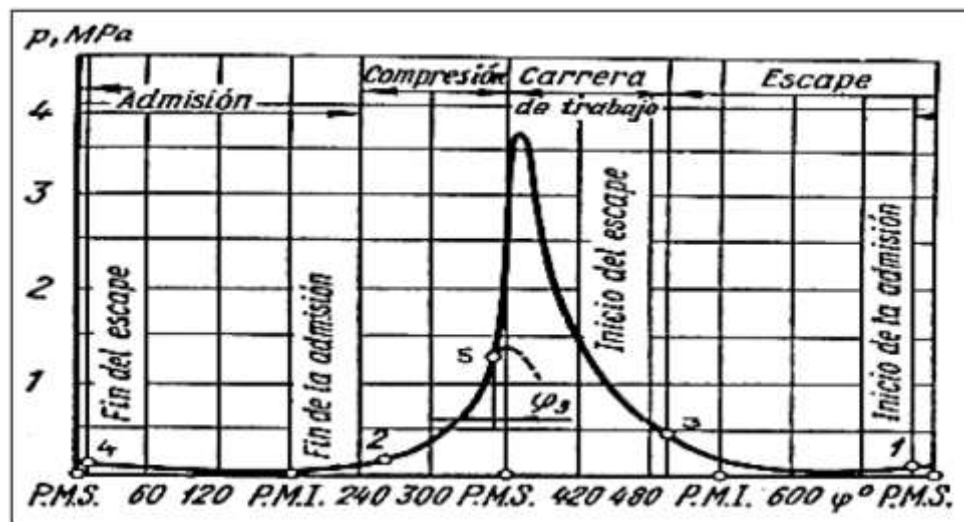


Figura 4.6 Gráfico de funcionamiento de un motor de combustión interna. Diagrama Indicador. Fuente: (Montesinos, A., 2017).

4.4 Redes Neuronales.

4.4.1 Definiciones básicas de RNA.

Una red neuronal (RNA) es un procesador distribuido y con un gran número de elementos simples interconectados masivamente en una estructura paralela, con una tendencia natural a almacenar y procesar conocimiento experimental, haciéndolo apto para su uso y de esta forma emular ciertas características propias de los humanos. Las redes neuronales tienen similitud al cerebro en dos cosas: el conocimiento de la red se adquiere a través de un proceso de aprendizaje y este conocimiento se almacena en los pesos sinápticos o conexiones entre neuronas¹.

¹ (López, 2012)

4.4.2 Características principales de una RNA.

Las RNA tienen la capacidad de procesar información debido a su estructura paralela y distribuida, y su capacidad de entrenamiento, por tanto, de generalización.

Estas dos propiedades hacen que las RNA, tengan la capacidad de resolver cierto tipo de problemas muy complejos que hasta el momento no habían podido resolverse de forma satisfactoria.

1. **Aprendizaje adaptativo:** Las RNA tienen la cualidad de aprender a realizar tareas a partir de un entrenamiento, ya que cuenta con la capacidad de auto-ajuste de los elementos de procesamiento (neuronas) que integran el sistema, ajustándose de manera que la red reproduzca los resultados buscados.

Para resolver el problema no hace falta que se disponga de información que describa los procesos internos que se dan para llegar a la respuesta del sistema, pues la red auto-organiza su distribución interna de pesos en las conexiones mediante la información recibida del entrenamiento (López, 2012).

- **Neuronas ocultas:** son las encargadas del procesamiento de la información, ya que estas reciben estímulos y emiten salidas dentro del sistema o proceso; no tienen contacto con el exterior ²

2. **Tolerancia a fallos:** Las RNA tienen la capacidad de aprender a identificar patrones de señales con ruido, distorsionados o incompletos siempre que haya suficiente información correcta para ser capaz de distinguir errores.
3. **Fácil inserción dentro de la tecnología actual:** El alto grado de conectividad de las RNA y su rapidez de ejecución las hace ideales para su implementación en distintos sistemas sin mayor dificultad e incluso la implementación en hardware es sencilla.
4. **Operación en tiempo real:** El entrenamiento de las RNA pueda que sea muy costoso en tiempo, sin embargo, una vez entrenadas, su respuesta ante las nuevas variables de entrada es muy rápida.

² (Contreras Urgilés & Fajardo Merchán, 2015)

4.4.3 Estructura de la RNA.

En la estructura se destacan los elementos básicos de procesamiento que son los encargados de realizar las operaciones de la red neuronal. A continuación, se presentará de una manera ordenada dichos elementos constructivos de las redes.

4.4.3.1 Sistema de patrones de Entrada-Salida.

- **Patrón de entrada:** Es el conjunto de variables independientes de entrada que se han elegido para representar el sistema a modelar. Este conjunto de variables se representa por un vector de dimensión R , por lo que R es el número de variables de entrada independientes
- **Patrón de salida:** Conjunto de variables de respuesta del sistema a modelar, correspondiente a un patrón de entrada. Este conjunto de variables de salida se representa por un vector de dimensión S , de tal manera que S es el número de variables de salida independientes que se quiere obtener.

Este sistema de patrones entrada-salida se utilizará para el entrenamiento y la posterior validación de la red. El objetivo de estas dos fases será ajustar las funciones de la RNA de manera que al aplicarlas sobre los patrones de entrada se obtengan resultados lo más parecido posibles a los patrones de salida S .

4.4.3.2 Conexiones y pesos sinápticos.

Las conexiones sinápticas son las vías o caminos de comunicación entre los diferentes elementos de procesamiento (neuronas) y entre estos y las entradas/salidas del sistema. La conexión se establece únicamente entre dos elementos y se transmite información en un solo sentido de un modo sencillo, cada conexión lleva asociado un peso (*weight*) que lo denotaremos con w_{ji} , donde el índice i corresponde al número de neurona de la parte la conexión y j a la neurona que llega.

Además de los pesos, específicos para cada conexión que une las neuronas, existen unos pesos adicionales que se consideran llamados *sesgos* o *bias* que representaremos con b_j . Estos *sesgos* se asocian a unas conexiones con origen en una unidad ficticia y la neurona

de llegada, de tal manera que mejora la convergencia de ajuste durante el proceso de entrenamiento.

4.4.3.3 Funciones de Activación.

Al igual que las neuronas biológicas poseen un determinado estado de activación, las neuronas artificiales también poseen grados de activación que pueden limitarse únicamente a dos, como en el caso de las biológicas (pueden estar excitadas o no excitadas). El estado de la neurona se indica mediante el valor número: (0 o -1) inactiva, (+1) activa, o bien el estado intermedio entre estos límites que indica el grado de activación.

Para adquirir la salida final se debe aplicar una determinada función de activación a la entrada ponderada, la misma que ayuda a calcular el valor de la salida.

Las funciones de activación que se suelen utilizar las neuronas de la capa de salida son funciones identidad, es decir (función lineal), pero los demás elementos de procesamiento no utilizan funciones lineales; estas no linealidades pueden ser funciones de tipo escalón, cuya respuesta es más fiel a la respuesta biológica o con sigmoides, cuyo comportamiento matemático es menos hostil (López, 2012).

En la Figura 4.7 se indica las funciones de activación lineal (*purelin*) $[-\infty, +\infty]$, base logsig (*logsig*) $[0, 1]$ y función de discriminación (*hardlim*) $[0,1]$

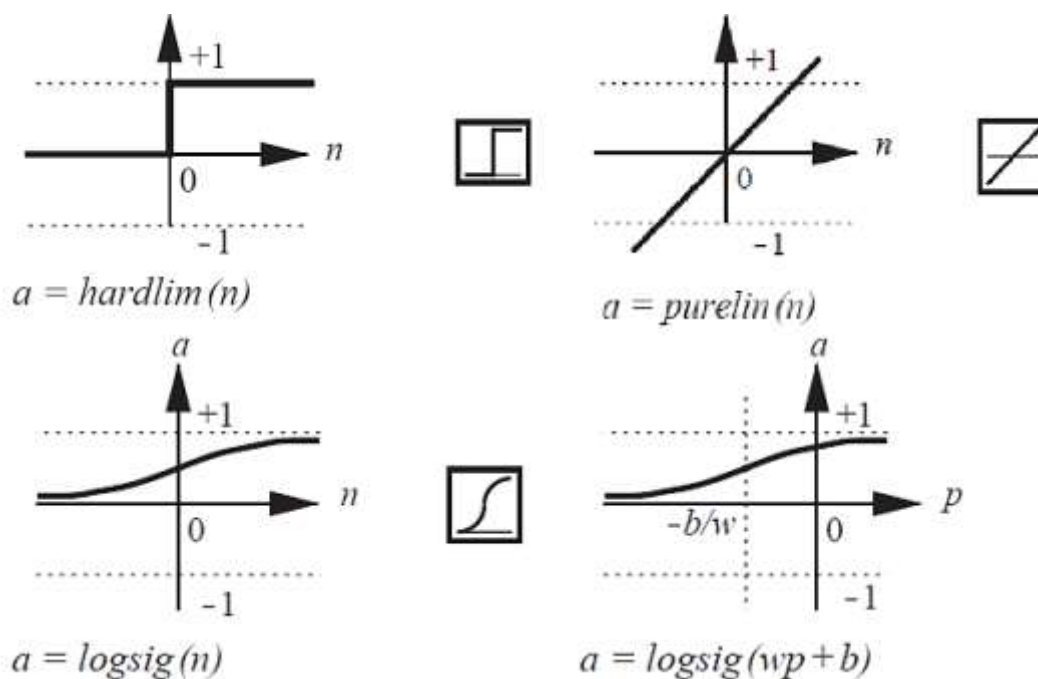


Figura 4.7 Funciones de Activación red neuronal. Fuente: Autores.

Existen dos tipos de funciones sigmoideas más utilizadas para la activación de las RNA, binaria (o logarítmica) y bipolar (o tangente hiperbólica), en la figura 4.8 se visualiza la gráfica de las dos funciones.

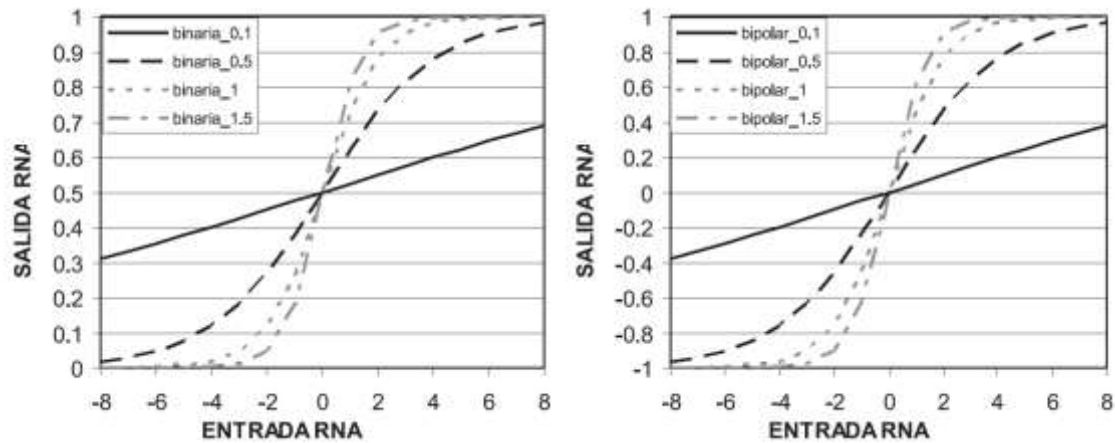


Figura 4.8 Funciones de activación sigmoideas binaria (izquierda) y bipolar (derecha). Fuente: (López, 2012).

La diferencia entre las dos funciones sigmoideas es el rango de variación de sus salidas la binaria va de $[0, 1]$ y la bipolar de $[-1, 1]$.

4.4.3.4 Elemento procesado: Neurona.

La neurona se encarga de procesar la información en las redes neuronales, siendo fundamental en su funcionamiento.

El modo de operación de las neuronas es el siguiente:

1. El conjunto de entradas que llegan a la neurona j (p_i), será multiplicado por cada uno de los pesos (w_{ji}), asociados a las conexiones.
2. Se realizará una suma de esta ponderación de entradas con los pesos, junto con el valor del sesgo de la neurona (b_j).
3. Una vez obtenida esta suma ponderada, se obtiene la salida final, esto conjuntamente con la aplicación de una función de activación propia de la neurona.

En la figura 4.9 se describe el modo de operación de una neurona artificial.

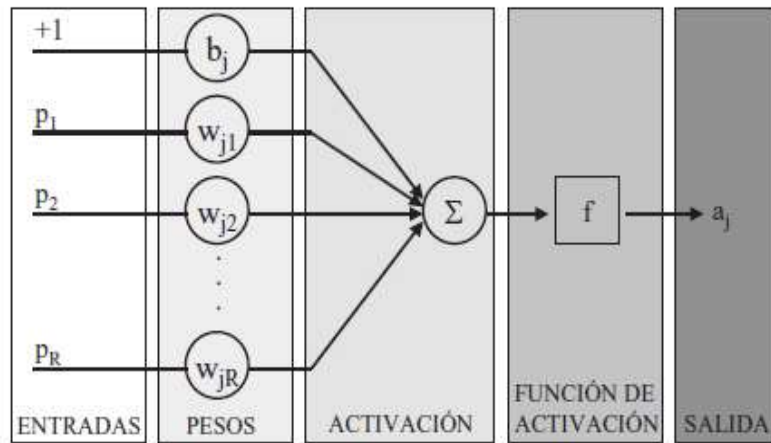


Figura 4.9 Estructura de una red neuronal artificial. Fuente: (López, 2012).

4.4.4 Entrenamiento de Red Neuronal Artificial.

Para entrenar la red neuronal se usa un conjunto de patrones o datos que ayudan a definir las características del modelo neuronal.

El problema en el proceso de aprendizaje, es el **sobre aprendizaje**, ya que mediante un grupo de datos la RNA podría dar resultados muy buenos, pero no podría ser el mismo caso con nuevos datos. Esto podría suceder dado el caso que los datos tengan errores o ruido en la toma. En la figura 4.10, se ilustra la aproximación de la función seno, sin sobre aprendizaje y con sobre entrenamiento.

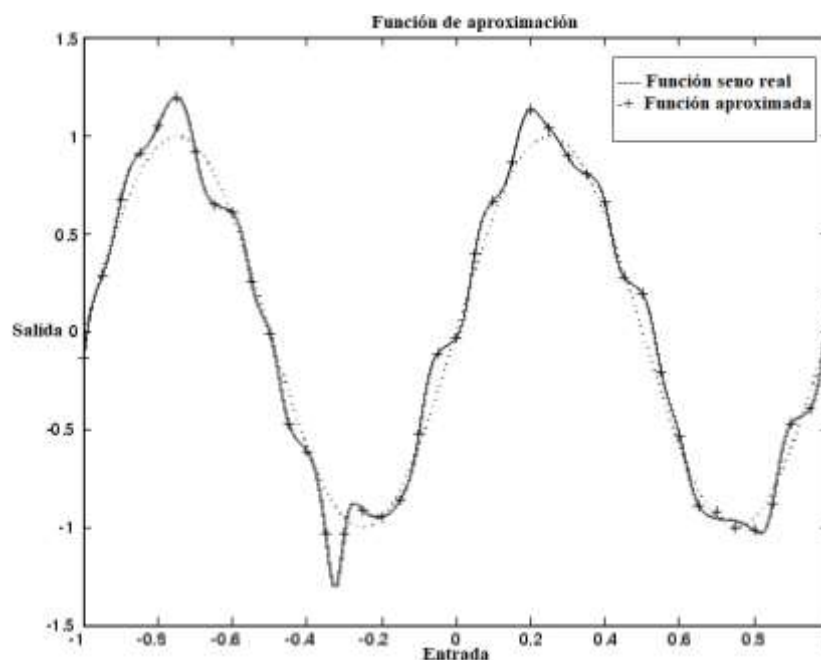


Figura 4.10 Aproximación de función seno, sin sobreentrenamiento y con sobreentrenamiento. Fuente: Autores.

4.4.5 Métodos de optimización alternativos para el aprendizaje de RNA.

La complejidad de optimizar una función continua, derivable, multivariable y sin restricciones ha sido ampliamente estudiado, y se ha conseguido variadas aproximaciones aplicables directamente al problema para la minimización del error en RNA (M., Moller, 1997).

Es importante conocer y revisar los métodos de optimización alternativos, ya que permiten la modificación de los pesos en el proceso de aprendizaje de las RNA. Se presenta en la figura 4.11, una clasificación general de los métodos de optimización para problemas multivariados y sin restricciones en los que la solución analítica es compleja de encontrar (López, 2012).



Figura 4.11 Clasificación general de métodos de optimización para el entrenamiento de RNA. Fuente: (López, 2012).

Los métodos iterativos presentan una estructura de bucle en el cual se comienza el problema, después se evalúa la respuesta obtenida y basándose de que, si se cumple un cierto criterio o no, o bien se pasa a la siguiente iteración o bien se llega al final del proceso. El algoritmo Backpropagation estándar forma parte de los métodos iterativos. En estos métodos iterativos hay que determinar por una parte la dirección en la que deben modificarse los pesos en la iteración siguiente, y también el tamaño de paso de la iteración o lo que se ha denominado factor de aprendizaje (López, 2012).

Los métodos heurísticos representan la alternativa para casos en los que se quiere asegurar la localización de mínimos globales o para casos donde los requisitos por los métodos de optimización no sean alcanzables, como la derivabilidad de las funciones, las restricciones, etc. El método de Monte Carlo, emplea números aleatorios para la búsqueda del óptimo global. Los algoritmos genéticos que es un método heurístico, tratan de simular las leyes de selección natural para obtener conjuntos de individuos (soluciones), que se adapten mejor a su entorno. Los métodos heurísticos presentan soluciones

prometedoras para el problema de minimizar el error de entrenamiento. Las técnicas iterativas, son las que han tenido un uso más generalizado en los entrenamientos de RNA (López, 2012).

4.4.5.1 Método del gradiente.

El método del gradiente se fundamenta en una aproximación lineal de la función a minimizar, para la función error, tal manera que se actualiza la variable a modificar en este caso los pesos de la red neuronal artificial en dirección contraria al gradiente. El factor de aprendizaje designado p permite controlar el grado de modificación de los pesos en el algoritmo de aprendizaje. La variable a modificar como son los pesos se puede ver en la ecuación siguiente (López, 2012):

$$\Delta w = -p * \nabla E_T(w) \quad p > 0 \quad (1)$$

El factor de aprendizaje p influye tanto en la rapidez como en la eficiencia del entrenamiento. Un factor de aprendizaje alto da como resultado una mayor rapidez en la optimización, pero se tendría mayor tendencia a las oscilaciones en la superficie del error que se intenta minimizar. Si se selecciona un factor pequeño de aprendizaje la convergencia a un mínimo sería más lenta, pero disminuiría la posibilidad de pasar por alto un mínimo en el error. El factor de aprendizaje también interviene para evitar el estancamiento del algoritmo en mínimos locales. La aplicación de algoritmos de descenso por gradiente presenta la gran ventaja de ser simples y fáciles de aplicar, pero en algunos casos los tiempos de convergencia pueden ser muy altos (López, 2012).

4.4.5.2 El método de newton.

Este método calcula la dirección de búsqueda, de manera que aproxima localmente la función de error E_T a optimizar mediante una función cuadrática, que de igual manera se minimiza inmediatamente. Este método tiene la particularidad que la función de error E_T se puede aproximar cerca de un determinado punto w' por una serie de Taylor truncada. El inconveniente principal del método es la información que necesita de las derivadas de primer y segundo orden, junto con una inversión de la matriz de Hessiano, presenta como resultado posibles dificultades en cálculos costosos y de aparición de singularidades (Cichoki A. y Unbehauen R. , 1993). Una de las aproximaciones más usadas tipo Newton,

es el algoritmo Levenverg – Marquardt (K., Levenberg, 1944), (Hagan M.T. y Menhaj M.B., 1994).

4.4.5.3 El método de cuasi-Newton.

En los métodos de cuasi-Newton se sustituye la inversa del Hessiano real por una aproximación de valor positivo generada a partir de dos gradientes de iteraciones sucesivas de la función error. En la aplicación de este método se consigue la rapidez de convergencia de los métodos de Newton, de manera que se evita problemas de estabilidad, además se facilita que solo se quiere la información de las derivadas de primer orden. A día de hoy el método cuasi-Newton más potente es el de BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) (Lawrence S., Giles C.L. y Tsoi A.C., 1996).

4.4.5.4 El método del gradiente conjugado.

Los métodos del gradiente conjugado se utilizan para mejorar la convergencia de los métodos de descenso mediante gradiente, estos métodos evitan el cálculo como también el almacenamiento de la información requerida en un método de Newton. Estos métodos se encuentran en una parte intermedia, entre métodos del gradiente y métodos de Newton. La aplicación de estos métodos suele requerir alrededor del doble de cálculos de gradientes que los cuasi-Newton, pero los métodos tienen la capacidad de reducir el tiempo y la memoria requerida para definir la matriz del Hessiano para problemas de altas dimensiones. Las implementaciones más conocidas de este método son de Fletcher – Reeves o la de Polak-Ribiere (Lawrence S., Giles C.L. y Tsoi A.C., 1996).

4.5 Adquisición de datos.

La adquisición se basa en recolectar datos de un fenómeno eléctrico o físico como voltaje, corriente, temperatura, presión o sonido, mediante la utilización de instrumentación virtual y física con una PC.

4.5.1 Sistema de adquisición de datos (DAQ).

Un sistema DAQ está conformado por dos componentes principales:

Hardware: para cada fenómeno de estudio que consta de sensores y PC.

Software: interfaz programable de sistemas DAQ.

Los sistemas DAQ, conjuntamente con un ordenador tienen la ventaja de aprovechar la potencia del procesamiento, la visualización, productividad y las habilidades de conectividad de los ordenadores convencionales en la industria tecnológica, todo esto brinda una solución más eficiente, rápida y rentable (National Instruments, 2017).

4.5.1.1 Estructura de un sistema DAQ.

En la figura 4.12, se ilustra el modelo de adquisición de datos, empelado para la presente investigación.



Figura 4.12 Sistema de adquisicion de datos. Fuente: (National Instruments, 2017).

4.5.1.2 Sensor.

Es un dispositivo que convierte un fenómeno físico como la presión atmosférica, consumo de alguna fuente o energía necesaria para mover un objeto, en una señal eléctrica que se pueda cuantificar y analizar.

Existe gran variedad de sensores, que de acuerdo a su salida se diferencian de otros, es decir puede tener como señal de salida voltaje, resistencia, corriente que varía con el tiempo. Algunos sensores por si solos no pueden generar una señal de respuesta, requieren de componentes adicionales o algún tipo de acondicionamiento para poder leer la señal de manera correcta y procesarla con un dispositivo DAQ.

4.5.1.3 Dispositivo DAQ.

Es el hardware necesario para poder establecer la conexión de las señales del exterior con un ordenador, los diferentes tipos de señales pueden provenir de sensores, actuadores, entre otras. Básicamente digitaliza señales analógicas entrantes para que un ordenador pueda interpretarlas.

Un dispositivo DAQ, está conformado principalmente, por el circuito de acondicionamiento de señales, circuito convertidor analógico/digital (ADC) y un bus para ordenador.

Se pueden automatizar sistemas de medidas y procesos, con la ayuda de un dispositivo DAQ como: la aplicación de convertidores analógicos a digital, en este caso se envían señales analógicas y los circuitos internos generan señales digitales a la salida y en conjunto los contadores realizan un conteo de pulsos digitales generados.

Para cumplir con los requerimientos de adquisición de señales del sensor MAP, se presenta en la tabla 4-1, las características de la tarjeta de datos DAQ-6009, que será usada.

Tabla 4-1 Características de DAQ-6009. Fuente: (DataLights, 2017).

VF	8 entradas analógicas de 14 bits, con una velocidad de 48 KS/s
Salidas	2 salidas analógicas estáticas de 12 bits; 12 E/S digitales; contador de 32 bits
Alimentación	Energizado por puerto serial al ordenador para mayor movilidad, conectividad de señal integrada
Compatibilidad	Amigable con LabVIEW, LabWindows/CVI y Measurement Studio para visual Studio.NET



Figura 4.13 DAQ-6009. Fuente: (DataLights, 2017).

La salida de +5 V que tiene el dispositivo DAQ-6009 permite alimentar al sensor MAP que será adaptado al múltiple de admisión, para el diagnóstico del MEP.

4.5.1.4 PC en un sistema DAQ.

Un ordenador con software de instrumentación virtual permite controlar la operación del dispositivo DAQ y posteriormente procesar, visualizar y almacenar datos de medida.

El software de instrumentación virtual que será aplicado para el control y muestreo de datos de la DAQ-6009 es Labview.

Labview es un lenguaje de programación virtual gráfico, denominada lenguaje G, el mismo está diseñado para ingenieros y científicos, ofreciendo características necesarias para realizar aplicaciones de control, automatización y electrónica. El software permite desarrollar programación gráfica abierta con ayuda de hardware para simplificar drásticamente el desarrollo sistemas o procesos (national instruments , 2018).

Las ventajas que presenta el uso del software de instrumentación virtual Labview son:

- Fácil de aprender y usar ya que el software es intuitivo.
- La programación se realiza de forma virtual.
- Permite agregar hardware para la adquisición de datos.
- Permite realizar sistemas complejos con gran variedad de aplicaciones.
- Presenta interfaz de muestreo de datos, análisis y variadas presentaciones para visualizar datos.
- Alta velocidad de procesamiento de datos.



Figura 4.14 Interfaz del software de instrumentación Labview. Fuente: Autores.

4.6 Metodología para la experimentación.

Es de carácter experimental la presente investigación, la misma es realizada mediante un proceso lógico, ordenado y metódico. Será manipulada cada variable o factor de estudio, esta variación será independientemente de la que dependa la variable de salida, con el

objetivo de determinar cómo se afecta la variable de respuesta del sistema en experimentación.

4.6.1 Consideraciones para la aplicación del diseño experimental.

En los siguientes apartados de esta sección se indica los parámetros a considerar para el desarrollo del diseño experimental.

4.6.1.1 La experimentación.

La experimentación consiste en el cambio de las condiciones de operación de un sistema o proceso, con el objetivo de medir el efecto del cambio sobre una o varias variables.

El proceso experimental permite aumentar el conocimiento referente a un determinado sistema. Al analizar los efectos (datos), ya sea de un proceso o sistema, se adquiere conocimiento, lo cual permite mejorar el desempeño en su aplicación (Gutiérrez, 2008).

4.6.1.2 Identificación de la unidad experimental.

En todos los diseños experimentales se determina la unidad experimental, ya que esta puede ser una muestra de un conjunto de piezas o sustancia producida, de tal manera que tiene que ser medible el proceso que se estudie (Gutiérrez, 2008).

4.6.2 Diseños factoriales 2^k .

Los diseños factoriales completos 2^k (la constante k representa los factores con dos niveles de prueba cada uno), se consideran como los diseños de mayor impacto en la industria y en la investigación, por su eficacia y versatilidad (Gutiérrez, 2008). Son principalmente útiles dado el caso que el número de factores a estudiar este entre dos y cinco ($2 \leq k \leq 5$), en este rango el tamaño de tratamientos se encuentra entre cuatro y 32; esta cantidad es manejable en variadas situaciones experimentales (Gutiérrez, 2008). En el caso que el número de factores a estudiar sea mayor a 5; es recomendable utilizar un factorial fraccionado 2^{k-p} (Gutiérrez, 2008).

4.6.3 Modelo factorial 2^2 .

El modelo factorial 2^2 estudia el efecto de dos factores con dos niveles en cada uno. En cada réplica de este modelo factorial se estudia el diseño de $2 \times 2 = 4$ combinaciones o tratamientos que se pueden denotar de diferentes maneras, como se observa en la figura 4.16 (Gutiérrez, 2008).

	A	B	A	B	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

Figura 4.15 Interpretación del diseño 2^2 . Fuente: (Gutiérrez, 2008).

La superficie delimitada por este cuadrado se conoce como región experimental, y las conclusiones que se obtengan del experimento sólo tienen validez sobre esta región (Gutiérrez, 2008).

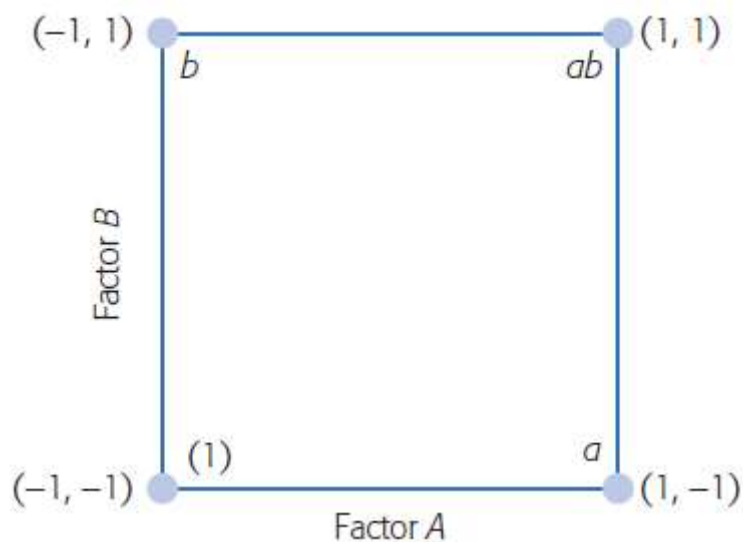


Figura 4.16 Ilustración geométrica del modelo factorial 2^2 . Fuente: (Gutiérrez, 2008).

4.6.3.1 Análisis de varianza (ANOVA).

El análisis de varianza (ANOVA) es una técnica utilizada para el análisis de datos experimentales. Esta técnica se basa en separar la variación total de las medias de dos

variables en diferentes partes con el cometido de determinar si tienen similitudes entre la variable dependiente e independiente (Gutiérrez, 2008).

El ANOVA para comparar dos variables, es conocido como de un solo factor, se trata con una variable dependiente y una independiente; la variable dependiente es la escalar, es decir cuantitativa, en cambio la independiente es categórica. Estas variables tienen que seguir una determinada distribución normal, este parámetro es difícil de conseguir en algunas investigaciones sociales. Para que se cumpla una correlación entre las variables se tiene que cumplir que las varianzas sean similares entre ambas variables, ya que es lo ideal (networkianos, 2015).

5 MARCO METODOLÓGICO.

En este apartado se analizará los métodos determinados para desarrollar la presente investigación, como también las herramientas y proceso aptos; con el fin de obtener resultados óptimos que conlleven a un análisis y conclusiones de la investigación.

5.1 Aplicación de la metodología de la investigación.

La aplicación del método experimental permite realizar un proceso lógico, con guía en una respectiva secuencia de muestreo.

El método analítico permite procesar las muestras obtenidas por el método experimental.

La aplicación del método científico es la utilización del diseño de experimentos para la generación de conocimiento acerca de un proceso o sistema, al realizar pruebas planeadas adecuadamente. Por lo que el diseño de experimentos sirve para determinar las pruebas se deben realizar y la forma de llevarlas a cabo, con el objetivo de obtener datos mediante métodos estadísticos, por lo que proporciona resultados que permiten responder las interrogantes planteadas, y dar solución a un problema o lograr mejoras (Gutiérrez, 2008).

La investigación experimental necesita de grupos experimentales para tener la posibilidad de manipular la realidad del sistema a través del control de variables rigurosamente controladas para simular las condiciones a las que se encuentra el objeto de estudio, dicho de otra forma, reproducir un fenómeno dentro de un ambiente específico de pruebas, y en

conjunto se tiene que cambiar diferentes elementos para observar que sucede con el fenómeno (Galo Jachero, 2016).

5.1.1 Características técnicas del sensor MAP en experimentación.

El sensor que se usa para la adquisición de datos es de un vehículo Chevrolet Corsa 1.8 MPFI gasolina; el sensor utilizado se visualiza en la figura 5.1:



Figura 5.1 Sensor MAP, modelo SU13565. Fuente: (mecanicappweb, 2018).

Este sensor se lo ubica mediante una manguera de vacío en el colector de admisión, el mismo consta de 4 cables, debido a que también incluye el sensor IAT. Ver anexos (Figura A -25 y A - 26). En la tabla 5-1, se observan las características del sensor MAP utilizado.

Tabla 5-1 Características del sensor MAP. Fuente: (mecanicappweb, 2018).

Características del sensor MAP SU13565	
Modelo	SU13565
Sensor IAT	1.8 Kohm @temperatura ambiente
Voltaje MAP	3.2V @ 1600 msnm
Rango de presión	20-117 KPa
Limitación de voltaje	250-4750 mV
Tipo de sensor	Piezoeléctrico

La conexión realizada en el sensor MAP para adquirir datos se indica en la figura 5.3. En la figura 5.2 y tabla 5-2, se observa las características del sensor MAP utilizado.

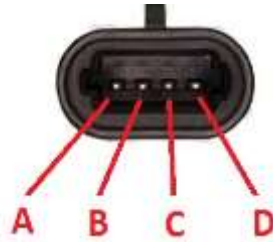


Figura 5.2 Conexión de Sensor MAP. Fuente: (mecanicappweb, 2018).

Tabla 5-2 Descripción de la conexión del sensor MAP. Fuente: (mecanicappweb, 2018).

Terminales	Descripción
A	Señal del sensor MAP
B	5V
C	Señal IAT
D	GND



Figura 5.3 Conexión realizada en el sensor MAP para la obtención de datos. Fuente: Autores.

5.1.2 Adquisición de ecuación característica del sensor MAP mediante pruebas de presión – voltaje.

Para generar la ecuación característica del sensor MAP del vehículo Chevrolet Corsa 1.8 MPFI a gasolina, y comprobar su funcionamiento se usa un vacuómetro, conocido como bomba de vacío, que al momento de variar la presión se produce variación de voltaje, en la experimentación del sensor se determinó que es inversamente proporcional el voltaje a la presión, adaptándose a lo especificado por el fabricante (Ver tabla 5-3). Se usa una salida de la DAQ-6009 para alimentar al sensor con 5V. El multímetro se usa para medir el voltaje del sensor al momento de variar la presión. La conexión para obtener datos del sensor MAP, se visualiza en la figura 5.4.



Figura 5.4 Toma de datos del sensor MAP en experimentación. Fuente: Autores.

Tabla 5-3 Datos obtenidos para la generación de la ecuación característica del sensor MAP. Fuente: Autores.

Presión [mm/hg]	Presión [KPa]	Voltaje [V]
0	74,21	3,45
100	66,661	2,7225
150	59,9949	2,3425
200	53,3288	1,945
250	46,6627	1,6375
300	39,9966	1,2775
350	33,3305	0,8525
400	26,6644	0,55625
450	19,9983	0,17575
500	13,3322	0,00625

A continuación, se observa en la figura 5.5, el ajuste de la curva del sensor MAP mediante la utilización del software de programación Matlab con la aplicación del comando ‘cftool’. La ecuación de representación del sensor MAP es polinómica de grado 2.

La ecuación obtenida posee un coeficiente de determinación de $R^2 = 0.9974$, por lo que con este valor se comprueba la validez de la ecuación.

$$MAP \text{ Presión} = -1,57(MAP \text{ Voltaje})^2 + 22,98 (MAP \text{ Voltaje}) + 14,36$$

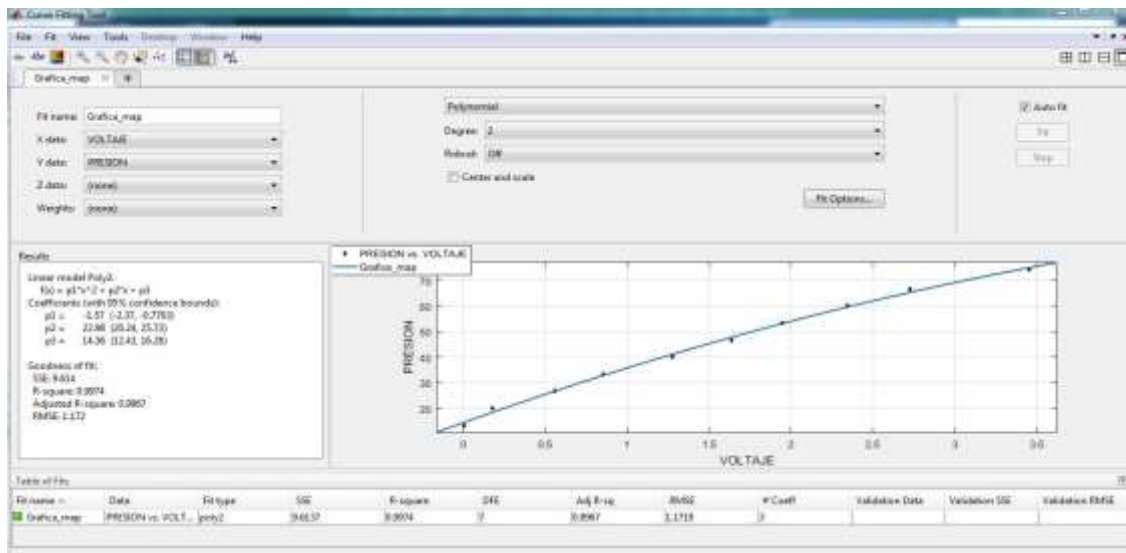


Figura 5.5 Ajuste de la curva del sensor MAP en experimentación. Fuente: Autores.

5.1.3 Revisión del estado del motor Hyundai Sonata 2.0.

El material didáctico utilizado para el desarrollo de la investigación es un MEP Hyundai Sonata 2.0 DOCH, integrado en un banco didáctico.

La unidad experimental, Sonata 2.0 se encuentra en la maqueta didáctica “Gasoline ING. A/T Control System Educational Training Equipment”, como se indica en la figura 5.6.



Figura 5.6 Maqueta didáctica para manejo del motor SONATA 2.0. Fuente: Autores.

El motor empleado para la realización de las pruebas es un Sonata 2.0 a gasolina, el mismo consta de las características indicadas en la tabla 5-4:

Tabla 5-4 Datos del motor SONATA 2.0 en experimentación. Fuente: Autores.

Características del motor SONATA 2.0	
Modelo	G4-CPD
Número de cilindros	4
Sistema de inyección	MPFI
Cilindrada	2000 cc
Potencia	175 CV @ 6000 rpm
Torque	168 Nm @ 4000 rpm
Distribución	DOHC
Bujías	NGK BPR5ES-11
Transmisión	Automática
Combustible	Gasolina

La unidad experimental posee un tablero que permite desactivar y activar sensores y actuadores del motor, por ejemplo: bobinas de encendido, inyectores, mediante interruptores que se pueden observar en la figura 5.7, además se puede realizar mediante el tablero la obtención de las señales respectivas de determinados actuadores y sensores.



Figura 5.7 Panel de control para el motor Hyundai SONATA 2.0. Fuente: Autores.

Para obtener resultados correctos al momento de diagnosticar el motor Hyundai Sonata 2.0, se verifica el estado de funcionamiento del motor, debido a que las señales adquiridas tienen alta relevancia al momento del diagnóstico del MEP, y las mismas servirán como base de datos para análisis e ingreso en el software de programación y crear la red neuronal.

Es imperativo realizar un mantenimiento de diferentes sistemas del motor, para garantizar el correcto funcionamiento del motor en la experimentación, y reducir la adquisición de señales erróneas que provocaran dificultades al momento de entrenar la RNA.

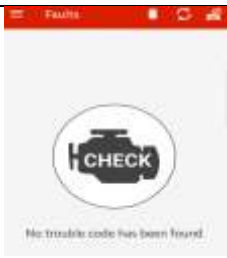
Los componentes a verificar son indispensables para el funcionamiento del MEP, por lo que se realizara una revisión absoluta, de los siguientes componentes:

1. Estado de filtro de aire.
2. Estado de bujías.
3. Estado de filtro de combustible.
4. Estado de bomba de combustible.
5. Presión de combustible.
6. Estado de inyectores.
7. Verificación de la temperatura del motor en ralentí.
8. Verificación de fluidos del motor:
 - Revisión del nivel de aceite de motor y transmisión, líquido refrigerante del motor, y combustible.
 - Revisión en el motor y transmisión para evitar fugas de aceite.
 - Revisión en el sistema de refrigeración.
9. Estado de la banda de distribución.
10. Compresión en los cilindros del motor.
11. Verificación del voltaje de batería y nivel del electrolito.
12. Revisión electrónica mediante el Scanner Automotriz (Detección de DTC).

A continuación, en la tabla 5-5, se detallan los resultados obtenidos mediante la revisión completa de los diferentes sistemas mecánicos y electrónicos del motor.

Tabla 5-5 Resultados de revisión del motor. Fuente: Autores.

REVISIÓN DE ESTADO MECÁNICO DEL MOTOR SONATA 2.0 A GASOLINA				
PARÁMETROS	VALOR MEDIDO	ESTADO	OBSERVACIONES	Fotos de componentes verificados
Verificación de filtro de aire		OK		
Verificación de bujías	Bujías tienen una holgura de 1 mm.	OK	Para motores a inyección electrónica lo recomendable es una holgura en las bujías de 1 mm.	
Verificación de filtro de combustible		OK		
Verificación de bomba de combustible		OK		
Presión de combustible	43.511 psi	OK	La presión recomendada es de 35 psi a 45 psi.	
Verificación de inyectores		OK	Tiempo de inyección en ralentí de 2.16 ms.	

Revisión de temperatura del motor	92°C	OK	La temperatura normal de trabajo del motor MEP es de 90°C a 98°C.	
Revisión de nivel y fugas de fluidos del motor		OK		
Revisión de banda de la distribución		OK		
Estado de compresión de cilindros	La compresión en los cilindros tiene un promedio de 121,25 psi.	OK	No existe una diferencia de compresión entre cilindro y cilindro de 10 psi, que es el valor límite. La escala de compresión 'buena', comienza desde 120 psi, hacia adelante.	
Voltaje de batería	14,5 V	OK	Voltaje recomendado 12.70 V, para encendido del motor.	
Análisis con Scanner Automotriz	No Trouble Codes	OK		

Una vez comprobado que no exista problemas con el MEP, se procede a la adquisición de datos de los sensores MAP y CMP, de fallas graves, medias y las respectivas anomalías incipientes se descartan, mediante una DAQ-6009.

Se genera un total de 19 fallas mecánicas, indicadas a continuación:

- Falla de cilindros uno-cuatro desconectada la bobina uno-cuatro.
- Falla de cilindros dos-tres desconectada la bobina dos-tres.
- Falla del cilindro uno calibrada la bujía al cero.
- Falla del cilindro dos calibrada la bujía al cero.
- Falla del cilindro tres calibrada la bujía al cero.
- Falla del cilindro cuatro calibrada la bujía al cero.
- Falla del cilindro uno desconectado el inyector.
- Falla del cilindro dos desconectado el inyector.
- Falla del cilindro tres desconectado el inyector.
- Falla del cilindro cuatro desconectado el inyector.
- Falla en la distribución adelantado un diente en el árbol de levas de la admisión.
- Falla en la distribución adelantado un diente en el árbol de levas del escape.
- Falla en la distribución al retrasar un diente en el árbol de levas de la admisión.
- Falla en la distribución al retrasar un diente en el árbol de levas del escape.
- Falla en la distribución al adelantar un diente en el árbol de levas de la admisión como en el escape.
- Falla en la distribución al retrasar un diente en el árbol de levas de la admisión como en el escape.
- Falla de aumento de la presión de combustible.
- Falla de la disminución de la presión de combustible.

5.1.4 Desarrollo de las fallas a generarse en el motor Sonata 2.0.

Para obtener los datos se provocan fallas controladas en la unidad experimental, siempre con la debida precaución para evitar accidentes que afectan la integridad del personal.

5.1.4.1 Falla generada en el cilindro al desconectar el inyector.

Para llevar a cabo esta anomalía intencionada, se procede a desconectar los inyectores mediante el panel de control que se encuentra en la maqueta didáctica, como se observa en la figura 5.8.

Al desconectar cualquier inyector del motor, existe ausencia de combustible en los cilindros, por lo que no hay combustión.



Figura 5.8 Interruptores para cada inyector del motor Sonata 2.0. Fuente: Autores.

El procedimiento para la adquisición de señales al generar fallas por desconexión de los inyectores es el siguiente: se desconecta el inyector uno, se espera alrededor de 4 minutos, de manera que se estabilice el motor y posteriormente se registra las señales de los sensores MAP y CMP. Este proceso se realiza de igual manera para los 3 inyectores restantes.

Los inyectores de los MEP se ven afectados en su funcionamiento, al usar cotidianamente un combustible de baja calidad, ya que el circuito de los inyectores se ve sometido a impurezas (partículas de tierra, agua, y restos metálicos). Los inyectores presentan desgaste natural, debido al uso frecuente del vehículo, en el caso que se presente este fallo se tiene que reemplazar el inyector.

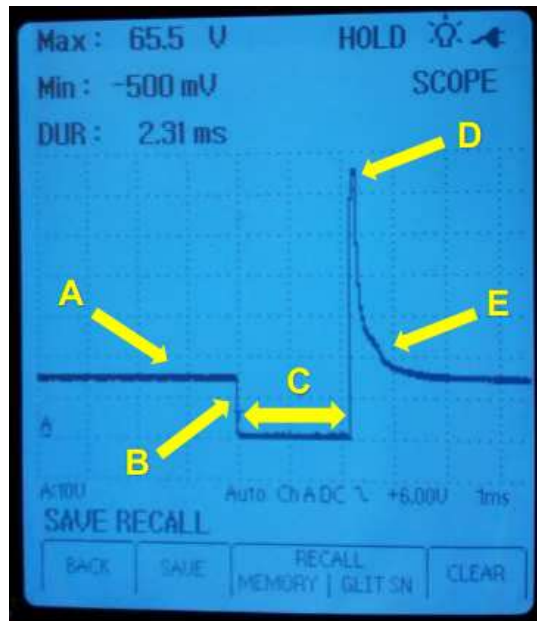


Figura 5.9 Señal del inyector en ralentí. Fuente: (Jiménez Jonathan , 2016).

La señal de la figura 5.9, es adquirida mediante un osciloscopio, a una escala de 10V y un tiempo de 1ms, en régimen de ralentí. La señal del inyector indica si el inyector se encuentra en operación, es decir en condiciones normales de funcionamiento. En el punto A, se encuentra con una tensión de alimentación de batería de 12V. En el punto B que tiene un rango de 12V-0, nos indica que el inyector tiene una caída de voltaje, el transistor se activa e inyector se abre. El punto C de 0V, se genera el pulso de inyección, su tiempo de duración es de 2.31 ms. El punto D con un valor de 0-65.5 V, el transistor se desactiva el inyector se cierra, produciéndose una autoinducción de la bobina del inyector, y se crea un pico de tensión. Por último, el punto E de 65.5 V – 12 V, la tensión del voltaje se disipa gradualmente; el campo magnético generado por la bobina se reduce hasta cerrar completamente al inyector (Jiménez Jonathan , 2016).

5.1.4.2 Falla generada en el cilindro al dejar la holgura de la bujía al cero.

Para generar el fallo de bujías en los cilindros, se elimina completamente la holgura que existe entre el electrodo central y de masa, de tal manera que se une ambos electrodos, con el fin que no exista combustión en el cilindro.

Para obtener los datos de falla de cada uno de los cuatro cilindros, se procede a calibrar una bujía a 0 mm y se la coloca en el cilindro uno, las bujías de los 3 restantes cilindros se las calibra a una holgura de 1 mm, este proceso de igual manera se repite con el objetivo

de dejar siempre una bujía a 0 mm en un cilindro y las restantes de los cilindros calibradas a 1 mm para simular el fallo en cada cilindro del MEP. En la figura 5.10, se visualiza la bujía completamente cerrada (0 mm), y en la figura 5.11, se observa la bujía calibrada a 1 mm.



Figura 5.10 Bujía completamente cerrada 0 mm. Fuente: Autores.



Figura 5.11 Bujía con holgura de 1 mm. Fuente: Autores.

5.1.4.3 Fallas provocadas en las bobinas de encendido del MEP.

Las bobinas son en esencia un transformador, constituidos de un arrollamiento primario y secundario, con la finalidad de incrementar el voltaje de entrada de 12 V de la batería; mediante el principio de la inducción, a aproximadamente 20KV, hacia la bujía.

Las fallas se llevan a cabo en dos bobinas de encendido, ya que el motor Sonata 2.0 en experimentación consta de un encendido simultaneo, es decir, una bobina por cada dos cilindros. La chispa se genera en dos cilindros a la vez, por lo que, saltaría la chispa en el cilindro número 1 y 4 al mismo tiempo o número 2 y 3 a la vez, dado el caso que es un motor de 4 cilindros.

La primera falla en el sistema de encendido se realiza en la bobina 1-4, mediante la desactivación de la bobina en el panel de control de la unidad experimental, posteriormente al tomar los datos de la bobina 1-4, se la activa para desactivar la bobina

2-3 y tomar los respectivos datos al momento de falla de esta última bobina de encendido. Para la toma de datos de cada una de las respectivas fallas, siempre se vuelve a las condiciones iniciales de temperatura ideal del motor, que es desde los 92°C a 98°C. En figura 5.12, se indica los interruptores de las bobinas de encendido, los mismos se encuentran en la unidad experimental.



Figura 5.12 Desactivación de bobinas de encendido 1-4 y 2-3. Fuente: Autores.

Las fallas que se simulan en las bobinas pueden ser causa de que se quemen, por el motivo de picos de alta tensión, debido a oscilaciones violentas en la tensión de alimentación. Otra causa posible para que se produzca el fallo que se simula puede ser por causa de un corto circuito en el interior de las bobinas debido a un sobrecalentamiento de la conexión por un mal contacto o falla del material aislante.

Existen más causas de fallo debido a que están expuestas al agua y sales de carretera, además al momento de realizar la limpieza del motor se exponen a altas presiones de agua con detergente, por lo cual se dañan juntas y los contactos de los cables de encendido quedan corroídos, como resultado se tiene falsos contactos y cortos circuitos en las bobinas.

5.1.4.4 Falla generada en la presión de combustible.

Para realizar la falla en la presión de combustible del motor Sonata 2.0, primero se procedió a medir la presión nominal en ralentí, mediante el manómetro que se encuentra en la unidad experimental (Ver figura 5.13), como resultado se obtiene un valor de 0.3 MPa, equivalente a una presión de 43.51 psi.



Figura 5.13 Manómetro de la presión de combustible. Fuente: Autores.

Comprobada la presión de combustible que este en un rango correcto de funcionamiento, se procede a usar el manómetro digital para medir presión de gasolina. Este manómetro (Ver figura 5.14), está diseñado para probar la presión de combustible de los motores de combustión interna que funcionan a gasolina.

Este kit permite simular fallas que se pueden dar en la bomba de gasolina, cañerías y filtro de combustible.



Figura 5.14 Manómetro digital de presión de combustible. Fuente: Autores.

Antes de realizar las mediciones de presión se realiza una verificación del funcionamiento de los sistemas: combustible, eléctrico y líneas de vacío, con el objetivo de salvaguardar la integridad del personal y garantizar la efectividad de la medición.

A. Sistema de combustible

1. Revisar si hay la cantidad necesaria de gasolina en el depósito de combustible.
2. Revisar si las líneas de combustible, que no se encuentren dañadas o flojas.
3. Revisar que no exista agua u otro contaminante en el combustible.
4. Revisar el sistema EVAP si trabaja correctamente y verificar la tapa del depósito de combustible que no esté defectuosa.
5. Revisar fusibles relacionados al sistema de combustible (globaltech-car, 2018).

B. Sistema eléctrico

1. Revisar si existe partes eléctricas flojas o desconectadas.
2. Revisar la intensidad de las bujías.
3. Revisar si existe códigos de falla mediante un scanner automotriz.
4. Revisar el voltaje de la batería, por lo menos 12 V. Si no hay voltaje suficiente, no se asegura un bombeo adecuado (globaltech-car, 2018).

C. Sistema de líneas de vacío

1. Revisar líneas de vacío si están desconectadas o flojas.
2. Revisar fugas auditivas de aire o sonidos inusuales.
3. Revisar si existe fugas de fluidos.
4. Revisar las válvulas del motor.
5. Revisar si hay fugas de líquido refrigerante (globaltech-car, 2018).

Una vez verificado y reparado algún daño de ser el caso en los sistemas de: combustible, eléctrico y de líneas de vacío, para garantizar una medición efectiva se procede a realizar el proceso de conexión del manómetro digital:

Primero se procede a liberar la presión de combustible del sistema, después se desconecta la manguera de salida del filtro de gasolina; se puede conectar el instrumento de medición antes o después del filtro, para este caso se opta conectar en la salida del filtro una línea del manómetro de medición mediante acoples, la otra línea del manómetro en donde se encuentra la válvula estranguladora, se conecta a la manguera que va hacia el riel de inyectores; la purga de combustible que tiene el instrumento de medición se conecta directamente al depósito de gasolina, este circuito se lo puede observar en la ilustración “a” de la figura 5.15, de este apartado.

Para generar la falla de alta presión, se bloquea el retorno de combustible, mediante la válvula que tiene el instrumento de medición, la línea de purga del manómetro se ubica en el tanque de combustible al igual que la línea en donde se encuentra la válvula estranguladora. Ver figura 5.15, ilustración b).

A continuación, en la figura 5.15, se observa los respectivos circuitos para generar las fallas de baja y alta presión de combustible.

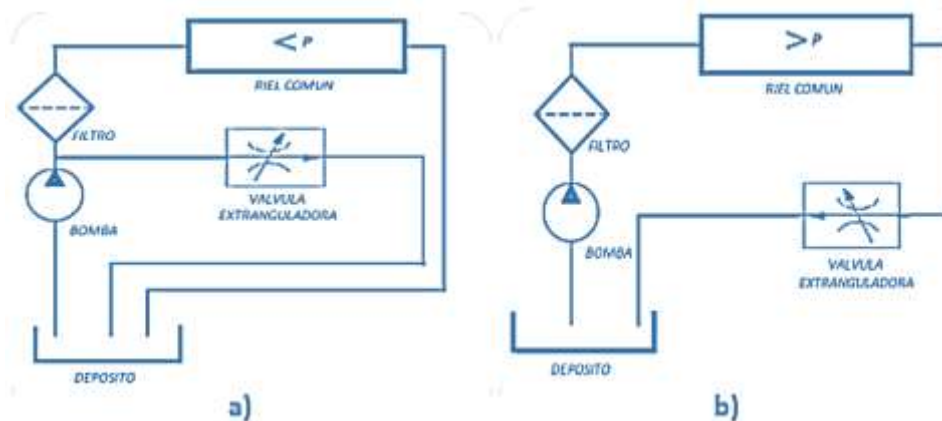


Figura 5.15 Diagramas de conexión para controlar presión de combustible. **a)** Circuito para baja presión, **b)** Circuito para alta presión. Fuente: (Auquilla Héctor, Beltrán César, 2016)

Al momento de realizar la simulación de fallo de alta presión se tiene que tener la precaución de no extender el tiempo de la prueba, ya que se puede dañar la bomba de gasolina o generarse algún daño en el sistema de alimentación de combustible.

➤ Causas posibles por aumento de presión de gasolina

1. Regulador de presión defectuoso, por causa de la línea de vacío que esta floja o rota. Provoca que aumente la presión aproximadamente 10 psi.
2. Línea de retorno de combustible restringida. La línea de retorno puede estar doblada.
3. Falla del sistema EVAP. Si falla este sistema ya no se controla la acumulación de gases de combustible en el interior del tanque y en todas las líneas de combustible.

➤ Causas posibles por presión baja de gasolina

1. Bomba de combustible defectuosa o dañada.

2. Regulador de presión no cumple función de regulación de combustible, de manera que permite el paso normal de combustible hacia el depósito o escapa combustible por la línea de vacío.
3. Filtro de combustible obstruido por impurezas.
4. Válvula de alivio cumplió cometido de evitar sobrepresiones.
5. No tiene el voltaje necesario la bomba (12V) para realizar un bombeo adecuado.
6. Colador de la bomba de combustible obstruido por suciedad en el tanque.

En las condiciones de fallo de alta y baja presión, se procede a la toma de datos, de los sensores CMP y MAP, con la precaución de no exceder el tiempo de prueba al momento de realizar los fallos, debido a que puede generarse daños en el sistema de alimentación de combustible. En las figuras 5.16 y 5.17, se observa el valor de presión de baja y alta, respectivamente, para generar los fallos.



Figura 5.16 Falla de baja presión de combustible. Valor de presión 25 psi. Fuente: Autores.



Figura 5.17 Falla de alta presión de combustible. Valor de presión 65 psi. Fuente: Autores.

5.1.4.5 Falla generada en el sistema de distribución.

El sistema de distribución del motor Sonata 2.0 tiene doble árbol de levas, denominado DOCH, un árbol de levas corresponde a las válvulas de admisión y el segundo a las válvulas de escape. Para armar la distribución se debe tomar en cuenta las marcas que se encuentran en las poleas que conforman el conjunto de la distribución; árbol de levas de admisión, escape, polea del cigüeñal, y polea de bomba de aceite.

Todas las marcas de referencia de la distribución tienen que estar alineadas con las respectivas marcas fijas del motor, con el fin de que se encuentre puesta a punto la distribución del MEP.

A continuación, en las figuras 5.18, 5.19, 5.20 y 5.21, se observa las marcas de referencia en la posición correcta, con el objetivo de realizar el correcto calado de la distribución del Sonata 2.0.



Figura 5.18 Marca de referencia de polea del árbol de levas de admisión alineada para el correcto calado. Fuente: Autores.



Figura 5.19 Marca de referencia de polea del árbol de levas de escape alineada para el correcto calado. Fuente: Autores.



Figura 5.20 Marca de referencia de polea del cigüeñal alineada para el correcto calado. Fuente: Autores.



Figura 5.21 Marca de referencia de la polea de la bomba de aceite alineada para el correcto calado. Fuente: Autores.

Se procede a realizar 6 fallos en el sistema de distribución:

Fallo en la polea del árbol de escape al retrasar un diente (-1), como se visualiza en la figura 5.22.



Figura 5.22 Fallo en polea del árbol de levas de escape al retrasar un diente (-1). Fuente: Autores

Fallo en la polea del árbol de escape al adelantar un diente (+1), como se visualiza en la figura 5.23.



Figura 5.23 Fallo en la polea del árbol de levas de escape al adelantar un diente (+1). Fuente: Autores.

Fallo en la polea del árbol de admisión al retrasar un diente (-1), como se visualiza en la figura 5.24.



Figura 5.24 Fallo en la polea del árbol de levas de admisión al retrasar un diente (-1). Fuente: Autores.

Fallo en la polea del árbol de admisión al adelantar un diente (+1), como se ilustra en la figura 5.25.



Figura 5.25 Fallo en la polea del árbol de levas de admisión al adelantar un diente (+1). Fuente: Autores.

Fallo en la distribución, al adelantar un diente en ambos árboles de levas; admisión (+1) y escape (+1), como se visualiza en la figura 5.26.



Figura 5.26 Fallo en árbol de admisión (+1) y escape (+1). Fuente: Autores.

Fallo en la distribución, al retrasar un diente en ambos árboles de levas; admisión (-1) y escape (-1), como se visualiza en la figura 5.27.

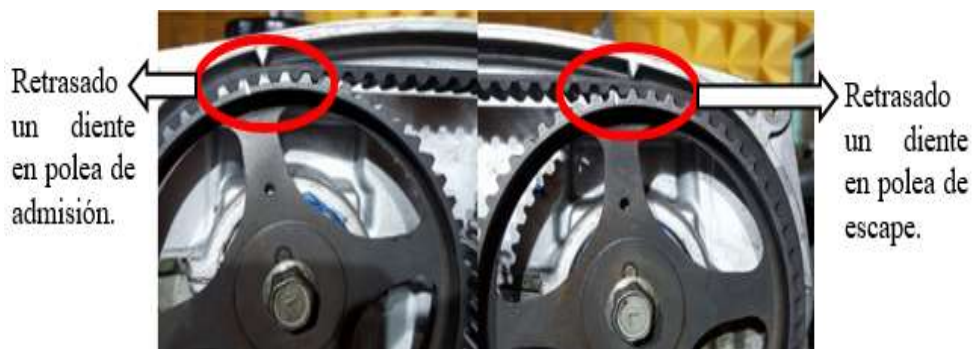


Figura 5.27 Fallo en el árbol de admisión (-1) y escape (-1). Fuente: Autores.

Una vez armada la distribución para provocar la simulación de la falla y proceder a encender el motor, se corrobora que las válvulas de admisión como de escape no tengan contacto con los pistones, por lo que, hay que hacer girar el cigüeñal dos vueltas, de esta manera se comprueba que no exista problemas antes de encender la unidad experimental.

Nota: Las señales de las poleas de la distribución, se alinean con sus señales referenciales en el motor, al momento que el cigüeñal gire 6 vueltas completas.

Al momento de finalizar las fallas determinadas para la experimentación en el MEP, se procede al tratamiento de las muestras, mediante diferentes métodos estadísticos, posteriormente, se genera una matriz general de la cual se escoge los atributos de mayor relevancia para la diferenciación entre fallas.

5.2 Desarrollo del diseño experimental.

5.2.1 Factores controlables de entrada.

Las variables de entrada o también conocidas como factores de entrada, que se consideran para este caso son: bujías, distribución, inyectores, bobinas y presión de combustible, ya que la señal del sensor MAP presenta variación al modificarse cualquiera de las variables seleccionadas, además que si falla cualquiera de las variables determinadas el MEP no funcionara correctamente.

En el caso de bujías, inyectores y bobinas poseen cada uno dos atributos; alto y bajo, en cambio la distribución se divide en árbol de levas de admisión y escape. Para el árbol de levas tanto de admisión como de escape se ha considerado tres atributos; diente adelantado, intermedio y diente retrasado. Para la presión de combustible se ha determinado tres atributos; alto, intermedio y bajo (Garzón Iñiguez & Urdiales Baculima, 2017).

Las muestras se validan mediante el uso del software Minitab, ya que permite realizar el análisis estadístico. En la tabla 5-5, se observa los niveles de cada variable de entrada.

Tabla 5-5 Condiciones idóneas del motor Sonata 2.0. Fuente: Autores.

Número de fallas	Variables de entrada	Nivel de cada variable de entrada	Unidades
1	Inyectores	100	%
2	Bujías	1	mm
3	Bobinas de alta tensión	100	%
4	Presión de combustible	43.51	Psi
5	Sistema de distribución	0	Dientes

5.2.2 Factores no controlables.

Las variables no controlables, son aquellas en las que no se puede tener un control durante el experimento u operación normal del proceso. Pueden llegar a convertirse en variables controlables si se encuentra el mecanismo o tecnología para ello (Gutiérrez, 2008).

Un parámetro no controlable es la presión atmosférica en la ciudad de Cuenca, debido a la altura de 2550 msnm que se encuentra, por lo que se obtiene una presión atmosférica de 74.2144 KPa (Puzhi Milton, Zhinin Saúl, 2014).

5.2.3 Condiciones y valores de las variables de entrada.

Las variables controlables, consideradas para desarrollar la base de datos, se les atribuye valores puntuales que permiten realizar el análisis mediante métodos estadísticos.

Para el estudio del diseño experimental (Garzón Iñiguez & Urdiales Baculima, 2017), propone en la siguiente tabla 5-6, las ponderaciones adecuadas para las variables de entrada.

Tabla 5-6 Ponderaciones de las variables de entrada. Fuente: Autores.

Fallas generadas controladas	Variables controlables	Ponderación			Unidades
		Bajo	Intermedio	Alto	
1	Electroválvulas de inyección de combustible	0	-----	100	%
2	Bujías	0	-----	1	Mm
3	Bobinas de encendido	0	-----	100	%
4	Presión de combustible	25	43.51	65	psi
5	Sistema de distribución				
	Árbol de levas de admisión	-1	0	1	Dientes
	Árbol de levas de escape	-1	0	1	Dientes
	Árboles de levas de admisión y escape	-1	0	1	Dientes

Para el desarrollo del diseño experimental se usa el software Minitab 18, al considerar las ponderaciones de cada variable de entrada.

El procedimiento para el desarrollo del diseño experimental, lo recomienda (Garzón Iñiguez & Urdiales Baculima, 2017), se realiza un diseño factorial 2^k .

A continuación, se indica los pasos a seguir para la realización del diseño experimental.

1. Primeramente, se procede a abrir el Minitab 18 Statistical Software.
2. Clic izquierdo en Estadísticas, después en DOE, Factorial, y por último en Crear diseño factorial, como se indica en la figura 5.28.

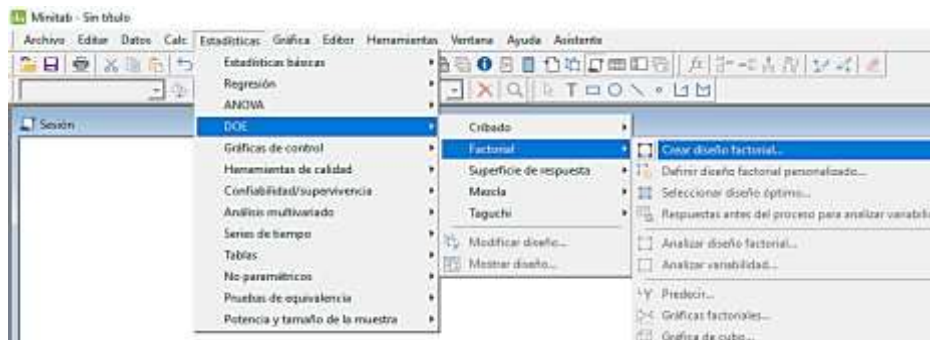


Figura 5.28 Proceso para crear diseño factorial. Fuente: Autores.

3. Al analizar mediante pruebas experimentales las fallas que se utilizarían para el aprendizaje de la red neuronal, se determina usar el diseño factorial de 2^k para la creación del diseño experimental, debido que este modelo realiza el estudio de dos factores al considerar dos tratamientos en cada uno. El modelo es aplicable al tener un rango de factores entre $2 \leq k \leq 5$ (Gutiérrez, 2008).

Los diseños factoriales 3^k , 4^k , 5^k , requieren de mayor cantidad de ensayos que el diseño factorial 2^k , por lo que tienen como resultado tratamientos que no permiten que el motor se encienda. A continuación, se indica combinaciones que tienen como consecuencia que el motor no entre en funcionamiento (Garzón Iñiguez & Urdiales Baculima, 2017).

- Al desconectar 3 inyectores del motor, no enciende.
- Al desconectar las dos bobinas del motor, no enciende.
- Todas las bujías calibradas a cero el motor no enciende.
- Inyectores desconectados 1 y 4, además de bujías calibradas a cero milímetros de los cilindros número 2 y 4.
- También se presentan entre otros tratamientos que dan como resultado que el motor no encienda.

Primeramente, se realizó el análisis de la combinación inyectores-bujías, mediante el diseño factorial 2^k , debido a que permite realizar el estudio desde 2 a 5 factores, con dos niveles cada uno. El proceso de análisis antes mencionado se realizó de igual manera con las demás variables de entrada.

4. Dar clic izquierdo en diseños y se procede a colocar los siguientes valores (Ver figura 5.29).

- Número de puntos centrales por bloque: cero.
- Número de réplicas para puntos factoriales: ocho.
- Número de bloques: dos.

Después de cumplir con todos los parámetros indicados, clic izquierdo en aceptar.



Figura 5.29 Creación de diseño factorial. Fuente: Autores.

5. Presionar clic izquierdo en la opción de factores.

En el cuadro de diálogo de factores, se procede a nombrar los dos factores en estudio, el factor A representa al inyector, y el factor B representa a bujía, como se indica en la figura 5.30.

Los factores inyector y bujía, tienen diferentes configuraciones para el desarrollo del diseño factorial, como se indica a continuación:

- Inyectores: Factor A

El valor de 0, representa que el inyector se encuentra desconectado.

El valor de 1, representa que el inyector se encuentra conectado.

- Bujías: Factor B

El valor de 0, representa que la bujía se encuentra calibrada a 0 mm.

El valor de 1, representa que la bujía se encuentra calibrada a 1 mm.

Después de ingresar los valores y designaciones de nombres para los factores, se procede a dar clic izquierdo en aceptar.



Figura 5.30 Asignación de factores para el desarrollo del diseño factorial. Fuente: Autores.

6. Por último, para obtener el diseño factorial, combinaciones y corridas, se procede a dar clic izquierdo en opciones y se desactiva la opción “Aleatorizar corridas”.

En la figura 5.31, se observa la tabla de resultado del diseño factorial, con sus respectivas combinaciones y corridas.

Diseño factorial completo

Resumen del diseño

Factores: 2 Diseño de la base: 2; 4

Corridas: 32 Réplicas: 8

Bloques: 2 Puntos centrales (total): 0

Generadores de bloques: réplicas

Todos los términos están libres de estructuras alias.



	C1	C2	C3	C4	C5	C6	
	OrdenEst	OrdenCorrida	PtCentral	Bloques	Inyector	Bujia	
1	1	1	1	1	0	0	
2	2	2	1	1	1	0	
3	3	3	1	1	0	1	
4	4	4	1	1	1	1	
5	5	5	1	1	0	0	
6	6	6	1	1	1	0	
7	7	7	1	1	0	1	
8	8	8	1	1	1	1	
9	9	9	1	1	0	0	

Figura 5.31 Resultado completo del diseño factorial, inyector - bujía. Fuente: Autores.

El diseño factorial para los factores inyector- bujía, da como resultado lo siguientes factores:

- Corridas: 32
- Factores: 2
- Bloques: 2
- Réplicas: 8
- Combinaciones: 4

El mismo procedimiento utilizado para el diseño factorial inyector- bujía, se realiza para los demás factores de entrada considerados en el estudio.

Se procede a realizar el diseño factorial para el último factor de entrada, como es la distribución del Sonata 2.0. Primeramente, se considera el desarrollo del diseño factorial con el árbol de levas de admisión y escape con un diente atrasado respectivamente, el resultado de las combinaciones y replicas se indica en la figura 5.32.

Diseño factorial completo

Resumen del diseño

Factores: 2 Diseño de la base: 2; 4

Corridas: 32 Réplicas: 8

Bloques: 2 Puntos centrales (total): 0

Generadores de bloques: réplicas

Todos los términos están libres de estructuras alias.

 Hoja de trabajo 1

#	C1	C2	C3	C4	C5	C6
	OrdenEst	OrdenCorrida	PICentral	Bloques	Admisión	Escape
1	1	1	1	1	-1	-1
2	2	2	1	1	0	-1
3	3	3	1	1	-1	0
4	4	4	1	1	0	0
5	5	5	1	1	-1	-1
6	6	6	1	1	0	-1
7	7	7	1	1	-1	0
8	8	8	1	1	0	0
9	9	9	1	1	-1	-1
10	10	10	1	1	0	-1
11	11	11	1	1	-1	0
12	12	12	1	1	0	0
13	13	13	1	1	-1	-1
14	14	14	1	1	0	-1
15	15	15	1	1	-1	0
16	16	16	1	1	0	0

Figura 5.32 Resultado de diseño factorial 2^k , con árbol de levas de admisión (-1) y escape (-1). Fuente: Autores.

Consecuentemente, se realizó el diseño factorial 2^k del sistema de distribución, con un diente adelantado; respectivamente en el árbol de levas de admisión y escape, el resultado se indica en la figura 5.33.

Diseño factorial completo

Resumen del diseño

Factores: 2 Diseño de la base: 2; 4

Corridas: 32 Réplicas: 8

Bloques: 2 Puntos centrales (total): 0

Generadores de bloques: réplicas

Todos los términos están libres de estructuras alias.

#	C1	C2	C3	C4	C5	C6
	OrdenEst	OrdenCorrida	PtCentral	Bloques	Admisión	Escape
1	1	1	1	1	0	0
2	2	2	1	1	1	0
3	3	3	1	1	0	1
4	4	4	1	1	1	1
5	5	5	1	1	0	0
6	6	6	1	1	1	0
7	7	7	1	1	0	1
8	8	8	1	1	1	1
9	9	9	1	1	0	0
10	10	10	1	1	1	0
11	11	11	1	1	0	1
12	12	12	1	1	1	1
13	13	13	1	1	0	0
14	14	14	1	1	1	0
15	15	15	1	1	0	1
16	16	16	1	1	1	1

Figura 5.33 Resultado de diseño factorial 2^k , con árbol de levas de admisión (+1) y escape (+1). Fuente: Autores.

Por último, se realizó el diseño factorial del sistema de distribución, con un diente retrasado y adelantado en el árbol de levas de admisión y escape respectivamente, por lo que se obtiene las combinaciones y replicas que se indica en la figura 5.34.

Diseño factorial completo

Resumen del diseño

Factores: 2 Diseño de la base: 2; 4

Corridas: 32 Réplicas: 8

Bloques: 2 Puntos centrales (total): 0

Generadores de bloques: réplicas

Todos los términos están libres de estructuras alias.

Hoja de trabajo 1 ***

#	C1	C2	C3	C4	C5	C6
	OrdenEst	OrdenCorrida	PtCentral	Bloques	Admisión	Escape
1	1	1	1	1	-1	-1
2	2	2	1	1	1	-1
3	3	3	1	1	-1	1
4	4	4	1	1	1	1
5	5	5	1	1	-1	-1
6	6	6	1	1	1	-1
7	7	7	1	1	-1	1
8	8	8	1	1	1	1
9	9	9	1	1	-1	-1
10	10	10	1	1	1	-1
11	11	11	1	1	-1	1
12	12	12	1	1	1	1
13	13	13	1	1	-1	-1
14	14	14	1	1	1	-1
15	15	15	1	1	-1	1
16	16	16	1	1	1	1

Figura 5.34 Resultado de diseño factorial 2^k , con árbol de levas de admisión (-1) y escape (+1). Fuente: Autores.

El diseño factorial tiene como resultado que en las réplicas de los diseños se tiene un total de 8, con 32 corridas y 2 bloques, para el conjunto de inyector-bujía, y la distribución, las mismas serán analizadas en la experimentación.

5.3 Sensores para el Diseño.

Los sensores necesarios para el desarrollo de la investigación son:

- Sensor MAP
- Sensor CMP

El sensor MAP permite captar el cambio de la depresión que se produce en el conducto de admisión del motor, por otro lado, el sensor CMP se utiliza para determinar las posiciones de los pistones en los cilindros y de estos dos sensores se obtendrá la caracterización para entrenar la RNA.

5.4 Configuración para la toma de datos y categorización de la señal.

Las señales son obtenidas mediante el software Labview y la tarjeta de adquisición de datos DAQ 6009 y se procede a configurar los elementos necesarios con la estructura como se indica en la figura 5.35.



Figura 5.35 Estructura de adquisición de datos. Fuente: Autores.

Las señales de los sensores que se obtienen como entradas de voltaje analógicas en la tarjeta DAQ. Ver figura 5.36.

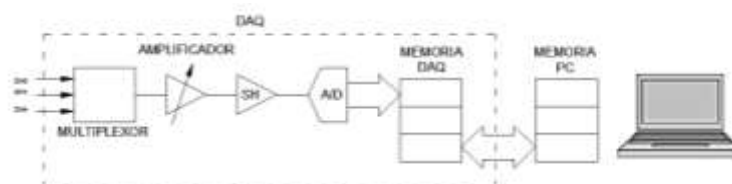


Figura 5.36 Esquema Típico de las entradas analógicas de una placa de adquisición de datos. Fuente: (UNMDP, 2015).

Esencialmente existen dos métodos para medir voltajes con una DAQ: Diferencial y referencia a tierra ((National Instruments, 2017). Los cuales se explican a continuación en los apartados 5.4.1 y 5.4.2.

5.4.1 Conexión Diferencial (DIFF).

La tensión que se mide es la diferencia entre las tensiones aplicadas a dos entradas analógicas. Ver figura 5.37.

En este caso el circuito externo y la DAQ no tienen una referencia común y de esta forma se provee una mejor inmunidad al ruido.

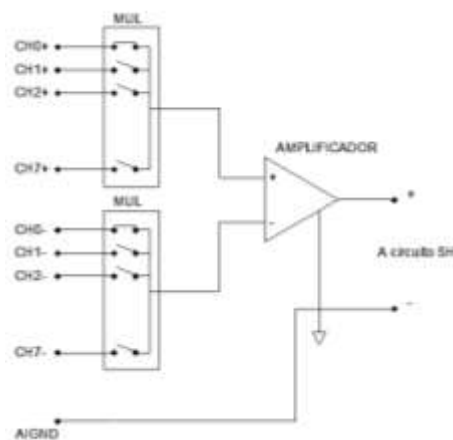


Figura 5.37 Conexión de tipo DIFF. Fuente: (UNMdP, 2015).

5.4.2 Conexión Referenciada (RSE).

La tensión se mide con respecto a un punto de masa común, el circuito externo y la DAQ comparten las mismas referencias.

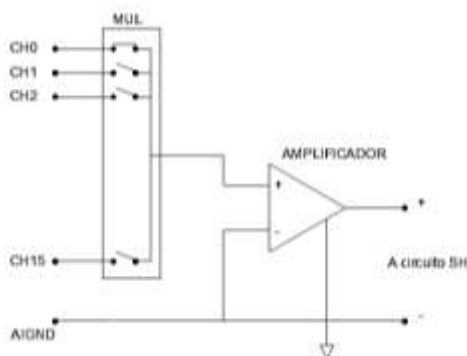


Figura 5.38 Conexión de tipo RSE. Fuente: (UNMdP, 2015).

5.4.3 Configuración de la DAQ 6009.

Para poder establecer la conexión de la DAQ 6009 con el ordenador, primero se debe instalar el software NI-DAQmx disponible en la página de National Instruments.

Se conecta el puerto USB en el ordenador, el dispositivo debe ser reconocido como se indica en la figura 5.39.



Figura 5.39 Ventana de reconocimiento de la tarjeta DAQ 6009 con el ordenador. Fuente: Autores.

5.4.3.1 Frecuencia de muestreo.

Según el criterio de Nyquist la frecuencia de muestreo debe ser mínimo el doble de la frecuencia de la señal de lectura del sensor y para obtener todas las características de la señal Nyquist establece un muestreo de diez veces mayor al valor de la frecuencia del sensor.

$$\text{rpm motor} = 850$$

$$\text{rpm árbol de levas} = \frac{850}{2} = 425$$

$$425 \text{ rpm} = \frac{7.08333 \text{ rev}}{\text{s}}$$

$$\text{Frecuencia del sensor} = \frac{200 \text{ rev}}{\text{s}} * \frac{4 \text{ admisiones}}{\text{rev}} = \frac{28.333 \text{ admisiones}}{\text{s}}$$

$$\text{Frecuencia de muestreo} = 5 * \text{frecuencia del sensor}$$

$$\text{Frecuencia de muestreo} = 5 * (28.333 \text{ Hz}) = 141.665 \text{ Hz}$$

$$\text{Frecuencia de análisis} = 10 * \text{frecuencia de muestreo}$$

$$\text{Frecuencia de análisis} = 10 * 141.665 = 1416.65 \text{ Hz}$$

En base a un estudio pre experimental se determina que la señal del sensor MAP posee picos de mayor frecuencia y con el objetivo de obtener el mayor número de características de la señal del sensor MAP, se realiza la toma de datos a una mayor frecuencia de 10 KS/s, para cada una de las señales, con un tiempo de 5 segundos debido a que con este tiempo se tendrá 66 revoluciones del MEP.

5.4.4 Configuración del DAQ Assistant en Labview.

Para realizar la configuración del módulo de la DAQ se procede a seguir los siguientes pasos:

Paso1: Abrir *Labview*, clic en *Blank VI*, para crear un nuevo proyecto.

Paso 2: En la pantalla de Block Diagram: Se da Clic derecho, Express, Input, DAQ Assist.

Paso 3: Doble clic izquierdo en DAQ Assistant, clic izquierdo Acquire Signals, Analog Input, Voltaje. Se tendrá dos canales de voltaje los cuales son, AI0 para el sensor MAP y AI2 para el sensor CMP como se presenta en la figura 5.40.

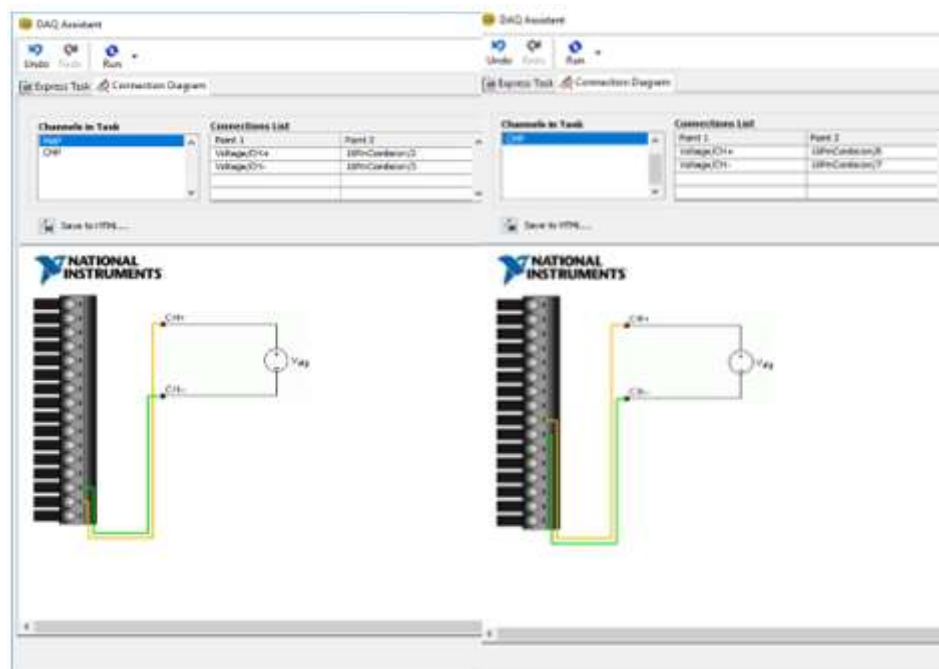


Figura 5.40 Asignación de los canales de voltaje en la DAQ Assistant (Paso 3). Fuente: Autores.

Paso 4: Se configura los parámetros para las conexiones a cada puerto:

- **Acquisition Mode:** Continuous Samples.
- **Signal Input Rang:** 5 (max) a 0 (min) volt.
- **Terminal configuration:** Differential sensor MAP y RSE sensor CMP.
- **Rate (Hz):** 10 KHz. Como se muestra en la figura 5.46.
- **Samples to read:** 5 kHz.

En la figura 5.41 se muestra la configuración de los parámetros en la ventana del DAQ Assistant.

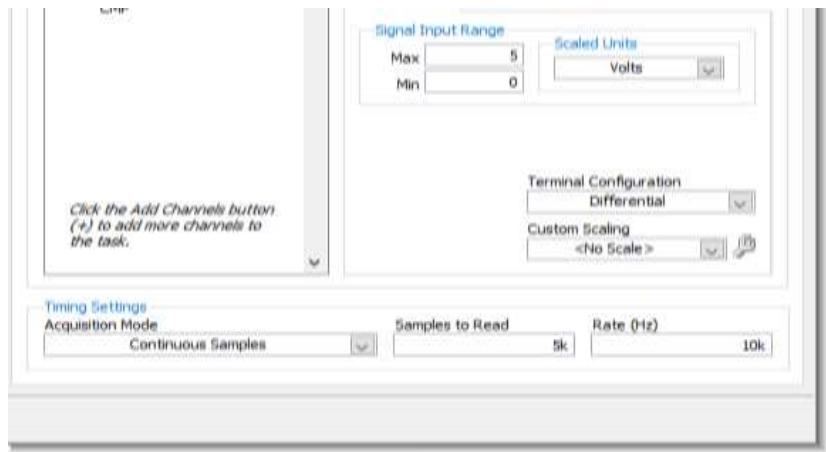


Figura 5.41 Configuración de parámetros para la adquisición de muestras. Fuente: Autores.

Paso 5: El esquema del *Connection Diagram*, del sensor MAP, como del sensor CMP se detallan más adelante en el punto 5.4.5 y 5.4.6 respectivamente.

5.4.5 Conexión sensor MAP.

Para conectar el sensor MAP con la DAQ, se tiene que seguir el siguiente proceso:

El pin 1 del sensor MAP se conecta al puerto 2 (+) AI0 de la DAQ y el pin 4 (Tierra Sensor) se conecta al puerto 3 (-) AI4 de la DAQ, como se ilustra en la figura 5.42, con una configuración diferencial (DIFF) debido a que esta atenúa mejor el ruido.

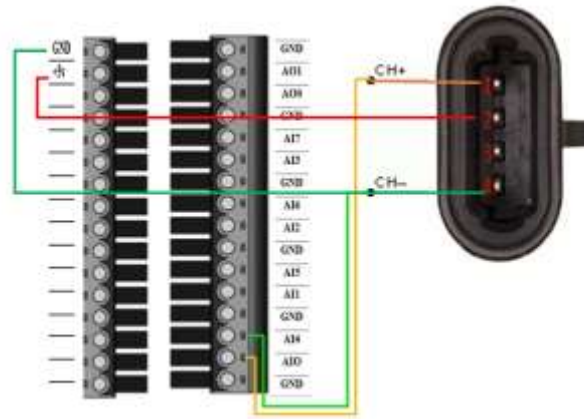


Figura 5.42 Conexión sensor MAP. Fuente: Autores.

5.4.6 Conexión sensor CMP.

Para conectar el sensor CMP con la DAQ, se tiene que seguir el siguiente proceso:

El pin 2 (Señal) del sensor MAP se conecta al puerto 8 AI2 (+) de la DAQ y el pin 3 (Tierra) se conecta al puerto 7 (-) GND de la DAQ, como se muestra en la figura 5.43, al utilizar la configuración (RSE) en el software Labview.

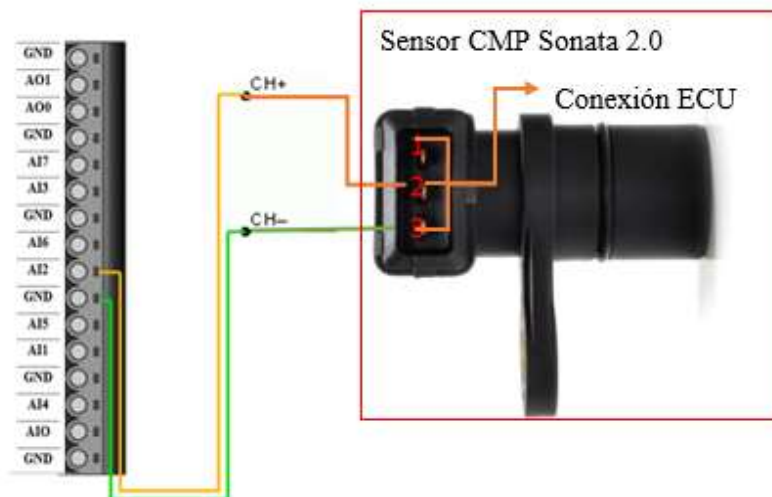


Figura 5.43 Conexión del sensor CMP. Fuente: Autores.

Realizada la conexión de los sensores MAP y CMP se puede verificar la señal en el *Express Task* del DAQ Assitant como se presenta en las figuras 5.44 y 5.45 respectivamente.

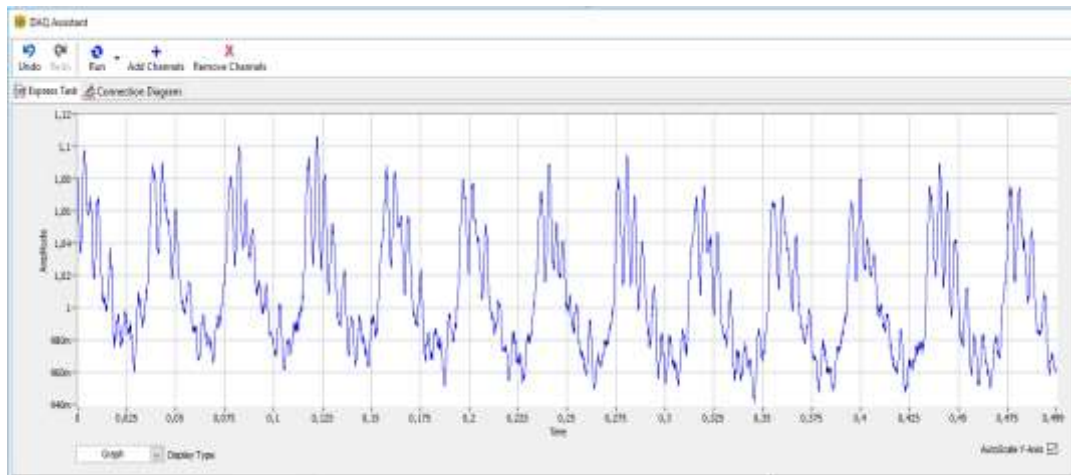


Figura 5.44 Señal del sensor MAP. Fuente: Autores.

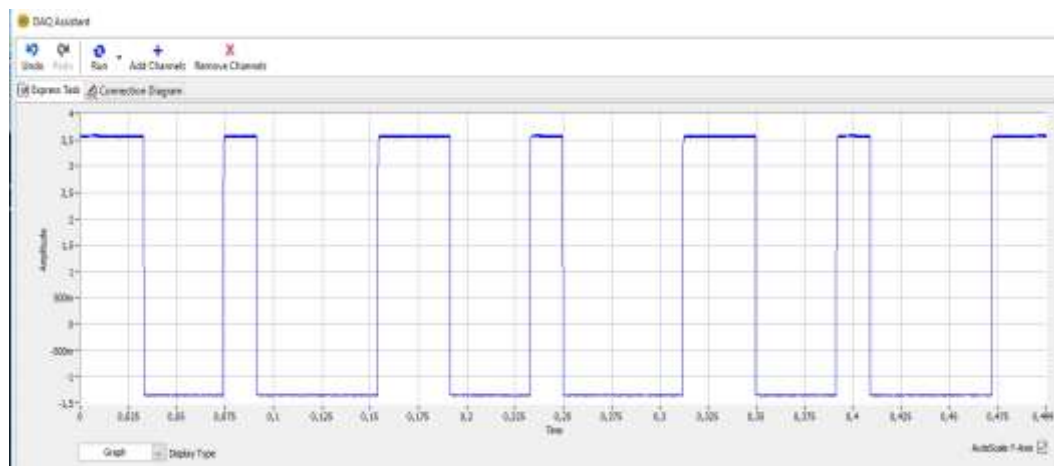


Figura 5.45 Señal del sensor CMP. Fuente: Autores.

5.5 Toma de muestras y caracterización de la señal.

Establecida la conexión de los sensores mostrada en los puntos 5.4.5. y 5.4.6. de los pines de los sensores y la DAQ, se procede a tomar las muestras, para esto se establece un protocolo para la adquisición de las muestras.

5.5.1 Protocolo de adquisición de muestras.

Para obtener las muestras de las señales MAP y CMP se sigue el flujograma de proceso de la figura 5.46.

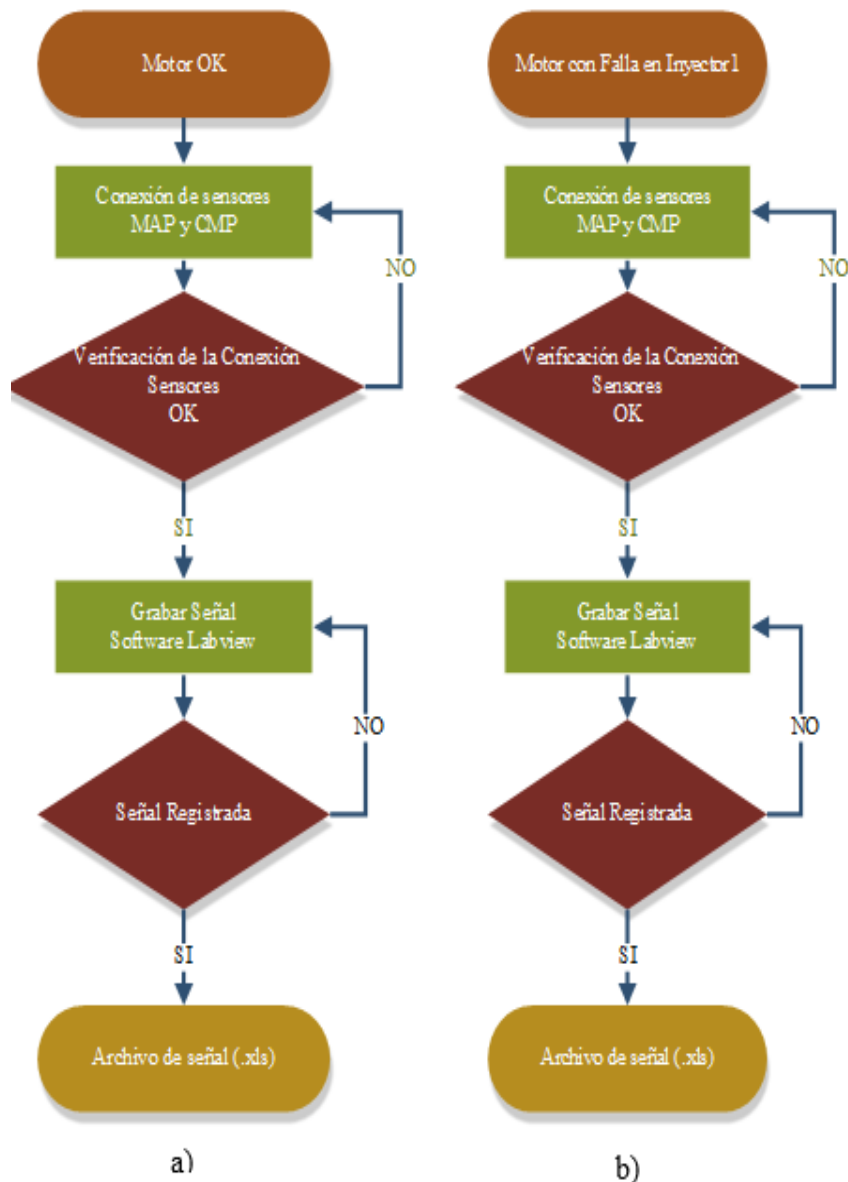


Figura 5.46 Flujogramas de toma de muestras a) Motor ok b) Motor con falla. Fuente: Autores.

El flujograma indicado en la figura 5.46, inicia desde el estado del motor, luego se verifica la conexión de los sensores, si es correcta se graba la señal con el software Labview y se registra en un archivo de Excel, de lo contrario se vuelve a verificar la conexión de los sensores, para poder registrar la señal; el mismo proceso se sigue tanto para el caso del motor OK figura 5.46 a) y motor con todas fallas provocadas figura 5.46 b).

5.5.2 Algoritmo para la obtención de muestras.

La toma de datos se realiza con un algoritmo en el software Labview, que se presenta en la figura 5.47.

El algoritmo permite obtener un tiempo de muestreo de cinco segundos exactos para cada muestra. Los datos del sensor MAP se guardan en la columna A de Excel y del sensor CMP en la columna B, también se guardan señales filtradas de los mismos en la columna C y D respectivamente con el formato (.xls), con un total de 55000 datos por cada sensor, estos se guardan con cinco decimales para tener la mayor información posible.

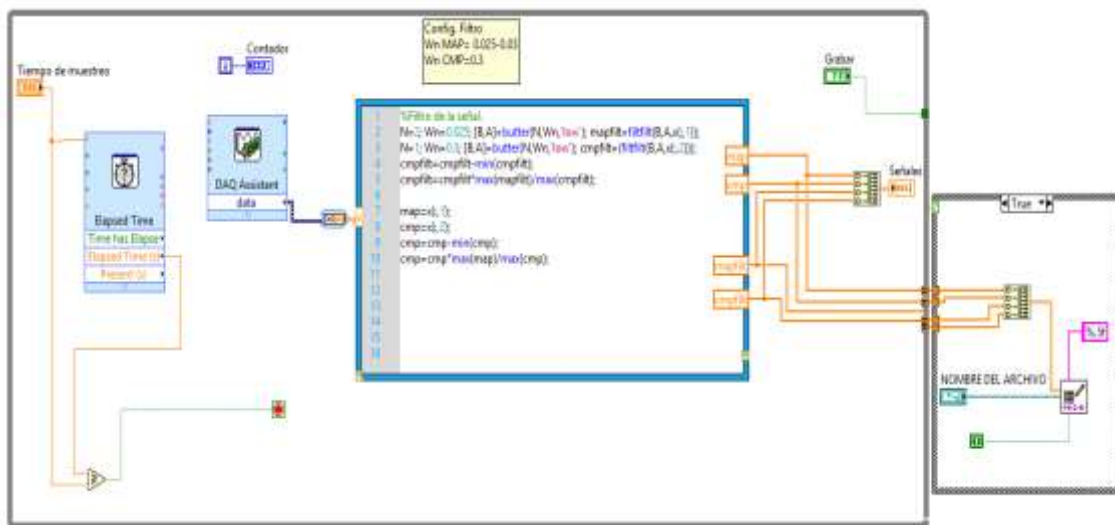


Figura 5.47 Algoritmo para la adquisición de datos en el Block Diagram Labview. Fuente: Autores.

5.6 Algoritmo para la obtención de atributos de las señales.

Una vez desarrollada la adquisición de señales temporales mediante la utilización de los sensores y la tarjeta DAQ 6009 se procede a elaborar un algoritmo en el software Matlab para lectura y obtención de matriz general de atributos.

Previo a la obtención de atributos, es necesario definir cada una de las fallas mecánicas mediante un código, como se indica en la tabla 5-7.

Tabla 5-7 Códigos de falla. Fuente: Autores.

N°	Tipo de falla mecánica	Código de falla
1	Motor en óptimo funcionamiento	100
2	Falla inyector 1	200
3	Falla inyector 2	300
4	Falla inyector 3	400
5	Falla inyector 4	500
6	Falla Bujía 1	600
7	Falla Bujía 2	700
8	Falla Bujía 3	800
9	Falla Bujía 4	900
10	Falla en Bobina 1-4	1000
11	Falla en Bobina 2-3	1100
12	Baja Presión de combustible	1200
13	Alta Presión de combustible	1300
14	Árbol de Admisión (+1) y Escape (0)	1400
15	Árbol de Admisión (-1) y Escape (0)	1500
16	Árbol de Admisión (0) y Escape (+1)	1600
17	Árbol de Admisión (0) y Escape (-1)	1700
18	Árbol de Admisión (+1) y Escape (+1)	1800
19	Árbol de Admisión (-1) y Escape (-1)	1900

Para la obtención de la matriz de atributos se cuenta con una base de datos de 19 fallas con 20 muestras por cada una.

5.6.1 Protocolo de adquisición de atributos de señales.

En la figura 5.48 se puede ver el esquema a seguir para la obtención de atributos de todas las fallas inducidas a la unidad experimental.

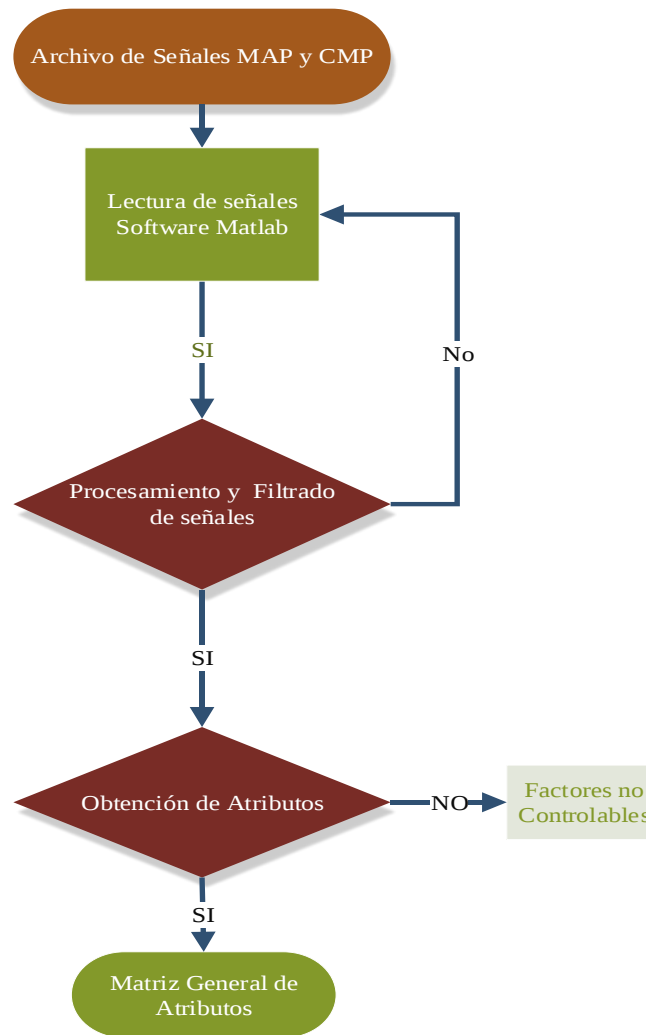


Figura 5.48 Esquema de obtención de matriz de atributos. Fuente: Autores.

El algoritmo inicia con la lectura de las señales temporales, mismas que son adquiridas de la señal de los sensores MAP y CMP, guardadas en un archivo de Excel con la codificación establecida anteriormente para cada falla; se tiene 19 fallas cada una con total de 20 muestras.

Se obtiene el nombre del archivo mediante el comando “*strcat*”, y un contador genera los diferentes nombres del archivo para cada falla simultáneamente, luego se lee el archivo con la ayuda del comando “*slxread*”, se cargan las variables “*map*” y “*cmp*”, las mismas se guardan en formato de Matlab (. mat), para un mejor tratamiento de la información.

```

%CREAR MATRIZ DE ESTADISTICOS
clear all;close all;clc
m=1;
n=2;
for i=1:19
    for k=1:20
        datos(1:55000,m:n)=xlsread(strcat(num2str(i),'00_1.xlsx'),k,'A1:B55000');

        map(:,k)=datos(:,m);
        cmp(:,k)=datos(:,n);
        m=m+2;
        n=n+2;
    end
    save(strcat(num2str(i),'00.mat'),'cmp','map');
end

```

Posteriormente se cargan las variables “*cmp*” y “*map*” con el comando “*load*” de las 19 fallas con un bucle, para proceder con el cálculo de los valores estadísticos.

```

m=1;n=20;% # de muestras por falla
for w=1:19 % Número de fallas
    load(strcat(num2str(w),'00.mat'));% Automatización de archivos

```

Para corroborar si las muestras cargadas son correctas, se gráfica la señal del Sensor MAP y CMP.

```

for p=1:20% Número de muestras
    %% Grafica de señales
    cmp1=cmp(:,p);
    map1=map(:,p);

    tiempo=0:5/(length(map1)-1):5;
    subplot(2,1,1);
    plot(tiempo,map1);
    title('Señal del Sensor MAP')
    xlabel('Tiempo [s]')
    ylabel('Amplitud [V]')
    subplot(2,1,2);
    plot(tiempo,cmp1);
    title('Señal del Sensor CMP')
    xlabel('Tiempo [s]')
    ylabel('Amplitud [V]')

```

En la figura 5.49 se presenta la gráfica de las señales temporales de los sensores MAP y CMP.

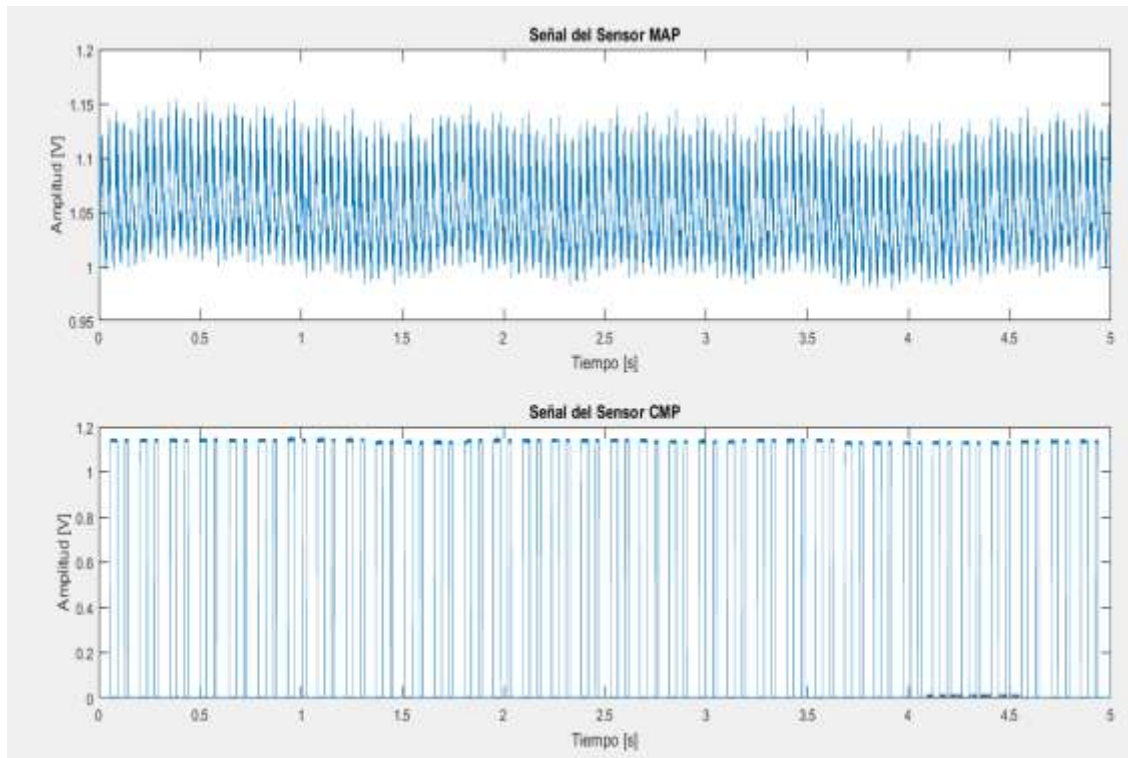


Figura 5.49 Señal sensor MAP y CMP. Fuente: Autores.

Se filtra la señal del sensor CMP, con un filtro paso cero (F.P.C) para poder encontrar los picos y realizar los cortes de la señal del sensor MAP correspondientes a la admisión de cada cilindro, ya que este sensor proporciona la posición del primer cilindro en compresión.

En la figura 5.50 se observa la posición del primer cilindro en compresión en la señal del sensor CMP.

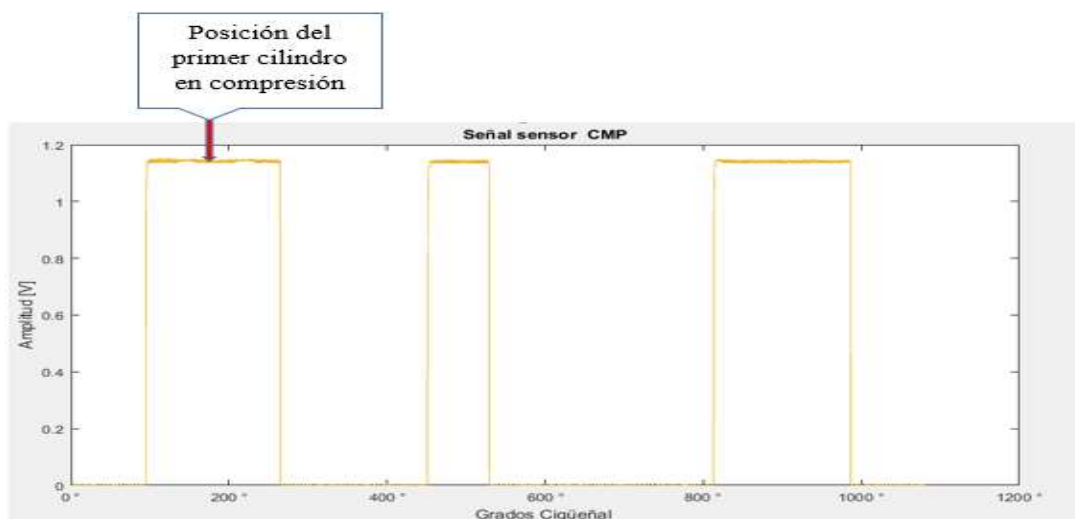


Figura 5.50 Señal del sensor MAP con la posición del primer cilindro en compresión Fuente: Autores.

El filtrado de la señal del sensor CMP, se realiza con los comandos *butter* y *filtfilt*.

```

%Filtro cmp
N=1; Wn=0.005; [B,A]=butter(N,Wn,'low');
cmpfilt=(filtfilt(B,A,cmp(:,p)));

```

En la figura 5.51 se presenta la señal filtrada del sensor CMP mediante el filtro paso cero.

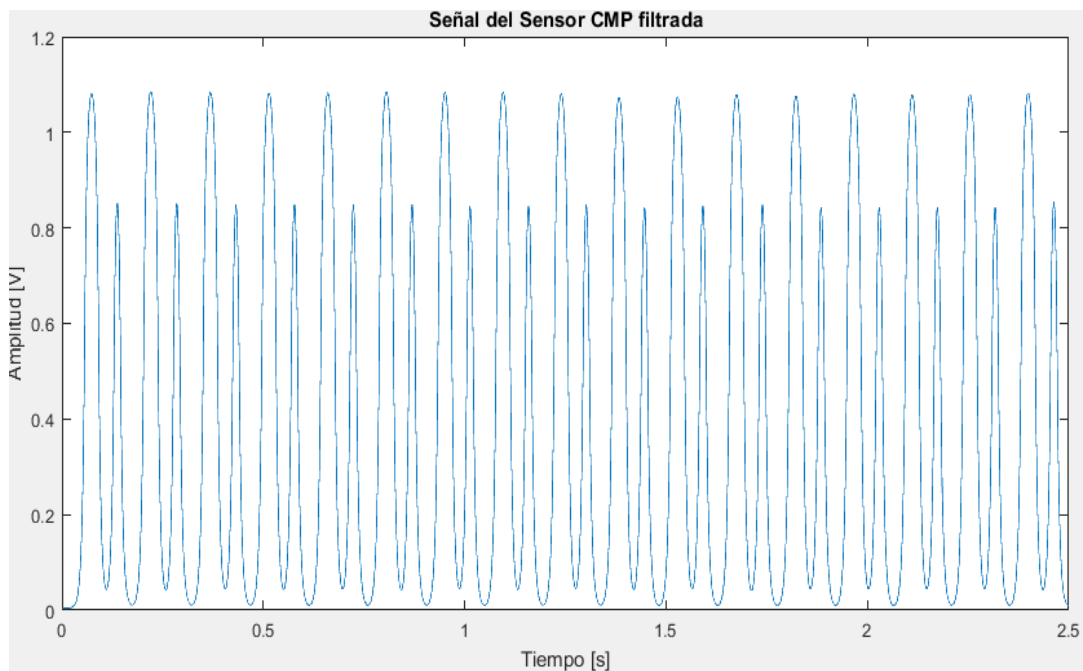


Figura 5.51 Señal CMP filtrada. Fuente: Autores.

Luego se calcula el máximo valor de la señal del sensor CMP, para definir la amplitud de los picos a buscar en la señal con la función “*findpeaks*”, debido que los picos de interés son los de mayor amplitud.

```

maxcmp=max(cmpfilt); % Cálculo del máximo de CMP
amplitud=maxcmp-0.18*maxcmp;%
%picos de la señal CMP
[peak_value, peak_location] =
findpeaks(cmpfilt,'minpeakheight',amplitud);
recorte=1;

```

La distancia entre picos encontrados de la señal del sensor CMP representa un ciclo completo del motor (720°); en 5 segundos se obtienen 35 ciclos equivalente a 35 picos, para el análisis se toma 21 cortes de la señal del sensor MAP, se descarta el primer y último segundo de la muestra, cada corte contiene la admisión de todos los cilindros.

La dimensión de los cortes para cada uno de los cilindros se establece en función al reglaje de la distribución del Hyundai Sonata 2.0, se determina el intervalo de tiempo en que cada cilindro realiza la admisión. En la figura 5.52 se presenta la gráfica del reglaje de distribución del Hyundai Sonata 2.0.

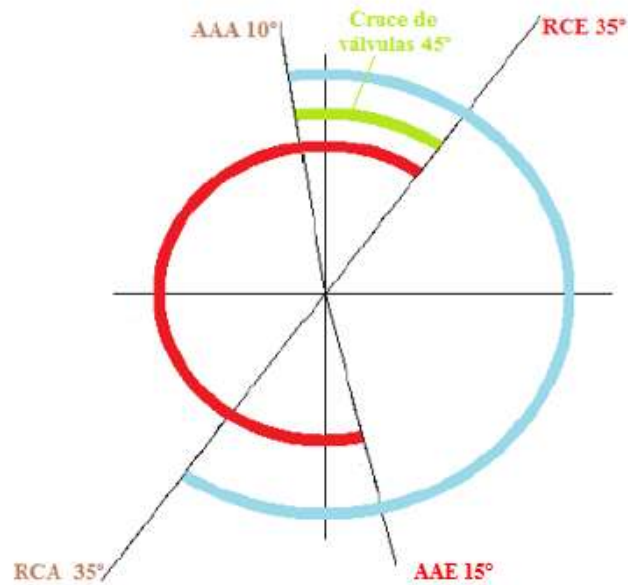


Figura 5.52 Reglaje de la distribución sonata 2.0. Fuente: Autores.

Los límites de cada corte se establecen con cada uno de los picos de la señal del sensor MAP, adicionado un porcentaje del 25% del ancho, consecuentemente de estos cortes se obtiene los cortes de cada uno de los cilindros.

```
i=7;j=8; % Picos De inicio para recorte
ii=1; jj=4;%Contador de # de cilindros

for k=1:21% número de cortes
%% RECORTE DE SEÑAL PARA ANALISIS
a=peak_location(i,1); %limite a del corte
b=peak_location(j,1);% limite b del corte
ancho=(b-a); %ciclo =720°
diferencia=ancho/4;
x1=a-diferencia;
x2=b+diferencia;
cortemap=map1(x1:x2,p);
cortecmp=cmp1(x1:x2,p);
```

La señal recortada es trasformada del dominio del tiempo a grados del cigüeñal.

```
relacion=1080/(length(cortecmp)-1);
grados=[0:relacion:1080]';
```

```
aaa=10;
rca=35;
pmsc1=180;
pmsc2=360;
y=[0;1.4];
for i=1:5
pp(:,i)=[pmsc1;pmsc1];
paaa(:,i)=[pmsc1-aaa;pmsc1-aaa];
prca(:,i)=[pmsc2+rca;pmsc2+rca];
pmsc1=pmsc1+180;
pmsc2=pmsc2+180;
end
```

Recortada la señal se procede a graficar el corte con el código ilustrado a continuación.

```

plot(grados,cortemap,grados,cortecmp);
title("Corte Señales MAP Y CMP")
xlabel ("Grados Cigüeñal ")
xtickformat('%g °')
ylabel ("Amplitud [V]")
hold on
plot(pp(:,1),y,pp(:,2),y,pp(:,3),y,pp(:,4),y,pp(:,5),y,'Color',[0,0,0],'Lin
ewidth',0.5,'LineStyle','--');

plot(paaa(:,1),y,'g',paaa(:,2),y,'c',paaa(:,3),y,'y',paaa(:,4),y,'m','Lin
ewidth',1.5)
plot(prca(:,1),y,'g',prca(:,2),y,'c',prca(:,3),y,'y',prca(:,4),y,'m','Lin
ewidth',1.5)

h1 = text(paaa(1,1),1.35,'AAA-Cilindro3-170°');
h2 = text(prca(1,1),1.2,'RCA-Cilindro3-395°');
h3 = text(paaa(1,2),1.35,'AAA-Cilindro4-350°');
h4 = text(prca(1,2),1.2,'RCA-Cilindro4-575°');
h5 = text(paaa(1,3),1.35,'AAA-Cilindro2-530°');
h6 = text(prca(1,3),1.2,'RCA-Cilindro2-755°');
h7 = text(paaa(1,4),1.35,'AAA-Cilindro1-710°');
h8 = text(prca(1,4),1.2,'RCA-Cilindro1-935°');
legend("Señal sensor MAP","Señal sensor CMP")

```

En la figura 5.53 se presenta el corte completo de un ciclo del motor (720°) $\pm$ 180°, con las cotas respectivas de adelanto de apertura admisión y retraso de cierre de admisión de cada cilindro.

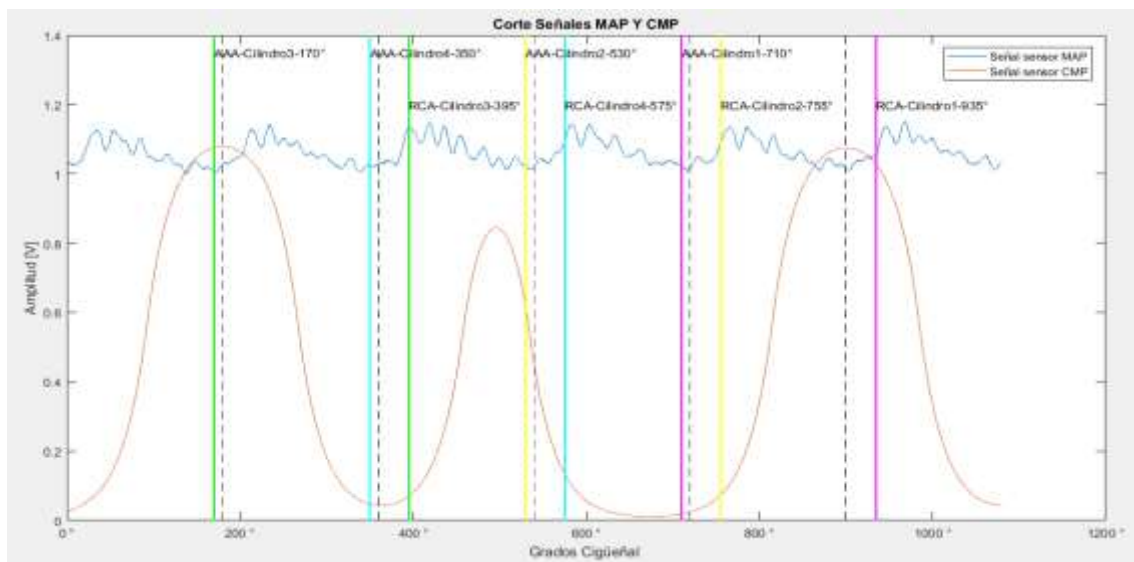


Figura 5.53 Corte de la señal de los sensores MAP y CMP para análisis Fuente: Autores.

Con el corte de la señal de los sensores MAP y CMP, se procede a calcular los límites de los cortes de cada cilindro con sus respectivos AAA y RCA en el dominio de grados del cigüeñal.

```

%% LIMITES DE CORTES PARA CADA CILINDRO
% ORDEN ADMISION 3-4-2-1
%cilindro 3
diferencia=(( (190*100)/720)/100)*ancho;
adicion=(( (35*100)/720)/100)*ancho;
x3_1=round(a-diferencia);
x3_2=round(a+adicion);

%cilindro4
diferencia=(( (10*100)/720)/100)*ancho;
adicion=(( (215*100)/720)/100)*ancho;
x4_1=round(a-diferencia);
x4_2=round(a+adicion);

%cilindro2
adicion=(( (170*100)/720)/100)*ancho;
adicion1=(( (395*100)/720)/100)*ancho;
x2_1=round(a+adicion);
x2_2=round(a+adicion1);

%cilindro1
adicion=(( (350*100)/720)/100)*ancho;
adicion1=(( (575*100)/720)/100)*ancho;
x1_1=round(a+adicion);
x1_2=round(a+adicion1);

limites=[x3_1 x3_2; x4_1 x4_2; x2_1 x2_2;x1_1 x1_2];

%% CORTES POR CADA CILINDRO

cortecil3=map(limites(1,1):limites(1,2),p);
relacion=225/(length(cortecil3)-1);
grados3=170:relacion:395;

cortecil4=map(limites(2,1):limites(2,2),p);
relacion=225/(length(cortecil4)-1);
grados4=350:relacion:575;

cortecil2=map(limites(3,1):limites(3,2),p);
relacion=225/(length(cortecil2)-1);
grados2=530:relacion:755;

cortecil1=map(limites(4,1):limites(4,2),p);
relacion=225/(length(cortecil1)-1);
grados1=710:relacion:935;

cortes={cortecil3,cortecil4,cortecil2,cortecil1};

```

Posteriormente el algoritmo grafica los cortes de cada uno de los cilindros de la señal del sensor MAP.

```

figure
title('corte cilindros')
subplot(2,2,1)
plot(grados3,cortecil3)
title('Corte Cilindro 3')
xlabel ("Grados Cigüeñal ")
xtickformat('%g °')
ylabel ("Amplitud [V]")
grid on
subplot(2,2,2)
plot(grados4,cortecil4)
title('Corte Cilindro 4')
xlabel ("Grados Cigüeñal ")
xtickformat('%g °')
ylabel ("Amplitud [V]")
grid on
subplot(2,2,3)
plot(grados2,cortecil2)
title('Corte Cilindro 2')
xlabel ("Grados Cigüeñal ")
grid on
xtickformat('%g °')
ylabel ("Amplitud [V]")
subplot(2,2,4)
plot(grados1,cortecil1)
title('Corte Cilindro 1')
xlabel ("Grados Cigüeñal ")
xtickformat('%g °')
ylabel ("Amplitud [V]")
grid on

```

En la figura 5.54, se ilustra los cortes correspondientes a la admisión de cada cilindro, de estos cortes se obtiene la caracterización de la señal.

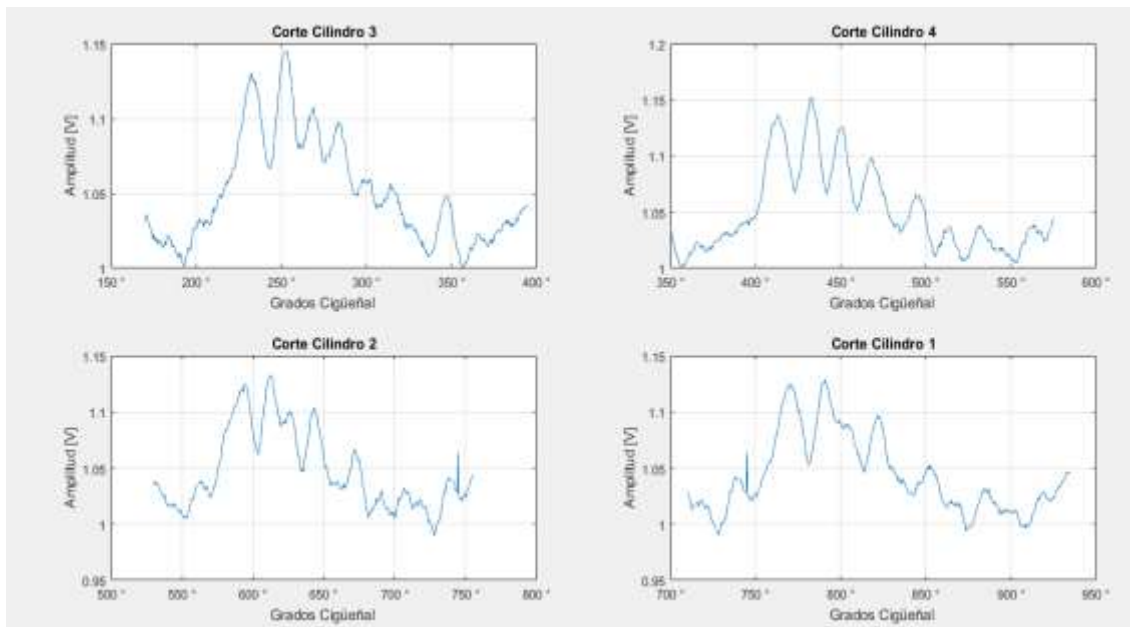


Figura 5.54 Gráfica de cortes por cilindro Fuente: Autores.

Los atributos estadísticos se calculan únicamente de la señal del MAP, por cada corte de cilindro se obtiene 18 datos estadísticos del Sensor MAP; que son los parámetros que permiten caracterizar la señal del sensor MAP.

Las ecuaciones para el cálculo son las establecidas en la tabla 5-8, que ayudan a obtener valores cuantitativos de las muestras, lo que permite la diferenciación de datos para obtener la más eficiente RNA.

(Delgado, 2018) propone las siguientes ecuaciones para la caracterización de una señal.

Tabla 5-8. Ecuaciones para caracterizar la señal del sensor MAP. Fuente: Autores.

Modelo	Ecuación	Referencia
	<i>Ecuación 1. Media Geométrica.</i>	
Media Geométrica	$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_n}{n}$	(1) (Vitutor , 2014)
Máximo	<i>Ecuación 2. Máximo.</i> Máximo valor = Max ()	(2) (Autores)
Mínimo	<i>Ecuación 3. Mínimo.</i> Mínimo valor = Min ()	(3) (Autores)
	<i>Ecuación 4. Mediana.</i>	
Mediana	$Me = L_i + \frac{\frac{N}{2} - F_{i-1}}{f_i} \cdot a_i$	(4) (Vitutor , 2014)
	<i>Ecuación 5. Covarianza.</i>	
Covarianza.	$\sigma_{XY} = \frac{\sum f_i x_i y_i}{N} - \bar{x} \bar{y}$	(5) (Vitutor , 2014)
	<i>Ecuación 6. Varianza.</i>	
Varianza	$\sigma^2 = \sum \frac{(X_n - \bar{X})^2}{n - 1}$	(6) (Maldonado , 2010)
	<i>Ecuación 7. Desviación estándar.</i>	
Desviación estándar	$\sigma = \sqrt{\sum \frac{(X_n - \bar{X})^2}{n - 1}}$	(7) (Calderón, F., 2012)
	<i>Ecuación 8. Moda.</i>	
Moda	$Mo = L_i + \frac{f_i - f_{i-1}}{(f_i - f_{i-1}) + (f_i - f_{i+1})} \cdot a_i$	(8) (Vitutor , 2014) Continúa...

Factor de Kurtosis	<i>Ecuación 9. Factor de Kurtosis.</i> $\alpha^4 = \frac{\mu^4}{\sigma^4} = \frac{\frac{1}{n} \sum (X_n - \bar{X})^4}{\left(\sqrt{\frac{\sum (X_n - \bar{X})^2}{n-1}} \right)^4}$	(9) (Auquilla Héctor, Beltrán César, 2016) <i>Continua...</i>
Coeficiente de Asimetría	<i>Ecuación 10. Coeficiente de Asimetría.</i> $CA = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \cdot \sum_{i=1}^n \left[\frac{X_n - \bar{X}}{\sigma} \right]^3$	(10) (Del Carmen,M , 2014)
Energía	<i>Ecuación 11. Coeficiente de Asimetría.</i> $E = \sum_{n=N_1}^{N_2} x(n) ^2$	(11) (Auquilla Héctor, Beltrán César, 2016)
Potencia	<i>Ecuación 12. Potencia.</i> $P = \frac{1}{N_2 - N_1 + 1} \sum_{i=N_1}^{N_2} X_n^2$	(12) (Auquilla Héctor, Beltrán César, 2016)
Área bajo la curva	<i>Ecuación 13. Área bajo la curva mediante regla del trapecio.</i> $\int_a^b f(x) dx \approx \frac{h}{2} \left[f(a) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(X_n) + f(b) \right]$	(13) (Auquilla Héctor, Beltrán César, 2016)
Entropía	<i>Ecuación 14. Entropía.</i> $E = \sum_{i=1}^n [x_n^2(i) \cdot \log(x_n^2(i))]$	(14) (National Instruments , 2010)
Coeficiente de variación	<i>Ecuación 15. Coeficiente de variación.</i> $CV = \frac{\sigma}{\bar{X}} \cdot 100\%$	(15) (Del Carmen,M , 2014)
Rango	<i>Ecuación 16. Rango.</i> <i>Rango = (MÁXIMO)- (MÍNIMO)</i>	(16) (Universo Fórmulas. , 2017) <i>Continua...</i>

Ecuación 17. Raíz Media Cuadrática.

Raíz Media Cuadrática

$$RMS = \sqrt{\frac{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2}{n}}$$

(17) (Universo Fórmulas. , 2017)

Ecuación 18. Factor Cresta.

Factor Cresta

$$Fc = \frac{V_{max}}{\sqrt{\frac{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_N^2}{n}}}$$

(18) (Sacerdoti, E. , 2014)

Con la ayuda de un bucle se realiza el cálculo de los atributos correspondiente a cada cilindro la codificación para esta sección es:

```
%% CALCULO DE ESTADISTICOS
```

```
for c=1:4
%   cortes={cortecil3,cortecil4,cortecil2,cortecil1};
corte=cortes(:,c);
grados=Grados(:,c);
corte=corte-recorte;
area(k,c)=trapz(grados,corte);
media(k,c)=mean(corte);
maximo(k,c)=max(corte);
minimo(k,c)=min(corte);
mediana(k,c)=median(corte);
covarianza(k,c)=cov(corte);
    varianza(k,c)=var(corte);
    des_standar(k,c)=std(corte);
    moda(k,c)=mode(corte);
    curtosis(k,c)=kurtosis(corte);
    rango(k,c)=maximo(k,c)-minimo(k,c);
    RMS(k,c)=rms(corte);
    f_cresta(k,c)=(maximo(k,c)/RMS(k,c));
    asimetria(k,c)=skewness(corte);
    energia(k,c)=trapz(grados,corte.^2);
    potencia(k,c)=(energia(k,c))/length(corte);
    entropia(k,c)= wentropy(corte, 'shannon');
    coef_variacion(k,c)=std(corte)/mean(corte);
end
```

```

cil3=[area(:,1);energia(:,1);entropia(:,1);maximo(:,1);media(:,1);
minimo(:,1);potencia(:,1);RMS(:,1)];
cil4=[area(:,2);energia(:,2);entropia(:,2);maximo(:,2);media(:,2);
minimo(:,2);potencia(:,2);RMS(:,2)];
cil2=[area(:,3);energia(:,3);entropia(:,3);maximo(:,3);media(:,3);
minimo(:,3);potencia(:,3);RMS(:,3)];
cil1=[area(:,4);energia(:,4);entropia(:,4);maximo(:,4);media(:,4);
minimo(:,4);potencia(:,4);RMS(:,4)];

end

```

Los datos estadísticos de cada uno de los cilindros se almacenan en la matriz “*muestra*”.

```

estadisticos=[cil1;cil2;cil3;cil4];
muestra(:,p)=estadisticos;
end

```

Luego se guardan todas las muestras con la caracterización de las 19 fallas, en la matriz denominada “*MatrizGeneral*”.

```

%Crear matriz de entrada
MatrizGeneral(:,m:n)=MatrizGeneral;
m=m+20;
n=n+20;

```

Po último se guarda la matriz “*entrada*” en formato de Excel (.xlsx) y en formato de Matlab (.mat), para realizar la clasificación de los atributos de mayor importancia.

```

d={'media','maximo','minimo','mediana','covarianza','varianza',
'des_estandar','moda','curtosis','rango','rms','f_cresta','asimetria',
'energia','potencia','area','entropia','coef_variacion'};

xlswrite('Matriz_General.xlsx',[d],strcat(num2str(w),'00.mat'),'A1')...
&
xlswrite('Matriz_General.xlsx',[ analisis],strcat(num2str(w),'00.mat'),
'A2');
end
save('Matriz_General.mat','MatrizGeneral');

```

Una vez completado el algoritmo se tiene una matriz General de los 18 datos estadísticos o atributos de las muestras correspondientes a cada una de las 19 fallas inducidas a la unidad experimental.

5.7 Clasificación de atributos de las señales temporales.

Para garantizar el eficaz funcionamiento del sistema de diagnóstico, se realiza un análisis mediante varios métodos estadísticos de los 18 atributos, con el objetivo de obtener los más influyentes para la diferenciación entre fallas y evitar que el sistema se confunda, en la figura 5.55 se presenta el proceso a seguir.

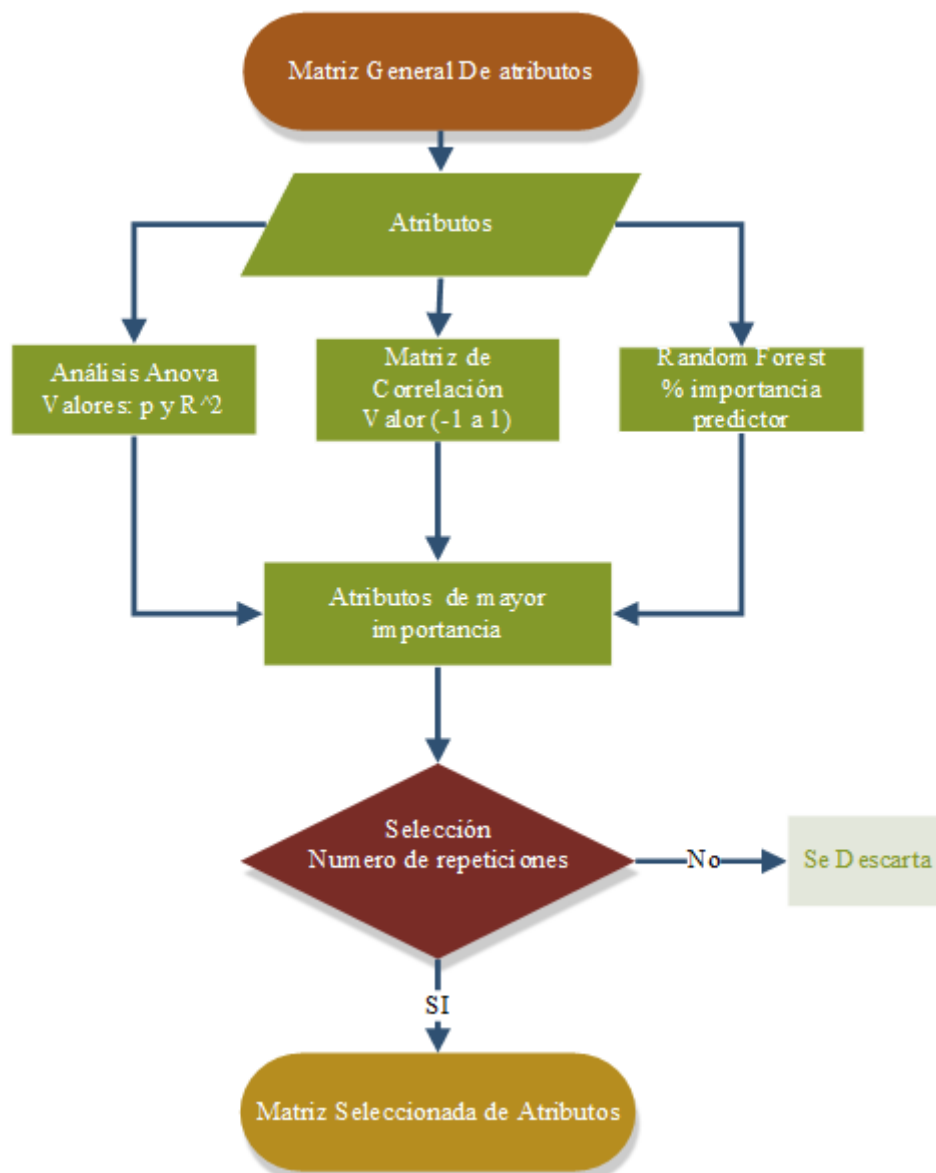


Figura 5.55 Flujograma para la selección de atributos. Fuente: Autores.

A continuación, se explica el proceso de análisis para la selección de los atributos con más relación en la determinación de los fallos.

5.7.1 Análisis de Varianza (ANOVA).

La aplicación del método estadístico (ANOVA), prueba la hipótesis de que las medias de dos o más poblaciones son iguales (Minitab 2018 , 2018).

Para determinar los mejores atributos de entrada, se desarrolla el análisis ANOVA de un solo factor, consecuentemente con el análisis de Pareto realizado en Matlab, sirve para adquirir los mejores atributos que ingresan a la matriz de selección general.

El análisis de varianza (ANOVA) de un solo factor, se realiza a todos los 18 atributos estadísticos, con el fin de obtener los valores que ayuden a clasificar los atributos, por ejemplo: R-cuad., valor p , gráfica de intervalos, gráficas de residuos, y comparaciones en parejas de Tukey.

R-cuad.: El R^2 determina el porcentaje de variación en la respuesta. De tal manera mientras mayor sea el valor de R^2 , mejor se ajusta el modelo a los datos. El valor de R^2 esta entre 0% y 100% (Support.minitab, 2017).

El valor de p : determina si los resultados son estadísticamente significativos. El valor de p oscila entre 0 y 1. Para un nivel de significancia, suele usarse un valor 0.05, entonces, si el valor p es menor que o igual a 0.05, el valor tiende a ser no significativo (Cabrera, Ronquillo , 2016).

A continuación, se presenta el procedimiento para realizar el método de análisis varianza (ANOVA), en el software estadístico (Minitab), se ilustra un ejemplo realizado a la variable estadística media.

En primera instancia para el desarrollo del ANOVA de un solo factor, se procedió a insertar los 18 factores estadísticos en la hoja de trabajo del software estadístico Minitab (Ver figura 5.56), respectivamente cada factor en cada columna, consecuentemente en la columna final se coloca el código de cada falla.

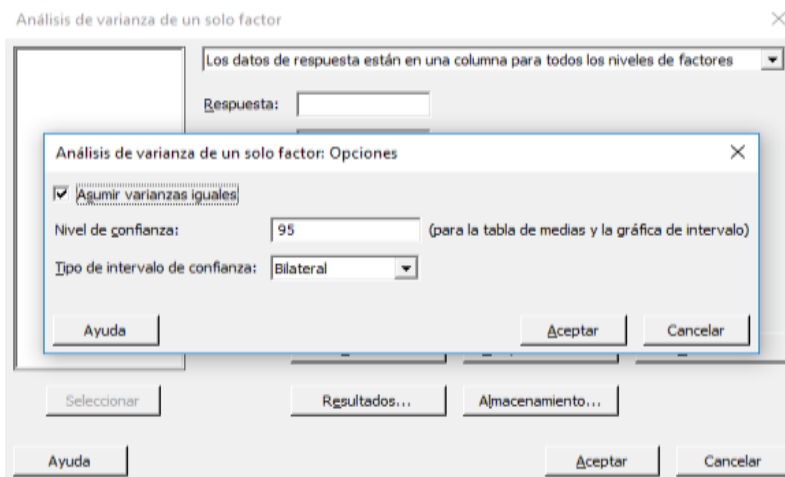


Figura 5.58 Ingreso de valores en la pestaña opciones. Fuente: Autores.

En la pestaña comparaciones, se selecciona la opción Tukey, posteriormente en la sección resultados, se escoge la opción pruebas, como se muestra en la figura 5.59.

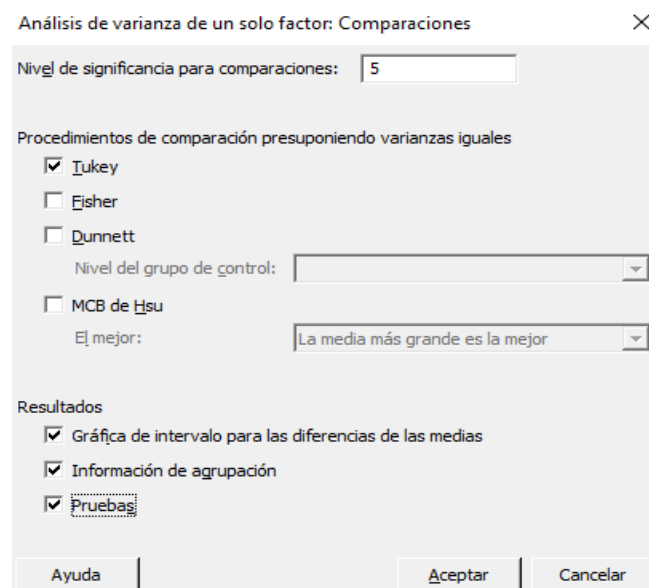


Figura 5.59 Selección de métodos de análisis para la ilustración de resultados. Fuente: Autores.

Al seleccionar la pestaña gráfica (Figura 5.60), se visualiza, la sección gráfica de datos, en donde se escoge la gráfica de intervalo, y en la sección gráfica de resultados, se selecciona la opción cuatro en uno.

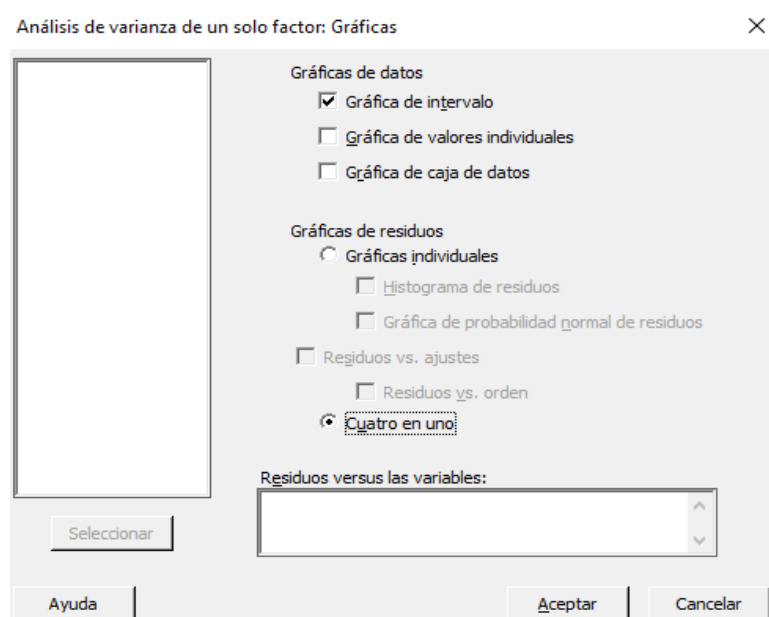


Figura 5.60 Selección para la ilustración de gráficas. Fuente: Autores.

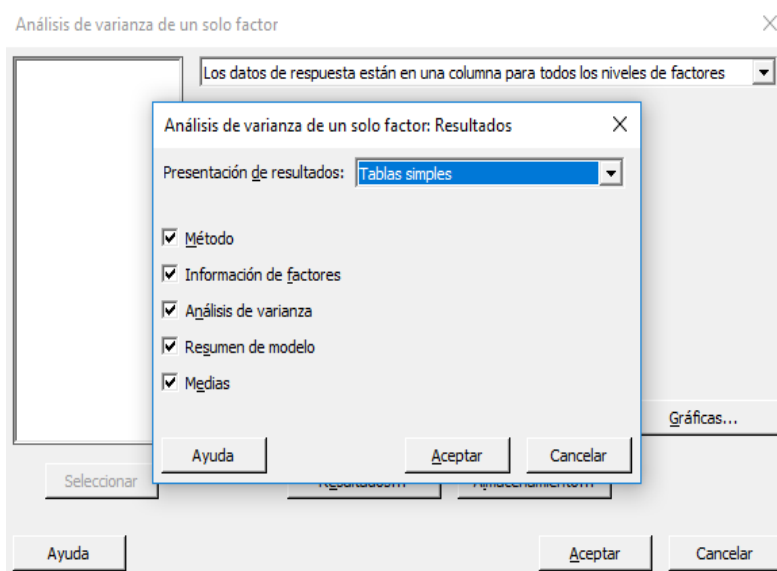


Figura 5.61 Ventana para seleccionar presentación de resultados. Fuente: Autores.

En la opción resultados, como se muestra en la figura 5.61, no se realiza ningún cambio, de tal manera que se deja de forma predeterminada la ventana.

Para obtener los valores numéricos de ajustes y residuos en cada ANOVA que se realice, se selecciona las dos opciones de ajustes y residuos, como se visualiza en la figura 5.62.

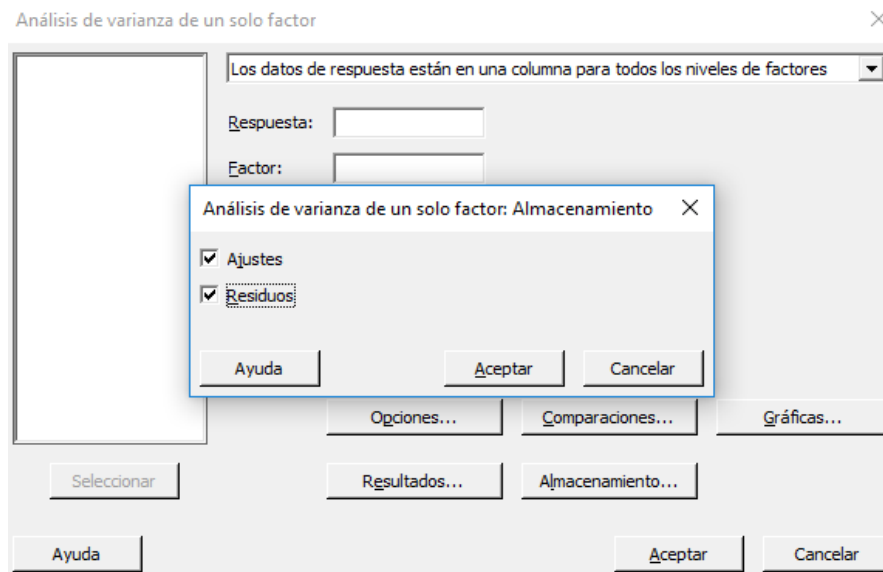


Figura 5.62 Ventana para selección de almacenamiento. Fuente: Autores.

Para realizar cada uno de los análisis de varianza, en primera instancia se tiene que escoger el factor estadístico en la opción respuesta, como se observa en la figura 5.63, en donde se seleccionó la media, posteriormente se selecciona la variable respuesta, en la opción factor, esta última opción siempre es la misma para todos los ANOVAS.

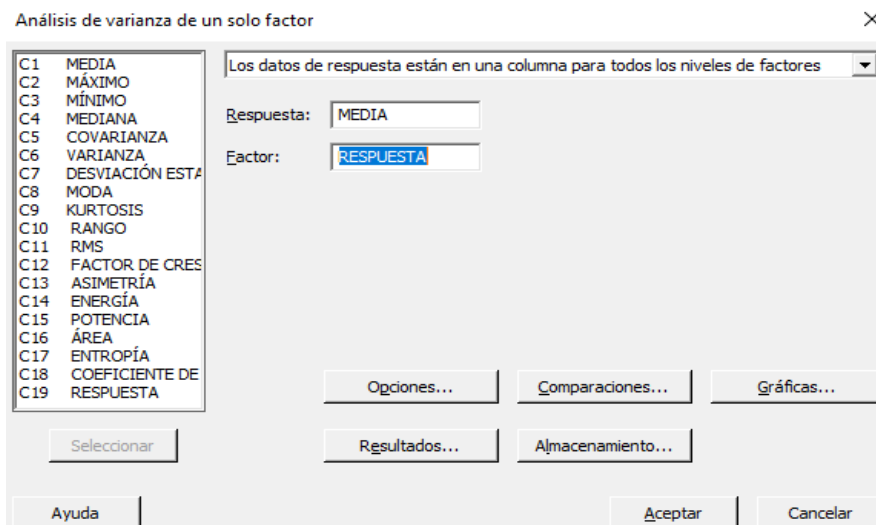


Figura 5.63 Selección de respuesta y factor. Fuente: Autores.

Las gráficas de resultado obtenidas mediante el análisis de varianza (ANOVA), realizado a la variable estadística media, se muestra en las figuras 5.64, 5.65 y 5.66, en donde se ilustra las gráficas de residuos, intervalos y comparaciones en parejas de Tukey respectivamente.

En la gráfica 5.64 (Residuos vs Valor ajustes), se verifica que, para la variable “media”, los puntos no presentan ningún patrón en forma de embudo o corneta, debido a que se encuentran distribuidos aleatoriamente, por lo que se acepta el supuesto de una varianza constante. En la gráfica 5.64 (Residuos vs Orden de observación), se verifica que los puntos son independientes entre sí, ya que no están correlacionados, se encuentran ubicados aleatoriamente alrededor de la línea central o línea 0. En la gráfica 5.64 (Gráfica de probabilidad normal), se acepta el supuesto de la normalidad, ya que se corrobora que los datos están distribuidos normalmente, los datos siguen la tendencia a una línea recta. En la gráfica 5.64 (Histograma), se muestra una correcta distribución de los datos.



Figura 5.64 Gráficas de residuos para la variable estadística MEDIA. Fuente: Autores.

En la gráfica 5.65, se verifica la variación e independencia de las muestras de la variable estadística MEDIA, ya que presenta una aleatoriedad.



Figura 5.65 Gráfica de intervalos de MEDIA vs RESPUESTA. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,718252	A
falla1400	1680	0,557408	B
falla1000	1680	0,399426	C
falla1100	1680	0,264651	D
falla1900	1680	0,204046	E
falla200	1680	0,146306	F
falla400	1680	0,142964	G
falla1200	1596	0,137227	H
falla500	1680	0,132722	I
falla600	1680	0,126051	J
falla1800	1680	0,123731	K
falla300	1680	0,089256	L
falla700	1680	0,072828	M
falla800	1680	0,067572	N
falla900	1680	0,056147	O
falla100	1680	0,042298	P
falla1300	1680	0,001022	Q
falla1500	1680	-0,096551	R
falla1600	1680	-0,182944	S

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 5.66 Comparaciones en parejas de Tukey de la variable estadística MEDIA. Fuente: Autores.

Para determinar si existe relación en los grupos, se usa el método de Tukey, el mismo establece, que los grupos que no comparten información tienen una diferencia media que es estadísticamente significativa (Minitab 2018 , 2018).

En la figura 5.66 de comparaciones en parejas de Tukey de la media, se observa que las diferencias de las medias son significativamente diferentes, por lo que este factor estadístico es correcto usar para la matriz de selección general.

En todos los análisis de varianza realizados, existen grupos que no comparten ninguna letra, es decir en las gráficas de comparaciones en parejas de Tukey, sin embargo, hay grupos que comparten algunas letras, el motivo es por lo que tienen similitudes en los valores estadísticos. Se comprueba estadísticamente que existe la variación de las señales en diferentes condiciones de funcionamiento, lo cual conlleva a concluir que el sistema de RNA puede realizar la acción de diferenciar las fallas mecánicas en el motor.

El factor estadístico de coeficiente de variación, presenta un valor de $p = 1$, con un valor de R-cuad. de 0.00%, y en las comparaciones en parejas de Tukey (Ver figura 5.67), el grupo comparte en su totalidad la letra A, por lo que se determina que el factor no presenta una diferencia estadísticamente significativa, en consecuencia, no se considera este factor para el estudio.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

C19	N	Media	Agrupación
"falla1300"	1680	1,94	A
"falla900"	1680	0,902	A
"falla100"	1680	0,79397	A
"falla800"	1680	0,54520	A
"falla700"	1680	0,49602	A
"falla300"	1680	0,373467	A
"falla1800"	1680	0,282739	A
"falla600"	1680	0,27722	A
"falla500"	1680	0,253336	A
"falla1200"	1680	0,247430	A
"falla400"	1680	0,239264	A
"falla200"	1680	0,222961	A
"falla1900"	1680	0,162730	A
"falla1100"	1680	0,097904	A
"falla1000"	1680	0,091918	A
"falla1400"	1680	0,090621	A
"falla1700"	1680	0,069467	A
"falla1600"	1680	-0,134029	A
"falla1500"	1680	-0,250836	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 5.67 Comparaciones en parejas de Tukey del factor coeficiente de variación. Fuente: Autores.

En la tabla 5-9, se indica los valores de R-cuad., y valor de p , de todos los factores estadísticos analizados mediante el análisis de varianza ANOVA.

Tabla 5-9 Tabla de valores de R-cuad. Fuente: Autores.

Factores estadísticos	R- cuad.	Valor p
Media	99.39	0.000
Máximo	99.38	0.000
Mínimo	99.38	0.000
Mediana	99.40	0.000
Covarianza	97.28	0.000
Varianza	97.28	0.000
Desviación estándar	96.84	0.000
Moda	99.38	0.000
Kurtosis	70.44	0.000
Rango	95.94	0.000
RMS	99.26	0.000
Factor de Cresta	98.28	0.000
Asimetría	71.23	0.000
Energía	99.25	0.000
Potencia	99.25	0.000
Área	99.39	0.000
Entropía	99.16	0.000
Coeficiente de variación	0.00	1.000

Para realizar el diagrama de Pareto en el software de programación Matlab, se usa los valores estadísticos de R-cuad, debido a que indica el porcentaje de variación en la respuesta.

El de valor p , y las gráficas de residuos e intervalos se analizó para corroborar los valores de R-cuad, para descartar factores que no estén con una diferencia estadísticamente significativa.

Para el desarrollo del diagrama de Pareto en el software de programación Matlab, se usa el siguiente algoritmo.

```
load('anovadatos.mat') %Se carga los datos de R-cuad.
figure %Un panel para graficación
subplot(2,1,1) %Se subdivide ventana de graficación
d= categorical({'media','maximo','minimo','mediana','covarianza',
    'varianza','des_estandar','moda','curtosis',...
    'rango','rms','f_cresta','asimetria','energia','potencia','area',
    'entropia','coef_variacion'});
bar(d,anova); %Gráfico de barras
nombre={'media','maximo','minimo','mediana','covarianza','varianza',
    'des_estandar','moda','curtosis',...
    'rango','rms','f_cresta','asimetria','energia','potencia','area',
    'entropia','coef_variacion'};
subplot(2,1,2) %Se subdivide ventana de graficación
pareto(anova,nombre) %diagrama de pareto
```

El diagrama de Pareto (Ver figura 5.68), permite realizar un análisis de prioridades, el mismo prioriza de mayor a menor, de izquierda a derecha, respectivamente.

El análisis de Pareto se basa en el valor de R-cuad., obtenido del análisis de varianza ANOVA, realizado a todos los factores estadísticos, con el objetivo de escoger los mejores factores, los cuales serán ingresados en la matriz de selección general, donde se comparará con todos los demás resultados de los métodos estadísticos utilizados para obtener los más efectivos factores que serán usados para entrenar la RNA.

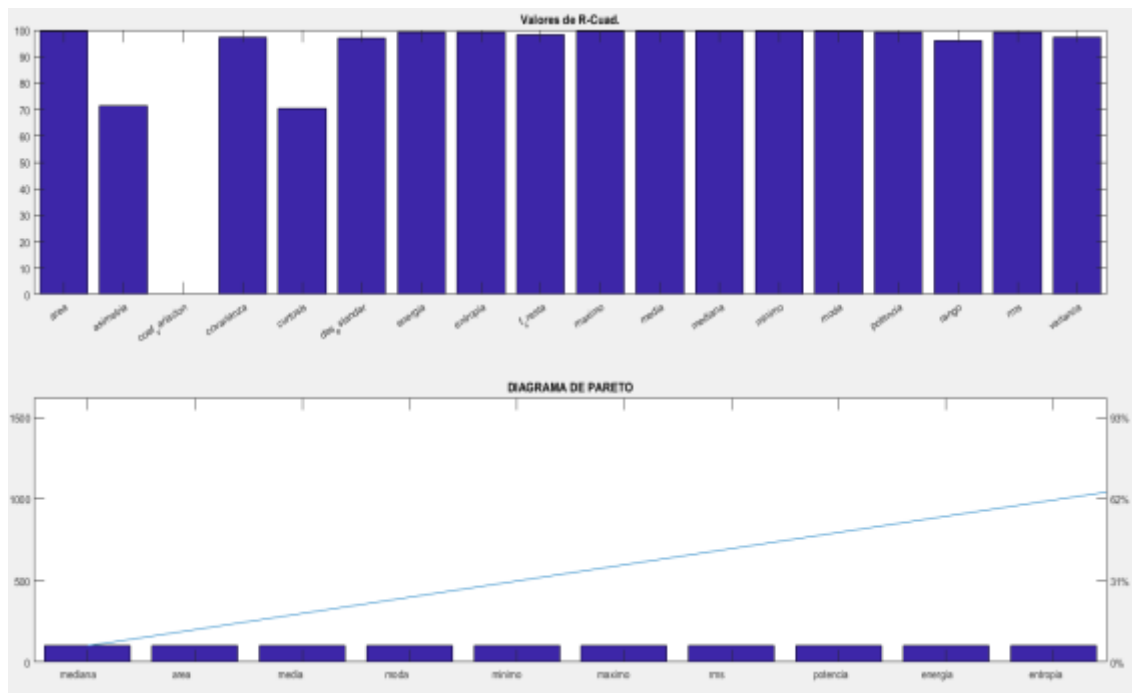


Figura 5.68 Diagrama de Pareto. Fuente: Autores.

Los factores seleccionados para utilizarlos en la matriz de selección general son:

- Mediana
- Área
- Media
- Moda
- Mínimo
- Máximo
- RMS
- Potencia
- Energía
- Entropía

El diagrama de Pareto realizado (Ver figura 5.68), permite obtener como resultado 10 factores estadísticos de los 18 factores estadísticos en total. Los factores obtenidos del diagrama de Pareto son ingresados en la matriz de selección general, para la evaluación con los resultados de los otros métodos estadísticos aplicados, con el objetivo de obtener los más efectivos factores estadísticos.

5.7.2 Análisis de Correlación.

Para determinar con mayor exactitud, los atributos que influyen en la diferenciación de las fallas, y poder garantizar que la RNA no tienda a confundirse se procede a analizar la matriz de correlación y de acuerdo con los resultados se descartan las variables que no aportan al estudio, es decir las que puedan confundir a la RNA.

Según, Suárez, (2015), los coeficientes de correlación dependen de las siguientes características:

- Si $C \approx 1.00$, existe una relación fuerte entre las variables, y es una relación lineal positiva.
- Si $C \approx -1.00$, existe una relación fuerte entre las variables, y es relación lineal negativa.
- Si $C = 0$, no existe correlación entre las variables.
- Si los coeficientes de correlación disminuyen a un valor próximo a cero ($0 < C < 0.7$), existe relación entre las variables, pero su regresión lineal es débil.

En la figura 5.69, se ilustra la matriz de correlación del atributo estadístico entropía, el mismo se obtuvo mediante método de Pearson.

En la gráfica de la figura 5.69, se analiza la correlación que existe en todas las 19 fallas del atributo entropía, de tal manera que se verifica si existe una diferencia significativa, es decir que no haya correlación.

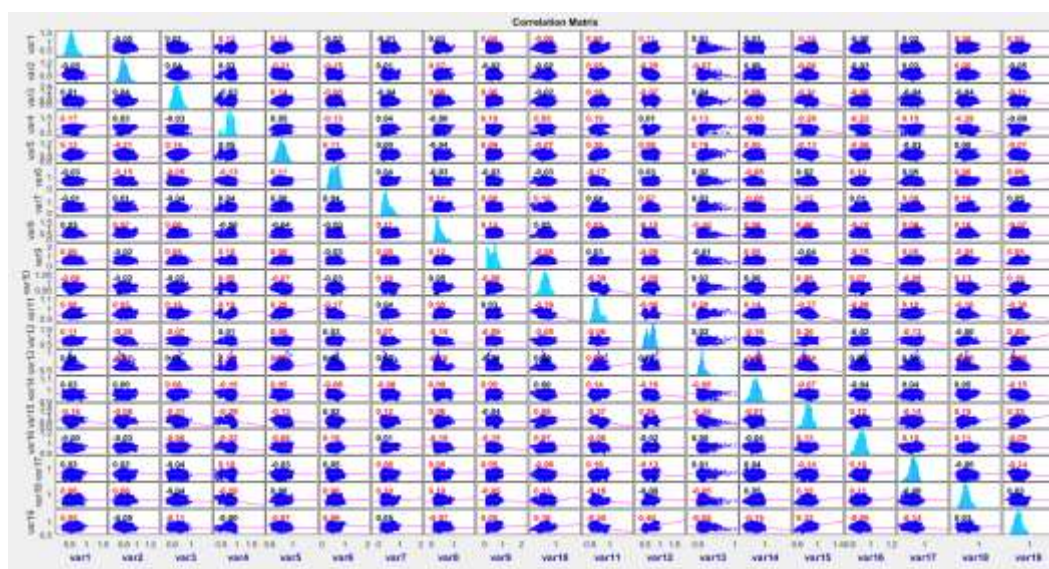


Figura 5.69 Gráfica de correlación del factor estadístico entropía de todas las 19 fallas en estudio. Fuente: Autores.

En la gráfica de la figura 5.69 de correlación se puede visualizar que existe una diferencia estadísticamente significativa debido a que hay en su mayoría valores resaltados de color negro que indican que no existe correlación entre los datos, por lo que el valor estadístico de entropía es apto para el estudio.

Con el criterio de interpretación antes mencionado, se procede a seleccionar los atributos, de manera que se obtiene los siguientes resultados:

- Coeficiente de variación
- Área
- RMS
- Media
- Energía
- Entropía
- Moda
- Mínimo
- Mediana
- Potencia

5.7.3 Análisis de Random Forest.

Este método de árboles de decisión (TreeBagger) permite, medir la importancia de las variables, basado en un conjunto de árboles aleatorios contando el número de veces que cada variable es seleccionada por todos los árboles individuales del conjunto.

Se usa un algoritmo en Matlab para predecir la importancia de los predictores (Unbiased Predictor Importance Estimates), es decir las variables que más influyen en la clasificación.

El algoritmo inicia cargando las variables de entrada y respuesta para realizar el análisis.

```
% Estimaciones de Importancia de Predictores
clear all
clc
load(' analisis.mat');
media=analisis(:,1);maximo=analisis(:,2);minimo=analisis(:,3);
mediana=analisis(:,4);covarianza=analisis(:,5);varianza=analisis(:,6);
des_estandar=analisis(:,7);moda=analisis(:,8);curtosis=analisis(:,9);rang
o=analisis(:,10);rms=analisis(:,11);f_cresta=analisis(:,12);asimetria=ana
lisis(:,13);energia=analisis(:,14);potencia=analisis(:,15);area=analisis(
:,16);entropia=analisis(:,17);coef_variacion=analisis(:,18);
load ('respuesta2.mat');
```

Luego el algoritmo, agrupa las variables de entrada y respuesta en una sola variable, para ingresar como dato de entrada en el árbol de decisión (TreeBagger).

```
X =
table(media,maximo,minimo,mediana,covarianza,varianza,des_estandar,moda,
curtosis,rango,rms,f_cresta,asimetria,energia,potencia,area,entropia,coef
_variacion,respuesta1);
```

Se define los parámetros para la creación de los árboles de decisión (TreeBagger) y el método que utilizara para la estimación; existen tres métodos para realizar la estimación de importancia de predictores.

- **Curvature test.**

La prueba de curvatura es una prueba estadística que evalúa la hipótesis nula de que dos variables no están asociadas. Para esto selecciona el predictor de división que minimiza el valor p de las pruebas de independencia chi-cuadrado entre cada predictor y la respuesta (Loh W. a., 1997).

- **Standard CART.**

Este método tiende a seleccionar predictores divididos que contienen muchos valores distintos, es decir selecciona el predictor de división que maximiza la ganancia de criterio, dividido sobre todas las divisiones posibles de todos los predictores (Breiman, 1984).

- **Interaction test.**

La prueba de interacción es una prueba estadística que evalúa la hipótesis nula de que no hay interacción entre un par de variables de predicción y la variable de respuesta; es decir elige el predictor dividido que minimiza el valor p de las pruebas de independencia chi-cuadrado entre cada predictor y la respuesta, y que minimiza el valor p de una prueba de independencia chi-cuadrado entre cada par de predictores y la respuesta (Loh W. , 2002).

Conscientemente se procede a crear el TreeBagger con 200 árboles, al aplicar el método Curvature Test.

```
%% Curvature Test
rng('default');
Mdl =
TreeBagger(200,X,'respuesta1','Method','regression','Surrogate','on',...
'PredictorSelection','curvature','OOBPredictorImportance','on');
```

Una vez creado el árbol, se predice el error de cada uno de los predictores con el comando “*OOBPermutedPredictorDeltaError*”, pero para en el caso de estudio se requiere las variables que menos error tienen, por tal motivo se calcula el máximo error y se resta del resultado obtenido de la predicción del error, consecuentemente a este resultado se realiza el diagrama de Pareto.

```
imp = Mdl.OOBPermutedPredictorDeltaError;
aa=max(imp);
bb=aa-imp;
```

Finalmente, el algoritmo grafica los resultados de los atributos de mayor importancia.

```
figure
subplot (2,1,1)
d=
categorical({'media','maximo','minimo','mediana','covarianza','varianza',
'des_estandar','moda','curtosis','rango','rms','f_cresta','asimetria',
'energia','potencia','area','entropia','coef_variacion'});

bar(d,bb);
title('Curvature Test');
ylabel('Estimaciones de importancia del predictor');
xlabel('Predictores');

nombre={'media','maximo','minimo','mediana','covarianza','varianza',
'des_estandar','moda','curtosis','rango','rms','f_cresta','asimetria',
'energia','potencia','area','entropia','coef_variacion'};
subplot(2,1,2)
pareto(bb,nombre)
```

En figura 5.70, se muestra la gráfica de los predictores en función de la importancia que tiene cada uno.

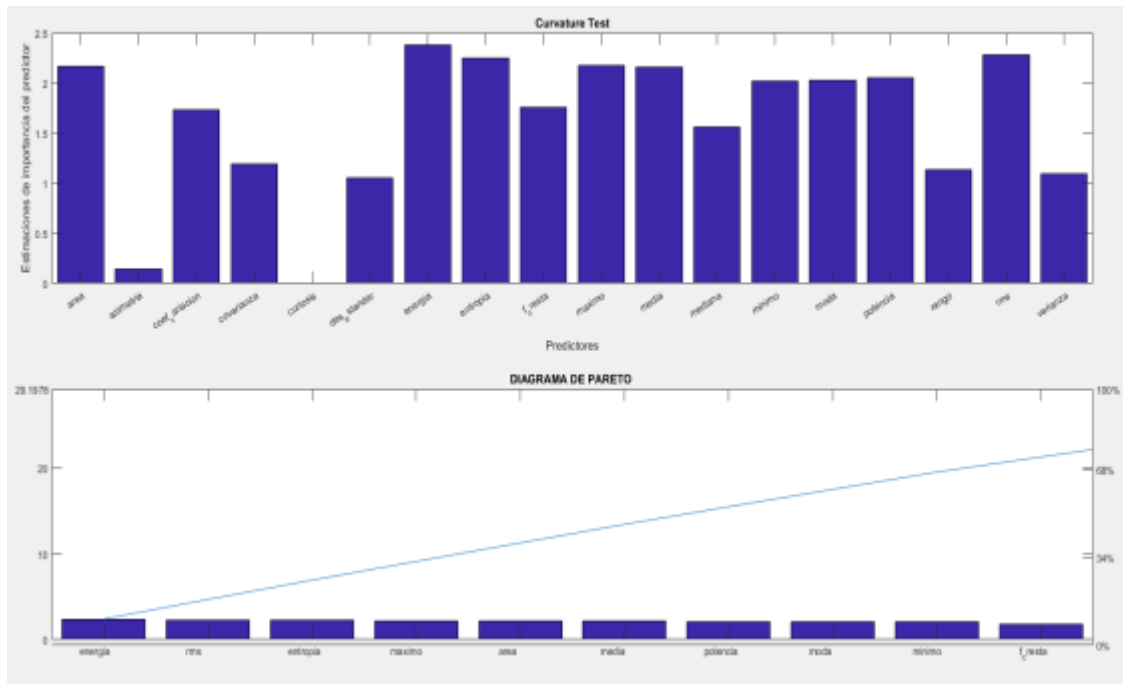


Figura 5.70 Resultado del método Curvature Test. Fuente: Autores.

El diagrama de Pareto de la figura 5.70, muestra los 10 atributos de mayor prioridad para el estudio.

A continuación, el algoritmo crea el siguiente método Standard CART.

```
%% Standard CART'
MdlCART =
TreeBagger(200,X,'respuesta1','Method','regression','Surrogate','on',...
'OOBPredictorImportance','on');
impCART = MdlCART.OOBPermutedPredictorDeltaError;

aa1=max(impCART);
bb1=aa1-impCART;
figure
subplot(2,1,1)
bar(d,bb1);
title('Standard CART');
ylabel('Estimaciones de importancia del predictor');
xlabel('Predictores');

subplot(2,1,2)
pareto(bb1,nombre)
```

En figura 5.71, se muestra la gráfica de los predictores en función de la importancia que tiene cada uno, según el método standard cart.

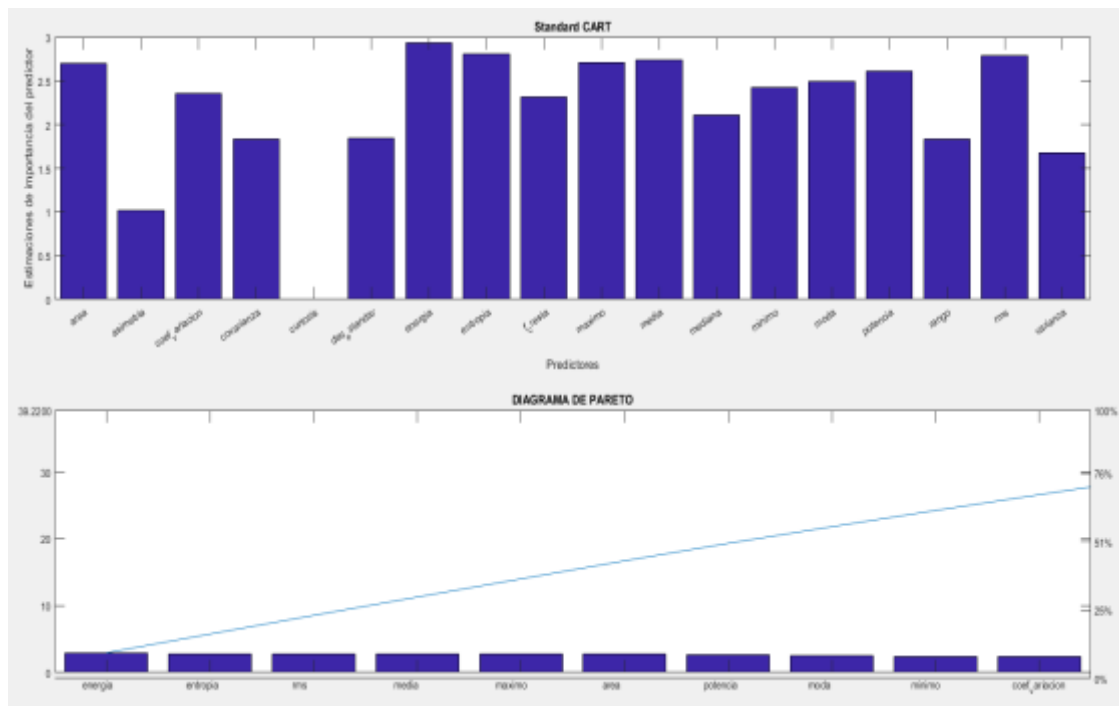


Figura 5.71 Resultado del método Standard CART. Fuente: Autores.

Los atributos mostrados en el diagrama de Pareto de la figura 5.71, están clasificados según la prioridad, siendo el de mayor importancia la energía de la señal.

Por último, se crea el método interaction test y el resultado se muestra en la figura 5.72.

```
% Random Forest Interaction-curvature
t = templateTree('NumPredictorsToSample','all',...
    'PredictorSelection','interaction-curvature','Surrogate','on');
rng(1);
Mdl =
fitrensemble(X,'respuesta1','Method','bag','NumLearningCycles',200,...
    'Learners',t);
yHat = oobPredict(Mdl);
R2 = corr(Mdl.Y,yHat)^2
impOOB = oobPermutedPredictorImportance(Mdl);
aa2=max(impOOB);
bb2=aa2-impOOB;
figure
subplot(2,1,1)
bar(d,bb2);
title('Interaction-curvature');
ylabel('Estimaciones de importancia del predictor');
xlabel('Predictores');
subplot(2,1,2)
pareto(bb2,nombre)
```

En figura 5.72, se muestra la gráfica de los predictores en función de la importancia que tiene cada uno, según el método Interaction test.

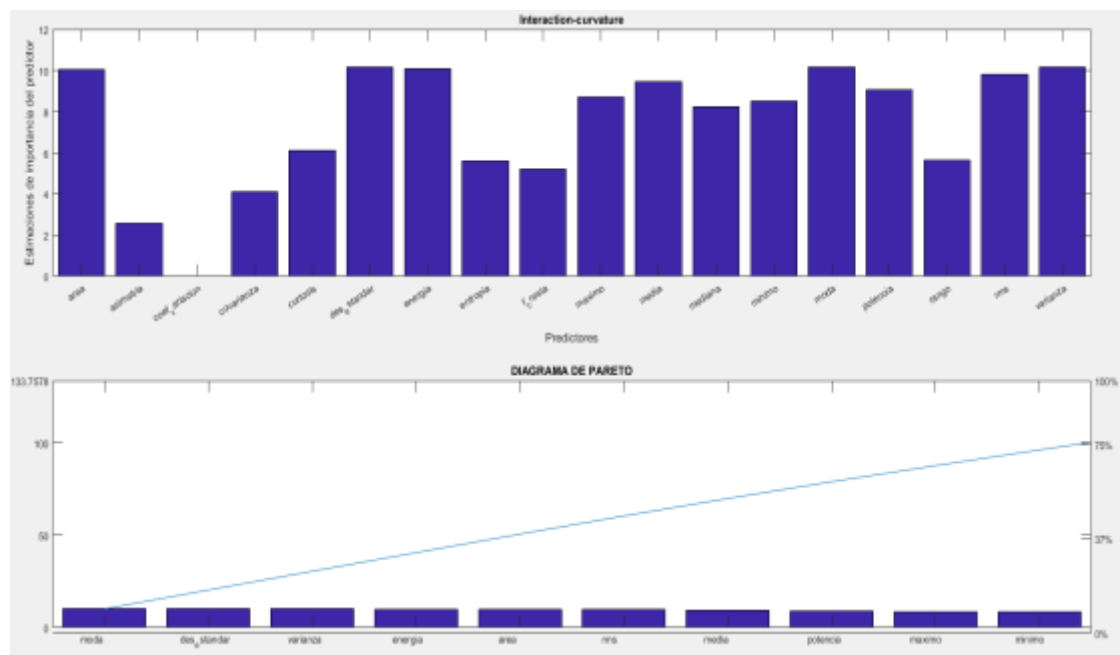


Figura 5.72 Resultado del método Interacción test. Fuente: Autores.

5.8 Elección de atributos de entrada para entrenamiento de la RNA.

Para la selección de los atributos estadísticos que se ingresa a la entrada de la RNA, se analiza el número de repeticiones de los atributos en la matriz de selección general, que se ilustra en la tabla 5-10, posteriormente se coloca el resultado de las repeticiones en la tabla 5-11, en donde se escoge los atributos que presentan mayor coincidencia en la matriz, los mismos están resaltados de color amarillo.

Tabla 5-10. Matriz de selección general. Fuente: Autores.

Métodos estadísticos	Atributos de mayor importancia de los respectivos métodos estadísticos									
Correlación	Coeficiente de variación	Área	RMS	Media	Energía	Entropía	Moda	Mínimo	Mediana	Potencia
Análisis de varianza (Anova)	Mediana	Área	Media	Moda	Mínimo	Máximo	RMS	Potencia	Energía	Entropía
Forest curvature	Energía	RMS	Entropía	Máximo	Área	Media	Potencia	Moda	Mínimo	Factor de Cresta
Forest standart cart	Energía	Entropía	RMS	Media	Máximo	Área	Potencia	Moda	Mínimo	Coeficiente de variación
Forest robust	Moda	Desviación estándar	Varianza	Energía	Área	RMS	Media	Potencia	Máximo	Mínimo

Tabla 5-11.Resultados del análisis de repeticiones de atributos. Fuente: Autores.

Atributos Estadísticos	Número de Repeticiones
Área	5
Energía	5
Coefficiente de variación	2
Desviación estándar	1
Entropía	4
Factor de cresta	1
Máximo	4
Mediana	2
Media	5
Mínimo	5
Potencia	5
RMS	5
Varianza	1

En resumen, los atributos que se utilizan para entrenar la RNA son:

- Área
- Energía
- Entropía
- Máximo
- Media
- Mínimo
- Potencia
- RMS

De acuerdo al análisis del método de correlación se verifica que los atributos moda y área comparten similar información, por lo que se descarta uno de ellos, siendo el atributo moda.

5.9 Algoritmo de redes neuronales en Matlab.

A continuación, en la figura 73 se describe el flujograma de la creación de la RNA.

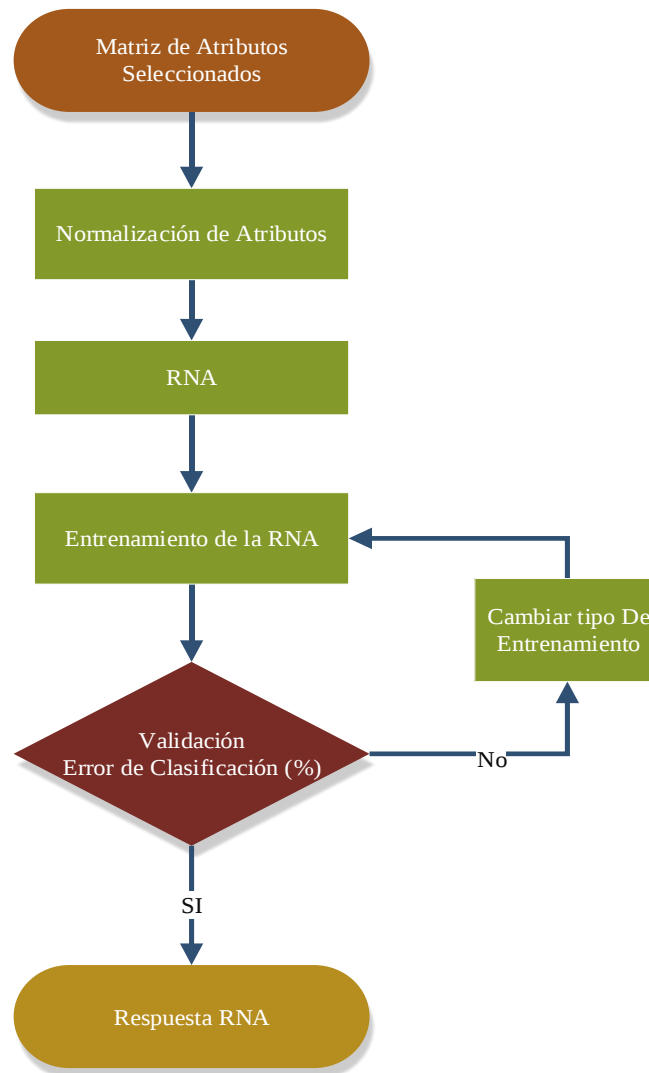


Figura 5.73 Flujograma creación de RNA. Fuente: Autores.

El algoritmo inicia con la lectura de la matriz de entrada y respuesta respectiva para la RNA.

```

clc
clear all
close all
load('matselecforestsinfilt.mat');
load('respuesta.mat');
  
```

Luego se obtiene el valor máximo de la entrada y la respuesta, para normalizar la matriz de atributos y con esto optimizar la creación de la RNA.

```

maximos=max(entrada);
maxresp=max(respuesta1(19,:));

for i=1:380 % (20 muestras *19 fallas=380)
    A(:,i)=entrada(:,i)/maximos(1,i);
end

for i=1:19% numero de fallas (# de filas)
    C(i,:)=respuesta1(i,:)/maxresp;
end
P=A;
y=C;

```

Una vez normalizada la matriz de atributos se procede a la creación de la RNA, por lo que se establece los siguientes parámetros:

- Tipo de Red Neuronal Artificial.
- Número de capas ocultas y neuronas.
- Funciones de activación.

```

red=newff(P,y,[80 160 60],{'tansig','tansig','tansig','tansig'});
view(red);

```

En la figura 5.74, se observan los parámetros de tipo de red neuronal, función de activación (tansig), número de neuronas de cada capa, número de capas ocultas, y los datos de entrada con las respectivas salidas.

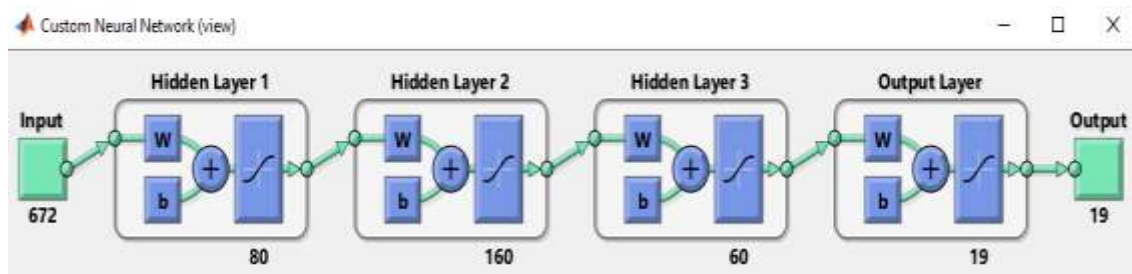


Figura 5.74 Estructura RNA. Fuente: Autores.

Ya creada la red se procede a entrenar, por lo que se define los parámetros para el entrenamiento:

- Tipo de entrenamiento.
- Número de épocas.
- Error máximo de entrenamiento.

```

[trainInd,valInd,testInd]=dividerand(P,0.7,0.15,0.15);
red.trainFcn='trainscg';
red.trainParam.goal=0;
red.trainParam.epochs=1e4;
red.trainParam.max_fail=1e10;
red.trainParam.min_grad=1e-30;
red=train(red,P,y);

```

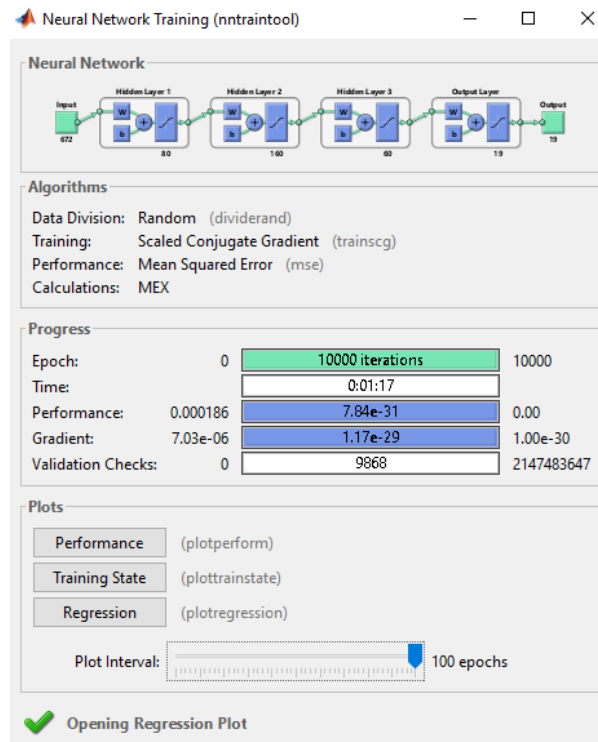


Figura 5.75 Entrenamiento de la RNA. Fuente: Autores.

Por último, el algoritmo simula la RNA, y se obtiene la matriz de respuesta con la gráfica del resultado agregado con la respuesta ideal del sistema (Ver figura 5.76).

```

out=sim(red9,P).*maxresp;
%% GRAFICA DE RESPUESTA
m=1;
n=20;
for i=1:19
gout(1,m:n)=out(i,m:n);
grespuestal(1,m:n)=respuestal(i,m:n);
m=m+20;
n=n+20;
end
figure
plot(grespuestal,'o')
hold on
plot(gout,'+')
legend('Respuesta Ideal','Respuesta red')
error=abs(mean(grespuestal-gout))

```

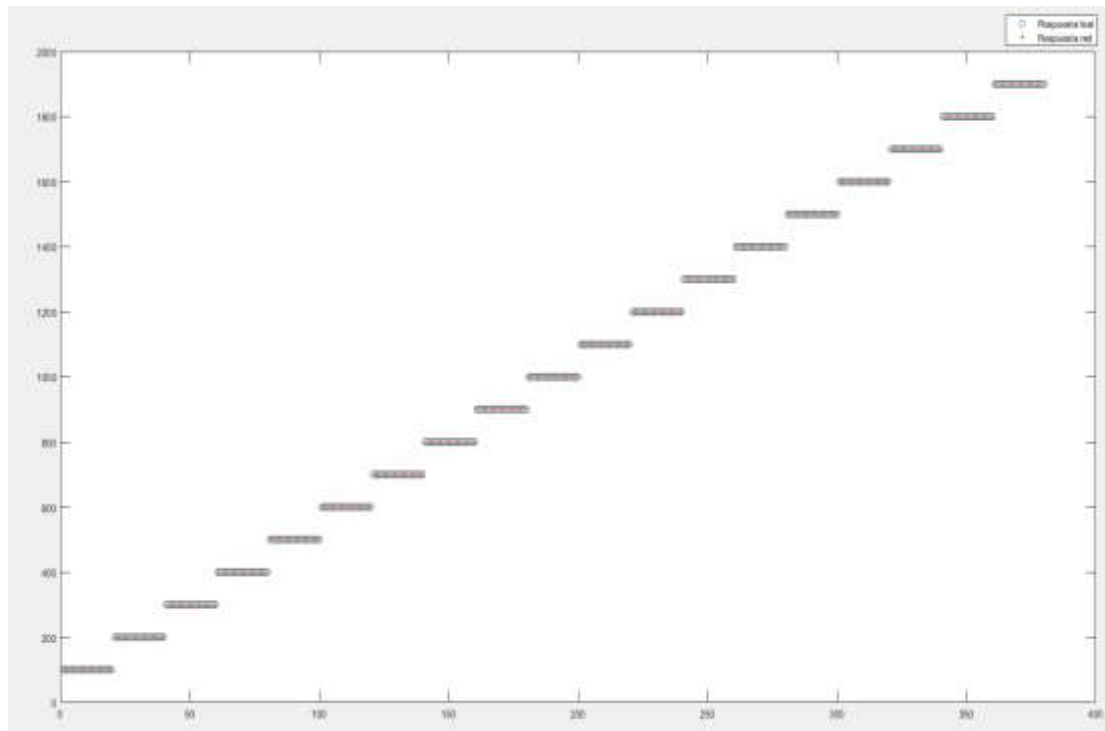


Figura 5.76 Gráfica de respuesta de la RNA. Fuente: Autores.

Una vez finalizado el algoritmo se verifica el error de la RNA entrenada si el error es mayor al 5%, se procede a cambiar los parámetros de entrenamiento para disminuir el error de clasificación de RNA y se vuelve a ejecutar el algoritmo.

5.10 Diseño del algoritmo para la identificación de patrones de fallas mecánicas en los motores de encendido provocado.

Ya establecida la matriz de atributos y seleccionada la RNA, se elabora un algoritmo en el software Labview para realizar el diagnóstico de fallas mecánicas en los MEP.

El diseño del algoritmo está sujeto a un proceso de análisis de señales, mismo que se ilustra en la figura 5.77.

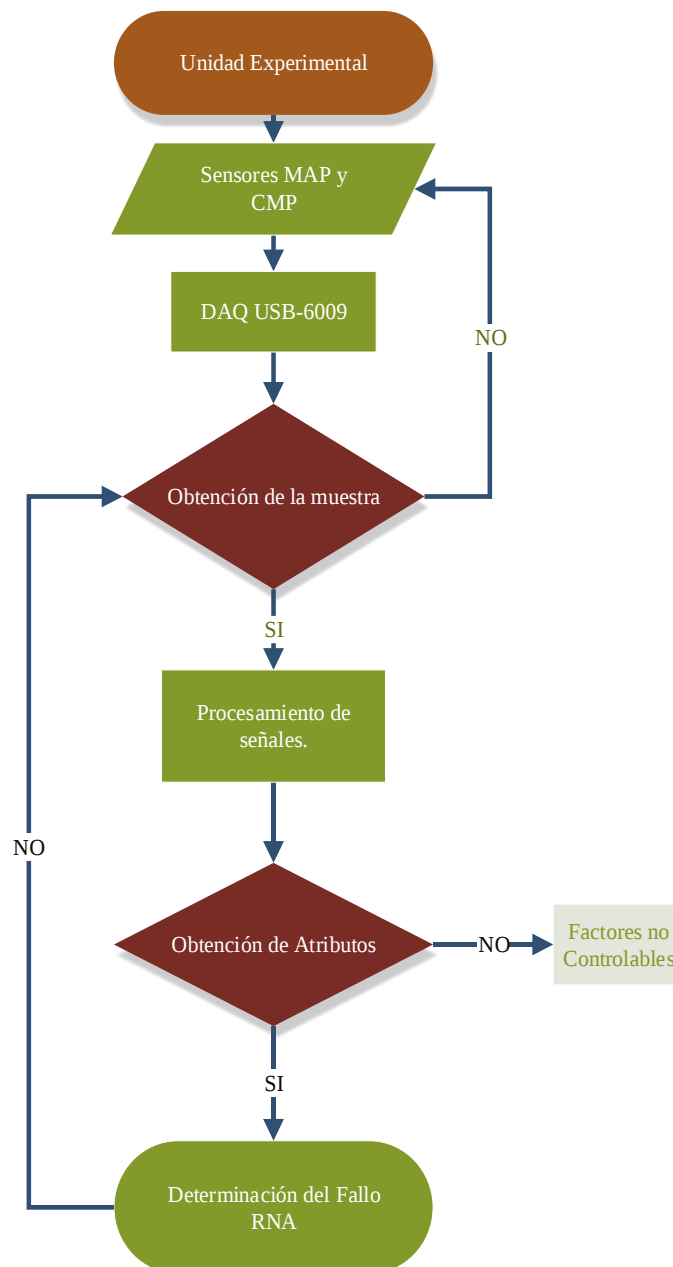


Figura 5.77 Flujograma para el diagnóstico de Fallas Mecánicas. Fuente: Autores.

El algoritmo inicia cargando el archivo de Excel de la señal temporal de los sensores MAP y CMP con el comando “*Read Delimited Spreadsheet*”, luego se filtra la señal del sensor CMP, para proseguir con el análisis se grafica la señal de los sensores.



Figura 5.78 Carga del archivo de señal. Fuente: Autores.

Consecuentemente el algoritmo calcula los atributos de la señal de los sensores en un bloque de “MathScript” de Labview (Ver figura 5.79), el código del bloque para la obtención de atributos está basado en la codificación descrita en la sección 5.6.

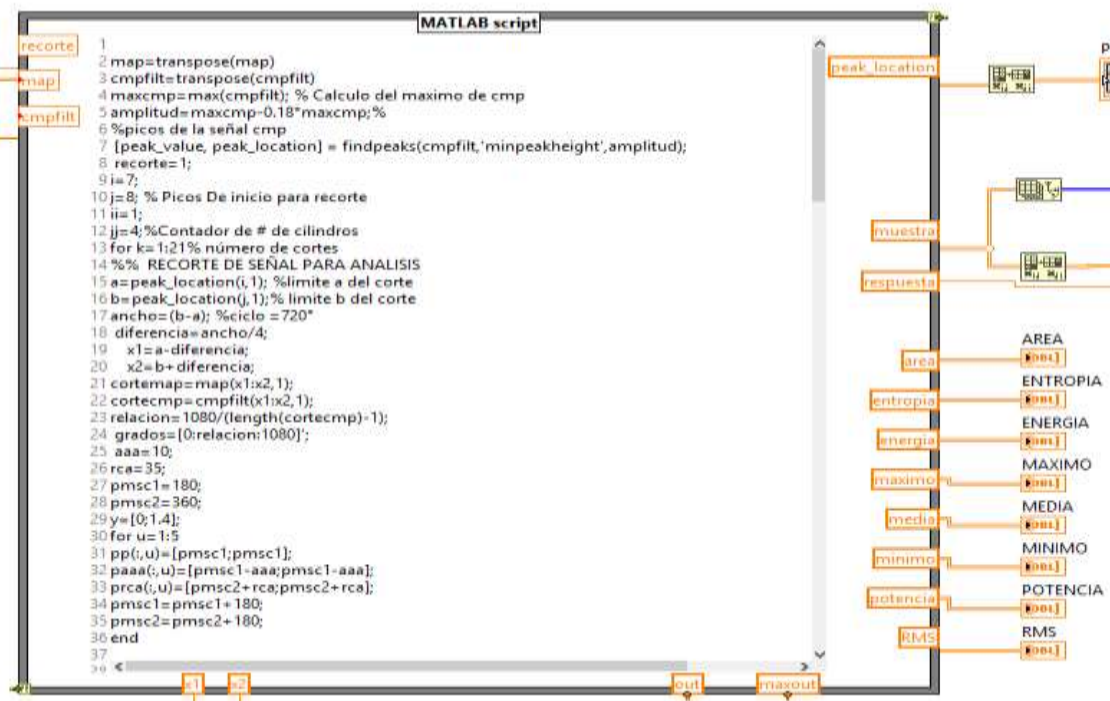


Figura 5.79 Obtención de atributos de la señal. Fuente: Autores.

La codificación del bloque que se muestra en la figura 5.80 carga la RNA ya entrenada y realiza el reconocimiento de las fallas. Consecuentemente, se gráfica los cortes de cada uno de los cilindros.

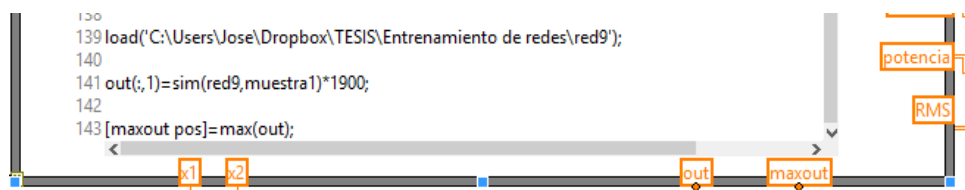


Figura 5.80 Carga de la RNA. Fuente: Autores.

Acto seguido, el algoritmo realiza un bucle comparativo de las diferentes 19 fallas inducidas en la unidad experimental, y termina con la identificación de la falla en el motor, la codificación utilizada se presenta en la figura 5.81.

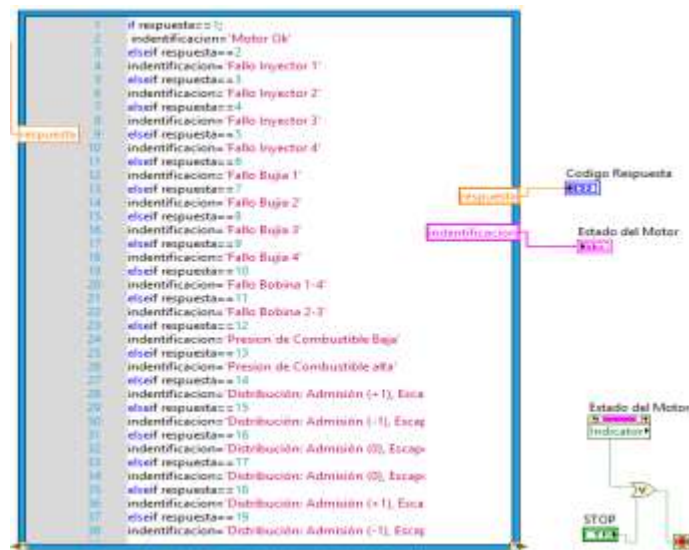


Figura 5.81 Evaluación de respuesta de diagnóstico. Fuente: Autores.

5.10. Funcionamiento del algoritmo de identificación de patrones de fallas mecánicas.

Al ejecutar el algoritmo descrito en el punto 5.9 se visualiza la plataforma de identificación de patrones de fallas mecánicas en los MEP, ilustrado en la figura 5.82.

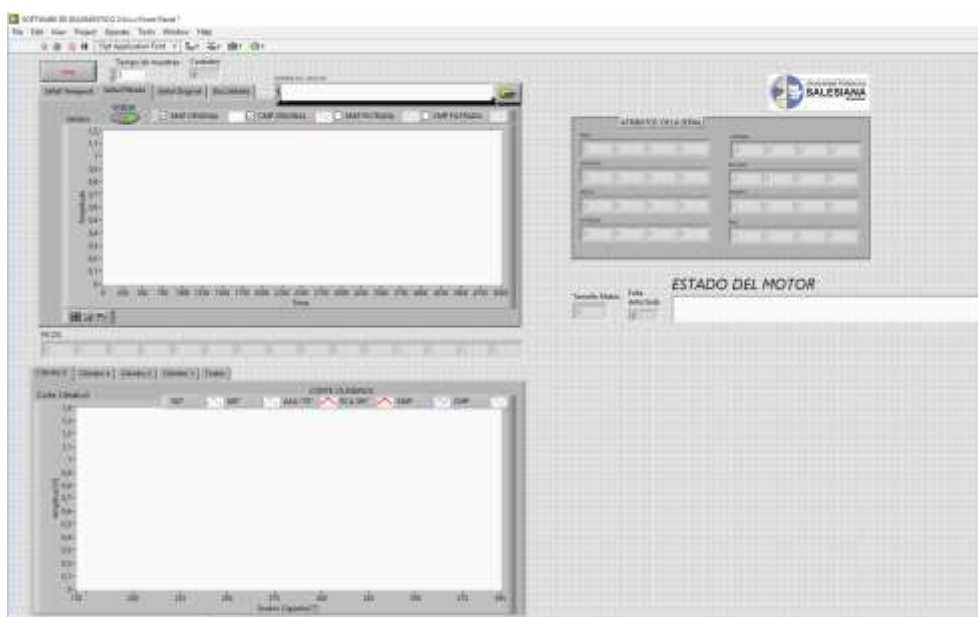


Figura 5.82 Plataforma de identificación de patrones de fallas mecánicas. Fuente: Autores.

Para poner en marcha el algoritmo se procede a elegir un archivo de señal temporal a realizar la identificación como se presenta en la figura 5.83.

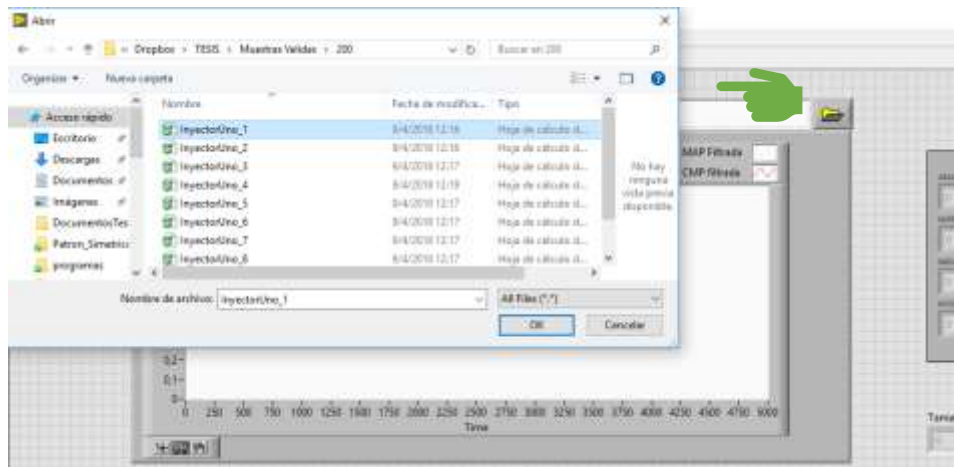


Figura 5.83 Selección del archivo de señal temporal. Fuente: Autores.

El algoritmo en primera instancia gráfica la señal original y filtrada de los sensores como se muestra en la figura 5.84 y 5.85 respectivamente.

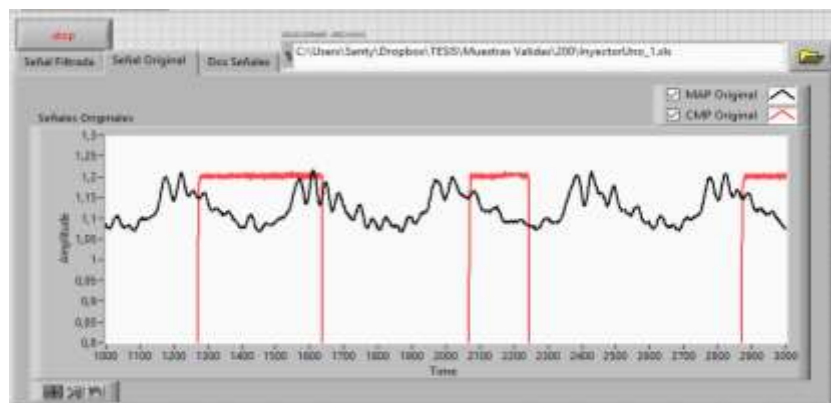


Figura 5.84 Señal temporal original de los sensores MAP y CMP. Fuente: Autores.

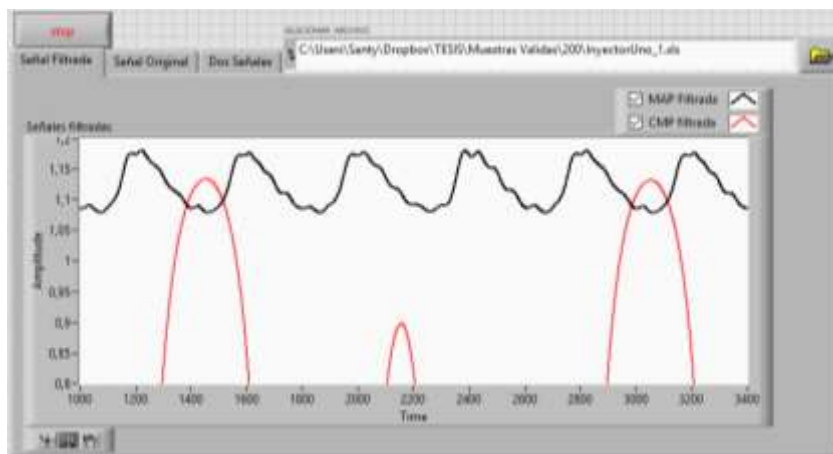


Figura 5.85 Señal Temporal filtrada de los sensores MAP y CMP. Fuente: Autores.

Consecuentemente el algoritmo realiza el análisis de la señal y obtiene los atributos de cada cilindro como se visualiza en las figuras 5.86.

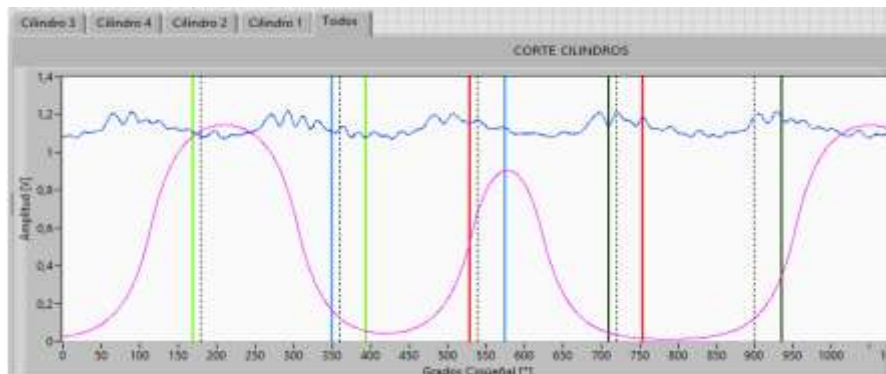


Figura 5.86 Corte de la señal del sensor MAP. Fuente: Autores.

En la figura 5.87, se muestra los cortes de la señal del sensor MAP y CMP de cada uno de los cilindros.

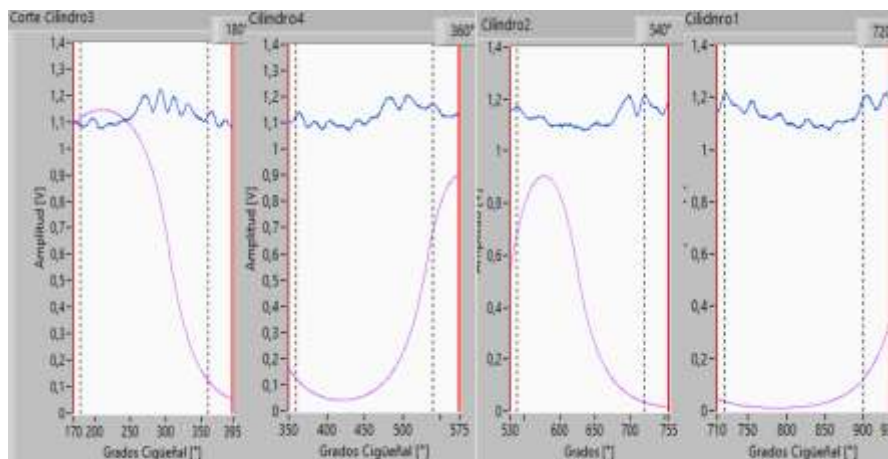


Figura 5.87 Ventaneo de la señal de los sensores MAP y CMP por cada cilindro. Fuente: Autores.

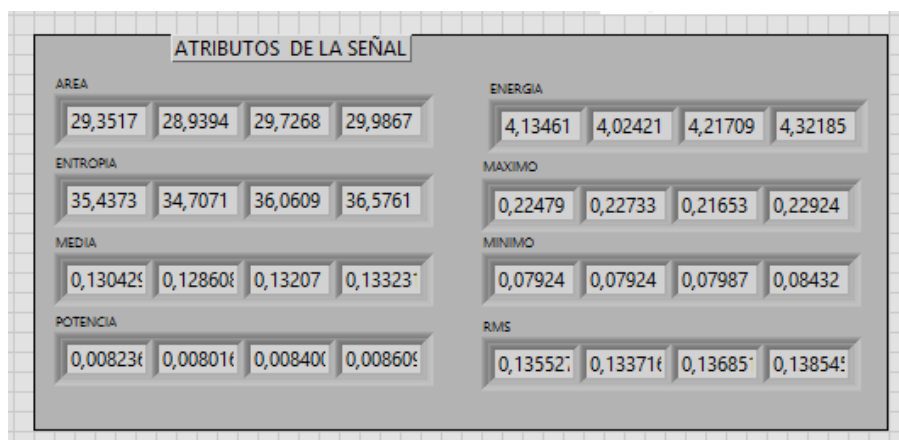


Figura 5.88 Atributos de señal del sensor MAP. Fuente: Autores.

En la figura 5.88, se ilustra los valores de los atributos, que se aplican para evaluar la RNA.

Finalmente, el algoritmo evalúa la matriz de entrada a la RNA y muestra el diagnóstico del motor. Ver figura 5.89.

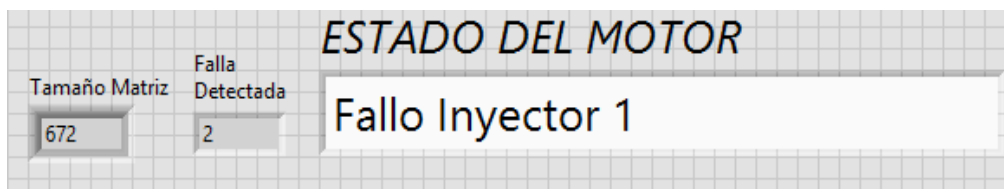


Figura 5.89 Identificación del fallo. Fuente: Autores.

En la figura 5.89, se presenta un ejemplo del funcionamiento del algoritmo de diagnóstico cuando está fallando el inyector uno en el motor.

6 ANÁLISIS DE RESULTADOS.

6.1 Resultados de clasificación mediante redes neuronales artificiales.

El modelo computacional de redes neuronales es eficiente utilizar para el respectivo sistema de diagnóstico en detección de fallas mecánicas para motores de encendido provocado, ya que el algoritmo puede diferenciar las anomalías mecánicas provocadas en la unidad experimental, además no presenta un gasto computacional alto, por lo que es apto el modelo de RNA para el caso de estudio.

Mediante el uso de la plataforma de RNA, se realizan diferentes configuraciones para obtener una generalización de la red con un mínimo error, con el objetivo de garantizar una eficiente clasificación de las fallas mecánicas provocadas.

A continuación, se plantean distintos tipos de configuraciones de redes neuronales, para lo cual se tiene en consideración que no existe un modelo que permita garantizar el número exacto de neuronas para un problema en concreto, por lo que se debe utilizar el método de ensayo- error y múltiples entrenamientos para obtener la configuración óptima.

Las configuraciones planteadas se basan en los distintos tipos de configuraciones de RNA, utilizadas en el estudio realizado por (Delgado, 2018), se ilustran en la tabla 6-1.

Tabla 6-1. Configuraciones de RNA para la clasificación de fallas mecánicas. Fuente: Autores.

N.- de configuraciones	Tipo de RNA	Tipo de entrenamiento	Neuronas y capas ocultas	Funciones de activación	Número de épocas	Error (%)
1	newff	trainscg	[80,160,60]	[tansig, tansig, tansig, tansig]	1e4	1.89e-11
2		trainrp				225.61
3		trains				497.39
4		trainb				526.44
5		traingd				596.79
6		traingdm				649.81
7		trainoss				3.64
8		traincgf				393.76
9		traincgp				14.79
10		traingda				117.49
11		traingdx				93.41

En la figura 6.1, se ilustra la gráfica en barras de los errores de entrenamiento, es relevante el mínimo error de entrenamiento obtenido por tipo de entrenamiento trainscg.

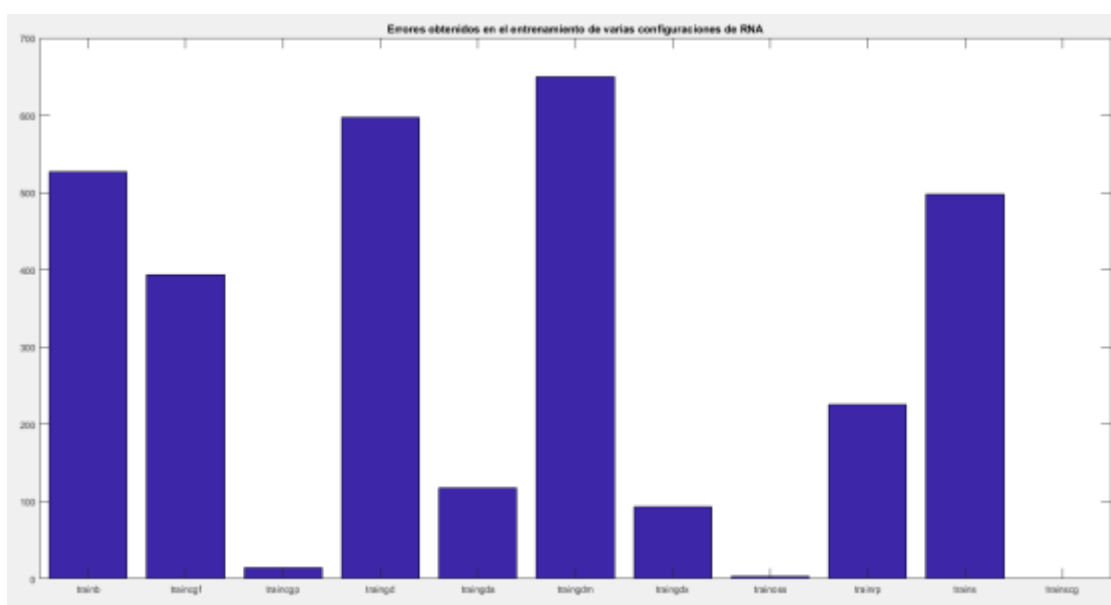


Figura 6.1 Errores de entrenamiento de múltiples configuraciones de redes neuronales. Fuente: Autores.

La configuración número 1, que se muestra en la tabla 6-1, presenta el menor porcentaje de error para la clasificación de anomalías mecánicas, con un error de (1.89e-11 %). La detección de los fallos mecánicos es altamente eficiente, ya que la red neuronal realiza una categorización eficiente de las fallas provocadas, en la unidad experimental en

estudio, como en otro MEP utilizado para validar el sistema de diagnóstico (Ver apartado 6.4).

El menor error se obtiene al realizar 2 reentrenamientos, bajando el porcentaje desde 5.652 a 1.0526 en el primer reentrenamiento, por último, en el segundo reentrenamiento se obtiene $1.89\text{e-}11$ %, como se visualiza en la tabla 6-1, configuración número 1.

En la figura 6.2, se indica el resultado del primer entrenamiento de la configuración número 1, que se muestra en la tabla 6-1, la red neuronal presenta varios puntos de respuesta fuera de la respuesta real, se presenta un error de 5.652 % con entrenamiento *trainscg*.

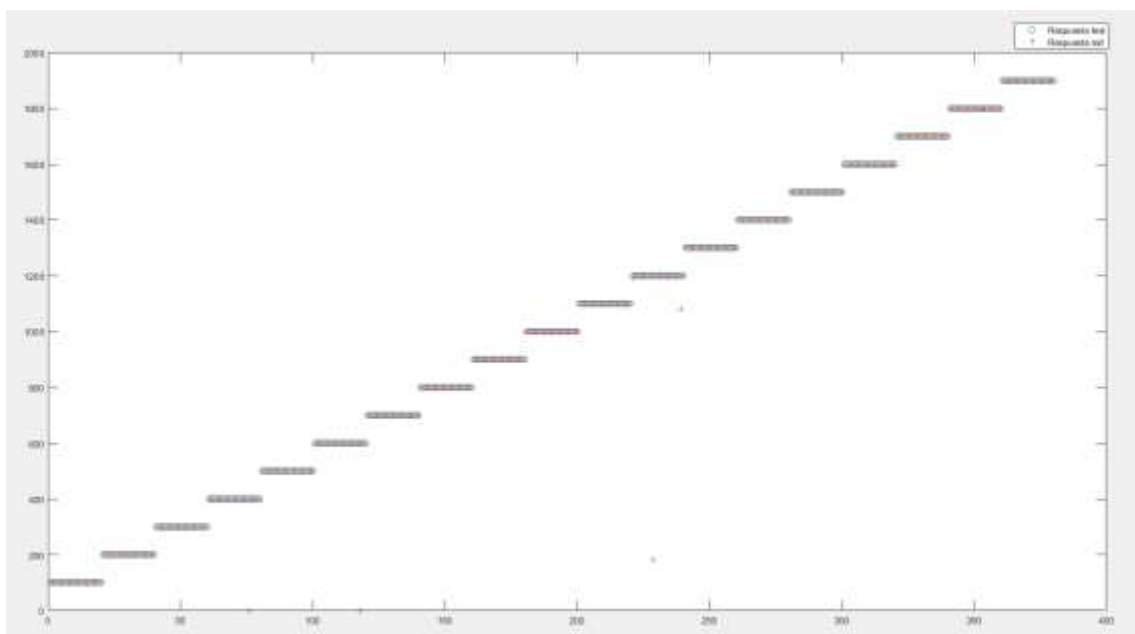


Figura 6.2 Red neuronal con porcentaje de error de 5.652, con entrenamiento “*trainscg*”. Fuente: Autores.

En la figura 6.3, se ilustra el resultado del reentrenamiento de la configuración número 1, la red presenta un punto de respuesta fuera de la respuesta real, se presenta un error de 1.0526 % con entrenamiento *trainscg*.

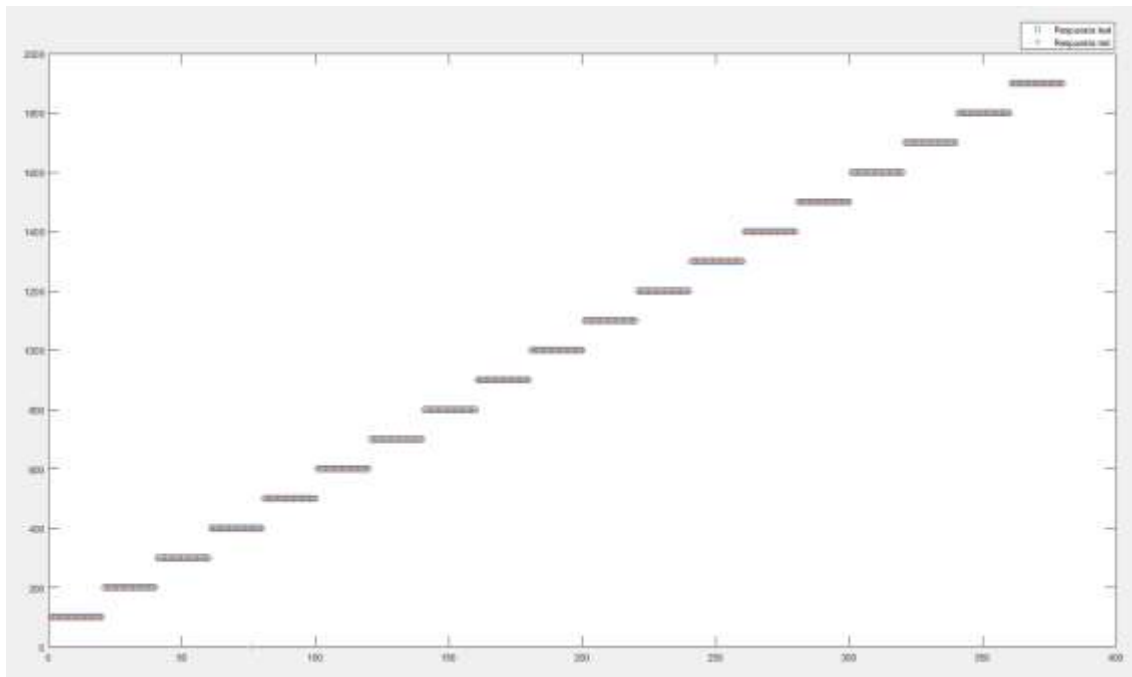


Figura 6.3 Red neuronal con porcentaje de error de 1.0526, con entrenamiento “trainscg”. Fuente: Autores.

En la figura 6.4, se ilustra el resultado del segundo reentrenamiento de la configuración número 1, la red se adapta a la respuesta real, se presenta un error de $1.89\text{e-}11$ % con entrenamiento trainscg.

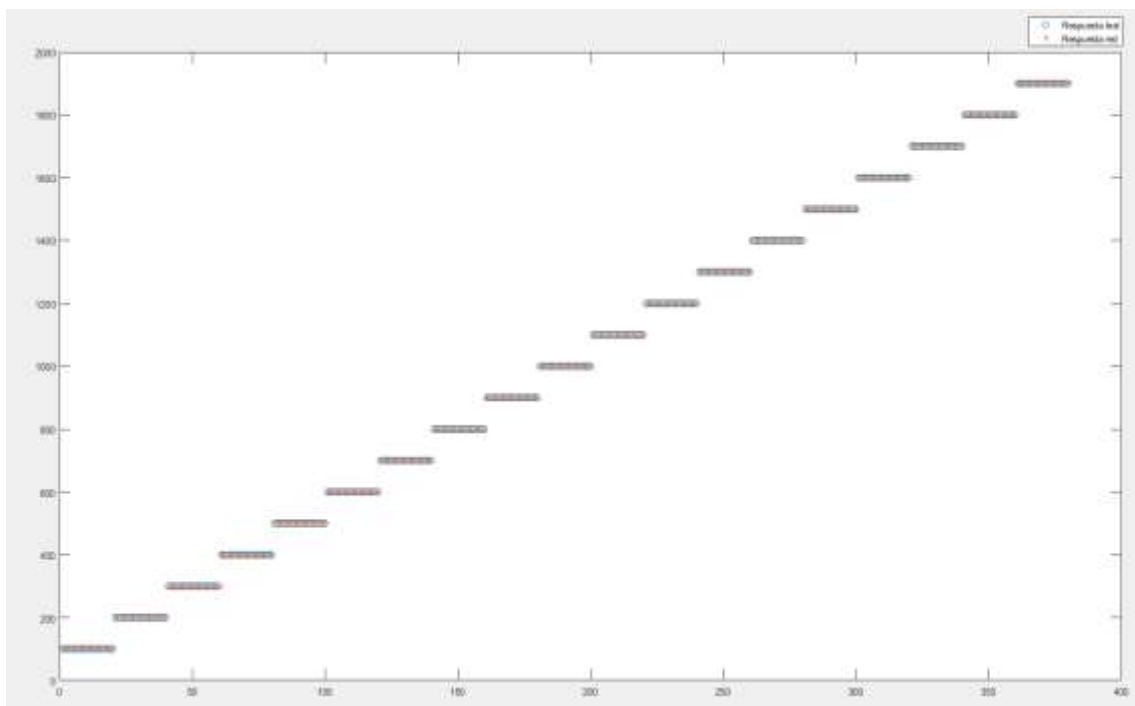


Figura 6.4 Red neuronal con porcentaje de error de $1.89\text{e-}11$, con entrenamiento “trainscg”. Fuente: Autores.

Tabla 6-2.Reentrenamiento de la red neuronal utilizada para el sistema de diagnóstico. Fuente: Autores.

N.- de configuraciones	Tipo de RNA	Tipo de entrenamiento	Neuronas y capas ocultas	Funciones de activación	Número de épocas	Error (%)
1	newff	trainscg	[80,160,60]	[tansig, tansig, tansig, tansig]	1e4	5.652
2						1.0526
3						1.89e-11

La red neuronal utilizada para el sistema de diagnóstico es la configuración número 3 de la tabla 6-2, debido a que presenta el menor error de entrenamiento (1.89e-11 %), de manera que se comprueba que la plataforma de RNA es un eficiente clasificador para el caso de estudio.

La obtención de la clasificación de fallas mecánicas se logra con el reentrenamiento y la variación de varios parámetros como: número de neuronas en las capas de la RNA, uso adecuado de las funciones de activación y entrenamiento; además de realizar una estandarización de los datos de entrada a la red, y aplicación del método ensayo-error, debido a que no existe un modelo que garantice un preciso entrenamiento y generalización de la red, para conseguir un mínimo error de entrenamiento.

6.2 Resultado del sistema de identificación de patrones de fallos en las diferentes condiciones de funcionamiento de la unidad experimental.

Una vez realizada la clasificación de fallas mecánicas mediante RNA, y adicionada en el algoritmo de identificación de patrones de fallas es indispensable comprobar su funcionamiento.

En primer lugar, se debe escoger una muestra temporal correspondiente a la base de datos almacenada en la red neuronal artificial, y consecuentemente se procede a comprobar su respuesta final, una correcta identificación del fallo debe tener como resultado el estado del funcionamiento del motor sin ningún margen de error, como el error de clasificación es aproximadamente cero (1.89e-11 %), corrobora la correcta clasificación de anomalías mediante redes neuronales artificiales.

En consecuencia, se han obtenido resultados satisfactorios en la identificación de fallas de la presente unidad experimental. A continuación, se ilustran los resultados para cada falla en las Figuras 6.5, 6.6, 6.7, 6.8, y 6.9.

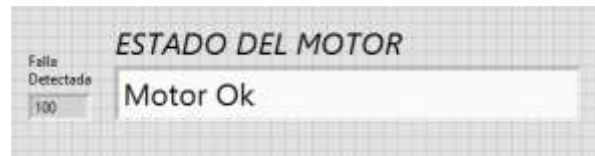


Figura 6.5 Resultado sin fallas. Fuente: Autores.

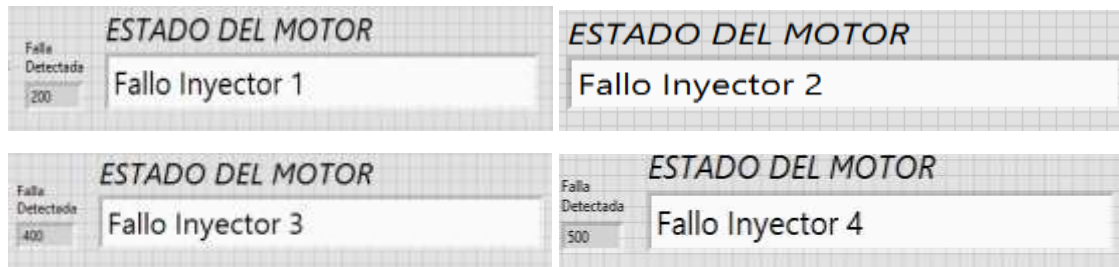


Figura 6.6 Resultado de fallo de inyectores. Fuente: Autores.

En la figura 6.6, se ilustra el resultado del algoritmo de diagnóstico cuando se generan fallos mecánicos en los inyectores.



Figura 6.7 Resultados de bujías. Fuente: Autores.

En la figura 6.7, se visualiza el resultado del algoritmo de diagnóstico cuando se generan fallos mecánicos en las bujías.



Figura 6.8 Resultados de presión de combustible. Fuente: Autores.

En la figura 6.8, se muestra el resultado del algoritmo de diagnóstico cuando se generan fallas mecánicas en la presión de combustible.

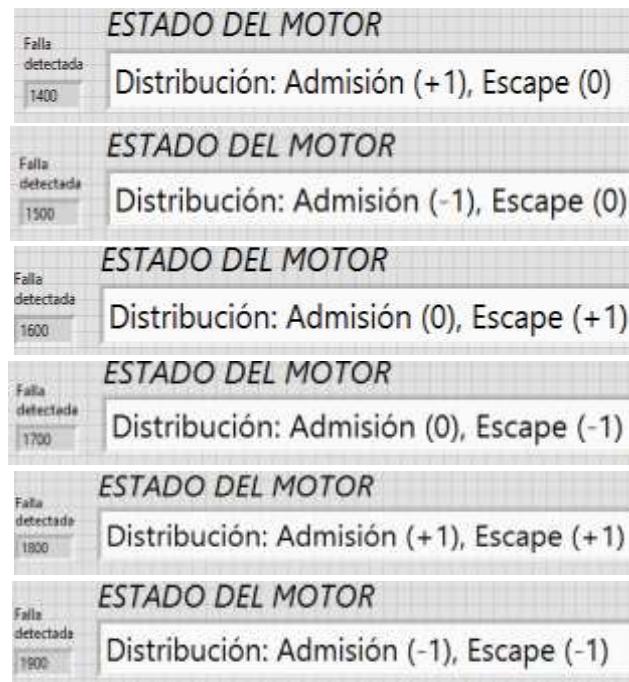


Figura 6.9 Resultados de sistema de distribución. Fuente: Autores.

En la figura 6.9, se puede observar el resultado del algoritmo de diagnóstico cuando se generan fallas mecánicas en el sistema de distribución.

6.3 Resultados del sistema de identificación de patrones de fallas en generación de fallas aleatorias.

Para comprobar la exactitud del algoritmo de diagnóstico al cargar una señal temporal que no corresponde a la base de datos almacenada dentro de la red neuronal artificial, se procede a generar diferentes fallas aleatorias en la presente unidad experimental. Estas son:

- Motor en buen funcionamiento.
- Falla en Inyector 1.
- Fallo en bujía 2.
- Alta Presión de Combustible.
- Distribución: Admisión (0), Escape (+1).

Tomando en cuenta los parámetros de funcionamiento del motor se realiza un total 10 corridas por cada falla aleatoria, se obtuvieron los siguientes resultados:

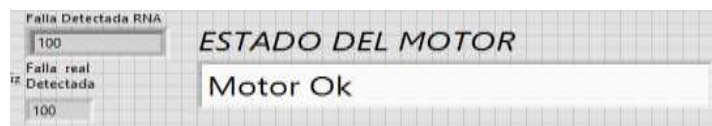


Figura 6.10 Resultado del motor en buen funcionamiento. Fuente: Autores.

En la figura 6.10, se muestra el resultado del sistema de diagnóstico, cuando el motor se encuentra sin ningún fallo inducido.

Tabla 6-3 Resultado del motor en buen funcionamiento. Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código de falla inducida en el Motor	Código de Falla identificada
1	100	100
2	100	100
3	100	100
4	100	100
5	100	100
6	100	100
7	100	100
8	100	100
9	100	100
10	100	100

La tabla 6-3, muestra los resultados del algoritmo de diagnóstico al realizar 10 corridas cuando el motor se encuentra en buen funcionamiento.

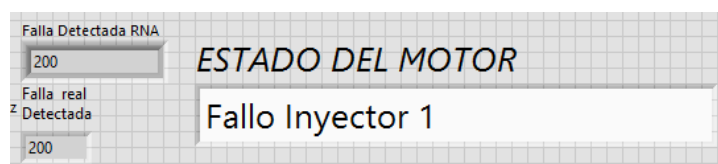


Figura 6.11 Resultado fallo inyector uno. Fuente: Autores.

En la figura 6.11, se ilustra el resultado del algoritmo de diagnóstico, cuando el motor se encuentra con fallo en el inyector uno.

En la tabla 6-4, se ilustra los resultados del sistema de diagnóstico, al realizar 10 corridas cuando el motor se encuentra con fallo en el inyector uno.

Tabla 6-4 Resultado del motor fallo en el inyector uno. Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código de falla inducida en el Motor	Código de Falla identificada
1	200	199,932
2	200	200
3	200	198,935
4	200	199,987
5	200	199,932
6	200	200
7	200	200
8	200	200
9	200	200
10	200	200

En la figura 6.12 se muestra los resultados de identificación cuando el motor se encuentra con fallo en la bujía número dos.

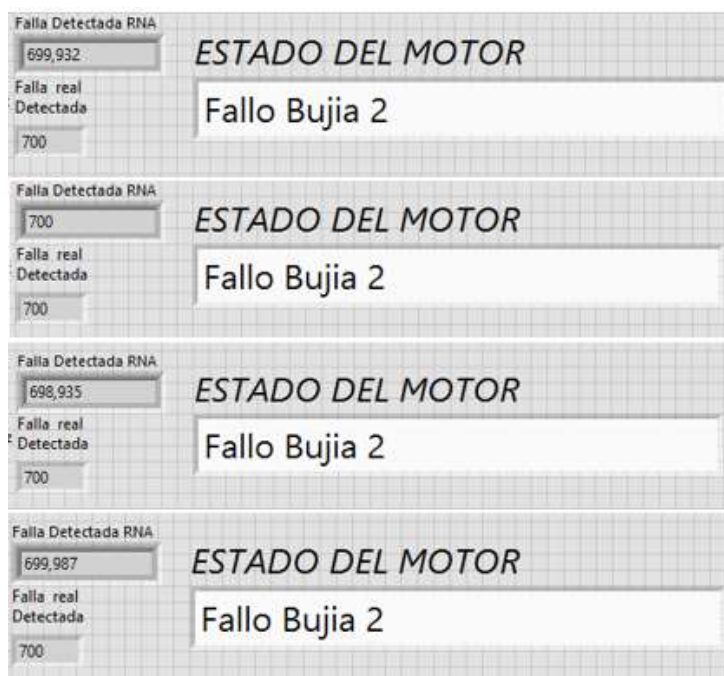


Figura 6.12 Resultados del motor con fallo en la bujía 2. Fuente: Autores.

En la tabla 6-5, se observa los resultados del algoritmo de diagnóstico, al realizar 10 corridas cuando el motor se encuentra con fallo en la bujía número dos.

Tabla 6-5 Resultado fallo bujía dos. Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código de falla inducida en el Motor	Código de Falla identificada
1	700	700
2	700	700
3	700	700
4	700	700
5	700	700
6	700	700
7	700	700
8	700	700
9	700	700
10	700	700

En la figura 6.13, se ilustra los resultados de identificación cuando el motor se encuentra con presión alta de combustible.

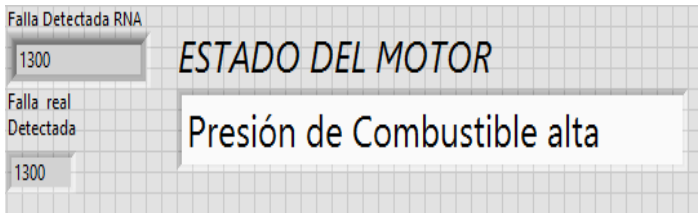


Figura 6.13 Resultado de presión alta de combustible. Fuente: Autores.

En la tabla 6-6, se muestra los resultados del algoritmo de diagnóstico, al realizar 10 corridas cuando el motor se encuentra con presión alta de combustible.

Tabla 6-6 Resultado del motor con presión alta de combustible Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código de falla inducida en el Motor	Código de Falla identificada
1	1300	1300
2	1300	1300
3	1300	1300
4	1300	1300
5	1300	1300
6	1300	1300
7	1300	1300
8	1300	1300
9	1300	1300
10	1300	1300

En la figura 6.14, muestra los resultados del algoritmo de identificación cuando el motor se encuentra con el sistema de Distribución: Admisión (0), Escape (+1).

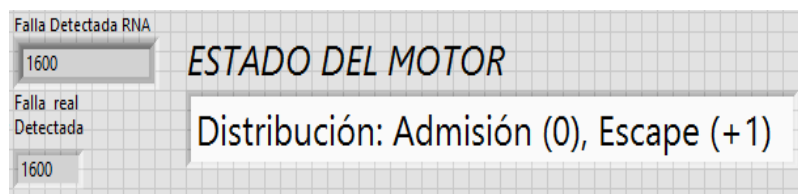


Figura 6.14 Resultado distribución: admisión (0), escape (+1). Fuente: Autores.

La tabla 6-7, muestra los resultados del algoritmo de diagnóstico, al realizar 10 corridas cuando el motor se encuentra con el sistema de Distribución: Admisión (0), Escape (+1).

Tabla 6-7 Resultado del motor distribución: admisión (0), escape (+1). Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código de falla inducida en el Motor	Código de Falla identificada
1	1600	1600
2	1600	1600
3	1600	1600
4	1600	1600
5	1600	1600
6	1600	1600
7	1600	1600
8	1600	1600
9	1600	1600
10	1600	1600

6.4 Resultados del sistema de identificación de patrones de fallas en diferentes motores de encendido provocado.

Para poder evaluar el sistema de diagnóstico en diferentes motores de encendido provocado, se debe verificar que tengan iguales características que la unidad experimental principal (Tabla 5-4), con la finalidad de comprobar su estado de funcionamiento.

La comprobación se realiza en un segundo motor Hyundai Sonata, que consta de las mismas características de la principal unidad experimental motor Hyundai Sonata 2.0 DOHC.

Previo a la generación de fallas se procede a dejar el motor en óptimas condiciones de funcionamiento, para luego comprobar el estado con el algoritmo, se realiza un total de 5 corridas para la comprobación obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 6-8. Resultados del algoritmo del segundo motor, al generar fallo de inyector 1. Fuente: Autores.

N.- de corridas	Código	Falla real	Estado del motor
1	200	200	Falla inyector 1
2	200	200	Falla inyector 1
3	200	200	Falla inyector 1
4	200	200	Falla inyector 1
5	200	200	Falla inyector 1

En la tabla 6-8, se observa que el algoritmo de diagnóstico determina que el segundo motor Hyundai Sonata de encendido provocado, presenta el fallo del inyector número 1, la anomalía se genera al desconectar inyector mediante el panel de control que se encuentra en la maqueta del motor en experimentación. La falla del inyector se puede interpretar como cortocircuito en la bobina del inyector, sockets averiados, fallo mecánico interno del inyector o drivers de la computadora del motor averiados.

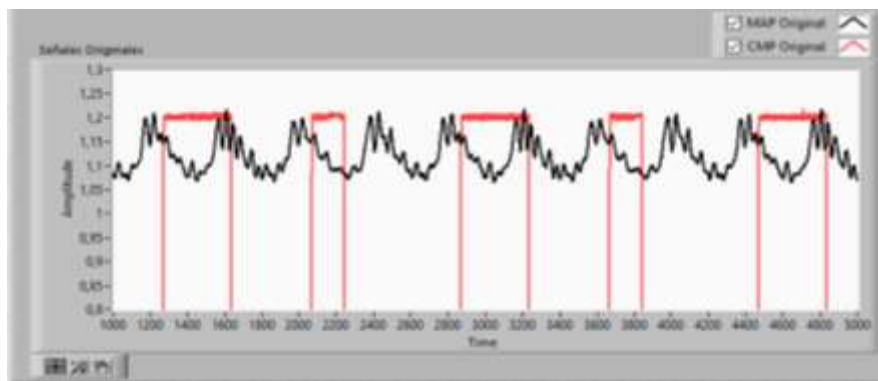


Figura 6.15 Señal del sensor MAP y CMP del segundo motor, al generarse fallo de inyector 1. Fuente: Autores.



Figura 6.16 Detección de fallo del inyector 1, en motor Hyundai Sonata número 2. Fuente: Autores.

En la figura 6.15, se observa las señales características de los sensores MAP y CMP que se presentan al generarse la falla del inyector número 1, las mismas sirven para caracterizar este fallo en el momento de presentarse en otro motor. La figura 6.16, presenta los valores obtenidos de cada atributo estadístico al presentarse el fallo de inyector 1, demás se ilustra la identificación de la anomalía “Fallo Inyector 1”, con su respectivo código de falla, para este caso 200.

La red neuronal al no detectar un fallo es debido a que no existe un patrón categórico que tenga correspondencia a la unidad experimental en óptimas condiciones de operación, es decir que tenga relación a los datos almacenados dentro de la RNA.

Consecuentemente se procede a generar otra anomalía al motor Hyundai Sonata número 2, el fallo es provocado en la bobina de encendido 2-3, la falla intencionada se realiza mediante el panel de control que se encuentra en la maqueta de la unidad experimental. El fallo de bobinas puede generarse por el motivo de cortocircuitos en los bobinados, sockets y cables averiados o término de la vida útil.

*Tabla 6-9. Motor Hyundai Sonata número 2. Resultados del algoritmo al generar fallo en bobina de encendido 2-3.
Fuente: Autores.*

N.- de corridas	Código	Falla real	Estado del motor
1	1098	1100	Fallo bobina 2-3
2	1100	1100	Fallo bobina 2-3
3	1100	1100	Fallo bobina 2-3
4	1100	1100	Fallo bobina 2-3
5	1100	1100	Fallo bobina 2-3

En la tabla 6-9, se ilustra que el algoritmo de diagnóstico determina que el segundo motor Hyundai Sonata de encendido provocado, presenta el fallo de la bobina de encendido 2-3, es posible realizar el fallo debido a que el motor tiene un encendido semi-secuencial; la anomalía se genera al desconectar la bobina mediante el panel de control que se encuentra en la maqueta del motor en experimentación.

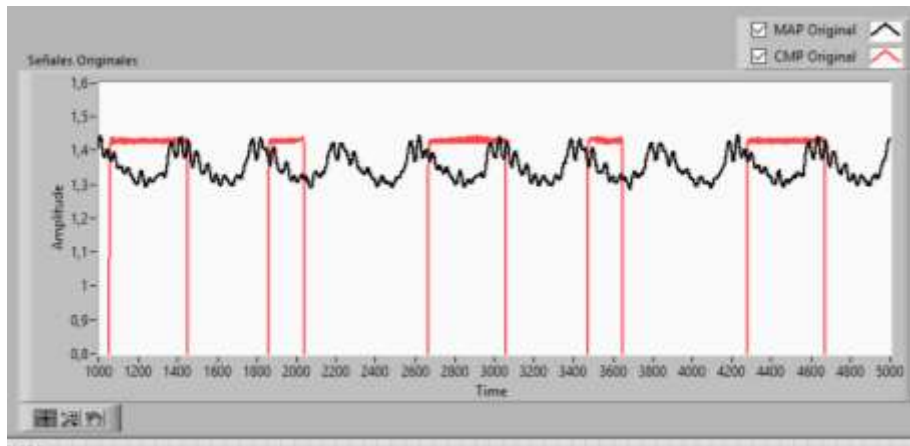


Figura 6.17 Señal del sensor MAP y CMP del Motor Hyundai Sonata número 2, al generarse fallo de bobina de encendido 2-3. Fuente: Autores.

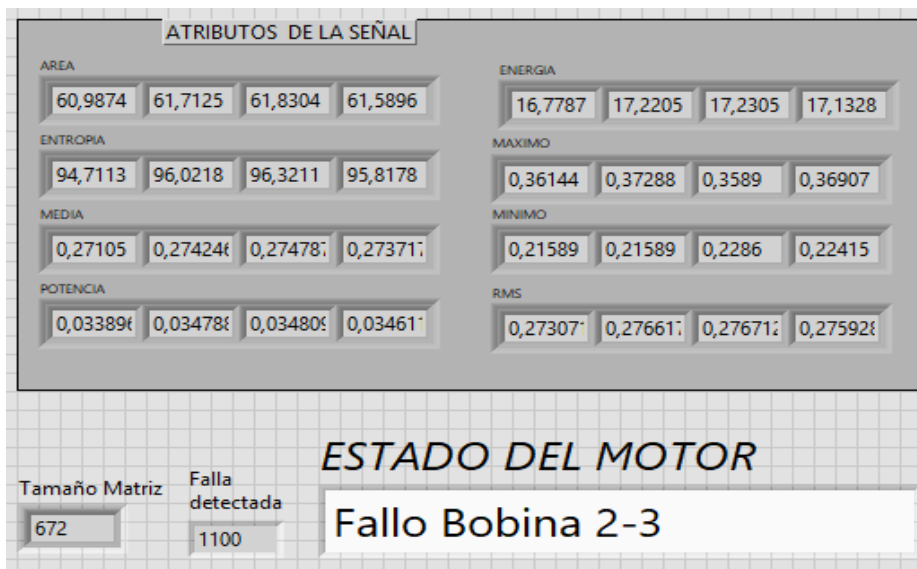


Figura 6.18 Detección de fallo de bobina de encendido 2-3, en motor Hyundai Sonata número 2. Fuente: Autores.

En la figura 6.17, se ilustra las señales características de los sensores MAP y CMP que se presentan al provocarse la falla de la bobina 2-3, las mismas sirven para caracterizar este fallo en el momento de presentarse en otro MEP. La figura 6.18, presenta los valores obtenidos de cada atributo estadístico al presentarse el fallo de la bobina 2-3, además se observa la identificación de la anomalía “Fallo Bobina 2-3”, con su respectivo código de falla, para este caso 1100.

No obstante, al realizar las pruebas de comprobación en el segundo motor Hyundai Sonata, se presentó anomalías mecánicas y eléctricas que tienen que ser totalmente corregidas, por lo que no es recomendable provocar fallos intencionales a la unidad experimental, sin previo haber realizado el mantenimiento correspondiente, ya que afecta

a los resultados del sistema de diagnóstico, debido a que se generan resultados que no coinciden con el real estado del motor.

Sin embargo, los resultados presentados por el algoritmo de diagnóstico en la detección de fallas mecánicas intencionadas tienen gran precisión, por esta razón se descarta un error considerable del algoritmo, y una falta de entrenamiento de la red, debido a que los resultados tienen una gran similitud con la falla generada.

6.5 Validación del sistema de diagnóstico.

6.5.1 Validación de los datos muestrales.

En este punto se procede a realizar un análisis estadístico de la toma de muestras de cada una de las fallas generadas y se comprueba:

- La probabilidad de que exista normalidad en las muestras obtenidas.
- El supuesto de varianza constante.
- La independencia de residuos, es decir que los puntos se comporten de manera aleatoria y no sigan ningún patrón.

Se realiza este análisis, para comprobar el efecto de los datos muestrales respecto a los parámetros de salida.

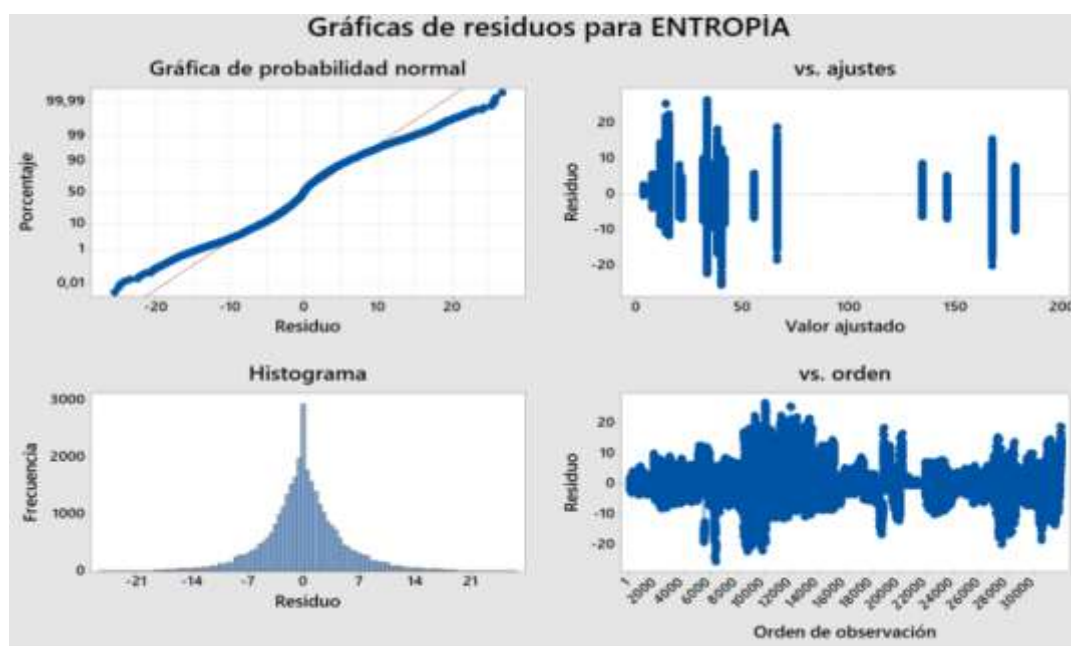


Figura 6.19 Gráfica de residuos de la MODA. Fuente: Autores.

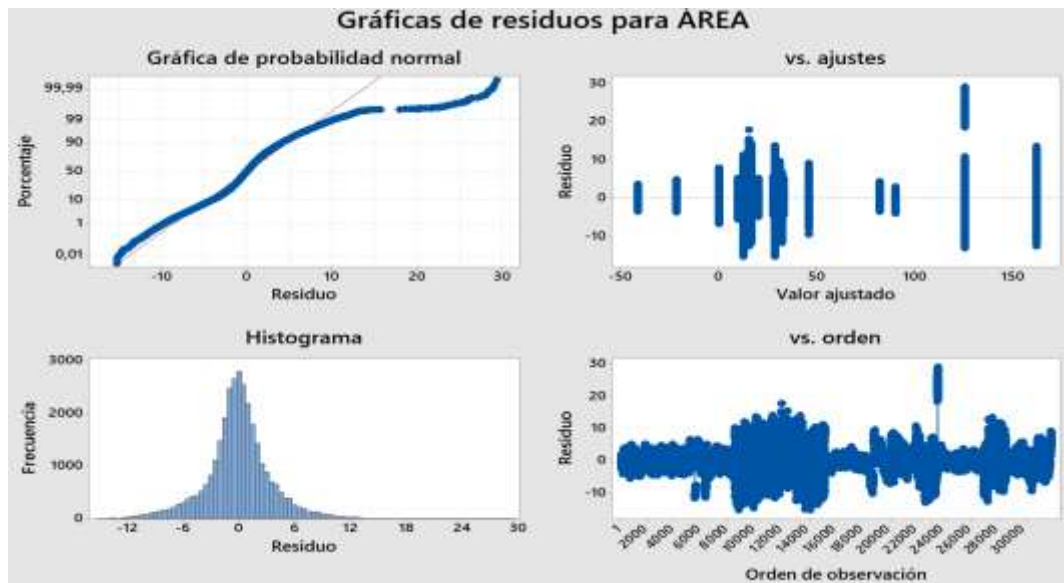


Figura 6.20 Gráfica de residuos AREA. Fuente: Autores.

Como se aprecia en la figura 6.19 y 6.20, las gráficas de residuos para los atributos de entropía y área de la señal, existe normalidad en los datos obtenidos, esto se corrobora con la gráfica de histograma de residuos que indica que existe una normalidad simétrica, a su vez en las gráficas se puede ver que los valores predichos contra los residuos se distribuyen de manera aleatoria sin seguir ningún patrón, al no seguir ningún patrón la gráfica, se acepta el supuesto de varianza constante, como también que los residuos no están correlacionados entre si y que las muestras son aleatorias.

6.5.2 Precisión de entrenamiento de la RNA.

Para la verificación de la red neuronal se procede al análisis de la gráfica de regresión lineal, en donde los atributos estadísticos tienen que acoplarse al modelo a reproducir. En la gráfica 6.21, se observa que la red neuronal tiene un ajuste perfecto, ya que los valores se sitúan sobre la recta $Y=T$. La red neuronal presenta un error de $1.89e-11$ %.

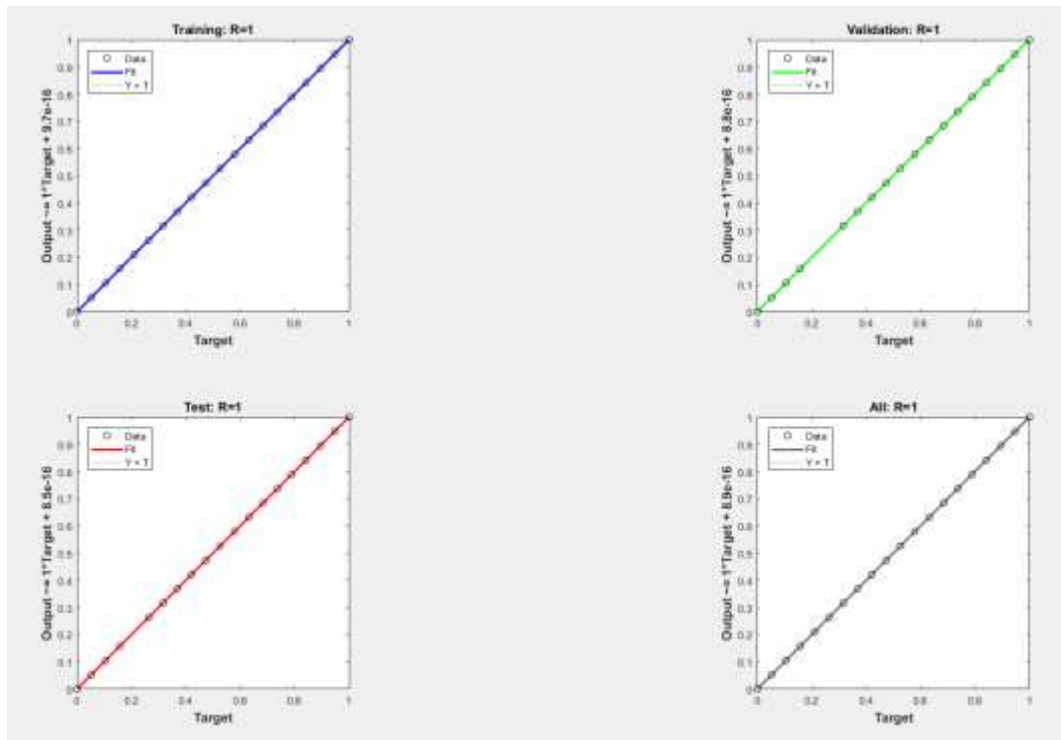


Figura 6.21 Ajuste de la red neuronal correcto. Fuente: Autores.

6.5.3 Validación de resultados en la clasificación de fallas mecánicas.

Para validar la clasificación de las fallas, es necesario comparar la respuesta real con el resultado de la red neuronal utilizada en el presente sistema de identificación de patrones de fallas. Se procede realizar un análisis de varianza (ANOVA) para comprobar la relación entre los parámetros anteriormente mencionados.

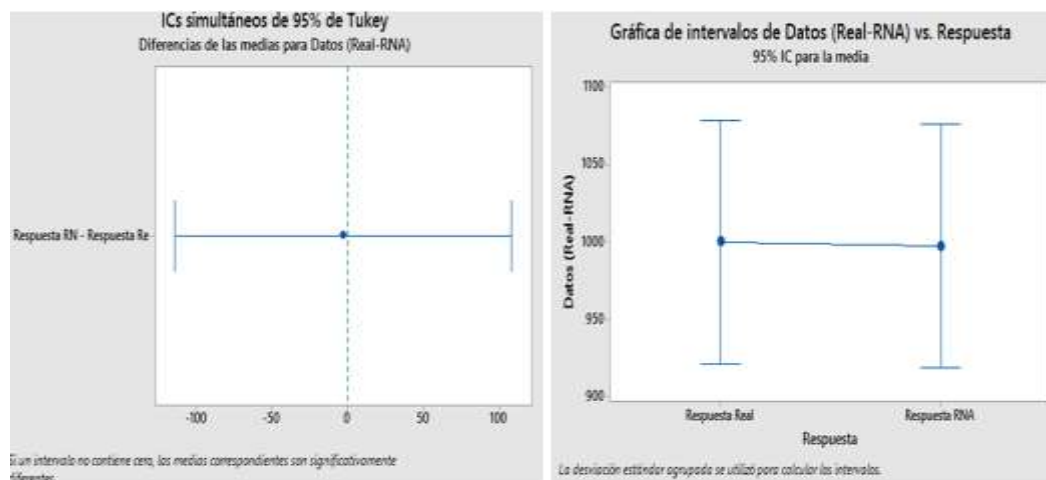


Figura 6.22 ANOVA de respuesta Real vs Respuesta RNA. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

Respuesta	N	Media	Agrupación
Respuesta Real	190	1000,0	A
Respuesta RNA	190	997,5	A

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura 6.23 Resultado de comparaciones en parejas de Tukey. Fuente: Autores.

En la figura 6.23, se visualiza el resultado de comparaciones en parejas de Tukey, mediante el cual se determina que las medias de las respuestas real y de la RNA tienen una alta equivalencia, ya que la diferencia de las medias entre respuestas es de 0.25 %, y presentan iguales letras en la agrupación (letra A), por lo que se define que las respuestas real y RNA no presentan una diferencia estadísticamente significativa.

Como se observa en la figura 6.22, al agrupar los datos mediante el método de Tukey con un índice de confianza de 95% de las respuestas obtenidas de la RNA y el resultado real, se determina que las medias son equivalentes y no existe una diferencia estadísticamente significativa, ya que las medias de cada una de las respuestas coinciden en un valor próximo a cero y el valor $p = 0.965$, indica que existe relación entre la respuesta real y respuesta de la RNA; con esto se corrobora que existe un margen de error del 3.5 % en la identificación de fallas mecánicas.

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Respuesta	1	597	597	0,00	0,965
Error	378	114792201	303683		
Total	379	114792798			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
551,074	0,00%	0,00%	0,00%

Figura 6.24 Resultado del análisis de varianza y resumen del modelo. Fuente: Autores.

El valor $R\text{-cuad.} = 0.00 \%$, que se muestra en la figura 6.24, demuestra que no existe variación entre las respuestas real y de la RNA, entonces se demuestra que la identificación de fallas mecánicas en los MEP mediante redes neuronales es eficiente, misma que posee una confiabilidad del 96.5 %.

7 CONCLUSIONES.

- Con los resultados alcanzados en el presente proyecto, se establece que se cumple con el objetivo general planteado, es decir, que el sistema de diagnóstico mediante redes neuronales tiene la capacidad de detectar los patrones de fallas mecánicas en motores de encendido provocado.
- Con respecto al diseño del sistema de diagnóstico, se planteó diferentes tipos de entrenamiento para la RNA, se obtuvo los siguientes porcentajes de error:
 - $1.89 \times 10^{-11}\%$, al aplicar un entrenamiento de la RNA con la función “trainscg”.
 - 3.64%, al aplicar un entrenamiento de la RNA con la función “trainoss”.
 - 14.79%, al aplicar un entrenamiento de la RNA con la función “traincgp”.

Se escoge la configuración de menor porcentaje de error, y gracias a la compatibilidad del software Labview con Matlab es posible la aplicación de redes neuronales al campo automotriz de manera sencilla y precisa, la interfaz resulta ser amigable con cualquier usuario, interesado en el diagnóstico automotriz.

- Mediante el desarrollo del análisis de varianza (ANOVA), se determinó que la respuesta real de clasificación es equivalente al resultado obtenido mediante la RNA, con un valor de $p=0,965$, de manera que se demuestra que no existe una diferencia estadísticamente significativa, en consecuencia, se valida el error de clasificación de aproximadamente 0.00%. Con la comparación en parejas de Tukey permitió observar que todos los grupos comparten información y son significativamente iguales.
- Mediante el desarrollo del sistema de diagnóstico y basados en la síntesis del método inductivo se ha podido determinar que las redes neuronales son una variante que pueden ayudar al diagnóstico automotriz, debido a que el uso de esta tecnología permite realizar un diagnóstico en un tiempo mínimo, al usar una metodología mínimamente invasiva.
- Para la creación del diseño experimental se optó por el diseño factorial 2^2 , que permitió establecer que no exista incoherencias al momento de realizar la experimentación, ya que al utilizar un factorial $3^k, 4^k$ y 5^k , se producen combinaciones que no permiten que el motor funcione correctamente o no

encienda.

- Para determinar los mejores atributos se realizó el estudio de diferentes métodos estadístico como: Análisis de varianza (ANOVA), matriz de correlación, Random Forest, de los cuales se agrupó los resultados en una matriz general de atributos que permitió escoger los de mayor coincidencia e importancia para la diferenciación de patrones de falla.

8 RECOMENDACIONES.

- Se recomienda continuar con la investigación del proyecto de clasificación de fallas mecánicas mediante Redes Neuronales Artificiales, con la aplicación de diferentes análisis de clasificación como: Máquinas de Soporte Vectorial, TreeBagger (árboles de decisión), lógica difusa, symmetrized dot pattern (patrón de puntos simétricos) para verificar si se obtienen mejoras en los resultados, con respecto al gasto computacional.
- Para estudios posteriores, se recomienda realizar la recolección de señales y analizarlas mediante la transformada Wavelet discreta o transformada de Fourier Discreta.
- Debido a que existen fallas mecánicas en MEP que no pueden ser identificadas a un régimen constante o ralentí, por lo tanto, se recomienda realizar un estudio basado en el análisis de las diferentes fallas mecánicas a régimen transitorio, es decir de ralentí a ralentí alto.
- Al emplear el algoritmo de diagnóstico en diferentes motores de encendido provocado, se determinó que los mismos presentan fallas mecánicas que deben ser corregidas para evitar que el algoritmo exhiba resultados erróneos.
- Se recomienda que en futuros trabajos de investigación sobre diagnóstico automotriz y empleando redes neuronales artificiales como plataforma, se use diferentes sensores para detectar fallas mecánicas.
- Se recomienda que en futuros trabajos de investigación aplicar diferentes estados de falla, a los usados en la presente investigación.
- Al momento de realizar la toma de datos de la unidad experimental, se tiene que tener en cuenta la temperatura del sensor IAT, ECT y carga del motor, ya que estas variables cambian constantemente y se tiene que estandarizar.

9 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- Auquilla Héctor, Beltrán César. (2016). *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*. Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana.
- Breiman, L. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Boca Raton FL: CRC Press.
- Cabrera, Ronquillo . (2016). *Detección de fallas incipientes a través del análisis de vibraciones mediante tiempos cortos en un motor de combustión interna Hyundai Sonata EF 2.0*. Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana .
- Calderón, F. (2012). *Desviación Estándar* . Callao : Universidad Nacional de Callao.
- Cichoki A. y Unbehauen R. . (1993). *Neural networks for optimization and signal*. John Wiley and Sons ISBN 0-471-93010-5,.
- Contreras Urgilés, R. W., & Fajardo Merchán, J. E. (2015). *Diseño y Contrucción de un Sistema Prototipo para determinar la Cilindrada total de un motor ciclo otto por un método no invasivo mediante Labiew*. Quito: Escuela Politécnica Nacional.
- DataLights. (17 de Octubre de 2017). Cotización. Cuenca, Azuay, Ecuador.
- Del Carmen,M . (2014). *SlidePlayer*. Obtenido de SlidePlayer: <http://slideplayer.es/slide/158539/>
- Delgado. (2018). *Desarrollo de un algoritmo de diagnóstico para la detección de fallas mecánicas en motores de encendido provocado basados en la transformada wavelet*. . Cuenca : Universidad Politécnica Salesiana .
- Galo Jachero. (2016). *Levantamiento de una base de datos para el diagnóstico de fallas en motores de combustión interna ciclo otto con sistema MPFI mediante el análisis del sensor MAP*. Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana.
- Garzón Iñiguez, G. V., & Urdiales Baculima, M. E. (2017). *Diseño e Implementación de un sitema para determinar Fallas Mecánicas en motores de encendido provocado mediante Redes Neuronales Artificiales*. Cuenca: Universidad Politécnica Salesiana.
- globaltech-car. (05 de 03 de 2018). *globaltech-car*. Obtenido de globaltech-car: <http://www.globaltech-car.com/detalle.php?idprd=133>
- Gutiérrez, H. G.-R. (2008). *Ánalisis y diseño de experimentos*. Mexico: McGraw-Hill/Interamericana.
- Hagan M.T. y Menhaj M.B. (1994). "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm". *IEEE transactions on neural networks*, págs. Vol. 5,pp. 989–993.

- Jiménez Jonathan . (2016). *Comprobación de las señales emitidas por los inyectores en determinados regímenes del motor utilizando el osciloscopio en un vehículo Chevrolet Sail 1.4L*. Guayaquil : UIED.
- K., Levenberg. (1944). “A method for the solution of certain non-linear problems in least squares”. *Quart. Applied Mathematics*, Vol. 2, pp. 164–168.
- Lawrence S., Giles C.L. y Tsoi A.C. (1996). “*What size neural network gives optimal generalization? Convergence properties of backpropagation*”. Vol. UMIACS-TR-96-22 y CS-TR-3617.
- Loh, W. (2002). *Regression Trees with Unbiased Variable Selection and Interaction Detection*.
- Loh, W. a. (1997). *Split Selection Methods for Classification Trees*.
- López, L. H. (2012). *Predicción y Optimización de Emisiones y Consumo Mediante Redes Neuronales en Motores Diesel*. Barcelona: REVERTÉ.
- M., Moller. (1997). *Neural network analysis architectures and applications*. Ed.Antony Browne - ISBN 0-7503-0499-5.
- Maldonado . (21 de 11 de 2010). *SlideShare*. Obtenido de SlideShare: <https://es.slideshare.net/uzziamaldonado/la-varianza>
- mecanicappweb. (18 de 01 de 2018). *mecanicappweb*. Obtenido de mecanicappweb: <http://mecanicappweb.com/43231-as612-map-iat/>
- Minitab 2018 . (09 de 05 de 2018). *Soporte de minitab 2018*. Obtenido de Soporte de minitab 2018: support.minitab.com
- Montesinos, A. (2017). *Propuesta de metodología para el análisis exergético de un motor de encendido por chispa*. . Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Moreno, M. (2016). *Identificación y diagnóstico de los MCIA mediante protocolos CAN-OBDII*. México: Universidad Nacional Autónoma de México .
- National Instruments . (06 de 2010). *National Instruments* . Obtenido de National Instruments : http://zone.ni.com/reference/en-XX/help/371419D-01/lvtimeseriestk/tsa_entropy/
- national instruments . (22 de 01 de 2018). *national instruments* . Obtenido de national instruments : https://www.ni.com/academic/why_labview/esa/
- National Instruments, C. (20 de 12 de 2017). *National Instruments*. Obtenido de <http://www.ni.com/es-cr.html>
- networkianos. (6 de 11 de 2015). *networkianos*. Obtenido de networkianos: <http://networkianos.com>

- Prof.F.Payri - Prof.J.M. Desantes. (2011). *Motores de combustión interna alternativos* . Barcelona: Reverté, S.A. .
- Puzhi Milton, Zhinin Saúl. (2014). *Simulación de los procesos psicrométricos utilizando el lenguaje de programación Java*. Cuenca: Universidad de Cuenca.
- Sacerdoti, E. . (06 de 10 de 2014). *equaphon*. Obtenido de equaphon.: <http://www.equaphon-university.net/el-factor-cresta/>
- Support.minitab. (2017). *Minitab*. Obtenido de Minitab: <https://support.minitab.com>
- Universo Fórmulas. . (2017). *Universo Fórmulas*. Obtenido de Universo Fórmulas. : <http://www.universoformulas.com/estadistica/descriptiva/media-cuadratica/>
- UNMdP, F. d. (2015). *Facultad de Ingenieria*. Obtenido de <http://www3.fi.mdp.edu.ar/>
- Vitutor . (2014). *Vitutor*. Obtenido de Vitutor : http://www.vitutor.com/estadistica/descriptiva/a_10.html

ANEXOS.

Comprobación de los sistemas que componen el motor Sonata 2.0 en experimentación.

Anexo 1. Comprobación del estado de funcionamiento del motor Hyundai Sonata 2.0 en estudio.

La comprobación mediante el scanner automotriz permite verificar todos los sistemas electrónicos del vehículo, debido a que el scanner se conecta directamente con la ECU, por lo que es posible observar el registro de datos, y se puede dar un diagnóstico real del motor. La aplicación complementaria que necesita el scanner tiene el nombre de PISTON, la misma se instaló en un teléfono celular.

En primera instancia, se activa el bluetooth del celular, luego se conecta el ELM 327 en la conexión OBDII (Figura A-3), que se encuentra en la maqueta del motor, consecuentemente, se selecciona que parámetros se desea observar, por último, se procede a conectar el teléfono móvil con el scanner automotriz.

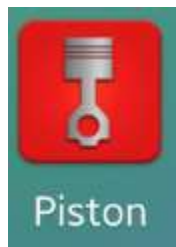


Figura A - 1. Programa Piston. Fuente: Autores.



Figura A - 2. Scanner automotriz ELM 327 interface, mediante bluetooth. Fuente: Autores.



Figura A - 3. Scanner automotriz ELM 327 interface, conectado en la maqueta del motor en experimentación. Fuente: Autores.



Figura A - 4. Registro de datos en tiempo real del motor Hyundai Sonata 2.0. Fuente: Autores.

La lectura de datos en tiempo real del scanner, fue esencial para la toma de muestras del motor, debido a que se normaliza los datos de cierta forma para que no exista alteraciones en las muestras al momento de procesar las mismas. Los parámetros que se tomaron en cuenta para la toma de muestras son: temperatura del motor (ECT), temperatura del aire de admisión (IAT), carga del motor, y Rpm. Los datos se adquieren desde una temperatura del motor de 92°C hasta 97°C, al llegar al límite de temperatura de toma de muestras, se empieza a encenderse el ventilador de la unidad experimental. No se adquiere datos al empezar a funcionar el ventilador del motor, ya que empieza a acelerarse. Los datos se adquirieron en ralentí, aproximadamente a 760 rpm.

Otros parámetros fueron necesario medirlos para garantizar el funcionamiento adecuado del motor, como son: composición de los gases de escape (O_2), y depresión del múltiple de admisión (MAP).

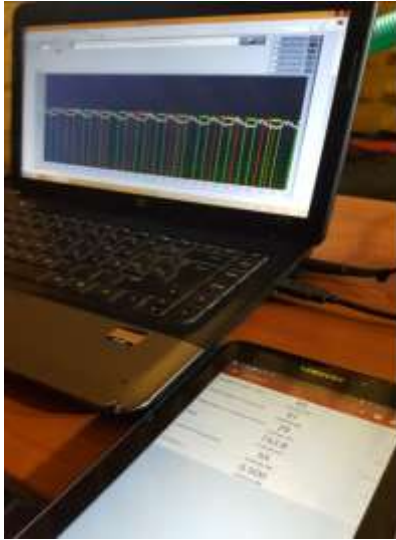


Figura A - 5. Toma de datos del motor en función de la temperatura ideal ($92^{\circ}C$ a $97^{\circ}C$), en ralentí. Fuente: Autores.



Figura A - 6. Conexiones para la toma de datos reales del motor Hyundai Sonata 2.0. Fuente: Autores.

Live Data		
Calculated Engine Load	40	%
09:43:16.548		
Engine Coolant Tem...	92	°C
09:43:16.787		
Intake Manifold Absolut...	30	kPa
09:43:16.975		
RPM	746.0	r/min
09:43:17.163		
Intake Air Temperature	46	°C
09:43:15.964		
O ₂ Sensor 1	0.080	V
09:43:16.210		

Figura A - 7. Registro real de datos del motor Hyundai Sonata 2.0. Fuente: Autores.

Para verificar que no exista códigos de averías en el motor, se procedió a conectar el scanner automotriz ELM 327 interface, en la conexión OBD2 que tiene implementado la maqueta donde se encuentra el motor.

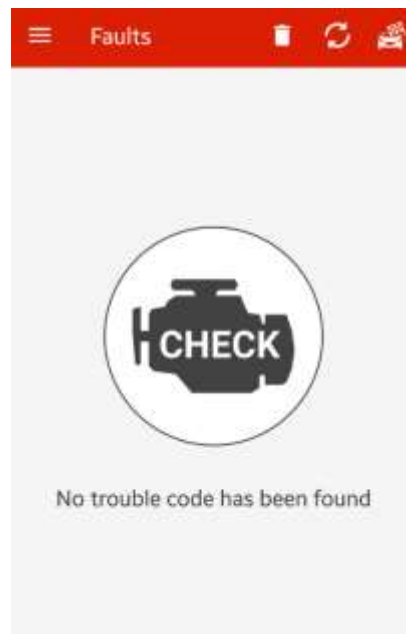


Figura A - 8. Verificación de que no existe códigos de error. Fuente: Autores.

La verificación del estado de la compresión en los cilindros del MEP, se realizó con un compresometro automotriz, se establece como parámetro de control que la diferencia entre cilindros no sobrepase los 10 psi. Se considera una compresión adecuada desde el valor de 120 psi.



Figura A - 9. Comprobación de la compresión en cilindro. Fuente: Autores.



Figura A - 10. Comprobación del estado de bujías. Fuente: Autores.



Figura A - 11. Calibración de bujías para la experimentación en el motor. Fuente: Autores.



Figura A - 12. Conexión del sistema de combustible para toma de muestra de presión baja de 25 psi. Fuente: Autores.

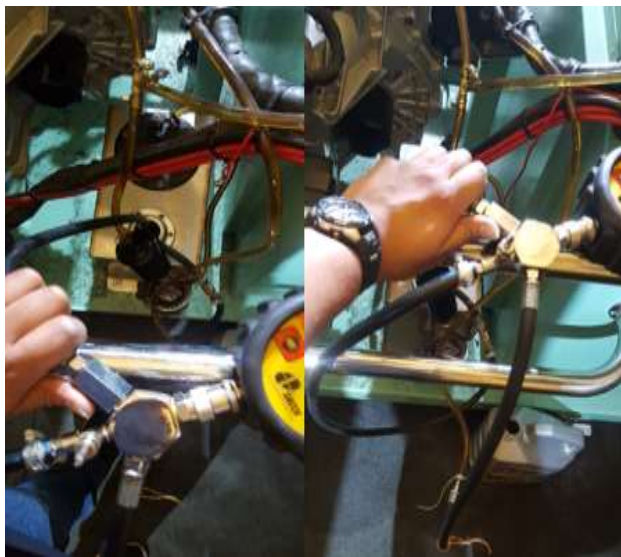


Figura A - 13. Conexión del sistema de combustible para toma de muestra de presión alta de 65 psi. Fuente: Autores.



Figura A - 14. Presión estándar de la unidad en estudio. Fuente: Autores.



Figura A - 15. Estado del filtro de aire de la unidad en estudio. Fuente: Autores.



Figura A - 16. Nivel de aceite de la unidad en estudio. Fuente: Autores.



Figura A - 17. Nivel de aceite de la transmisión automática. Fuente: Autores.



Figura A - 18. Comprobación de fugas en el sistema de refrigeración. Fuente: Autores.



Figura A - 19. Verificación de fugas de aceite en la unidad experimental. Fuente: Autores.



Figura A - 20. Verificación de estado de inyectores. Tiempo de inyección de 2.16 ms, en ralentí. Fuente: Autores.



Figura A - 21. Verificación de la tensión del secundario de las bobinas de encendido de la unidad experimental, en ralentí. Fuente: Autores.



Figura A - 22. Verificación de la resistencia secundaria de las bobinas de encendido de la unidad en estudio. Fuente: Autores.



Figura A - 23. Medición de la resistencia del secundario de las bobinas de encendido. Bobinas de encendido no apropiadas para la unidad experimental. Fuente: Autores.



Figura A - 24. Voltaje de batería a un régimen de ralentí. Fuente: Autores.

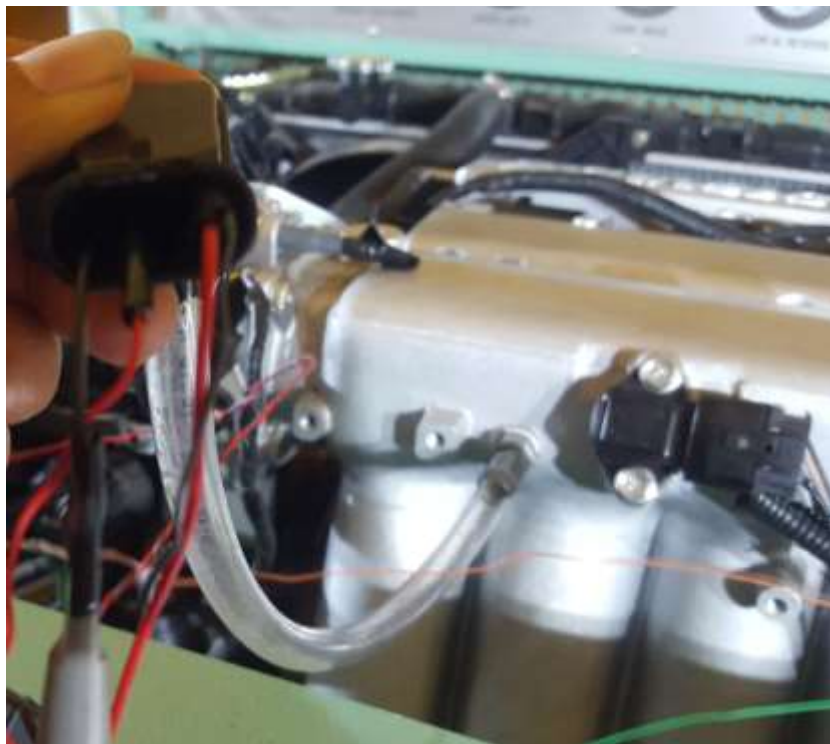


Figura A - 25. Ubicación del sensor MAP en la unidad experimental. Fuente: Autores.



Figura A - 26. Conexión del sensor MAP con la DAQ, en unidad experimental. Fuente: Autores.

Anexo 2. Análisis de varianza (Anova) de un solo factor.



Figura B - 1. Gráficas de residuos para la variable media. Fuente: Autores.



Figura B - 2. Gráfica de intervalos del factor media vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,718252	A
falla1400	1680	0,557408	B
falla1000	1680	0,399426	C
falla1100	1680	0,364651	D
falla1900	1680	0,204046	E
falla200	1680	0,146306	F
falla400	1680	0,142964	G
falla1200	1596	0,137227	H
falla500	1680	0,132722	I
falla600	1680	0,126051	J
falla1800	1680	0,123731	K
falla300	1680	0,089256	L
falla700	1680	0,072828	M
falla800	1680	0,067572	N
falla900	1680	0,056147	O
falla100	1680	0,042298	P
falla1300	1680	0,001022	Q
falla1500	1680	-0,096551	R
falla1600	1680	-0,182944	S

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 3. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor media. Fuente: Autores.

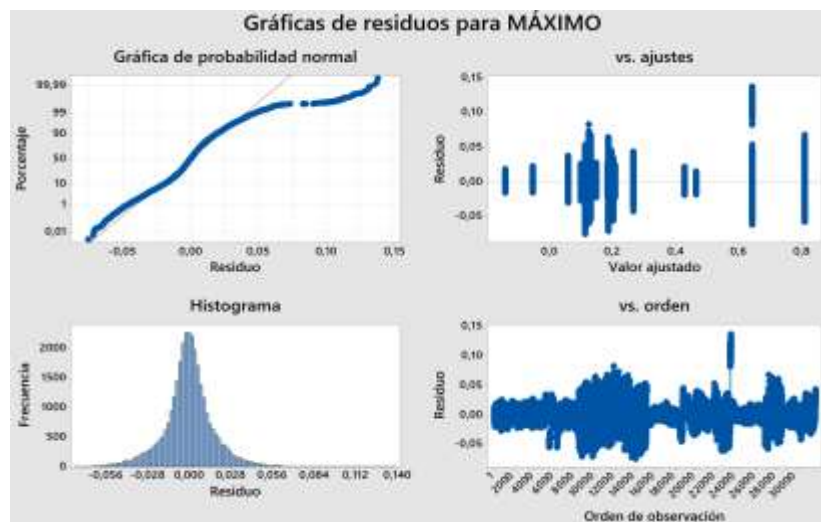


Figura B - 4. Gráficas de residuos para el factor estadístico máximo. Fuente: Autores.

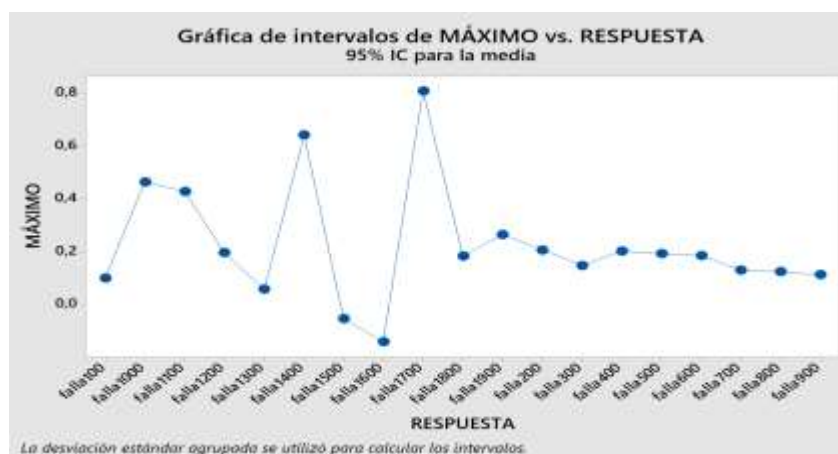


Figura B - 5. Gráfica de intervalos del factor estadístico máximo vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,807914	A
falla1400	1680	0,642802	B
falla1000	1680	0,464828	C
falla1100	1680	0,428469	D
falla1900	1680	0,265634	E
falla200	1680	0,207296	F
falla400	1680	0,202617	G
falla1200	1596	0,196656	H
falla500	1680	0,192488	I
falla600	1680	0,185736	J
falla1800	1680	0,183723	K
falla300	1680	0,148496	L
falla700	1680	0,130698	M
falla800	1680	0,124662	N
falla900	1680	0,113496	O
falla100	1680	0,100163	P
falla1300	1680	0,058576	Q
falla1500	1680	-0,052491	R
falla1600	1680	-0,139417	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 6. Comparaciones en parejas de Tukey, del facto máximo. Fuente: Autores.



Figura B - 7. Gráficas de residuos para el factor estadístico mínimo. Fuente: Autores.



Figura B - 8. Gráfica de intervalos del factor mínimo vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,661520	A
falla1400	1680	0,496476	B
falla1000	1680	0,359179	C
falla1100	1680	0,325816	D
falla1900	1680	0,168129	E
falla200	1680	0,109489	F
falla400	1680	0,104000	G
falla1200	1596	0,100163	H
falla500	1680	0,093455	I
falla600	1680	0,088521	J
falla1800	1680	0,081524	K
falla300	1680	0,052036	L
falla700	1680	0,025112	M
falla800	1680	0,020338	N
falla900	1680	0,018120	O
falla100	1680	0,006246	P
falla1300	1680	-0,024614	Q
falla1500	1680	-0,123252	R
falla1600	1680	-0,208635	S

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 9. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor mínimo. Fuente: Autores.

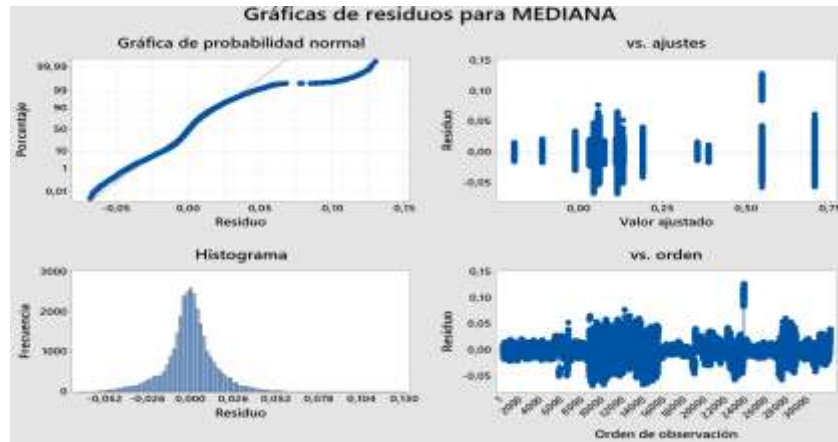


Figura B - 10. Gráficas de residuos para el factor mediana. Fuente: Autores.



Figura B - 11. Gráfica de intervalos del factor mediana vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,702350	A
falla1400	1680	0,544607	B
falla1000	1680	0,386596	C
falla1100	1680	0,352127	D
falla1900	1680	0,189495	E
falla200	1680	0,133520	F
falla400	1680	0,131870	F
falla1200	1596	0,125509	G
falla500	1680	0,121667	H
falla600	1680	0,113690	I
falla1800	1680	0,111590	J
falla300	1680	0,076402	K
falla700	1680	0,060709	L
falla800	1680	0,056557	M
falla900	1680	0,044882	N
falla100	1680	0,031154	O
falla1300	1680	-0,010525	P
falla1500	1680	-0,109107	Q
falla1600	1680	-0,191969	R

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 12. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor mediana. Fuente: Autores.

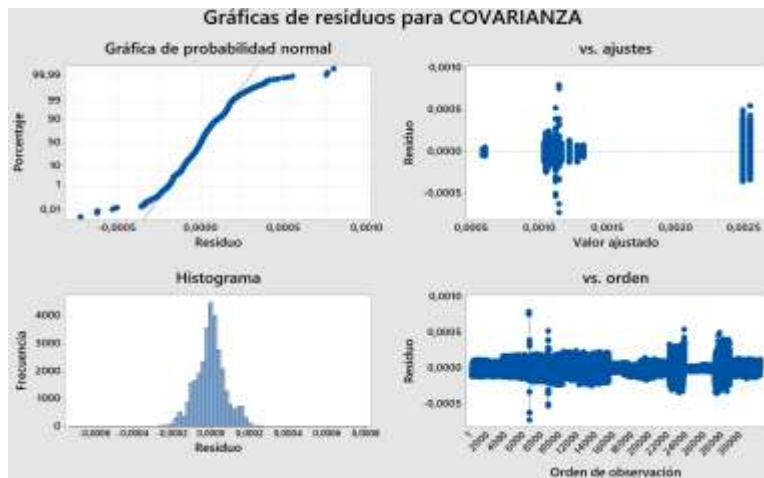


Figura B - 13. Gráficas de residuos para el factor covarianza. Fuente: Autores.



Figura B - 14. Gráfica de intervalos para el factor covarianza. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1400	1680	0,002543	A
falla1700	1680	0,002490	B
falla1000	1680	0,001322	C
falla1100	1680	0,001275	D
falla1800	1680	0,001216	E
falla200	1680	0,001157	F
falla400	1680	0,001140	G
falla500	1680	0,001130	H
falla600	1680	0,001116	I
falla1200	1596	0,001110	J
falla300	1680	0,001103	K
falla1900	1680	0,001094	K
falla700	1680	0,001065	L
falla900	1680	0,001052	M
falla100	1680	0,001052	M
falla800	1680	0,001046	M
falla1300	1680	0,001034	N
falla1600	1680	0,000600	O
falla1500	1680	0,000581	P

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 15. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor covarianza. Fuente: Autores.



Figura B - 16. Gráficas de residuos para el factor varianza. Fuente: Autores.



Figura B - 17. Gráfica de intervalos del factor varianza vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla1400	1680	0,002543	A	
falla1700	1680	0,002490	B	
falla1000	1680	0,001322	C	
falla1100	1680	0,001275	D	
falla1800	1680	0,001216	E	
falla200	1680	0,001157	F	
falla400	1680	0,001140	G	
falla500	1680	0,001130	H	
falla600	1680	0,001116	I	
falla1200	1596	0,001110	J	
falla300	1680	0,001103	K	
falla1900	1680	0,001094	K	
falla700	1680	0,001065	L	
falla900	1680	0,001052	M	
falla100	1680	0,001052	M	
falla800	1680	0,001046	M	
falla1300	1680	0,001034	N	
falla1600	1680	0,000600	O	
falla1500	1680	0,000581	P	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 18. Comparaciones en parejas de Tukey del factor varianza. Fuente: Autores.



Figura B - 19. Gráficas de residuos del factor de desviación estándar. Fuente: Autores.



Figura B - 20. Gráfica de intervalos del factor de desviación estándar vs la repuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1400	1680	0,050410	A
falla1700	1680	0,049888	B
falla1000	1680	0,036352	C
falla1100	1680	0,035697	D
falla1800	1680	0,034860	E
falla200	1680	0,034002	F
falla400	1680	0,033723	G
falla500	1680	0,033572	H
falla600	1680	0,033383	I
falla1200	1596	0,033307	J
falla300	1680	0,033182	K
falla1900	1680	0,033063	K
falla700	1680	0,032607	L
falla100	1680	0,032418	M
falla900	1680	0,032395	M
falla800	1680	0,032506	M
falla1300	1680	0,032141	N
falla1600	1680	0,024489	O
falla1500	1680	0,024107	P

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 21. Comparaciones en parejas de Tukey del factor de desviación estándar. Fuente: Autores.

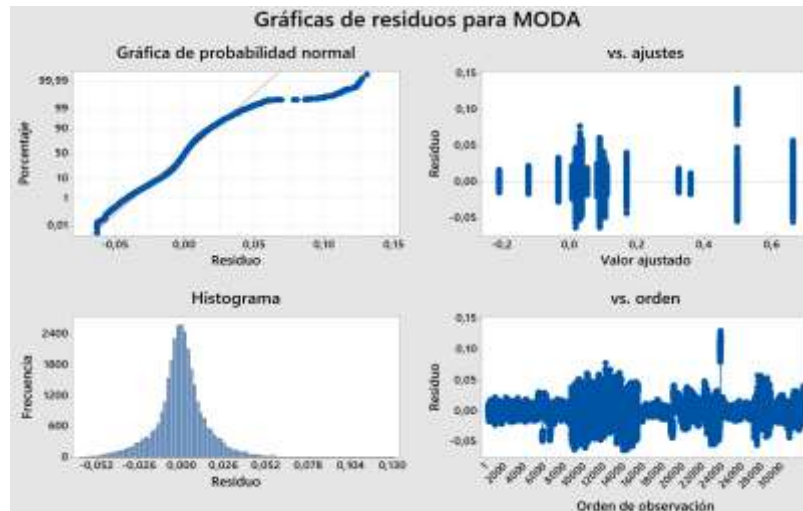


Figura B - 22. Gráficas de residuos para el factor moda. Fuente: Autores.



Figura B - 23. Gráfica de intervalos del factor moda vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla1700	1680	0,661520	A	
falla1400	1680	0,496476	B	
falla1000	1680	0,359179	C	
falla1100	1680	0,323816	D	
falla1900	1680	0,168129	E	
falla200	1680	0,109489	F	
falla400	1680	0,104000	G	
falla1200	1596	0,100163	H	
falla500	1680	0,093455	I	
falla600	1680	0,088521	J	
falla1800	1680	0,081534	K	
falla300	1680	0,052036	L	
falla700	1680	0,035112	M	
falla800	1680	0,030338	N	
falla900	1680	0,018120	O	
falla100	1680	0,006246	P	
falla1300	1680	-0,034614	Q	
falla1500	1680	-0,123252	R	
falla1600	1680	-0,208835	S	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 24. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor moda. Fuente: Autores.

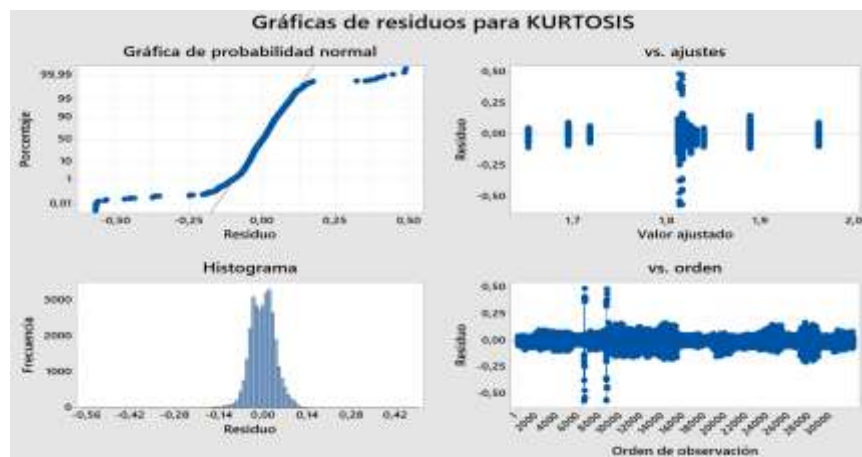


Figura B - 25. Gráficas de residuos para el factor kurtosis. Fuente: Autores.

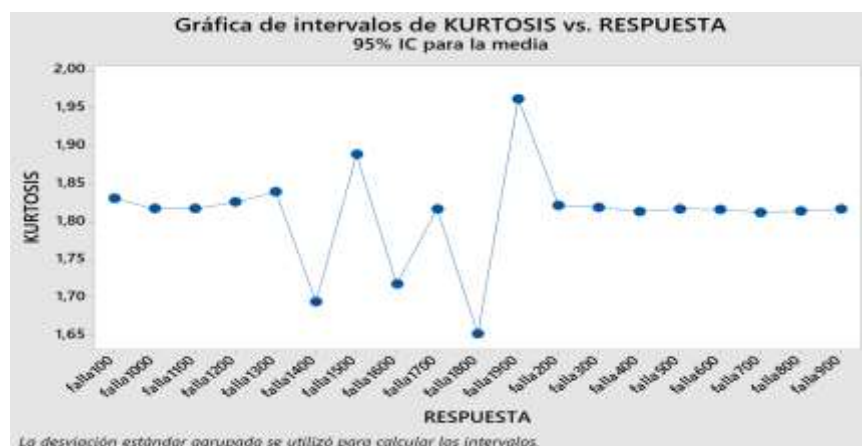


Figura B - 26. Gráfica de intervalos del factor kurtosis vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla1900	1680	1,96228	A	
falla1500	1680	1,88899	B	
falla1300	1680	1,83066	C	
falla100	1680	1,83103	D	
falla1200	1596	1,82604	D	
falla200	1680	1,82133	E	
falla300	1680	1,81901	E	F G
falla1000	1680	1,81746		F G H
falla1100	1680	1,81731		F G H
falla1700	1680	1,81713		F G H I
falla500	1680	1,81701		F G H I
falla900	1680	1,81700		F G H I
falla600	1680	1,81657		F G H I
falla800	1680	1,81439		G H I
falla400	1680	1,81358		H I
falla700	1680	1,81225		I
falla1600	1680	1,71811	J	
falla1400	1680	1,69475	K	
falla1800	1680	1,65239	L	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 27. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor kurtosis. Fuente: Autores.



Figura B - 28. Gráficas de residuos del factor rango. Fuente: Autores.



Figura B - 29. Gráfica de intervalos del factor rango vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,146393	A
falla1400	1680	0,146325	A
falla1000	1680	0,105649	B
falla1100	1680	0,104652	C
falla1800	1680	0,102199	D
falla500	1680	0,099033	E
falla400	1680	0,098617	E
falla200	1680	0,097807	F
falla1900	1680	0,097505	F
falla600	1680	0,097214	G
falla1200	1596	0,096492	H
falla300	1680	0,096460	H
falla700	1680	0,095586	I
falla900	1680	0,095377	J
falla800	1680	0,094324	J
falla100	1680	0,093917	K
falla1300	1680	0,093190	L
falla1500	1680	0,070762	M
falla1600	1680	0,069417	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 30. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor rango. Fuente: Autores.

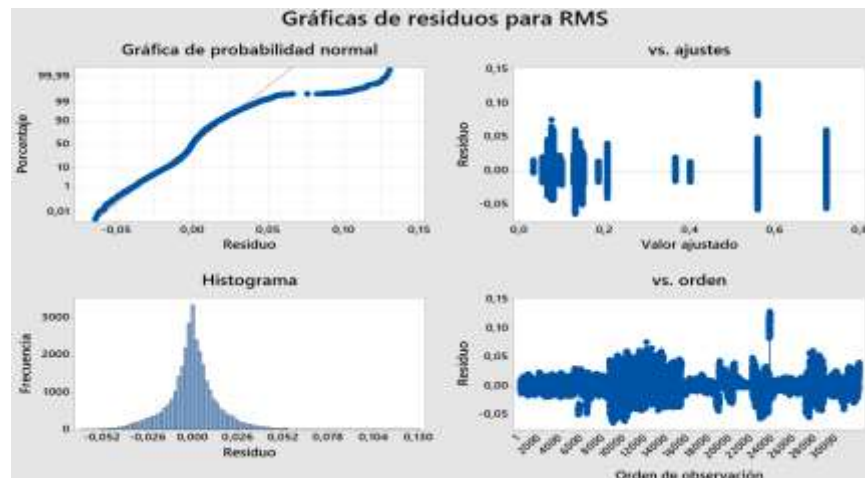


Figura B - 31. Gráficas de residuos del factor RMS. Fuente: Autores.



Figura B - 32. Gráfica de intervalos del factor RMS vs la repuesta. Fuente: Autores

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1700	1680	0,719980	A
falla1400	1680	0,559682	B
falla1000	1680	0,401074	C
falla1100	1680	0,366391	D
falla1900	1680	0,206712	E
falla1600	1680	0,184575	F
falla200	1680	0,150206	G
falla400	1680	0,146935	H
falla1200	1596	0,141272	I
falla500	1680	0,136904	J
falla600	1680	0,130555	K
falla1800	1680	0,128553	L
falla1500	1680	0,099523	M
falla300	1680	0,095235	N
falla700	1680	0,080298	O
falla800	1680	0,075541	P
falla900	1680	0,066301	Q
falla100	1680	0,053468	R
falla1300	1680	0,033412	S

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 33. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor RMS. Fuente: Autores.



Figura B - 34. Gráficas de residuos del factor de cresta. Fuente: Autores.



Figura B - 35. Gráfica de intervalos del factor de cresta vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla100	1680	1,68076	A	
falla900	1680	1,75714	B	
falla1300	1680	1,75309	B	
falla800	1680	1,69032	C	
falla700	1680	1,66225	D	
falla300	1680	1,56127	E	
falla600	1680	1,43802	F	
falla1800	1680	1,43040	F	
falla500	1680	1,40661	G	
falla1200	1596	1,39628	G	
falla400	1680	1,38322	H	
falla200	1680	1,38082	H	
falla1900	1680	1,28619	I	
falla1100	1680	1,16944	J	
falla1000	1680	1,15897	J	
falla1400	1680	1,14880	K	
falla1700	1680	1,12217	L	
falla1500	1680	-0,525602	M	
falla1600	1680	-0,755015	N	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 36. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor de cresta. Fuente: Autores.

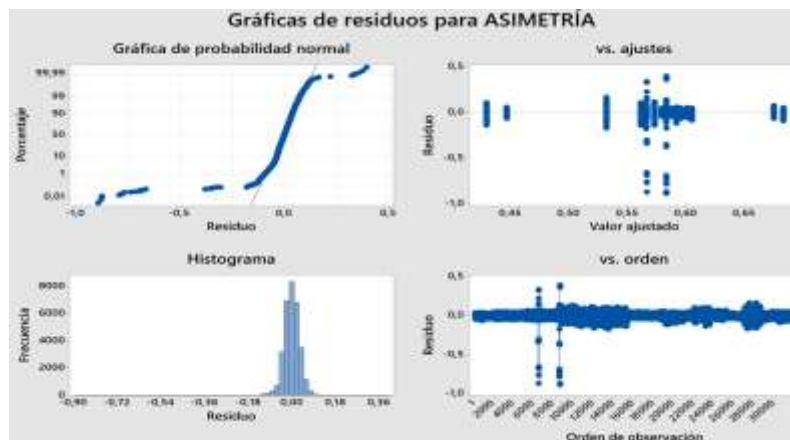


Figura B - 37. Gráficas de residuos para el factor asimetría. Fuente: Autores.



Figura B - 38. Gráfica de intervalos del factor asimetría vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1900	1680	0,683341	A
falla1500	1680	0,675085	B
falla1300	1680	0,605365	C
falla200	1680	0,601323	C
falla100	1680	0,596201	D
falla300	1680	0,595207	D
falla1200	1596	0,592189	D
falla1000	1680	0,588469	E
falla600	1680	0,58324	F
falla1100	1680	0,579273	F
falla700	1680	0,573440	G
falla500	1680	0,566758	H
falla400	1680	0,56654	H
falla800	1680	0,56589	H
falla1600	1680	0,565147	H
falla900	1680	0,56176	I
falla1700	1680	0,53202	J
falla1800	1680	0,446702	K
falla1400	1680	0,429554	L

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 39. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor asimetría. Fuente: Autores.

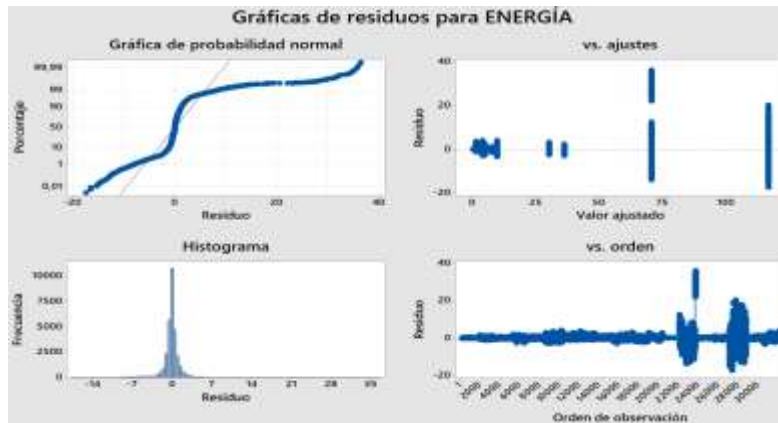


Figura B - 40. Gráficas de residuos del factor energía. Fuente: Autores.



Figura B - 41. Gráfica de intervalos del factor energía vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla1700	1680	116,735	A	
falla1400	1680	70,692	B	
falla1000	1680	36,2055	C	
falla1100	1680	30,2181	D	
falla1900	1680	9,6619	E	
falla1600	1680	7,6699	F	
falla200	1680	5,0906	G	
falla400	1680	4,9198	G	
falla1200	1596	4,5705	H	
falla500	1680	4,2321	I	
falla600	1680	3,9880	I	
falla1800	1680	3,7344	J	
falla1500	1680	2,23535	J	
falla300	1680	2,05308	K	
falla700	1680	1,5553	K	
falla800	1680	1,3917	L	
falla900	1680	1,0788	L	
falla100	1680	0,65298	M	
falla1300	1680	0,252440	N	
			O	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 42. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor energía. Fuente: Autores.

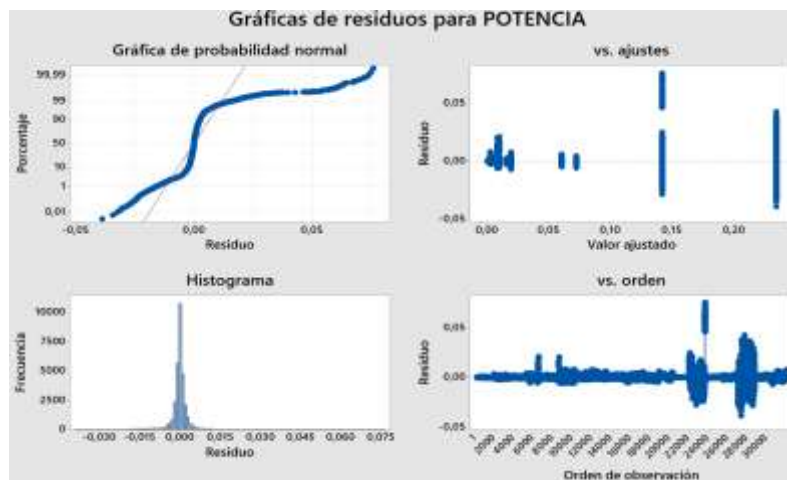


Figura B - 43. Gráficas de residuos del factor potencia. Fuente: Autores.



Figura B - 44. Gráfica de intervalos del factor potencia vs la respuesta. Fuente: Autores

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación	
falla1700	1680	0,233921	A	
falla1400	1680	0,141749	B	
falla1000	1680	0,072256	C	
falla1100	1680	0,060131	D	
falla1900	1680	0,019373	E	
falla1600	1680	0,015840	F	
falla200	1680	0,010201	G	
falla400	1680	0,009988	G	
falla1200	1596	0,009157	H	
falla500	1680	0,008489	I	
falla600	1680	0,008194	I	
falla1800	1680	0,007763	J	
falla1500	1680	0,004676	K	
falla300	1680	0,004120	K	
falla700	1680	0,003131	L	
falla800	1680	0,002809	L	
falla900	1680	0,002171	M	
falla100	1680	0,001306	N	
falla1300	1680	0,000503	O	

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 45. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor potencia. Fuente: Autores.

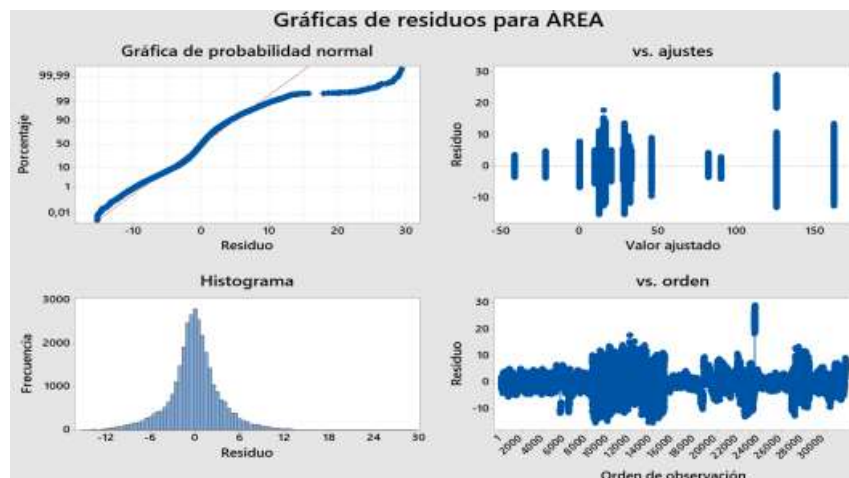


Figura B - 46. Gráficas de residuo del factor área. Fuente: Autores.



Figura B - 47. Gráfica de intervalos del factor área vs la respuesta. Fuente: Autores.

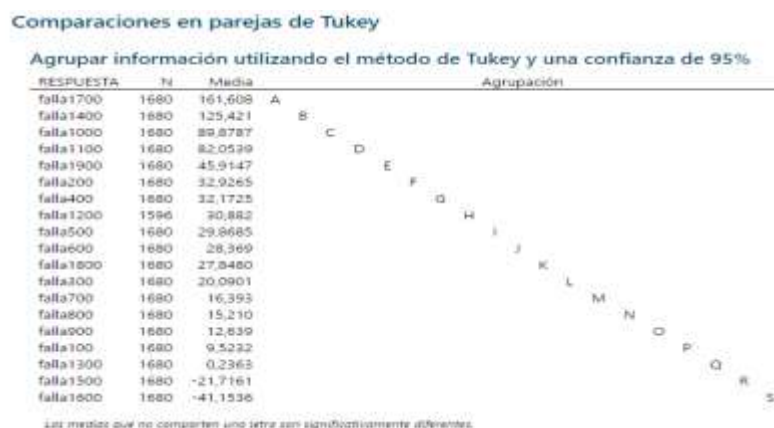


Figura B - 48. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor área. Fuente: Autores.

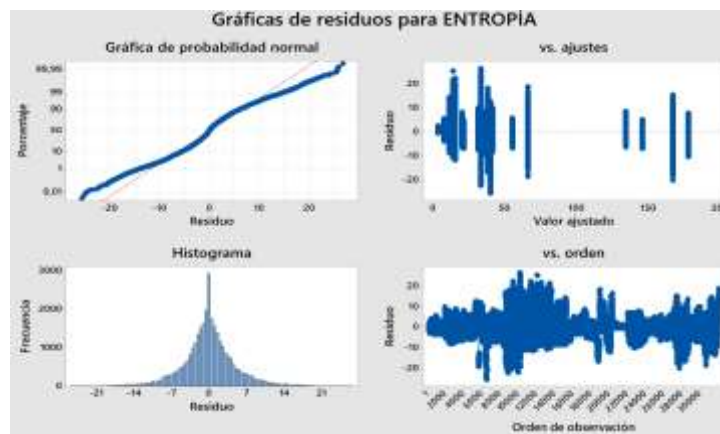


Figura B - 49. Gráficas de residuo del factor entropía. Fuente: Autores.



Figura B - 50. Gráfica de intervalos del factor entropía con respecto a la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

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

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1400	1680	177,915	A
falla1700	1680	166,939	B
falla1000	1680	145,921	C
falla1100	1680	134,150	D
falla1900	1680	66,090	E
falla1600	1680	55,1957	F
falla200	1680	41,5266	G
falla400	1680	40,074	H
falla1200	1596	38,021	I
falla500	1680	36,0383	J
falla600	1680	33,385	K
falla1800	1680	31,4664	L
falla1500	1680	21,3725	M
falla300	1680	20,1754	N
falla700	1680	15,551	O
falla800	1680	14,079	P
falla900	1680	11,388	Q
falla100	1680	7,4418	R
falla1300	1680	3,54172	S

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 51. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor entropía. Fuente: Autores.

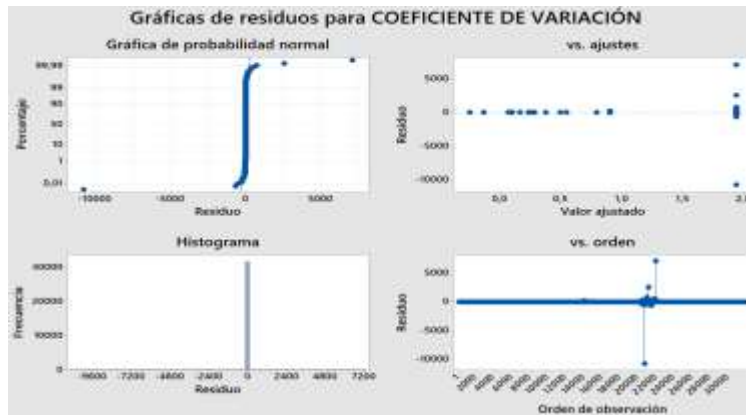


Figura B - 52. Gráficas de residuos para el factor coeficiente de variación. Fuente: Autores.



Figura B - 53. Gráfica de intervalos del factor coeficiente de variación vs la respuesta. Fuente: Autores.

Comparaciones en parejas de Tukey

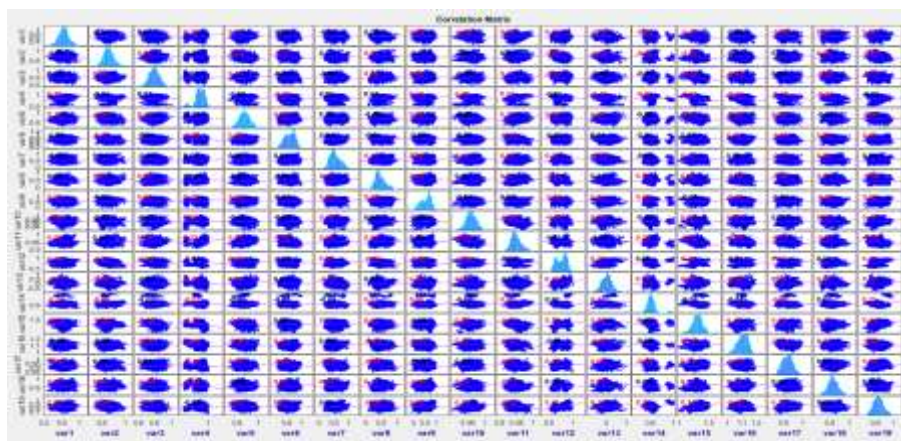
Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

RESPUESTA	N	Media	Agrupación
falla1300	1680	1,94	A
falla900	1680	0,902	A
falla100	1680	0,79397	A
falla800	1680	0,54520	A
falla700	1680	0,49602	A
falla300	1680	0,373487	A
falla1800	1680	0,282739	A
falla600	1680	0,27723	A
falla500	1680	0,253336	A
falla1200	1596	0,247430	A
falla400	1680	0,239264	A
falla200	1680	0,232881	A
falla1900	1680	0,162730	A
falla1100	1680	0,097904	A
falla1000	1680	0,091018	A
falla1400	1680	0,090621	A
falla1700	1680	0,069487	A
falla1600	1680	-0,134029	A
falla1500	1680	-0,250836	A

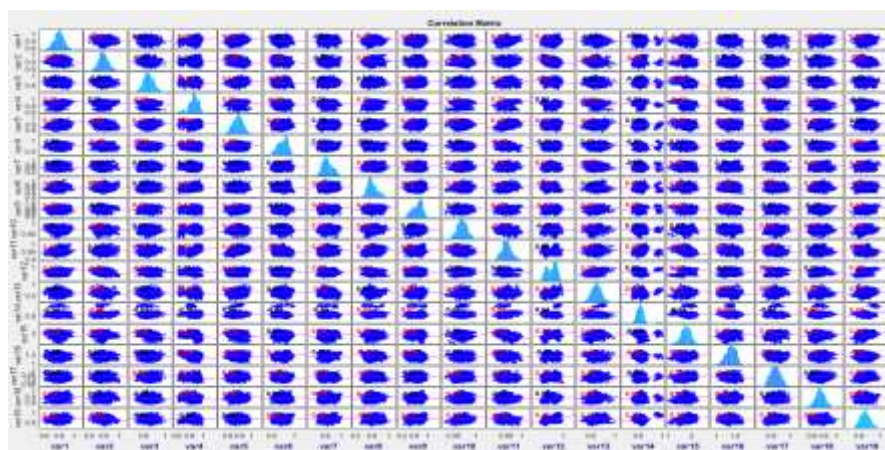
Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Figura B - 54. Comparaciones en parejas de Tukey, del factor coeficiente de variación. Fuente: Autores.

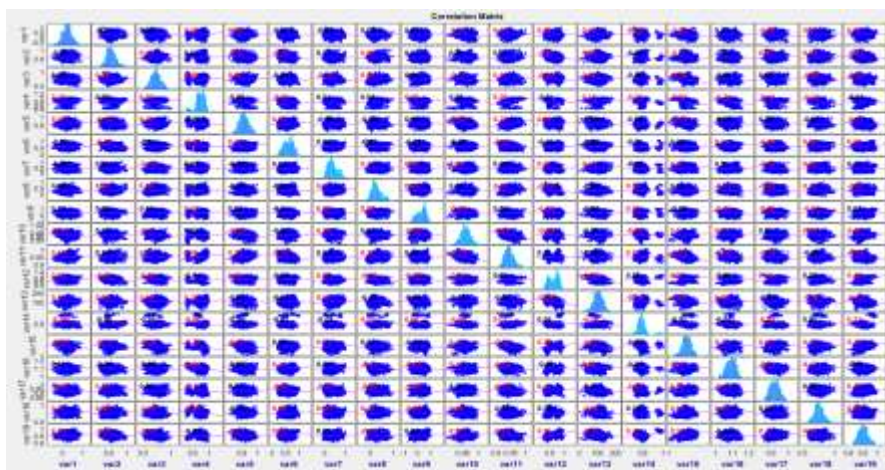
Anexo 3. Gráficas de correlación, para el descarte de factores estadísticos que no aportan al entrenamiento de la RNA.



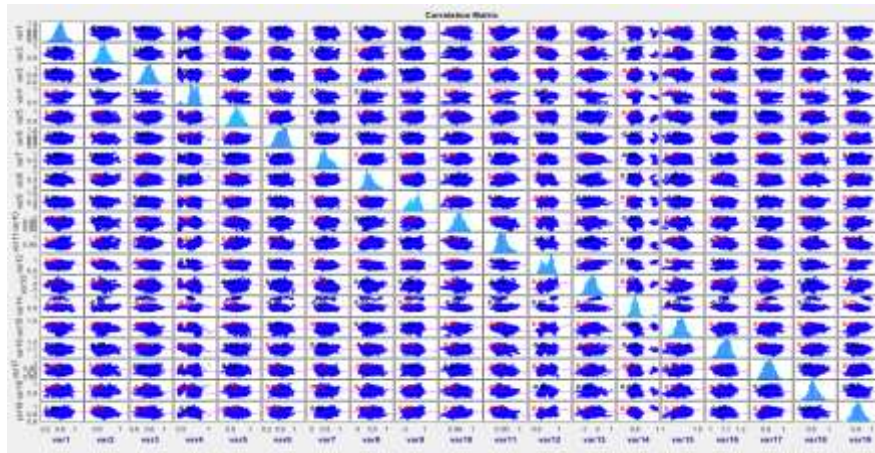
C - 1. Gráfica de correlación del factor estadístico media. Fuente: Autores.



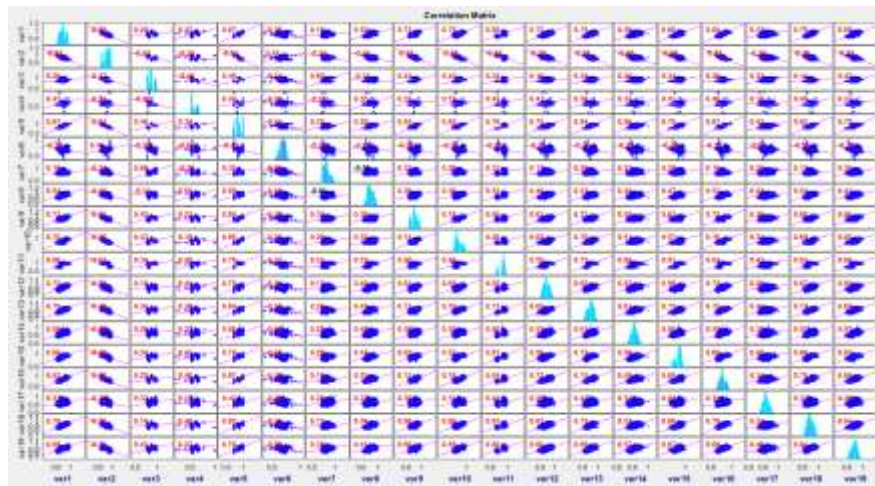
C - 2. Gráfica de correlación del factor estadístico máximo. Fuente: Autores.



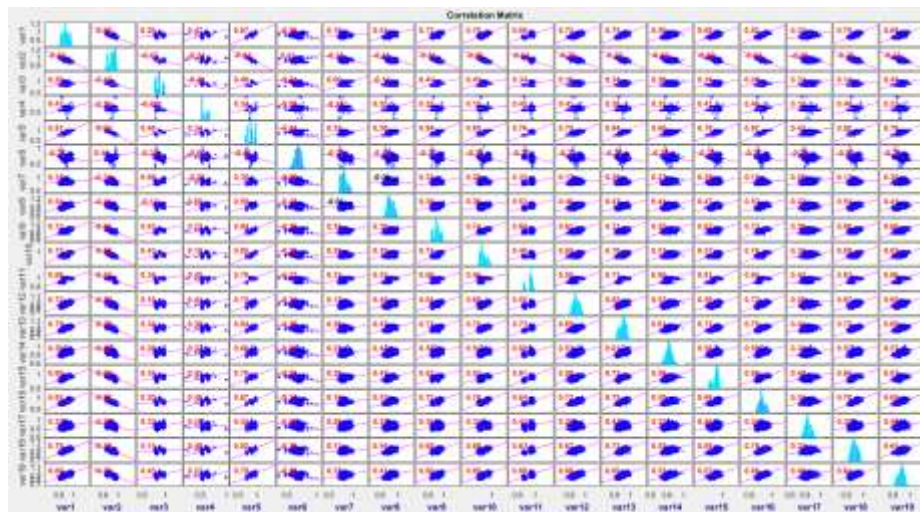
C - 3. Gráfica de correlación del factor estadístico mínimo. Fuente: Autores.



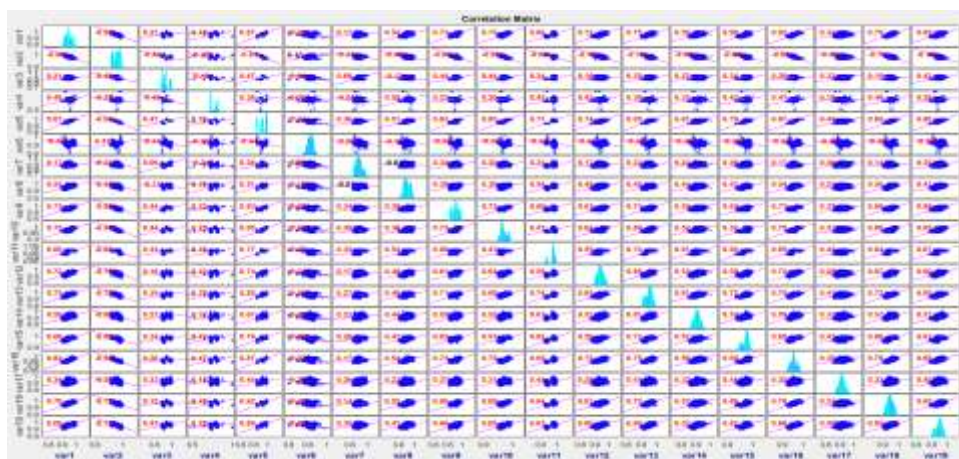
C - 4. Gráfica de correlación del factor estadístico mediana. Fuente: Autores.



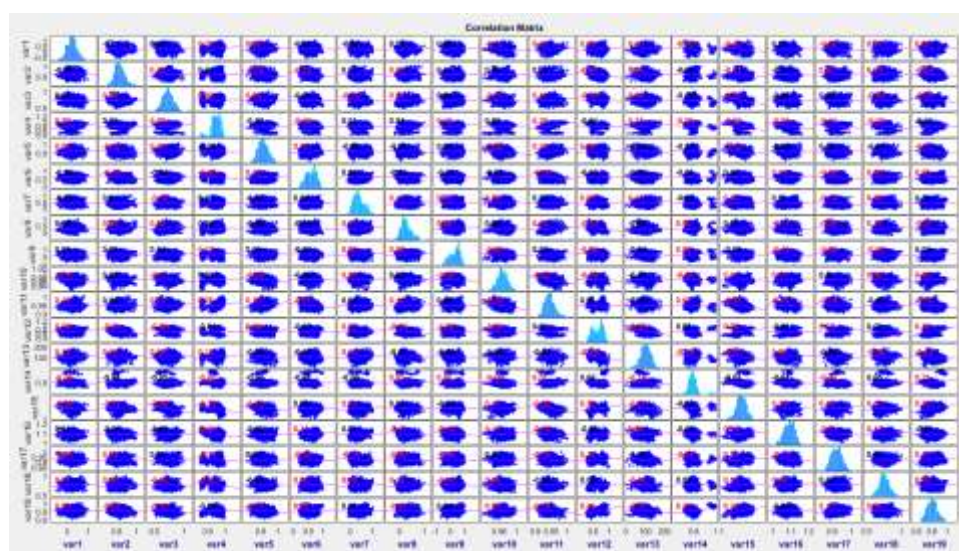
C - 5. Gráfica de correlación del factor estadístico covarianza. Fuente: Autores.



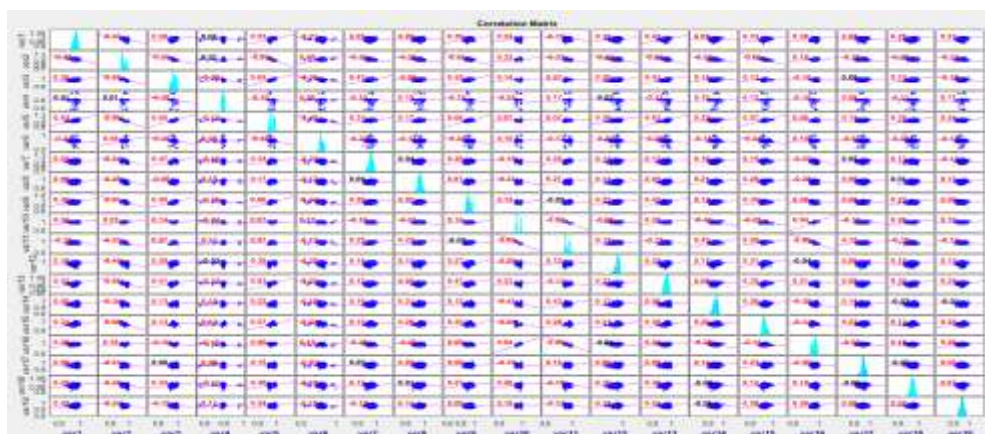
C - 6. Gráfica de correlación del factor estadístico varianza. Fuente: Autores.



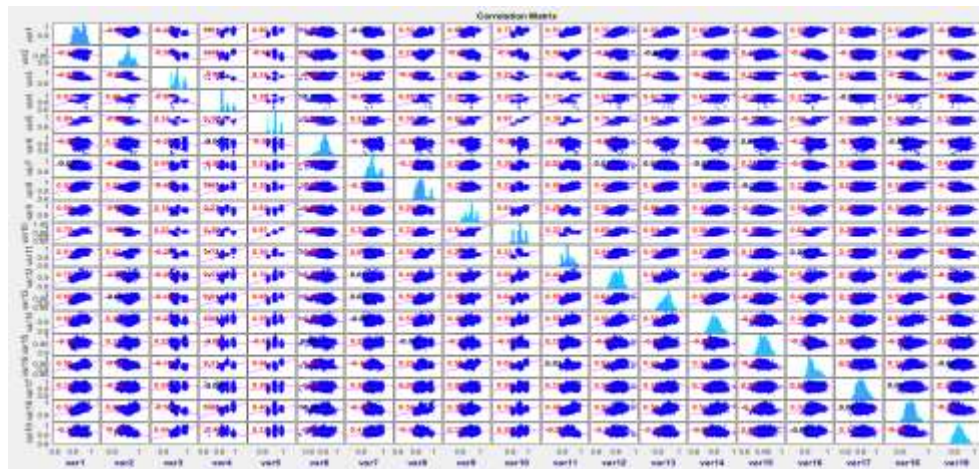
C - 7. Gráfica de correlación del factor estadístico de desviación estándar. Fuente: Autores.



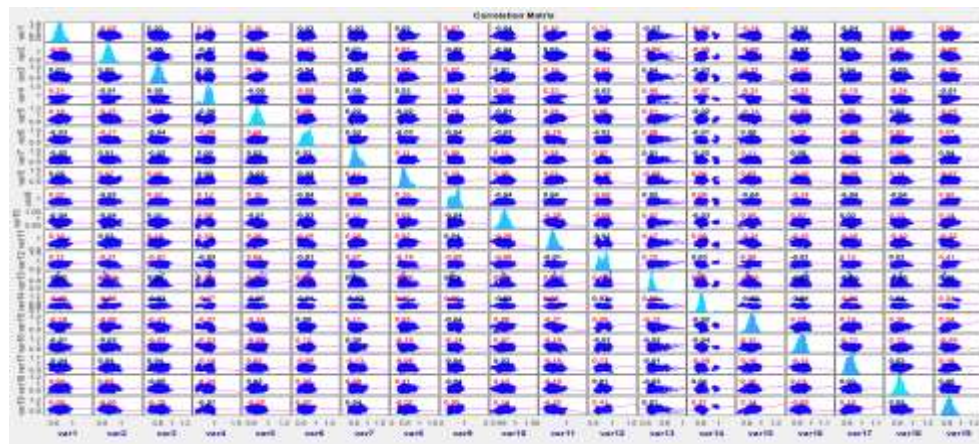
C - 8. Gráfica de correlación del factor estadístico moda. Fuente: Autores.



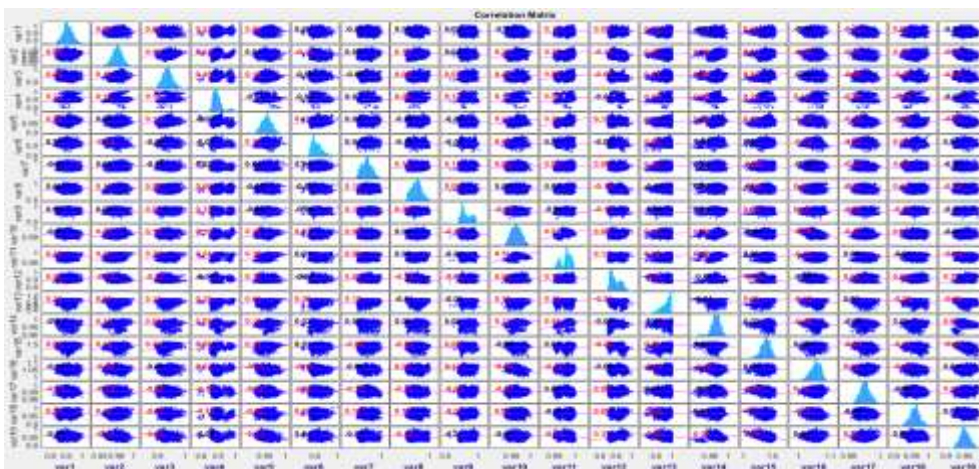
C - 9. Gráfica de correlación del factor estadístico kurtosis. Fuente: Autores.



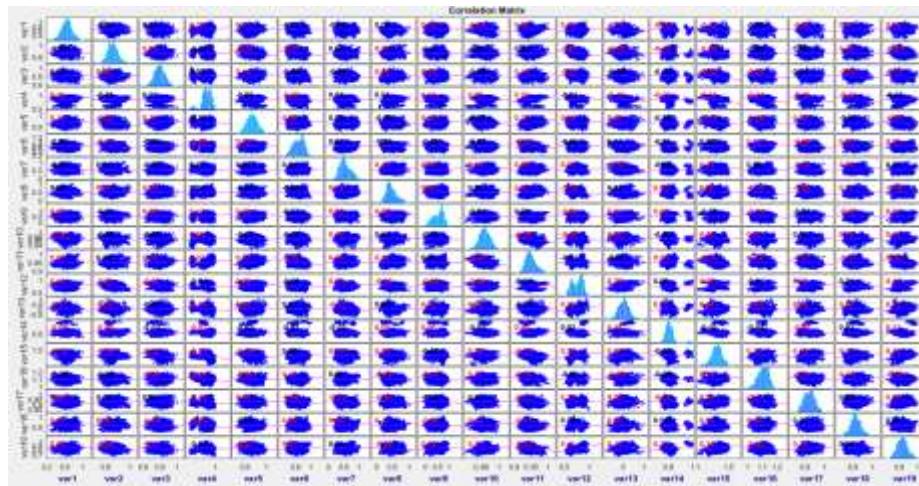
C - 10. Gráfica de correlación del factor estadístico rango. Fuente: Autores.



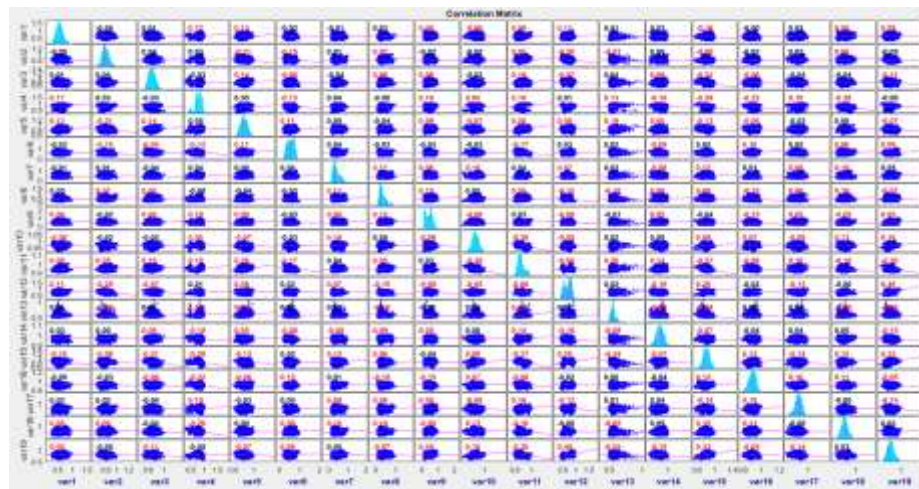
C - 11. Gráfica de correlación del factor estadístico RMS. Fuente: Autores.



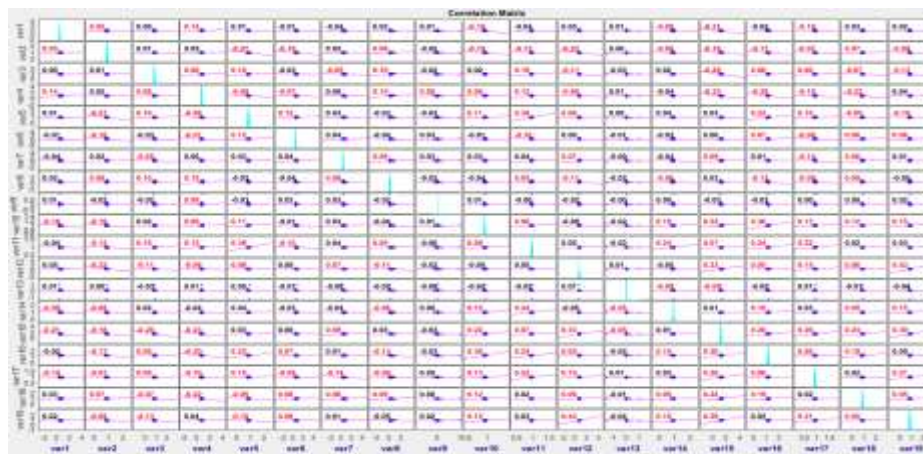
C - 12. Gráfica de correlación del factor estadístico factor de cresta. Fuente: Autores.



C - 16. Gráfica de correlación del factor estadístico área. Fuente: Autores.



C - 17. Gráfica de correlación del factor estadístico entropía. Fuente: Autores.



C - 18. Gráfica de correlación del factor estadístico coeficiente de variación. Fuente: Autores.

Anexo 4. Motores de encendido provocado utilizados para la investigación de detección de fallas mecánicas mediante redes neuronales artificiales.



D- 1. Motor de encendido provocado Hyundai Sonata para desarrollo del algoritmo de diagnóstico. Fuente: Autores.



D- 2. Motor de encendido provocado Hyundai Sonata para comprobación del algoritmo de diagnóstico. Fuente: Autores.

Anexo 5. Señales temporales correspondientes a cada falla mecánica inducida a la unidad experimental.

