



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**

**CARRERA INGENIERÍA AUTOMOTRIZ**

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

**“APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN MOTORES DIÉSEL MECÁNICOS BASADOS EN  
VIBRACIONES: ANÁLISIS DE DIFERENTES ESTADOS DE LA BOMBA DE  
INYECCIÓN”**



**AUTORES:**

Pijal García Josueth Vicente

Ruiz Clerque Edwin Ricardo

**DIRECTOR:** Ing. Carlos Nolasco Mafla Yépez. PhD

Ibarra-Ecuador

**2025**



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
**BIBLIOTECA UNIVERSITARIA**

**IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA**

La Universidad Técnica del Norte dentro del proyecto Repositorio Digital Institucional, determinó la necesidad de disponer de textos completos en formato digital con la finalidad de apoyar los procesos de investigación, docencia y extensión de la Universidad.

Por medio del presente documento dejo sentada mi voluntad de participar en este proyecto, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

<b>DATOS DE CONTACTO</b>			
<b>CÉDULA DE IDENTIDAD:</b>	172252708-0		
<b>APELLIDOS Y NOMBRES:</b>	Pijal García Josueth Vicente		
<b>DIRECCIÓN:</b>	Conjunto Parque Sol Los Ceibos-Ibarra		
<b>EMAIL:</b>	<a href="mailto:jvpijalg@utn.edu.ec">jvpijalg@utn.edu.ec</a> <a href="mailto:josuethvpg@outlook.es">josuethvpg@outlook.es</a>		
<b>TELÉFONO FIJO:</b>	062-612-123	<b>TELF. MOVIL</b>	0987233701

<b>DATOS DE CONTACTO</b>			
<b>CÉDULA DE IDENTIDAD:</b>	100323404-2		
<b>APELLIDOS Y NOMBRES:</b>	Ruiz Clerque Edwin Ricardo		
<b>DIRECCIÓN:</b>	Priorato-Ibarra		
<b>EMAIL:</b>	<a href="mailto:erruizc@utn.edu.ec">erruizc@utn.edu.ec</a> <a href="mailto:rikiruiz91@gmail.com">rikiruiz91@gmail.com</a>		
<b>TELÉFONO FIJO:</b>		<b>TELF. MOVIL</b>	0939286890

<b>DATOS DE LA OBRA</b>	
<b>TÍTULO:</b>	<b>APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN MOTORES DIÉSEL MECÁNICOS BASADOS EN VIBRACIONES: ANÁLISIS DE DIFERENTES ESTADOS DE LA BOMBA DE INYECCIÓN.</b>
<b>AUTOR (ES):</b>	Pijal García Josueth Vicente Ruiz Clerque Edwin Ricardo
<b>FECHA: AAAA/MM/DD</b>	2025/09/04
SOLO PARA TRABAJOS DE TITULACIÓN	
<b>CARRERA/PROGRAMA:</b>	<input checked="" type="checkbox"/> <b>GRADO</b> <input type="checkbox"/> <b>OSGRADO</b>
<b>TITULO POR EL QUE OPTA:</b>	Ingeniero Automotriz
<b>DIRECTOR:</b>	Ing. Carlos Nolasco Mafla Yépez PhD.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**AUTORIZACIÓN DE USO A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD**

Yo, Edwin Ricardo Ruiz Clerque, con cédula de identidad Nro. 100323404-2 y Pijal García Josueth Vicente, con cédula de identidad Nro. 172252708-0 en calidad de autores y titulares de los derechos patrimoniales de la obra o trabajo de integración curricular descrito anteriormente, hago entrega del ejemplar respectivo en formato digital y autorizo a la Universidad Técnica del Norte, la publicación de la obra en el Repositorio Digital Institucional y uso del archivo digital en la Biblioteca de la Universidad con fines académicos, para ampliar la disponibilidad del material y como apoyo a la educación, investigación y extensión; en concordancia con la Ley de Educación Superior Artículo 144.

Ibarra, a los 4 días del mes de septiembre del 2025

**LOS AUTORES:**

Firma.....

Pijal García Josueth Vicente

Firma.....

Edwin Ricardo Ruiz Clerque



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**CONSTANCIAS**

Los autores manifiestan que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto, la obra es original y que son los titulares de los derechos patrimoniales, por lo que asumen la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrán en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 4 días, del mes de septiembre de 2025

**LOS AUTORES:**

Firma.....  
Pijal García Josueth Vicente

Firma.....  
Ruiz Clerque Edwin Ricardo



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

Ibarra, 1 de septiembre del 2025

Ing. Carlos Mafla. PhD.

**DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

**CERTIFICA:**

Haber revisado el presente informe final del trabajo de Integración Curricular, el mismo que se ajusta a las normas vigentes de la Universidad Técnica del Norte; en consecuencia, autorizo su presentación para los fines legales pertinentes.

.....  
*Ing. CARLOS MAFLA. PhD.*

*C.C.: 0401447826*



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS  
APLICADAS  
SUBDECANATO**



## **APROBACIÓN DEL COMITÉ CALIFICADOR**

El Comité Calificado del trabajo de Integración Curricular “APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN MOTORES DIÉSEL MECÁNICOS BASADOS EN VIBRACIONES: ANÁLISIS DE DIFERENTES ESTADOS DE LA BOMBA DE INYECCIÓN” elaborado por: Pijal García Josueth Vicente y Ricardo Ruiz Clerque, previo a la obtención del título del Ingeniero Automotriz, aprueba el presente informe de investigación en nombre de la Universidad Técnica del Norte:

.....  
**Ing. Carlos Mafla. PhD.**  
C.C.: 0401447826

.....  
**Ing. Luis Garzón. PhD.**  
C.C.: 1002640454



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**DEDICATORIA**

A mis padres por su incondicional amor y su apoyo por enseñarme el valor del esfuerzo y la perseverancia, a mis hermanos que me dieron fuerzas en los momentos más difíciles y todas las personas que de alguna u otra manera creyeron en mí.

**Edwin Ricardo Ruiz Clerque.**



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## **DEDICATORIA**

Dedico este trabajo de tesis a mis padres María García y Fernando Pijal ya que serán siempre un ejemplo, por su amor, sacrificio y perseverancia, ellos me enseñaron a que no existen trabajos difíciles ni metas imposibles cuando se trabaja con esfuerzo y dedicación además de enseñarme a no rendirme bajo ninguna circunstancia y que todo se puede lograr con la bendición de Dios.

A mi Hermana Fernanda, sobrinos Mathias y Luan quienes han sido el motor para cada paso que doy, la razón para no rendirme y crecer personal y profesionalmente, son la motivación de cada día para seguir adelante.

A mi familia que han sido un aliento en los momentos de cansancio y que con sus palabras de apoyo hicieron que este trayecto sea más tranquilo.

A mi pareja Joselyn que con su compañía en los momentos más difíciles su apoyo incondicional y palabras de ánimo lograron que pudiera culminar esta etapa de mi vida.

Finalmente, a todas aquellas personas que, de una u otra manera, me inspiraron a no rendirme, recordándome que los sueños se alcanzan con constancia, fe y esperanza.

**Josueth Vicente Pijal García**



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## **AGRADECIMIENTO**

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento y sincero a todas las personas que de una u otra manera han hecho posible el presente trabajo que está llegando a su fin, en primera instancia a mis padres quienes fueron mis primeros maestros quien con su paciencia y dedicación lograron guiarme en el camino correcto y con su fortaleza guiarme para seguir adelante incluso en los momentos de incertidumbre fueron fundamentales para culminar esta etapa.

A mis hermanos que fueron un pilar fundamental dándome la motivación necesaria para seguir adelante y en los momentos más difíciles siempre supieron cómo hacerme ver el lado positivo.

**Edwin Ricardo Ruiz Clerque.**



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS  
APLICADAS  
SUBDECANATO**



## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar, agradezco a Dios por darme la fortaleza y salud necesarias para culminar esta etapa académica.

A mis padres y hermana, por su amor incondicional, su confianza, apoyo constante y valores inculcados que me han guiado en cada paso de mi vida siendo un pilar esencial. Sin ellos, este logro no habría sido posible.

A mi prima Sheila por su confianza, sus enseñanzas y consejos que han sido de gran ayuda para la realización de este trabajo, además de ser un gran ejemplo a seguir.

A la Universidad Técnica del Norte, la carrera de Ingeniería Automotriz y personas e instituciones que de una u otra forma aportaron a la realización de este proyecto.

Extiendo mi gratitud a mi Tutor de tesis, Ing. Carlos Mafla, por su guía, dedicación y valiosos consejos, que han sido fundamentales para el desarrollo de este trabajo.

**Josueth Vicente Pijal García**



## RESUMEN EJECUTIVO

En la industria automotriz, la implementación de técnicas de aprendizaje automático se ha convertido en una herramienta importante para la detección temprana de fallas, optimización del mantenimiento y mejora del rendimiento de los sistemas mecánicos. El presente estudio tuvo como objetivo principal desarrollar un sistema de aprendizaje automático con la capacidad de identificar y clasificar los tipos de vibraciones de acuerdo con el estado de funcionamiento de la bomba de inyección en motores diésel. Se implementó un sistema de adquisición de datos que permitió registrar vibraciones en condiciones controladas de presión entre 1 a 4 bar, identificando que la presión óptima de trabajo es de 2 bar. Se realizó el mantenimiento completo del tractor utilizado, incluyendo la limpieza de tanque de combustible, filtros, inyectores y bomba, y se instaló el regulador de presión para facilitar las pruebas y adquisición de datos. Se obtuvieron los datos y se los procesó mediante estimaciones FFT y análisis estadístico, extrayendo las características más importantes para la clasificación. Se ejecutaron 33 modelos de clasificación en MATLAB, seleccionando el que mejor rendimiento entregó con respecto a los datos registrados. Se evaluó el modelo mediante la curva ROC, obteniendo valores AUC superiores al 90% para todas las clases. En cuanto a la matriz de confusión, se evidenció entre 85 y 100 verdaderos positivos por clase, exceptuando algunos casos de clases similares (ME3B y ME4B) con ligeros errores de clasificación. Finalmente, el modelo fue validado con un conjunto independiente de 100 datos por clase, alcanzando una tasa de acierto del 95%, similar al 96.7% obtenido durante el entrenamiento, demostrando la efectividad del modelo planteado para predecir estados de la bomba de inyección y anticipar fallos.

**Palabras clave:** Aprendizaje Automático, Vibraciones, Bomba de Inyección, Mantenimiento predictivo, Modelo de Clasificación, AUC, ROC



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## **ABSTRACT**

In the automotive industry, the implementation of machine learning techniques has become an important tool for early fault detection, maintenance optimization, and improved performance of mechanical systems. The main objective of this study was to develop a machine learning system capable of identifying and classifying vibration types according to the operating state of the injection pump in diesel engines. A data acquisition system was implemented that allowed vibrations to be recorded under controlled pressure conditions between 1 and 4 bar, identifying the optimal working pressure as 2 bar. Complete maintenance was performed on the tractor used, including cleaning the fuel tank, filters, injectors, and pump, and a pressure regulator was installed to facilitate testing and data acquisition. Data were obtained and processed using FFT estimations and statistical analysis, extracting the most relevant features for classification. Thirty-three classification models were run in MATLAB, and the one that performed best based on the recorded data was selected. Regarding the confusion matrix, between 85 and 100 true positives were found per class, except for a few cases of similar classes (ME3B and ME4B) with slight classification errors. Finally, the model was validated with an independent set of 100 data points per class, achieving a 95% accuracy rate, like the 96.7% obtained during training, demonstrating the effectiveness of the proposed model in predicting injection pump states and anticipating failures.

**Keywords:** Machine Learning, Vibrations, Injection Pump, Predictive Maintenance, Classification Model, AUC, ROC



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**LISTA DE SIGLAS**

**AUC.** Área bajo la curva

**ROC.** Característica Operativa del Receptor

**FFT.** Transformada Rápida de Fourier

**PMS.** Punto Muerto Superior

**ME.** Mal Estado

**BE.** Buen Estado

**RMS.** Promedio de Raíz Cuadrada

**SVM.** Máquina de Vectores de Soporte

**VP.** Verdaderos Positivos

**FN.** Falsos Negativos



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## ÍNDICE DE CONTENIDOS

IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA.....	2
AUTORIZACIÓN DE USO A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD.....	3
CONSTANCIAS.....	4
CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR ...	5
APROBACIÓN DEL COMITÉ CALIFICADOR.....	6
DEDICATORIA .....	7
AGRADECIMIENTO .....	9
RESUMEN EJECUTIVO.....	11
ABSTRACT.....	12
LISTA DE SIGLAS.....	13
ÍNDICE DE CONTENIDOS .....	14
ÍNDICE DE TABLAS .....	18
ÍNDICE DE FIGURAS.....	19
CAPÍTULO I .....	22
1. INTRODUCCIÓN .....	22
1.1. Problema de investigación .....	22
1.2. Justificación .....	24
1.3. Objetivos.....	25
1.3.1. Objetivo General.....	25
1.3.2. Objetivos Específicos.....	25
1.4. Alcance .....	25
CAPÍTULO II.....	27
	14



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



2.	MARCO TEÓRICO.....	27
2.1.	Motores a Diésel .....	27
2.1.1.	Principios de Funcionamiento.....	28
2.1.2.	Fases de Combustión .....	29
2.1.3.	Sistema de Alimentación de Combustible .....	30
2.1.4.	Uso de los Motores a Diésel .....	32
2.2.	Bomba de Inyección .....	33
2.2.1.	Bomba de Inyección Rotativa.....	33
2.2.2.	Bomba de Inyección Farmall .....	34
2.3.	Vibraciones en Sistemas Mecánicos.....	35
2.3.1.	Representación de las Vibraciones .....	37
2.3.2.	Vibraciones en Motores de Combustión.....	38
2.4.	Mantenimiento .....	41
2.4.1.	Mantenimiento Correctivo .....	41
2.4.2.	Mantenimiento Preventivo.....	42
2.4.3.	Mantenimiento Predictivo.....	42
2.5.	Aprendizaje Automático .....	43
	CAPÍTULO III.....	44
3.	MATERIALES Y MÉTODOS.....	44
3.1.	Materiales.....	44
3.1.1.	Tractor Agrícola.....	44
3.1.2.	Equipo de Diagnóstico de Vibraciones.....	45
3.1.2.1.	Manómetro .....	46
3.1.2.2.	Acelerómetro.....	47



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



3.1.2.3.	Tarjeta de Adquisición DAQ NI 9250 .....	48
3.2.	Métodos.....	49
3.2.1.	Revisión de la bomba de inyección .....	50
3.2.2.	Registro de datos del sistema.....	54
3.2.3.	Transformada de Fourier.....	58
3.2.4.	Caracterización vibratoria.....	60
3.2.5.	Análisis estadístico de las señales.....	61
3.2.6.	Tablas de Entrenamiento.....	63
3.2.7.	Aprendizaje Automático .....	63
CAPÍTULO IV.....		70
4.	RESULTADOS.....	70
4.1.	Estado del Motor.....	70
4.2.	Pruebas de Funcionamiento .....	72
4.3.	Simulación de Fallas .....	73
4.4.	Procesamiento de Datos .....	75
4.4.1.	Obtención de datos vibratorios .....	75
4.4.2.	Transformada de Fourier.....	76
4.4.3.	Análisis Estadístico.....	79
4.5.	Procedimientos del Aprendizaje Automático .....	80
4.5.1.	Resultados De Dispersión.....	83
4.5.2.	Matriz de confusión.....	85
4.5.3.	Resultados de Curva ROC .....	86
4.5.4.	Resultados de Coordenadas Paralelas.....	87
4.6.	Generación de la Función .....	87



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



CAPÍTULO IV ..... 91

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES ..... 91

    5.1. Conclusiones ..... 91

    5.2. Recomendaciones ..... 92

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 93



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Características de Bomba de Inyección Bosch .....	35
<b>Tabla 2.</b> Características del Tractor Internacional 523 .....	45
<b>Tabla 3.</b> Características del Manómetro .....	47
<b>Tabla 4.</b> Características Principales del Acelerómetro 306C01 .....	48
<b>Tabla 5.</b> Características Principales de Tarjeta DAQ NI 9250 .....	49
<b>Tabla 6.</b> Identificación de las Variables del Sistema .....	54
<b>Tabla 7.</b> Datos de las Pruebas Realizadas .....	57
<b>Tabla 8.</b> Cantidad de Datos Registrados en las Pruebas .....	57
<b>Tabla 9.</b> Asignación de Frecuencia de Acuerdo con Problema dentro del Motor .....	61
<b>Tabla 10.</b> Variables Estadísticas Analizadas.....	62
<b>Tabla 11.</b> Cantidad de Datos para las Tablas de Entrenamiento.....	63
<b>Tabla 12.</b> Resultados AUC de la Validación en Cada una de las Clases .....	86
<b>Tabla 13.</b> Resultados de Validación del Modelo .....	90



## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Diagrama de Bloques del Proyecto de Investigación .....	26
<b>Figura 2.</b> Motor a Diésel .....	27
<b>Figura 3.</b> Ciclos de un Motor Diésel.....	28
<b>Figura 4.</b> Fases del Proceso de Combustión .....	29
<b>Figura 5.</b> Esquema de Funcionamiento del Sistema de Inyección .....	31
<b>Figura 6.</b> Generador Eléctrico Industrial con Motor a Diésel.....	33
<b>Figura 7.</b> Bomba Rotativa para Sistema de Inyección.....	34
<b>Figura 8.</b> Bomba de Inyección Farmall .....	34
<b>Figura 9.</b> Sistema Vibratorio Sencillo de Masa y Resorte .....	36
<b>Figura 10.</b> Movimiento Armónico Simple en Representación Frasnél .....	36
<b>Figura 11.</b> Señales Vibratorias en el Dominio del Tiempo.....	37
<b>Figura 12.</b> Vibraciones analizadas en el Dominio de la Frecuencia .....	38
<b>Figura 13.</b> Espectro de Vibraciones de un Motor .....	38
<b>Figura 14.</b> Ejemplo de Vibración Simple .....	39
<b>Figura 15.</b> Representación de una Vibración Compuesta.....	40
<b>Figura 16.</b> Espectro de Vibraciones Aleatorias .....	40
<b>Figura 17.</b> Tractor Agrícola Internacional 523 .....	44
<b>Figura 18.</b> Conexión de Manómetro a Bomba de Aceite .....	46
<b>Figura 19.</b> Manómetro de Medición de Presión dentro de la Bomba de Combustible.....	46
<b>Figura 20.</b> Acelerómetro Piezoeléctrico 603C01.....	48
<b>Figura 21.</b> Tarjeta de Adquisición de Datos DAQ NI 9250 .....	49
<b>Figura 22.</b> Flujo del Proceso Metodológico del Proyecto .....	50
<b>Figura 23.</b> Ubicación de Acelerómetro dentro del Bloque de Motor .....	54
<b>Figura 24.</b> Programa LabVIEW para el registro de los Datos .....	55
<b>Figura 25.</b> Ventana de Visualización de Datos Recibidos en LabVIEW .....	55
<b>Figura 26.</b> Asignación de Cantidad de Pruebas .....	55
<b>Figura 27.</b> Asignación de Tiempo de Muestreo.....	56
<b>Figura 28.</b> Asignación de Tiempo Muerto.....	56



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



<b>Figura 29.</b> Proceso de Marcha de Adquisición de Datos .....	56
<b>Figura 30.</b> Dirección de Almacenamiento de Archivo de Datos .....	56
<b>Figura 31.</b> Código de Matlab para Estimación de FFT .....	59
<b>Figura 32.</b> Gráfica del Espectro en Frecuencia de las Pruebas Analizadas .....	59
<b>Figura 33.</b> Codificación para Cálculo de Variables Estadísticas .....	61
<b>Figura 34.</b> Procedimiento para Generar el Sistema de Aprendizaje Automático .....	64
<b>Figura 35.</b> Matriz de Aprendizaje del Estudio .....	65
<b>Figura 36.</b> Modelo SVM Kernel Utilizado .....	65
<b>Figura 37.</b> Diagrama de Dispersión Total.....	66
<b>Figura 38.</b> Matriz de Confusión del Modelo Planteado.....	67
<b>Figura 39.</b> Curva ROC del Modelo Propuesto.....	68
<b>Figura 40.</b> Gráfico de Coordenadas Paralelas del Modelo Propuesto .....	69
<b>Figura 41.</b> Desmontaje de Bomba e Inyectores .....	70
<b>Figura 42.</b> Empacado y Calibración de la Bomba .....	71
<b>Figura 43.</b> Comprobación de Presión de los Inyectores .....	71
<b>Figura 44.</b> Limpieza de la Bomba de Combustible .....	72
<b>Figura 45.</b> Colocación de Equipo de Adquisición de Datos .....	72
<b>Figura 46.</b> Calibración de la Válvula de Presión .....	73
<b>Figura 47.</b> Presión de la Bomba de Combustible a) 1 Bar b) 2 Bar c) 3 Bar d) 4 Bar.....	74
<b>Figura 48.</b> Carpetas de Almacenamiento de Pruebas .....	75
<b>Figura 49.</b> Archivos de Excel con los Datos de Cada Prueba.....	76
<b>Figura 50.</b> Peso Total de la Carpeta Contenedora de los Archivos de Datos .....	76
<b>Figura 51.</b> Script de Matlab para la lectura de los Datos (a) Lectura de Datos, (b) Aplicación de la Transformada de Fourier.....	77
<b>Figura 52.</b> Respuesta en Frecuencia de las Señales Procesadas .....	77
<b>Figura 53.</b> Tabla de Registro de Armónicos con Mayor Magnitud.....	78
<b>Figura 54.</b> Estimación de Media y Desviación Estándar de los Datos de Armónicos.....	78
<b>Figura 55.</b> Script de Matlab para Estimación de Variables de Análisis .....	79
<b>Figura 56.</b> Archivo de Variables Estimadas por Matlab para Cada Prueba .....	79



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**Figura 57.** Lectura de Datos con Variables Estadísticas de las Pruebas ..... 80

**Figura 58.** Lectura de Datos de Amplitud de Armónico..... 80

**Figura 59.** Herramienta de Aprendizaje por Clasificación de Matlab ..... 81

**Figura 60.** Ingreso de Data Set de Variables Estadísticas en Aplicación de Clasificación ..... 81

**Figura 61.** Ingreso de Data Set de Amplitud de Armónicos en Aplicación de Clasificación..... 82

**Figura 62.** Configuración de Tipo de Entrenamiento ..... 82

**Figura 63.** Ejecución de Pruebas de Clasificación..... 82

**Figura 64.** Repuesta de Exactitud de SVM Kernel..... 83

**Figura 65.** Diagrama de Dispersión de todos los estados ..... 84

**Figura 66.** Diagrama de Dispersión sin 1 Bar..... 84

**Figura 67.** Matriz de confusión del modelo planteado ..... 85

**Figura 68.** Grafica Curva ROC del Modelo Planteado..... 86

**Figura 69.** Gráfica de Coordenadas Paralelas del Sistema de Clasificación con Mejor Respuesta  
 ..... 87

**Figura 70.** Función trainClassifier ..... 88

**Figura 71.** Exportación del modelo de clasificación..... 88

**Figura 72.** Asignación de Variable del Modelo..... 88

**Figura 73.** Script del Modelo de Clasificación ..... 89

**Figura 74.** Dirección de Almacenamiento de Archivos del Modelo ..... 89

**Figura 75.** Generación de Tabla de Respuesta..... 89

**Figura 76.** Cambio de Variable para la Ejecución ..... 90

**Figura 77.** Resultado de Clasificación del Modelo Planteado ..... 90



## CAPÍTULO I

### 1. INTRODUCCIÓN

#### 1.1. Problema de investigación

Los motores a diésel son componentes importantes en diversas aplicaciones industriales, desde maquinaria pesada hasta generadores eléctricos y vehículos de transporte. Su robustez y eficiencia los han convertido en los generadores de movimiento que poseen mayor elección en tareas que requieren alta potencia y durabilidad. Sin embargo, a pesar de todas las ventajas mencionadas, estos son susceptibles a diversas formas de desgaste y fallas, en especial en componentes que resultan críticos para su funcionamiento como lo es la bomba de inyección. La complejidad de estos motores y su operación en condiciones de alto esfuerzo por lo general producen problemas que, si no se detectan a tiempo, pueden causar fallos irreparables, costosos tiempos de inactividad y un alto valor de mantenimiento [1].

La bomba de inyección es un componente crítico en el motor a diésel debido a que se encarga de transportar el combustible en una medida y presión para que se realice de manera correcta la combustión. Si se produce un fallo en esta parte del motor se pueden generar problemas en cuanto al rendimiento, aumento en la cantidad de emisiones producidas y en situaciones más complejas se puede producir un daño severo en el motor. De manera general, la identificación de fallas en la bomba de inyección es de difícil diagnóstico debido a que se encuentra ubicada en la parte interna del motor y porque sus efectos de manera normal no se pueden apreciar de manera evidente [2].

Por otro lado, el mantenimiento predictivo se conoce como una estrategia que permite la prolongación de la vida útil de cualquier tipo de maquinaria o sistema la cual permite identificar de manera temprana posibles fallos. Los métodos de mantenimiento tradicional, sobre todo en el correctivo poseen un alto costo y son ineficientes ya que sus intervenciones no siempre se ajustan al ciclo de desgaste real de cada componente del equipo. Esta toma de decisiones planificada puede resultar en la ejecución de un mantenimiento no requerido o en situaciones peores como la no detección de los problemas en el momento exacto, lo cual produce reparaciones de mayor alcance y que generalmente resultan más costosas. Sin embargo, la implementación de sistemas de monitoreo predictivo permite optimizar el mantenimiento y reducir costos debido a su registro



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



continuo de las variables que se involucran directamente con el equipo. El análisis de las vibraciones del motor se ha presentado como una alternativa valiosa que puede revelar información sobre el estado de los diferentes componentes que conforman un motor, permitiendo detectar anomalías previo a que se transformen en fallos críticos [3].

Así también, el mantenimiento predictivo o basado en estadísticas, permite generar detenciones o paradas del equipo para mantenimiento de manera premeditada, es decir únicamente cuando es necesario realizar estas tareas. Este monitoreo de los equipos o máquinas se basan en la obtención de datos o mediciones que indiquen el estado operativo, de tal manera que se pueda tener el comportamiento histórico logrando así establecer los puntos de variación en el tiempo pertinentes para poder reparar las fallas generadas de manera anticipada, mediante el uso de técnicas estadísticas o mediante herramientas de inteligencia artificial [4].

Por esta razón, se plantea la implementación de un sistema autónomo que permita la identificación y clasificación de posibles fallas dentro de un motor a diésel, específicamente en la bomba de inyección, generando una base de datos confiable, así como un sistema fundamentado en técnicas de inteligencia artificial que genere un diagnóstico de fallas preciso. De esta manera, se pretende generar un sistema que posea una base de datos que se ajuste a las condiciones reales del equipo, lo cual es indispensable para analizar las condiciones operativas del tractor. Mediante la implementación y ajuste de algoritmos de aprendizaje automático, se podrán procesar y analizar estos datos, permitiendo la detección temprana de patrones y anomalías que indican el estado de la bomba de inyección.

La realización del presente trabajo de investigación generará un impacto importante en el ámbito académico explorando técnicas avanzadas que permitan la identificación temprana de fallos, así como en el ámbito automotriz y de maquinaria pesada entregando una herramienta que permita detectar de manera eficaz fallos en los motores a diésel, buscando conseguir la reducción de costos de mantenimiento y tiempo de inactividad de los equipos que se manejan con este tipo de motores. Finalmente se pretende mejorar la fiabilidad de la maquinaria agrícola analizada motores, generando una mayor eficiencia y seguridad.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## **1.2. Justificación**

El mantenimiento y la supervisión de motores a diésel, considerando como un componente primordial a la bomba de inyección, presenta un avance importante dentro de la industria debido a que se considera a este como un componente crítico e indispensable para asegurar el funcionamiento correcto con parámetros de rendimiento y la eficiencia en el motor. Actualmente, los métodos tradicionales de diagnóstico y mantenimiento son en su mayoría efectuados cuando se presenta el problema o cuando existe el defecto, lo que produce tiempos de inactividad mucho más largos, así como altos costos de reparación [5].

Bajo estas consideraciones, se ha podido identificar que existe la necesidad de aplicar métodos más eficaces en el ámbito de la detección y prevención de fallos dentro de los componentes como la bomba de inyección con el objetivo de prevenir fallas que puedan provocar un daño irreparable al funcionamiento de un motor a diésel. Con el análisis de vibraciones se ha podido obtener técnicas que permiten el diagnóstico de fallos, ya que las estas pueden generar indicios tempranos de problemas en estos componentes [6].

Esta necesidad de un mantenimiento eficiente y predictivo en motores diésel mecánicos es crucial para el sector industrial y automotriz, debido al gran uso que tienen estos motores en diferentes aplicaciones que pueden ir desde maquinaria pesada hasta el transporte y la producción de energía. La mayoría de los métodos tradicionales de mantenimiento a menudo resultan ineficaces y altamente costosos, ya que no pueden determinar con precisión cuándo o porque ocurrirán ciertos fallos, así como la incapacidad de identificar problemas en etapas tempranas. La implementación de un sistema de diagnóstico temprano que se basa en la recopilación y análisis de vibraciones del motor se genere un proyecto que permitirá mejorar los procedimientos de mantenimiento en este tipo de maquinaria realizando una detección anticipada de los posibles fallos. Este sistema permitirá mejorar de manera continua las estrategias de mantenimiento haciéndolas más efectivas lo cual reducirá considerablemente los costos relacionados con reparaciones imprevistas y tiempo de inoperatividad mejorando directamente el rendimiento del motor.

De igual manera, la utilización de algoritmo de aprendizaje automático para analizar los datos registrados se considera como un avance en el diagnóstico automotriz debido a que se genera un sistema que permite la identificación precisa de fallos en la bomba de inyección, lo cual reduce la



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



necesidad de intervención manual o diagnósticos fallidos. El poder automatizar este proceso mediante el uso de técnicas de inteligencia artificial permitirá que la industria agrícola que utiliza este tipo de motores pueda monitorizar de manera continua y en tiempo real el estado de los equipos mejorando la respuesta ante fallos.

### **1.3. Objetivos**

#### **1.3.1. Objetivo General**

Desarrollar un sistema de aprendizaje autónomo que sea capaz de identificar y clasificar las vibraciones características de diferentes estados de la bomba de inyección en motores a diésel mecánicos.

#### **1.3.2. Objetivos Específicos**

- Diseñar y validar un sistema de sensores de vibración para la recolección de datos precisos en la parte central del motor diésel mecánico.
- Implementar y ajustar algoritmos de aprendizaje automático para el procesamiento y análisis de los datos de vibración, con el fin de detectar patrones que identifiquen el estado de la bomba de inyección.
- Evaluar la efectividad del modelo de aprendizaje autónomo en la predicción de fallos y en la mejora del mantenimiento predictivo de los motores a diésel mecánicos.

### **1.4. Alcance**

En la Figura 1, se puede observar el diagrama de bloques para la ejecución del presente proyecto de investigación, el cual consta de seis etapas principales que van desde la implementación hasta la documentación final. En primer lugar, el proyecto se centrará en diseñar y validar un sistema de sensores de vibración para la recolección de datos precisos en la parte central del motor diésel mecánico. Una vez implementado el sistema de medición se procede a la generación de la base de datos en la cual se evaluarán diversas pruebas de funcionamiento del motor en condiciones óptimas y bajo condiciones de mal estado.

Con la base de datos obtenida, se procesará esta información para poder implementar un algoritmo de aprendizaje automático el cual clasificará los patrones que identifiquen el estado de la bomba



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



de inyección. Se evaluará la efectividad del modelo propuesto realizando diversas pruebas de clasificación y así ajustar los parámetros como número de capas, optimizador, entre otros para generar un modelo confiable en la detección de fallas.

Finalmente, se documentarán todas las fases de la investigación describiendo los procedimientos, metodología y conclusiones observadas en la ejecución del proyecto. Este trabajo permitirá conseguir un sistema confiable que permita detectar fallos en motores a diésel siguiendo las fases que se observan en la Figura 1.

**Figura 1.** Diagrama de Bloques del Proyecto de Investigación





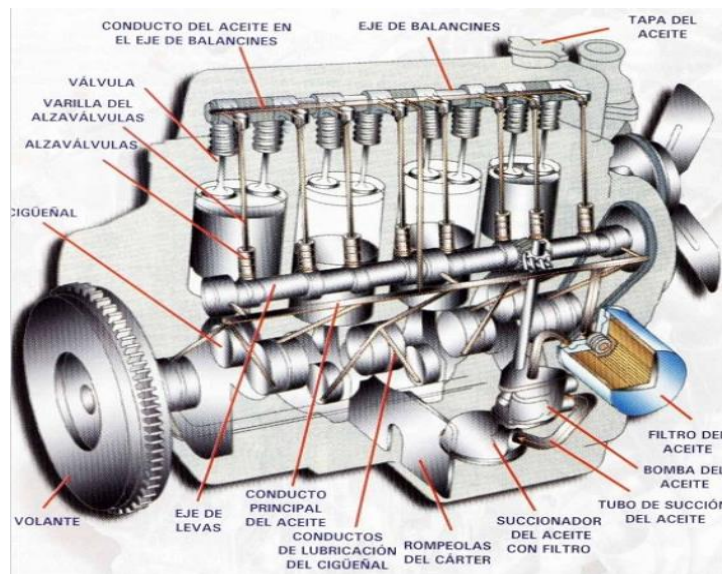
## CAPÍTULO II

### 2. MARCO TEÓRICO

#### 2.1. Motores a Diésel

Los motores a diésel como el mostrado en la Figura 2 utilizan el aire comprimido almacenado dentro del cilindro para producir la combustión. El ciclo de trabajo de este tipo de maquinaria se diseña para que exista una inyección directa del combustible al cilindro lo cual mantienen una presión constante. La principal diferencia con los motores de gasolina es que no requieren de una chispa para iniciar la combustión. De forma general, los motores a diésel resultan ser más eficientes a cargas parciales ya que poseen una alta relación de compresión y una combustión en mezcla pobre, lo cual da como resultado una mejor disipación del calor y mayor eficiencia. La compresión de aire en este tipo de motores se encuentra entre 30 y 60 Bares llegando a temperaturas de 7000 a 9000 °C [7].

**Figura 2. Motor a Diésel**



Tomado de: Alcalá [8]

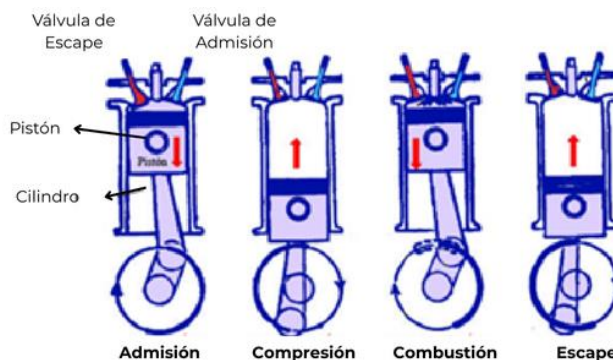


### 2.1.1. Principios de Funcionamiento

Los motores a diésel producen la combustión únicamente con el calor que se produce por la compresión del aire lo cual elimina la necesidad de tener un sistema de encendido exterior. Durante su funcionamiento, estos motores aspiran solo aire al ocupar los cilindros e inyectan el combustible en forma de chorro pulverizado a alta presión, utilizando una bomba de inyección de combustible [9]. Según Sarmiento [10], el ciclo de combustión que poseen este tipo de máquinas posee varias etapas que se describen a continuación:

- **Tiempo de Admisión:** El ciclo comienza cuando el pistón desciende y la válvula de admisión se abre, lo cual permite el ingreso de aire previamente filtrado al cilindro [10].
- **Tiempo de Compresión:** Después de la admisión, el pistón asciende y comprime el aire dentro del cilindro, reduciendo su volumen y manteniendo una presión uniforme durante todo el proceso [10].
- **Tiempo de Combustión:** La combustión ocurre cuando el pistón llega al punto máximo de su trayectoria. Aunque este tiempo es más corto comparado con los otros, resulta en la expansión del volumen del cilindro y la producción de gases quemados. La combustión impulsa el pistón hacia abajo, generando un movimiento lineal que produce la fuerza mecánica necesaria para hacer girar el cigüeñal [10].
- **Tiempo de Escape:** El ciclo finaliza cuando se abre la válvula de escape y asciende el nuevamente, permitiendo que los gases de combustión abandonen el cilindro a través de la válvula de escape [10]. La Figura 3 muestra estos ciclos en un motor diésel.

**Figura 3. Ciclos de un Motor Diésel**



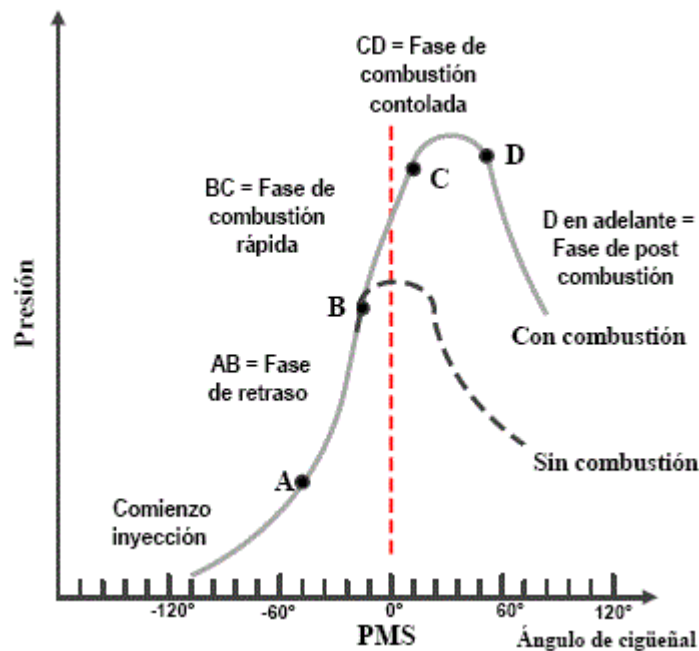
Tomado de: Arias [11]



### 2.1.2. Fases de Combustión

El proceso de generación de la mezcla en motores diésel comienza milisegundos después de la inyección del combustible. En la Figura 4 se muestran las fases del proceso de combustión en estos motores, con diagramas de masa quemada y calor liberado. La primera fase es el retardo a la inflamación, que comienza desde la inyección del combustible hasta la autoinflamación. En esta etapa, se prepara la combinación de aire y combustible, con temperaturas y turbulencias altas que vaporizan el combustible hasta alcanzar la temperatura de autoencendido. La masa quemada en esta fase es mínima y no aumenta significativamente la presión del cilindro [12].

**Figura 4.** Fases del Proceso de Combustión



Tomado de: Trujillo [12]

La segunda fase se conoce como combustión rápida que comprende el comienzo de la combustión hasta conseguir el punto de presión máxima. En esta fase la presión interna aumenta rápidamente debido a la quema del combustible almacenado mientras continúa la inyección. La principal característica de esta fase es que posee una veloz difusión de los vapores de combustión, así como del aire fresco, verificando un incremento en la liberación de energía, lo cual alcanza aproximadamente un 33% cuando el motor se encuentra en plena carga.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



La tercera fase, la combustión lenta, tiene como características una ligera reducción de la presión y un menor incremento en la liberación de calor hasta alcanzar la temperatura máxima. El proceso está dominado por la mezcla continua de vapores de combustible y aire fresco, crucial para desalojar los gases quemados y permitir la entrada de aire nuevo. En esta fase se libera entre el 70% y el 80% de la energía total del combustible [12].

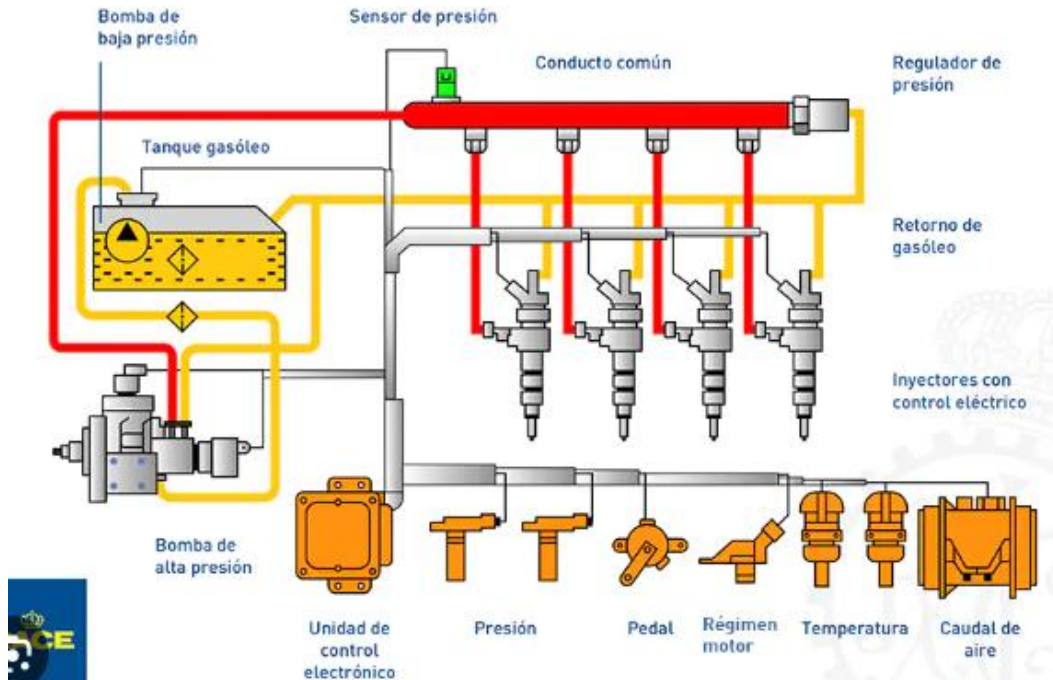
Finalmente, la combustión residual inicia luego de alcanzar la temperatura máxima, durante la carrera de expansión. Esta fase se debe a la quema tardía del combustible en áreas de sobre enriquecimiento, aunque no es deseable y empeora la liberación de energía debido a la ausencia de oxígeno y la presencia de gases residuales. Durante la carrera de admisión, solo el aire entra al cilindro, calentándose, y en la carrera de compresión se crean las condiciones necesarias para la autoinflamación del combustible, comenzando la inyección justo antes del punto muerto superior (PMS). El movimiento turbulento del aire dentro de la cámara de combustión es crucial para expulsar gases quemados e introducir aire fresco para la formación de la mezcla combustible-aire.

### **2.1.3. Sistema de Alimentación de Combustible**

El sistema de inyección tiene la tarea de proveer el combustible al motor, y está dividido en dos etapas: una de alta presión donde se encuentra la bomba de inyección, y otra de baja presión. La bomba produce la presión de inyección necesaria y envía el combustible al sistema de alta presión. La bomba recibe combustible mediante el sistema de baja presión, que transporta el combustible desde el tanque de almacenamiento, lo filtra para asegurarse de que esté libre de impurezas y humedad antes de entrar en el sistema de alta presión [9].



**Figura 5.** Esquema de Funcionamiento del Sistema de Inyección



Tomado de: Sarmiento [13]

Los sistemas de inyección diésel comparten un funcionamiento básico, pero según sus características se clasifican en inyección directa e indirecta. En los sistemas de inyección directa, la cámara de inyección está integrada en la cabeza del pistón. El combustible se inyecta directamente a través de un inyector con múltiples orificios, mezclándose con el aire que ingresa por la válvula de admisión. El sistema de inyección asegura una mezcla óptima mediante una adecuada atomización del carburante y la distribución uniforme de la mezcla en toda la cámara de combustión. Debido a las limitaciones del proceso de mezcla, se refuerza la inyección rotando el aire durante la compresión del pistón.

Por otro lado, los sistemas de inyección indirecta conocidos como motores de cámara dividida, estos motores tienen una cámara de combustión formada por una precámara en la culata conectada a la cámara principal. El inyector pulveriza el combustible en la precámara, donde comienza a arder, aumentando la presión y empujando aire y combustible no quemado hacia la cámara principal. Este proceso incrementa la turbulencia y facilita la mezcla rápida del aire con el combustible, permitiendo regímenes de giro más altos y mayores potencias. Sin embargo, este



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



sistema tiene desventajas como dificultad en arranques en frío y menor rendimiento en comparación con la inyección directa.

La combustión en motores diésel de inyección directa e indirecta se inicia cuando el combustible líquido se convierte en gas al ser inyectado y mezclado con aire para usar todo el oxígeno disponible. La bomba de suministro eleva el gasoil desde el tanque hasta la bomba de inyección, pasando por un filtro que elimina burbujas de aire y partículas que podrían dañar la bomba y los inyectores. La bomba de inyección regula y entrega el combustible a la presión adecuada, distribuyéndolo de manera homogénea a través de los inyectores, que finalmente suministran el carburante dentro de los cilindros [14].

#### **2.1.4. Uso de los Motores a Diésel**

Este tipo de motores conocidos por su eficiencia y capacidad para generar torque se utilizan en una gran variedad de aplicaciones. En vehículos de pasajeros, los motores diésel son populares por su mayor eficiencia en comparación con los motores de gasolina, ofreciendo un mejor rendimiento de combustible y más torque, ideales para viajes largos y transporte de carga. En vehículos comerciales como camiones, autobuses y otros, los motores diésel son preferidos por su capacidad para transportar cargas pesadas y su eficacia en el consumo de combustible, generando un gran torque necesario para aplicaciones de carga pesada. Los generadores diésel como se observa en la Figura 6 son esenciales en entornos industriales y comerciales que requieren una fuente confiable de energía eléctrica, proporcionando una potencia constante y siendo especialmente útiles en áreas con redes eléctricas inestables o inexistentes. Además, los motores diésel son fundamentales en maquinaria pesada, como excavadoras, grúas y equipos agrícolas, debido a su capacidad para generar un torque significativo, indispensable para aplicaciones que demandan fuerza y potencia [15].



**Figura 6.** Generador Eléctrico Industrial con Motor a Diésel



Tomado de: GoGestor [15]

## 2.2. Bomba de Inyección

La bomba de inyección diésel es un componente primordial en el sistema de inyección de un motor. Tiene como características más importantes el incrementar la presión del combustible para ajustar la frecuencia de funcionamiento de los inyectores, distribuir de manera correcta el combustible que se inyecta en los cilindros y varía las velocidades mínimas y máximas del motor. Este componente se sincroniza con el movimiento del motor a través de un acoplamiento flexible y consiste en una serie de pistones en línea que alimentan a los inyectores con una cantidad de combustible variable, que se mueve por medio de un émbolo en cada cilindro. Los émbolos son accionados por la presión del combustible y el árbol de levas, que se mueve al mismo ángulo en relación con los pistones del motor, permitiendo que la inyección ocurra simultáneamente en los inyectores y pistones. Estas bombas, conocidas como bombas de inyección diésel lineales, son las más utilizadas, conectando cada inyector a un cilindro específico [16].

### 2.2.1. Bomba de Inyección Rotativa

De igual forma que las bombas en línea, las bombas rotativas cuentan con un variador mecánico que regula el caudal de inyección y un regulador de avance de inyección, que puede ser electrónico o hidráulico. Algunas bombas rotativas tienen un elemento único de control electrónico que



efectúa las dos funciones. Como se observa en la Figura 7, los componentes mecánicos de estas bombas son reemplazados por actuadores electrónicos. Estos dispositivos se encuentran equipados con un solo elemento de bombeo de alta presión el cual se encarga de distribuir el combustible a todos los inyectores [17].

**Figura 7.** Bomba Rotativa para Sistema de Inyección



Tomado de: Bosch [17]

### 2.2.2. Bomba de Inyección Farmall

La bomba de inyección Farmall mostrada en la Figura 8 es utilizada comúnmente en aplicaciones agrícolas y en sistemas de alimentación diésel para tractores. Las principales especificaciones de este tipo de bomba de inyección se observan en la Tabla 1.

**Figura 8.** Bomba de Inyección Farmall



Tomado de: Ebay [18]

**Tabla 1.**

Características de Bomba de Inyección Bosch

Característica	Especificación
Marca	Bosch
Tipo	Rotativa
Tipo de Inyección	Directa
Presión	1300 Bar

Tomado de: Lung [19]

### 2.3. Vibraciones en Sistemas Mecánicos

Para llevar a cabo el análisis de vibraciones mecánicas, es primordial considerar los conceptos básicos de vibración, que se definen de manera simple en el bajo el siguiente concepto: un cuerpo vibra cuando está expuesto a un movimiento oscilatorio considerando una posición de equilibrio. Por esta razón, se puede decir que un movimiento vibratorio produce repeticiones dentro de un intervalo de tiempo.

Las vibraciones en este tipo de sistemas se traducen en la transformación alterna de la energía cinética en potencial y viceversa. El sistema vibratorio básico consta al menos de dos elementos:

- Un componente que conserva energía cinética (inercia o masa).
- Un elemento que almacena energía potencial (muelle o resorte).

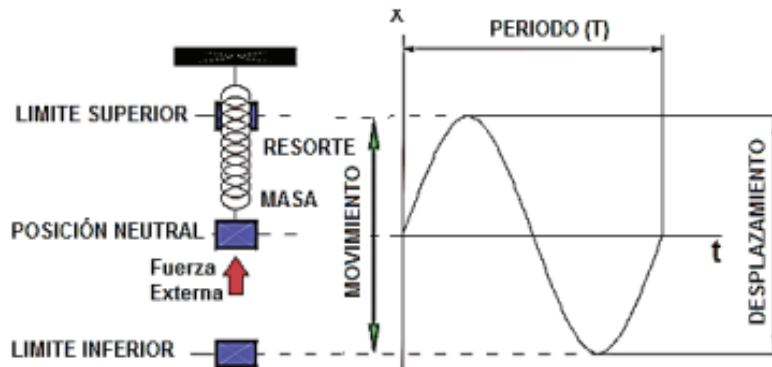
El modelo de vibraciones más sencillo se aprecia en la

Figura 9, el cual consta de una masa ( $m$ ) que se encuentra sujeta al extremo de un muelle manteniendo la posición de equilibrio (posición neutral). El momento que se introduce una fuerza de compresión exterior para que el resorte se contraiga hasta llegar a su límite superior para posteriormente soltarlo, lo cual genera una energía potencial que debido a la acción del muelle que se encarga de trasladar la masa hasta llegar al punto inferior, lo cual excita el sistema y así forma un movimiento periódico que se conoce como movimiento armónico simple. Este fenómeno es



periódico y se expresa en términos de magnitudes físicas como aceleración, velocidad y desplazamiento [20].

**Figura 9.** Sistema Vibratorio Sencillo de Masa y Resorte

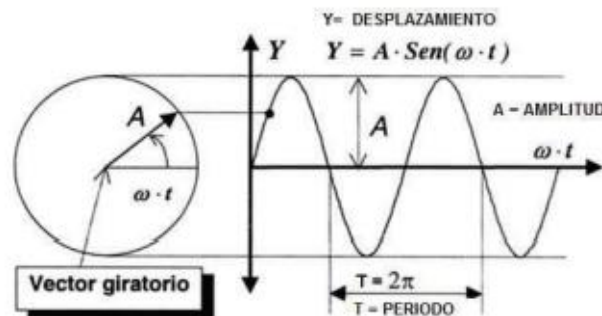


Tomado de: Gualotuña [20]

En la Figura 10, se puede observar de manera más clara el análisis de Frasel con respecto al movimiento armónico simple. Para su representación, se utiliza un vector giratorio con una amplitud  $A$  y una velocidad angular  $W$ . El límite del vector  $A$  describe un movimiento circular, el cual se proyecta en el eje vertical, y un movimiento armónico simple el cual se repite en un periodo determinado  $T$ , similar al del sistema masa-resorte. Este movimiento se expresa mediante la Ecuación 1, la cual indica el cambio del desplazamiento angular con respecto del tiempo.

$$Y = A * \sin(Wt) \quad (W) = \text{Frecuencia Angular} \quad (\text{Ecuación 1})$$

**Figura 10.** Movimiento Armónico Simple en Representación Frasel



Tomado de: Gualotuña [20]

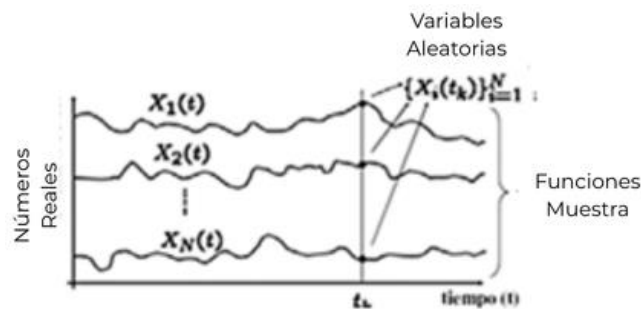


### 2.3.1. Representación de las Vibraciones

Un sistema mecánico está compuesto por múltiples componentes capaces de producir vibraciones en diversos puntos, con diferentes intensidades y frecuencias. Para traducir el nivel de estas oscilaciones, se las representan tanto en el dominio de la frecuencia como el dominio del tiempo. Estas dos maneras de representación se interrelacionan mediante la expresión matemática conocida como la transformada rápida de Fourier.

Al medir las vibraciones en sistemas con múltiples componentes o varios grados de libertad, se representa la variación de la amplitud de la señal en función del tiempo, como se ilustra en la Figura 11. La señal que se observa en el dominio del tiempo refleja la sumatoria de todas las vibraciones simples producidas por la máquina, cada una con diferentes amplitudes y frecuencias. Estas señales contienen todos los datos con respecto al comportamiento de cada uno de los elementos del equipo, pero presentan un desafío para el diagnóstico debido a la complejidad de su análisis [20].

**Figura 11.** Señales Vibratorias en el Dominio del Tiempo

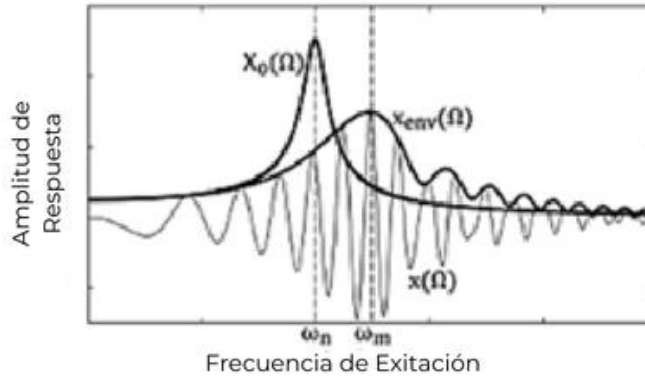


Tomado de: Penkova [21]

Para generar un diagnóstico o interpretación de las señales en el dominio del tiempo, se separa la señal compleja en elementos más simples dentro del dominio de la frecuencia utilizando la transformada rápida de Fourier. En sistemas de diagnóstico industrial, la frecuencia indica el componente único del equipo y la amplitud refleja la gravedad, ayudando a determinar de esta manera el estado operativo de la máquina. En la Figura 12 se muestra una vibración compleja, resultado de la sumatoria de vibraciones simples. Utilizando la transformada rápida de Fourier, se calculan las diferentes series sinusoidales en el dominio del tiempo, y luego se presentan en el dominio de la frecuencia, conocido como el espectro de vibración [20].



**Figura 12.** Vibraciones analizadas en el Dominio de la Frecuencia

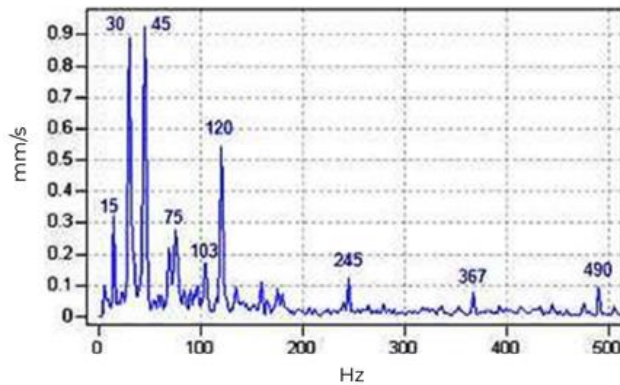


Tomado de : Tomasov [22]

**2.3.2. Vibraciones en Motores de Combustión**

El análisis de las vibraciones permite la identificación de problemas comunes en ciertos equipos evitando posibles fallos antes de que ocurran. Cuando un equipo se encuentra en buen estado se garantiza que los procesos se ejecuten de manera correcta, caso contrario cuando existe un defecto el equipo empieza a generar vibraciones. Las frecuencias que se producen por estas señales se pueden observar y medir utilizando instrumentos específicos durante el mantenimiento. La Figura 13 indica el espectro de vibraciones con la frecuencia y la amplitud. La frecuencia permite identificar el origen de la vibración mientras que la amplitud se relaciona con la gravedad del problema. Un incremento inusual en el nivel de frecuencia puede identificar una variación en el mecanismo [23].

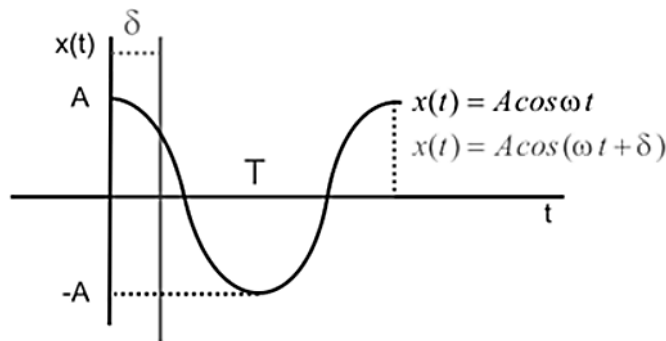
**Figura 13.** Espectro de Vibraciones de un Motor



Tomado de: Guevara [23]

Una vibración simple es fundamental para comprender el análisis de señales vibratorias ya que forman ondas sinusoidales las cuales se representan dentro del espectro de vibración. La frecuencia que se mide en este espectro muestra el tiempo en el cual una masa tarda en regresar a su posición inicial, mientras que la amplitud indica cuanto movimiento se produce desde la posición de reposo lo cual varía de manera directa según la intensidad de vibración [23]. La amplitud puede medirse de diferentes maneras. En la Figura 14 se puede observar una vibración simple la cual consta de un ángulo de fase, la amplitud de la onda y el tiempo expresado en el período de cada señal.

**Figura 14.** Ejemplo de Vibración Simple



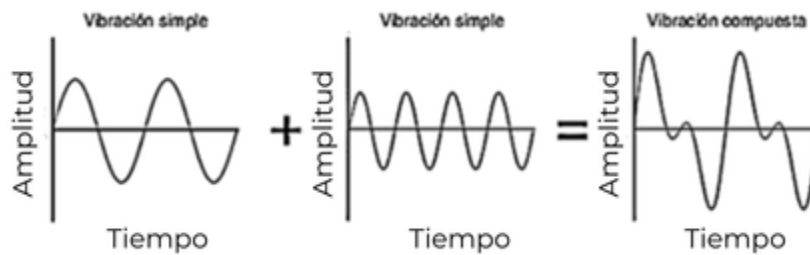
Tomado de: Predictiva [24]

Una vibración compuesta comprende la sumatoria de diversas vibraciones simples. Esto ocurre en una máquina cuando sus componentes internos generan múltiples vibraciones simples. Las ondas de vibración de una máquina no son señales sinusoidales, y pueden llegar a ser muy complejas y difíciles de controlar [23]. En la Figura 15, se muestran dos tipos de vibraciones con diferentes



frecuencias que juntas forman una vibración compuesta. Generalmente, las señales de vibración son de mayor complejidad y su análisis es difícil de interpretar.

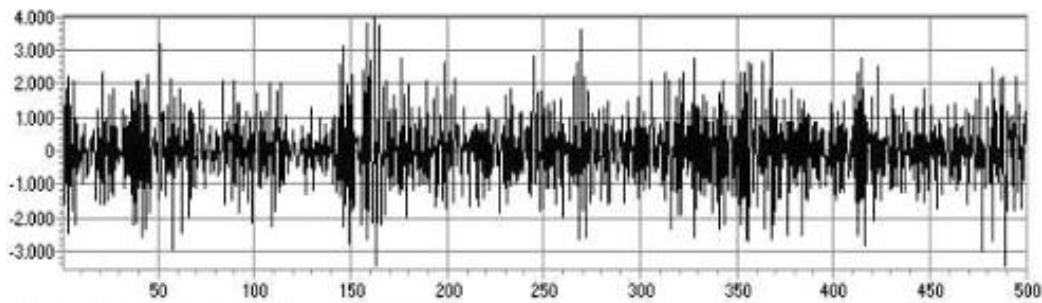
**Figura 15.** Representación de una Vibración Compuesta



Tomado de: Pacheco [25]

Finalmente, en la mayoría de los casos, existen las conocidas vibraciones aleatorias, mismas que no siguen parámetros específicos constantes, lo que hace difícil determinar el inicio y el fin de un ciclo observado en la Figura 16. Estas vibraciones suelen estar relacionadas con la turbulencia en las bombas, problemas de lubricación, contacto entre metales en elementos rodantes, o cavitación en bombas [23].

**Figura 16.** Espectro de Vibraciones Aleatorias



Tomado de: Guevara [23]



## **2.4. Mantenimiento**

El mantenimiento ha evolucionado a lo largo del tiempo, pasando de ser una actividad que se ejecuta cuando existe un equipo dañado a una estrategia más preventiva y predictiva. En un comienzo, las empresas solo reparaban máquinas cuando fallaban, lo que generaba altos costos y tiempos de inactividad. Durante la Revolución Industrial, con el incremento de la producción en masa, la necesidad de mantener el funcionamiento continuo de las máquinas se hizo evidente, impulsando la creación de métodos más organizados para el mantenimiento.

El impacto de la Revolución Industrial generó el aumento en la producción, pero también transformó la visión de cómo funcionan los equipos y como se relacionan con las personas. Esto generó el reemplazo del trabajo manual en varias áreas de producción y así generó nuevas industrias, así como el desarrollo y expansión de las ciudades. De igual manera, esta transición permitió generar nuevos métodos y procedimientos para cuidar y mantener la vida operativa de estas máquinas, creando las bases para las primeras estrategias de mantenimiento.

Además, la Revolución Industrial fijó las bases para la innovación tecnológica, permitiendo avances en el diseño de maquinaria más eficiente y la creación de mejores técnicas de mantenimiento. Actualmente, el mantenimiento ha pasado a formar parte integral de la gestión empresarial, con un enfoque en la eficiencia, reducción de costos, productividad y mejora de la seguridad. La evolución hacia el mantenimiento basado en condiciones y el uso de técnicas avanzadas como el aprendizaje automático ha transformado a este campo de aplicación [27].

### **2.4.1. Mantenimiento Correctivo**

El mantenimiento correctivo consiste en reparar o reemplazar componentes después de que ocurra una falla. Este tipo de mantenimiento es utilizado cuando el proceso no es crítico, no requiere mantener una operación constante o simplemente el costo de paro no resulta elevado. Sin embargo, en la mayoría de las industrias de manufactura el mantenimiento correctivo genera costos elevados debido a las paradas no planificadas que resultan por las reparaciones de urgencia.

En cuanto a vehículos se refiere, estos fallos repercuten de manera directa en el funcionamiento del sistema. Este tipo de mantenimiento puede ir desde una batería agotada hasta reparaciones



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



como rectificación de cabezote o cambio de cilindros. En mucho caso se considera que este mantenimiento es inevitable, sin embargo, la planificación puede llevar a reducir los costos, el tiempo de inoperatividad y reparaciones de complejidad más amplia.

La mayoría de las averías en un automóvil resultan como consecuencia de la falta de mantenimiento preventivo lo cual indica una importancia en las revisiones de acuerdo con lo que indica el fabricante. Sin embargo, la mayoría de los talleres se encuentran preparados para realizar diagnósticos rápido y reparaciones correctivas que resultan estar presentes de manera continua [1].

#### **2.4.2. Mantenimiento Preventivo**

El mantenimiento preventivo se considera como una estrategia para evitar fallos en máquinas o equipos efectuando revisiones planificadas, lo cual evita los problemas previamente a que estos ocurran. La base fundamental de esto es la de realizar intervenciones periódicas para mantener las máquinas en buen estado de funcionamiento, lo cual reduce el riesgo de fallos inesperados y que puedan resultar costosos. Este tipo de mantenimiento es común en las industrias en donde no se puede detener la producción sin una planificación previa.

Considerando a los vehículos, estos requieren un mantenimiento periódico el cual se basa en las horas de uso o kilometraje. Dentro de esto se consideran las revisiones periódicas como estado de las llantas, fluidos, cambio de aceite, revisión de frenos, sistemas eléctricos entre otros. Este tipo de mantenimiento disminuye el riesgo de que ocurran averías durante la conducción, prolongando la vida útil del vehículo y principalmente del motor, para que cada componente se mantenga bajo los parámetros de operatividad. La mayoría de los fabricantes entregan con el vehículo un calendario mantenimiento recomendado que se basa en el kilometraje y el tiempo de uso, lo cual permite que los propietarios programen los servicios con anticipación [28].

#### **2.4.3. Mantenimiento Predictivo**

El mantenimiento predictivo se basa en el monitoreo contino del estado de las variables que intervienen en el equipo para analizar la probabilidad de cuando puede ocurrir un fallo. Esta capacidad se consigue mediante la medición de datos en tiempo real utilizando sensores que permitan medir vibraciones, temperatura, consumo de energía entre otros. Esta información se



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



procesas y se analiza utilizando algoritmos avanzados y diversos modelos de aprendizaje automático para detectar patrones de fallo y así anticipar la reparación.

Una de las ventajas principales de este tipo de mantenimiento está en la capacidad de reducir costos producidos por la inactividad. El anticipo de fallos previo a su ocurrencia permite que las empresas programen reparaciones en momentos de baja demanda o cambio de producción en donde todo el proceso se detiene lo cual evita interrupciones no planificadas. Además, esta estrategia ayuda a incrementar la vida útil de los equipos, así como garantizar la seguridad operativa [28].

### **2.5. Aprendizaje Automático**

El aprendizaje automático o conocido como Machine Learning tiene varias ramas de aplicación, en donde el sector automotriz ha encontrado aplicaciones relevantes principalmente dentro del área de mantenimiento y detección de fallas. Con la utilización de Big Data que permite el análisis de grandes volúmenes de información que se generan por los sensores y sistemas de monitoreo instalados en los vehículos, estos modelos de aprendizaje automático permiten la identificación de patrones de comportamiento anormales que pueden relacionarse con un fallo inminente.

La utilización de estas herramientas de predicción permite que el diagnóstico de fallas mejore en su precisión reduciendo las reparaciones no necesarias y el tiempo de diagnóstico. En combinación con tecnologías como la inteligencia artificial y el internet de las cosas (IoT), se está construyendo un futuro en el que el mantenimiento vehicular sea casi completamente autónomo, reduciendo costos y aumentando la seguridad [29].



## CAPÍTULO III

### 3. MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se identifican los elementos con los cuales se va a realizar la investigación y de la misma manera se detallan los métodos y procedimientos utilizados para cumplir con los objetivos planteados.

#### 3.1. Materiales

##### 3.1.1. Tractor Agrícola

La máquina utilizada para la presente investigación es el Tractor Agrícola International 523 mostrado en la Figura 17. Esta máquina permite realizar varias aplicaciones dentro del ámbito agrícola, ya que al combinarse con las diferentes herramientas que posee, realiza amplias funciones dentro de la agricultura como trabajos de rastra, arado, carga, entre otros. Al tener una relevancia en el sector productivo de la agricultura el análisis de este tipo de maquinaria es importante para mantener un correcto funcionamiento en campo.

**Figura 17.** Tractor Agrícola Internacional 523



Las principales características del tractor son detalladas en la Tabla 2. Principalmente, tiene una potencia de 51.2HP, un motor a diésel de 2.9L en 3 Cilindros y un flujo de combustible de 7.5 galones por minuto (GPM).



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**

**Tabla 2.**

Características del Tractor Internacional 523

<b>Característica</b>	<b>Especificación</b>
Producción:	International Harvester 523
Fabricante:	International Harvester
De fábrica:	Neuss, Alemania
Potencia y torque:	
Potencia:	38.8 KW [51.2 HP]
Par motor:	128 lf
Modelo del motor:	International Harvester 2.9L de 3 cilindros diésel
Cilindros:	3
Refrigeración:	Líquido
Cilindrada:	179 ci [2.9 L]
Diámetro/Carrera:	98 x 129 mm
RPM:	2100
Capacidad combustible:	18.5 gal [70.0 L]
Tipo de dirección:	Mecánica
Lubricación:	Lubricada por aceite
Transmisión:	
Cambios:	8 adelante y 4 atrás
Dimensiones:	
Peso (2WD):	5,380 libras [2440 kg]

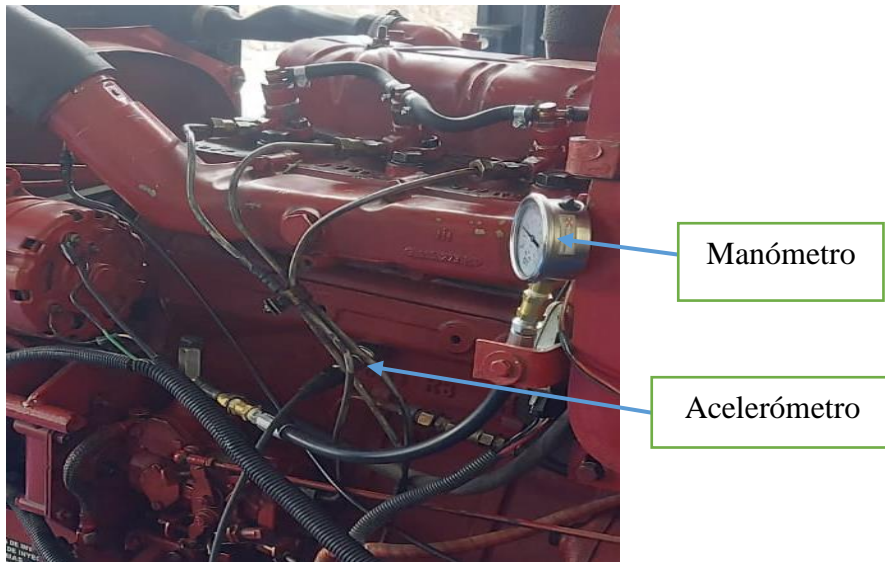
### 3.1.2. Equipo de Diagnóstico de Vibraciones

En el presente estudio, se generó una herramienta que incluye el manómetro de glicerina, una manguera de presión, y un conjunto de acoples que conectan el manómetro a la manguera. Además, un anillo que se colocará en la bomba de combustible observado en la Figura 18. El proceso inicia midiendo una presión inicial de 1 bar con el motor en ralentí, para, posteriormente aumentar la presión de manera gradual a 2, 3 y 4 bares, según los requerimientos del registro de datos



identificado. Cada adquisición de datos se realizó en intervalos de aproximadamente una hora, permitiendo recopilar información precisa en cada etapa del proceso, de lo cual se mencionará más a detalle en el siguiente apartado.

**Figura 18.** Conexión de Manómetro a Bomba de Aceite



**3.1.2.1. Manómetro**

Dentro de este equipo se compone por un manómetro, utilizado para medir la presión de gases o líquidos dentro de un sistema cerrado. Para el presente estudio, el manómetro fue diseñado junto a otros elementos como se observa en la Figura 19 para medir la presión en la bomba de combustible, misma que está conectada directamente al retorno del sistema.

**Figura 19.** Manómetro de Medición de Presión dentro de la Bomba de Combustible





**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



En la Tabla 3 se puede observar las principales características del manómetro utilizado, el cual muestra un rango de 0 a 4 Bares de tipo análogo con escala de bar y psi y un tamaño de dial de 50 a 100 mm.

**Tabla 3.**

Características del Manómetro

<b>Característica</b>	<b>Especificación</b>
Rango de medición	0 a 4 bares (o 0 a 60 psi)
Tipo de manómetro	Manómetro analógico de tubo Bourdon
Precisión	±1% del rango total
Escala	Bares y psi
Tamaño del dial	2 a 4 pulgadas (50 a 100 mm)
Material del dial	Acero inoxidable o aleación resistente
Conexión	Rosca estándar (1/4" NPT o 1/8" NPT)
Material del cuerpo	Latón o acero inoxidable
Temperatura de operación	-20°C a 80°C
Tipo de fluido	Compatible con combustibles y aceites
Protección	IP65 o superior (a prueba de polvo y salpicaduras)
Resistencia a vibraciones	Alta, para evitar errores en la lectura
Método de montaje	Montaje directo o en panel

**3.1.2.2. Acelerómetro**

El acelerómetro piezoeléctrico 603C01 es un sensor diseñado para medir vibraciones, especialmente en aplicaciones industriales y de diagnóstico de maquinaria. En el presente estudio, el sensor 603C01 mostrada en la Figura 20 se utiliza para captar las vibraciones del bloque del motor, proporcionando datos valiosos para identificar fallas potenciales en el corto plazo y ayudar en el mantenimiento predictivo.



**Figura 20.** Acelerómetro Piezoeléctrico 603C01



Este acelerómetro es muy utilizado en monitoreo de condiciones y diagnóstico de fallas en sistemas mecánicos, como motores de combustión interna, compresores y turbinas. En la Tabla 4 se puede observar las principales características del equipo.

**Tabla 4.**

Características Principales del Acelerómetro 306C01

<b>Característica</b>	<b>Especificación</b>
Sensibilidad	(±10%) 100 mV/g (10.2 mV/(m/s <sup>2</sup> ))
Rango de frecuencia	(±3 dB) 30 a 600,000 cpm (0.5 a 10,000 Hz)
Elemento de detección	Cerámico
Rango de medición	±50 g (±490 m/s <sup>2</sup> )
Peso	1.8 oz (51 g)
Temperatura de operación	-54°C a 121°C
Resistencia a choques	Hasta 5,000 g
Tipo de salida	Voltaje
Material de construcción	Acero inoxidable
Conector	Coaxial de dos polos

**3.1.2.3. Tarjeta de Adquisición DAQ NI 9250**

Para la presente investigación se utilizó la Tarjeta de Adquisición DAQ NI 9250, la cual es un equipo adquisición que permite registrar señales provenientes de sensores, como acelerómetros, y muy utilizadas para medir las vibraciones generadas en motores de combustión interna durante un período específico de tiempo. En el caso del equipo que posee la Universidad Técnica del Norte, mostrado en la Figura 21, conforma una herramienta que permite la recolección de datos que ayuden a evaluar el comportamiento del motor del tractor internacional bajo diferentes condiciones de operación.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**Figura 21.** Tarjeta de Adquisición de Datos DAQ NI 9250



Entre las principales características de este equipo se encuentra que tiene 2 entradas análogas con una resolución de 24 bits y un rango de voltaje de  $\pm 5.1V$ , otras de las especificaciones principales se las puede observar en la Tabla 5.

**Tabla 5.**

Características Principales de Tarjeta DAQ NI 9250

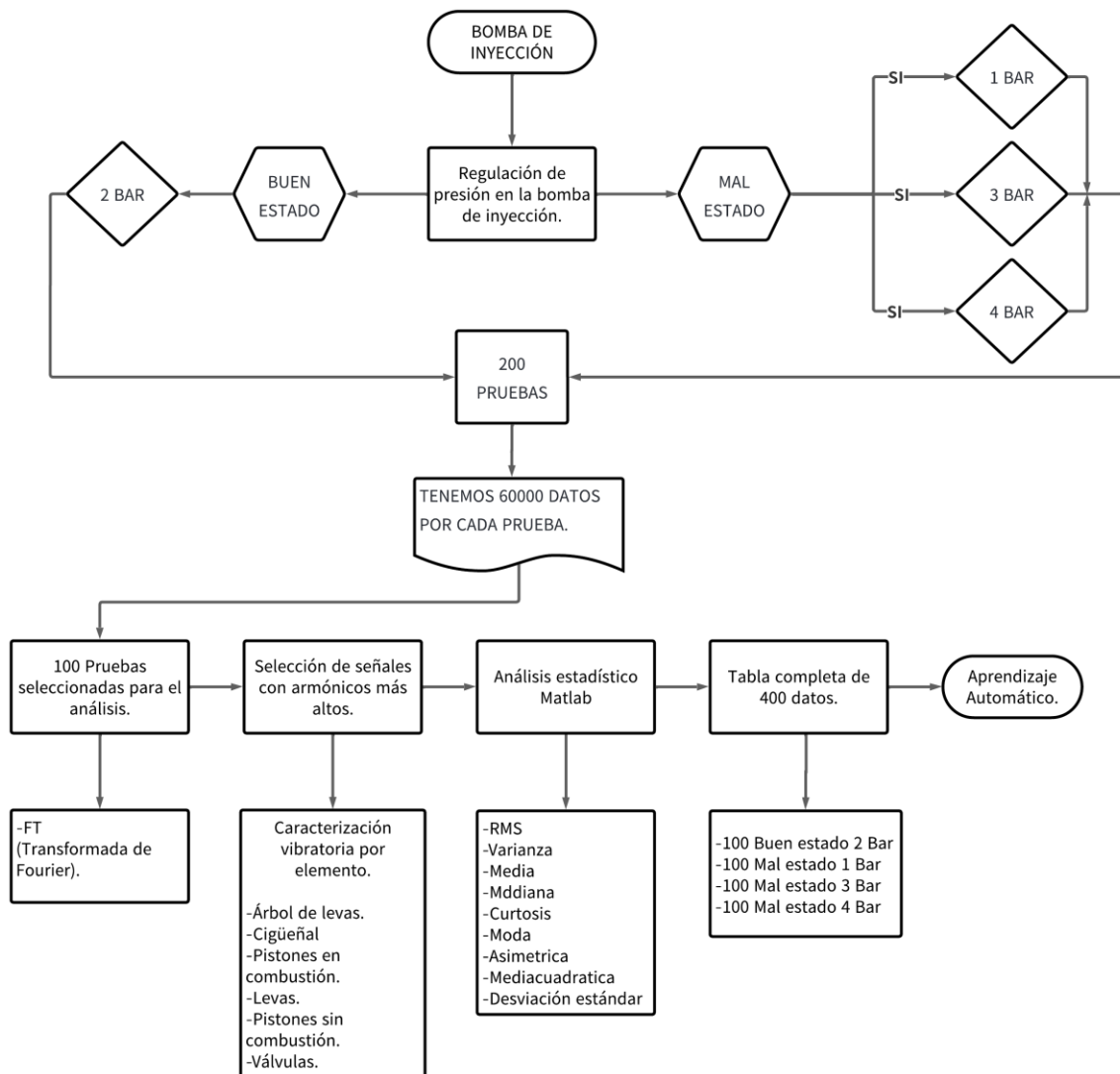
Característica	Especificación
Número de canales	2 entradas analógicas
Resolución	24 bits
Modo de muestreo	Simultaneo
Frecuencia	13.1072 MHZ
Rango de voltaje de entrada	$\pm 5.1V_{Pk}$
Temperatura operativa	$-20^{\circ}C$ Ta $55^{\circ}C$

**3.2.Métodos**

En la Figura 22 se observa la metodología aplicada para realizar el presente proyecto de investigación, iniciando con la regulación de la bomba de inyección, la cual se considera en buen estado con una presión de 2 Bares. De igual manera se realiza la simulación de fallos presurizando el sistema en 1.3 y 4 Bares. Posteriormente, dentro del programa LabVIEW se van a registrar las 200 pruebas obteniendo 60000 datos en cada una de ella, y de las cuales se selecciona las 100 mejores pruebas para calcular la transformada de Fourier y de esta manera identificar los armónicos más altos para el análisis estadístico dentro de Matlab y finalmente trasladar estos datos al sistema de aprendizaje automático.



**Figura 22.** Flujo del Proceso Metodológico del Proyecto



### 3.2.1. Revisión de la bomba de inyección

La bomba de inyección en motores diésel es un componente fundamental dentro del sistema de combustible, siendo la responsable de suministrar la cantidad adecuada de diésel a cada uno de los cilindros cuando sea necesario manteniendo una presión constante. La función principal es garantizar una combustión eficiente, optimizando el rendimiento del motor y reduciendo la cantidad de emisiones. Este componente trabaja en conjunto con otros elementos del sistema de



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



inyección, permitiendo una inyección precisa del combustible y contribuyendo a la potencia y durabilidad del motor diésel. La tecnología de las bombas de inyección ha tenido una evolución significativa, que ha ido desde sistemas mecánicos tradicionales hasta sistemas electrónicos de control modernos, en donde se ha conseguido mejorar la eficiencia y la fiabilidad de los motores diésel.

Dentro de esta investigación se realiza la variación de las presiones de la bomba que rigen su funcionamiento, ya sea eficiente o ineficiente, siendo este un factor indispensable para garantizar la correcta atomización del combustible y, por lo tanto una combustión eficiente dentro del motor diésel. La variación de la presión en la bomba tiene influencia en la cantidad de combustible que se inyecta a los cilindros, y cuando ocurre esta acción. Cuando se tiene un aumento o disminución de la presión, esta puede afectar al rendimiento del motor, consumo de combustible, potencia generada y emisiones de gases contaminantes. Por esta razón, el entender la influencia de las presiones y su control define el funcionamiento general del sistema de inyección, lo cual es importante para optimizar la eficiencia del motor, reducir costos y cumplir con las normativas ambientales que rigen dentro del país.

### ***3.2.1.1. Bomba en buen estado***

Según menciona Guasumba et al. [2], la presión ideal de funcionamiento de una bomba de inyección es de 2 Bares, siendo esta la que da un rango óptimo de funcionamiento, y que por lo general presenta las siguientes ventajas:

- Mejor atomización del combustible: con esta presión el combustible se pulveriza en gotas finas, lo cual facilita la combustión completa y eficiente en los cilindros.
- Rendimiento óptimo: entregar correctamente el combustible en el momento adecuado ayuda a una mayor potencia, mejor respuesta del motor y un funcionamiento suave.
- Menor consumo de combustible: el control de presión adecuado evita desperdicios y maximiza la eficiencia del combustible.
- Reducción de emisiones: una combustión eficiente genera menor cantidad de gases contaminantes, ayudando a cumplir con las normativas ambientales.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



- Menor desgaste y mayor durabilidad: mantener la presión en niveles ideales previene el desgaste excesivo en los componentes de la bomba y el sistema de inyección, incrementando su vida útil.

### *3.2.1.2. Simulación de fallos en la bomba de inyección*

Cuando ocurre una variación descontrolada de la presión, es decir, incrementa o disminuye de manera abrupta, puede provocar fallos como inyección insuficiente o excesiva, pérdida de potencia, aumento del consumo y daño en otros elementos del motor. Los fallos que se presentan con mayor incidencia se encuentran en los inyectores y en la bomba de inyección. Como se mencionó anteriormente, se realizará un estudio de la influencia de las variaciones de presión en la bomba de inyección, para lo cual se especifican 3 diferentes variaciones dentro de la bomba de inyección y de las cuales se detalla a continuación.

#### *3.2.1.2.1. Presión a 1 bar*

Cuando la bomba de inyección trabaja a una presión demasiado baja, en este caso considerando 1 Bar, el funcionamiento del motor se ve gravemente afectado, ya que, como se ha mencionado con anterioridad, la presión es importante para conseguir una buena atomización del combustible y una combustión eficiente. Entre los principales inconvenientes que se encuentran cuando se trabaja a esta presión son:

- **Arranque difícil:** el motor diésel necesita alta presión para inyectar el combustible hacia la cámara de combustión, por lo que cuando existe una baja presión, se tiene la probabilidad de que el motor no arranque, especialmente en frío
- **Combustión incompleta:** produce que el combustible no se atomice correctamente, lo cual causa una mezcla deficiente de aire-combustible.
- **Pérdida de potencia:** el motor no entrega la potencia que se espera, especialmente bajo carga o en aceleración, debido a que no se ha inyectado suficiente combustible en el tiempo adecuado.

#### *3.2.1.2.2. Presión a 3 bares*

Cuando se trabaja a esta presión el funcionamiento del motor genera fallas similares al anterior caso, produciendo consecuencias como las que se menciona a continuación:



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



- **Humo negro por el escape:** al no quemar de manera correcta el combustible, se expulsa hollín el cual sale por el escape en forma de humo negro.
- **Golpeteo del motor o marcha irregular:** como la combustión no ocurre en el momento adecuado, produce ruidos irregulares o golpeteo debido a la detonación prematura o retardada.
- **Mayor consumo de combustible:** al tratar de compensar la falta de presión, el motor inyecta una mayor cantidad de combustible, lo que incrementa el consumo.

#### 3.2.1.2.3. *Presión a 4 bares*

El trabajo en estas condiciones de presión demasiado altas genera problemas que son más difíciles de detectar que los anteriormente presentados. A continuación, se muestran los fallos más recurrentes producidos por trabajar en estas condiciones:

- **Daño a los inyectores:** un exceso en la presión provoca que los inyectores se desgasten prematuramente o se rompan internamente, lo cual produce una alteración en el patrón de pulverización, generando que el combustible no se atomice de manera correcta.
- **Daño a los componentes del motor:** la pulverización excesiva causa un lavado de cilindros, es decir, puede suprimir la película de aceite en las paredes del cilindro, generando un desgaste acelerado del pistón y los aros. De igual manera, puede dañar componentes como las válvulas, pistones o incluso la culata si se realiza la inyección directa en componentes calientes.
- **Combustión demasiado violenta:** una atomización demasiado fina y prematura puede causar una fuerte detonación, lo cual afecta la vida útil del motor.
- **Fugas internas en los inyectores:** la presión alta puede provocar que los inyectores tengan fugas internas, lo cual se relaciona con un decaimiento en el rendimiento a largo plazo.
- **Sobrecalentamiento del motor:** la combustión rápida y agresiva incrementa la temperatura dentro del cilindro, lo cual daña varios componentes y fuerza al sistema de refrigeración.

#### 3.2.1.3. *Asignación de Variables*

Como se muestra en la Tabla 6, se asigna una variable de funcionamiento a cada una de las presiones analizadas, siendo 1 Bar mal estado, 2 Bares buen estado, 3 Bares mal estado y 4 Bares



mal estado. De igual manera se indican las principales características del estado de trabajo a esa presión como funcionamiento normal, generación de humo negro, etc.

**Tabla 6.**

Identificación de las Variables del Sistema

Presión	Estado	Característica
1 bar	Mal estado	Problema de arranque
2 bar	Buen estado	Normal
3 bar	Mal estado	Humo negro
4 bar	Mal estado	Sobre calentamiento

**3.2.2. Registro de datos del sistema**

**3.2.2.1. Ubicación del sensor de vibraciones**

El acelerómetro se instala en el bloque motor, específicamente en la parte central entre el segundo cilindro mostrado en la Figura 23, asegurando que este punto permaneciera constante durante todas las pruebas, tanto en condiciones de mal estado como en buen estado del tractor. Esta ubicación se determinó por estar en el centro del motor, siendo el punto donde se absorbe la mayor cantidad de vibraciones del conjunto del motor.

**Figura 23.** Ubicación de Acelerómetro dentro del Bloque de Motor



**3.2.2.2. Procedimiento para la adquisición de datos**

El objetivo principal del estudio es recopilar información precisa y sistemática de las condiciones vibratorias del motor analizado, de tal manera que pueda determinar el comportamiento,



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



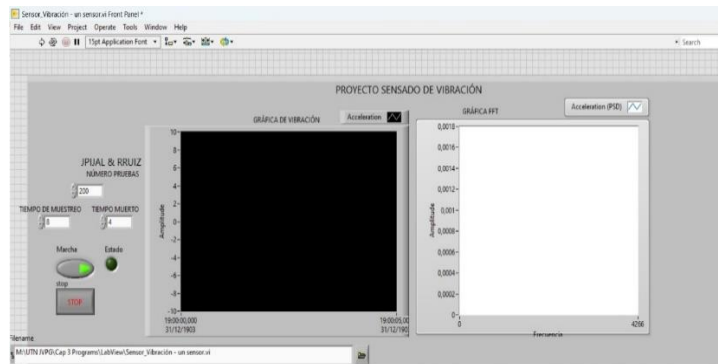
condiciones y rendimiento, para lo cual se utiliza el programa LabVIEW 2020 que se muestra en la Figura 24.

**Figura 24.** Programa LabVIEW para el registro de los Datos



En este programa se puede visualizar las vibraciones en tiempo real que ocurren cuando el sensor está conectado al sistema como se muestra en la Figura 25. Con este software se puede representar de forma gráfica los sesenta mil datos, agrupados dentro de un documento de Excel asignados a cada una de las doscientas pruebas de cada variable, obteniendo un total de ocho mil pruebas realizadas para el estudio.

**Figura 25.** Ventana de Visualización de Datos Recibidos en LabVIEW



Se procede a indicar el número de pruebas según con el planteamiento general como se muestra en la Figura 26, en este caso asignando la cantidad de 200 para cada variable en concordancia con la presión de la bomba que se está analizando.

**Figura 26.** Asignación de Cantidad de Pruebas



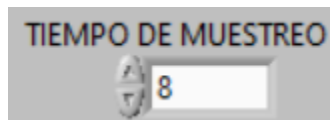


**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



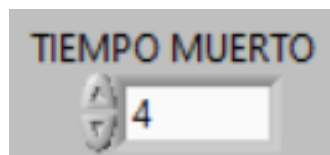
Posteriormente, se determinará el tiempo de muestreo de cada señal, la cual está indicada en segundos, asignando para este caso 8 como se observa en la Figura 27, siendo este el tiempo en el que el sensor registra los datos en el Excel.

**Figura 27.** Asignación de Tiempo de Muestreo



Se procede a colocar el tiempo muerto, el cual indica el lapso en el que el sensor deja de registrar los datos y sigue con la siguiente prueba; como se muestra en la Figura 28, se coloca un tiempo muerto de 4 segundos, siendo este un valor adecuado para la cantidad de pruebas establecida.

**Figura 28.** Asignación de Tiempo Muerto



Finalmente, se puede iniciar con la adquisición de datos, se dirige hacia el panel de mando que se muestra en la Figura 29, en donde se tienen los interruptores que permiten iniciar, pausar o parar la recepción de datos, además de un indicador que indica el momento en el cual el sistema se encuentra registrando los datos o está en el tiempo muerto.

**Figura 29.** Proceso de Marcha de Adquisición de Datos

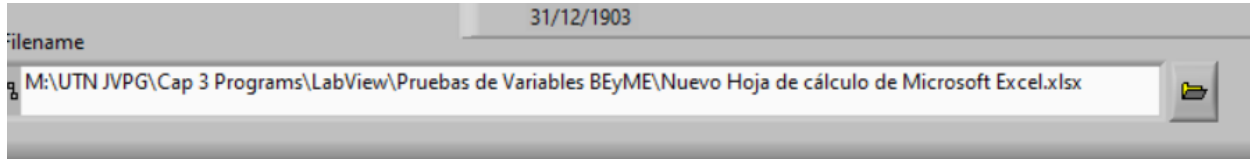


Se considera que para la recepción de los datos se selecciona una dirección o carpeta en donde se almacenan de manera automática los archivos. En la Figura 30 se muestra la dirección y nombre del archivo que se asigna para la recepción de los datos registrados para cada una de las pruebas de las variables de estudio.

**Figura 30.** Dirección de Almacenamiento de Archivo de Datos



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



Como se muestra en la Tabla 7, se realizaron un total de cuatro pruebas por cada variable dando un total de 800 pruebas registradas para cada presión.

**Tabla 7.**

Datos de las Pruebas Realizadas

<b>Presión</b>	<b>Estado</b>	<b>N° de pruebas por variable</b>	<b>N° de pruebas</b>	<b>Total</b>
1 bar	ME	4	200	800
2 bares	BE	4	200	800
3 bares	ME	4	200	800
4 bares	ME	4	200	800

De igual manera, como se muestra en la Tabla 8 se obtiene un total de 60000 datos para cada presión analizada, equivalentes a las 200 pruebas, sin embargo, se selecciona únicamente 100 pruebas para el procesamiento de los datos.

**Tabla 8.**

Cantidad de Datos Registrados en las Pruebas

<b>Presión</b>	<b>Estado</b>	<b>N° de datos por Excel</b>	<b>N° de pruebas</b>	<b>N° de pruebas seleccionadas</b>
<b>1 Bar</b>	ME	60000	200	100
<b>2 Bar</b>	BE	60000	200	100
<b>3 Bar</b>	ME	60000	200	100
<b>4 Bar</b>	ME	60000	200	100



### **3.2.3. Transformada de Fourier**

La Transformada de Fourier es una herramienta matemática que permite realizar el análisis de señales y sistemas. Su principal uso está en que posee la capacidad de descomponer una señal compleja en una suma de senoidales a diferentes frecuencias, lo cual permite estudiar el contenido espectral de una señal. Este método de transformación convierte una señal en el dominio del tiempo a su representación en el dominio de la frecuencia, lo cual facilita la caracterización e identificación de patrones. Para poder realizar la representación de los datos bajo esta transformada, se utiliza la plataforma calculo Matlab, misma que permite por medio de codificación específica graficar las señales y procesarlas.

#### ***3.2.3.1. Selección de datos***

Se utilizan los datos previamente seleccionados, es decir, de las 100 pruebas definidas como las más adecuadas, siendo las intermedias de todo el conjunto de datos registrados, debido a que, por lo general, en las primeras pruebas se registran datos erróneos por la inicialización del sistema en general, siendo las últimas igual descartadas por motivos de que pueden generar un diagnóstico erróneo.

#### ***3.2.3.2. Programación en Matlab***

El programa Matlab se caracteriza por su capacidad para manejar cálculos numéricos complejos, análisis de datos, simulaciones, diseño de sistemas y visualización de resultados, todo dentro de un entorno de programación de alto nivel basado en matrices. En la presente investigación, se utiliza MATLAB como herramienta principal para programar por medio de codificación y conseguir la estimación de la FFT.

Como se muestra en la Figura 31, se realiza la lectura del archivo que contiene los datos que se requieren procesar, en este caso se lee el archivo “BE\_2B\_20.xlsx”, el cual indica el tipo de prueba y la presión a la que está trabajando. Se realiza este proceso para cada uno de los archivos que contienen las 4 variables analizadas y se ejecuta el código para poder obtener la gráfica del espectro en frecuencia de los datos respectivos.



**Figura 31.** Código de Matlab para Estimación de FFT

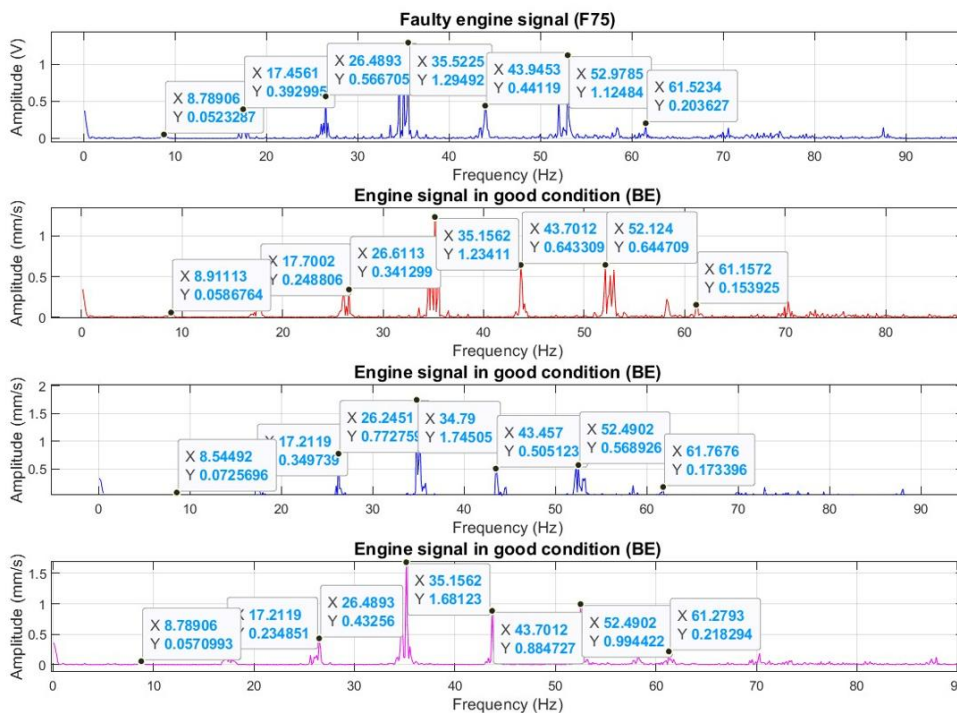
```

Editor - MATLAB\JPG\Cap 3 Programs\LabView\MathLab Codigos\Motor.m *
1 % Toma de datos en formato excel y mostrar la FT.
2 % signal processing.
3
4
5 close all
6 clear all
7
8 filename_1='BE_20_20.xlsx'; % Good condition take 1
9 %filename_2='BE_20_21.xlsx'; % ME25
10 %filename_3='BE_20_22.xlsx'; % ME50
11 %filename_4='BE_20_23.xlsx'; % ME75
12
13 Fs_1=8000; % frecuencia de muestreo
14 %Fs_2=8000; % frecuencia de muestreo
15 %Fs_3=8000; % frecuencia de muestreo
16 %Fs_4=8000; % frecuencia de muestreo
17
18
19 data_1 = xlsread(filename_1);
20 data_1 = data_1(1:54000);
21 n1=length(data_1);
22
23 [f_1, P_1] = calc_PSD(data_1,Fs_1);
24
25 %data_2 = xlsread(filename_2);
26 %data_2 = data_2(1:54000);
27 %n2=length(data_2)
28
29 %[f_2, P_2] = calc_PSD(data_2,Fs_2);
30
31
32 %data_3 = xlsread(filename_3);
33 %data_3 = data_3(1:54000);
34 %n3=length(data_3)
35
36 %[f_3, P_3] = calc_PSD(data_3,Fs_3);
37
38
    
```

**3.2.3.3. Análisis de datos**

Una vez calculada la FFT de cada una de las pruebas, se grafica cada una de las señales en el dominio de la frecuencia y se selecciona el armónico más alto como se muestra en la Figura 32, registrando esta información para agrupar nuevamente estos datos y analizarlos.

**Figura 32.** Gráfica del Espectro en Frecuencia de las Pruebas Analizadas





### 3.2.4. Caracterización vibratoria

El análisis de patrones de vibración se presenta como una técnica fundamental dentro del estudio del comportamiento dinámico de estructuras, máquinas y elementos mecánicos. Estos patrones permiten identificar cómo se distribuyen y propagan las vibraciones en un sistema, lo cual es de importancia al momento de detectar desequilibrios, desalineaciones, desgastes, resonancias o posibles fallos estructurales. A continuación, se muestran las principales aplicaciones dentro del funcionamiento de un motor:

- **Árbol de levas:** elemento que permite controlar la apertura y cierre de las válvulas mediante un movimiento rotativo. La caracterización vibratoria permite detectar el desgaste o deformaciones en las levas.
- **Cigüeñal:** componente encargado de transformar el movimiento lineal de los pistones en movimiento rotativo. La vibración de este elemento puede identificar un desequilibrio por desgaste o masa desigual.
- **Pistones en combustión:** en la combustión, los pistones se encuentran sometidos a presiones muy altas, por lo que la vibración puede identificar detonaciones irregulares, combustión incompleta o golpes de biela. De igual manera puede indicar posible desgaste de aros o camisa, problemas que cambian el patrón vibracional del sistema.
- **Levas:** este elemento actúa directamente sobre las válvulas, permitiendo su análisis vibratorio identificar golpes por juego excesivo entre leva y taqué.
- **Pistones sin combustión:** el análisis vibracional ya sea en el proceso de admisión o escape permite comparar patrones para detectar asimetrías. Así también, identifica problemas mecánicos, como desgaste del perno del pistón, holguras o bielas dobladas.
- **Válvulas:** son elementos de apertura y cierre que deben tener un nivel de precisión elevado. Cuando se presentan vibraciones se pueden identificar problemas de rebote por muelles debilitados o sincronización incorrecta. Igualmente, puede indicar desgaste en guías o asientos, que altera su alineación y contacto.

Cada uno de estos problemas tiene una frecuencia fundamental que está asignada dentro del espectro de la señal vibratoria. En la Tabla 9 se muestra el armónico que está relacionado con cada uno de los posibles fallos detectados dentro de un motor de Diesel.



**Tabla 9.**

Asignación de Frecuencia de Acuerdo con Problema dentro del Motor

Frecuencia	Elemento del motor
x	Árbol de levas
2x	Cigüeñal
3x	Pistones en combustión
4x	Levas
5x	Pistones sin combustión
6x	Válvulas

**3.2.5. Análisis estadístico de las señales**

Este análisis permite obtener conclusiones cuantitativas y visuales que permitan respaldar la toma de decisiones o la validación de la hipótesis planteada en el estudio, aprovechando las herramientas estadísticas que posee el entorno de programación.

**Figura 33.** Codificación para Cálculo de Variables Estadísticas

```

x | calc_PSD.m | Calculos_Estadisticos.m | calc_estadis.m | +
clc;
%PROCESAMIENTO DE DATOS ESTADÍSTICOS

Vibraciones=xlsread("BE_2B_20.xlsx"); %DATOS VIBRATORIOS
Datos=[Vibraciones];
RMS=rms(Datos);
Varianza=var(Datos);
Media=mean(Datos);
Mediana=median(Datos);
Curtosis=kurtosis(Datos);
Moda=mode(Datos);
Asimetria=skewness(Datos);
Dc=(Datos).^2;
Mdc=mean(Dc);
Mediacuadratica=((Mdc).^(1/2));
Desviacion_estandar=std(Datos);
Tabla1=table(RMS, Varianza, Media, Mediana, Curtosis, Moda, Asimetria, Mediacuadratica, Desviacion_estandar);
disp("Procesamiento de valores");
disp(Tabla1);
    
```

Como se observa en la Figura 33, se procesan las señales de aceleración mediante el algoritmo desarrollado en el software Matlab, de tal manera que se puedan extraer las diversas características de cada señal, conocidas como variables de respuesta. Dentro de estas variables se estima el valor eficaz o RMS, Varianza, Media, Mediana, Curtosis, Moda, Asimétrica, Media cuadrática y Desviación estándar, las cuales son calculadas a partir de la señal de aceleración registrada. Cada una de estas características son importantes para analizar estadísticamente el sistema, de tal manera



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



que se identifiquen las variables más relevantes para el diagnóstico de fallas generadas por la variación de presión dentro de la bomba de inyección de un motor de combustión interna diésel. A continuación, en la Tabla 10 se muestra un resumen de las variables analizadas.

**Tabla 10.**

Variabes Estadísticas Analizadas

Variable	Descripción
RMS (Valor cuadrático medio)	Medida de la magnitud promedio de una señal considerando el valor cuadrático; útil para analizar energía o potencia media en vibraciones o variaciones.
Varianza	Indica la dispersión de los datos respecto a la media; valores altos implican mayor dispersión. Se expresa en unidades al cuadrado de los datos originales.
Media	Valor central obtenido sumando todos los valores y dividiendo entre el número de elementos; sensible a valores extremos.
Mediana	Valor que divide al conjunto ordenado en dos partes iguales; no se ve afectada por valores atípicos.
Curtosis	Mide la concentración de los datos en los extremos y el centro; valores altos implican colas pesadas y pico pronunciado, valores bajos indican distribución más plana.
Moda	Valor más frecuente en el conjunto de datos; puede ser unimodal, multimodal o inexistente si todos los valores son únicos.
Asimetría (Coeficiente de asimetría)	Mide la simetría de la distribución; 0 indica simetría, valor positivo indica cola a la derecha, negativo indica cola a la izquierda.
Media cuadrática	Similar al RMS, ambos promedian valores al cuadrado; en análisis de señales suelen considerarse sinónimos.
Desviación estándar	Raíz cuadrada de la varianza; mide la dispersión respecto a la media en las mismas unidades originales.



**3.2.6. Tablas de Entrenamiento**

Se realiza la diferenciación de dos tablas de entrenamiento, con un total de 400 datos correspondientes a los niveles de presión analizados como se muestra en la Tabla 11, siendo estas de la transformada de Fourier y la correspondiente a los datos estadísticos de las señales.

**Tabla 11.**

Cantidad de Datos para las Tablas de Entrenamiento

Numero de datos	Variabes	Estado
100	1 bar	Mal estado
100	2 bar	Buen estado
100	3 bar	Mal estado
100	4 bar	Mal estado

**3.2.6.1. Tabla de Transformada de Fourier**

En esta tabla se presentan los cuatrocientos datos del conjunto estructurado de señales de aceleración, en donde cada fila representa una instancia y cada columna indica una característica o variable del sistema. De igual manera se indica que las cantidades asignadas representan las señales de aceleración.

**3.2.6.2. Tabla de Datos Estadísticos**

En esta tabla se selecciona las señales correspondientes al armónico para comprobar su porcentaje y así definir cuáles son válidas para generar el sistema de aprendizaje automático. El propósito principal de esta información es definir la base del desarrollo, entrenamiento y validación del modelo de aprendizaje automático, identificando relaciones posibles relaciones entre variables y así generar predicciones para el diagnóstico, clasificación o toma de decisiones.

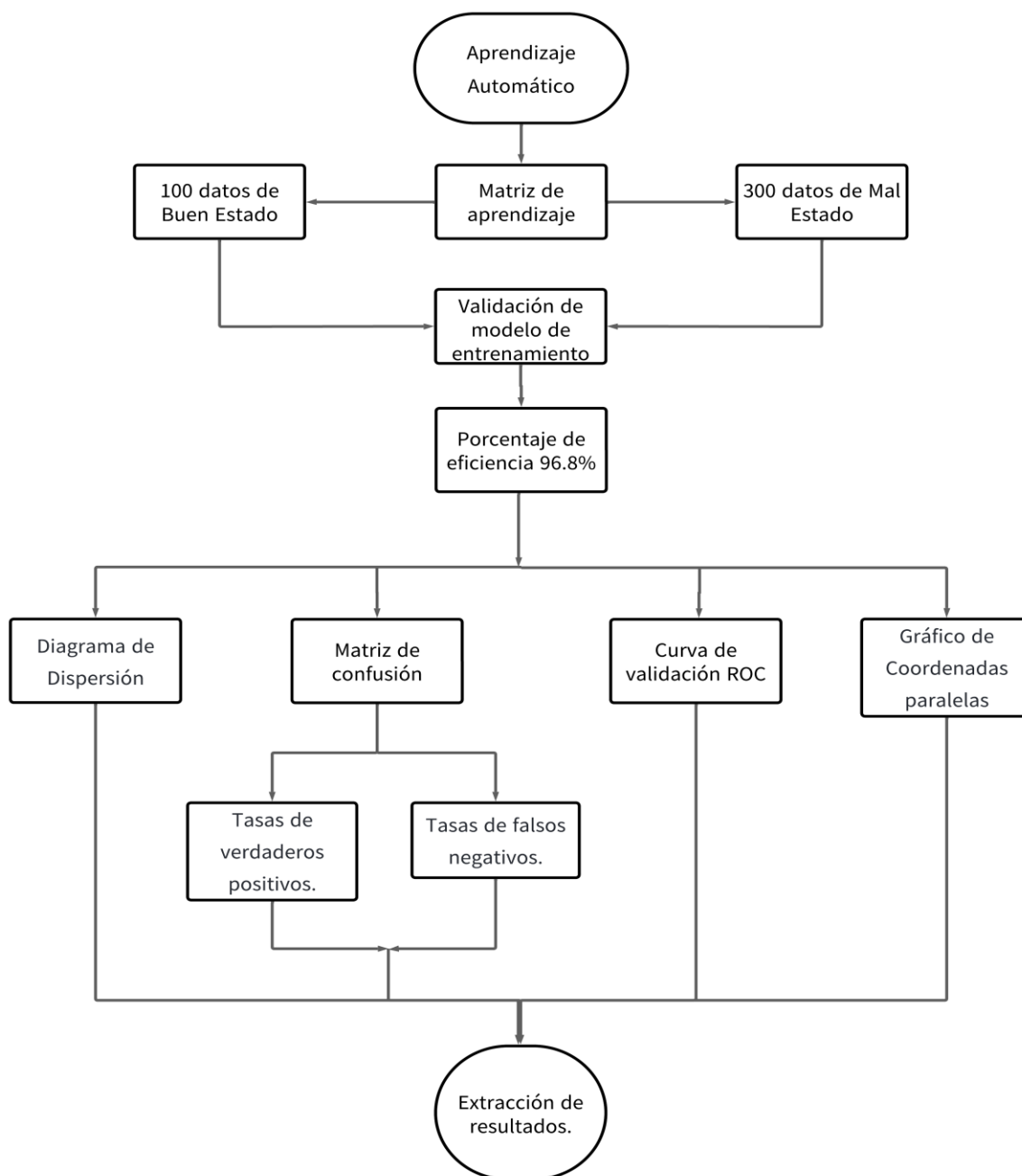
**3.2.7. Aprendizaje Automático**

El aprendizaje automático (machine learning) es una rama de la inteligencia artificial el cual permite a los sistemas aprender patrones a partir de datos, sin tener la necesidad de programarse específicamente para cada tarea. Permite realizar acciones como preprocesamiento de datos, selección de características, entrenamiento de modelos supervisados y no supervisados, validación



cruzada y evaluación del desempeño. En la Figura 34 se muestra el proceso para poder generar un sistema de aprendizaje automático a partir de los datos vibratorios obtenidos.

**Figura 34.** Procedimiento para Generar el Sistema de Aprendizaje Automático





**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**3.2.7.1. Matriz de Aprendizaje**

La matriz de aprendizaje es una herramienta que permite organizar y visualizar de manera estructurada el proceso de adquisición de conocimientos, habilidades y competencias. Tiene como objetivo principal facilitar el seguimiento del progreso del aprendizaje, identificar áreas de mejora y mantener una enseñanza más efectiva y personalizada. En la Figura 35 se muestra la matriz de aprendizaje que contiene los datos estadísticos de las señales de prueba.

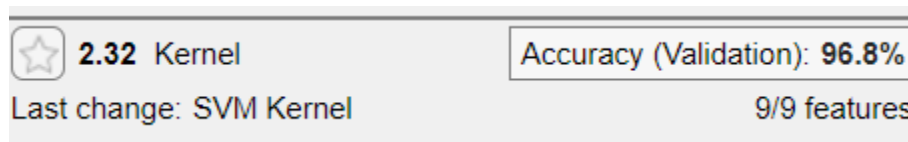
**Figura 35. Matriz de Aprendizaje del Estudio**

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	RMS	Varianza	Media	Mediana	Curtosis	Moda	Asimetría	Mediacuadrática	Desviación estanda	Estado	Prueba	
2	10,16700	10,33400	0,01408	0,01627	49,17100	-0,08704	0,01903	10,16700	10,16600	ME1B		20
3	10,11700	10,23300	0,01400	0,01659	49,55100	-0,00150	-0,04198	10,11700	10,11600	ME1B		21
4	0,97162	0,94387	0,01406	0,01816	47,02000	-0,00498	-0,09114	0,97162	0,97153	ME1B		22
5	0,98521	0,97046	0,01411	0,01578	53,41200	-0,02954	-0,06217	0,98521	0,98512	ME1B		23

**3.2.7.2. Modelos Predictivos**

Para este caso de estudio, se analizarán 33 modelos de aprendizaje como el que se observa en la Figura 36 evaluando sus resultados, principalmente de exactitud que para este caso es del 96.8%.

**Figura 36. Modelo SVM Kernel Utilizado**



Posteriormente, se procede a definir el más eficiente, el cual posean un porcentaje aceptable de exactitud para posteriormente visualizar e interpretar las gráficas en base a la calificación del aprendizaje automático

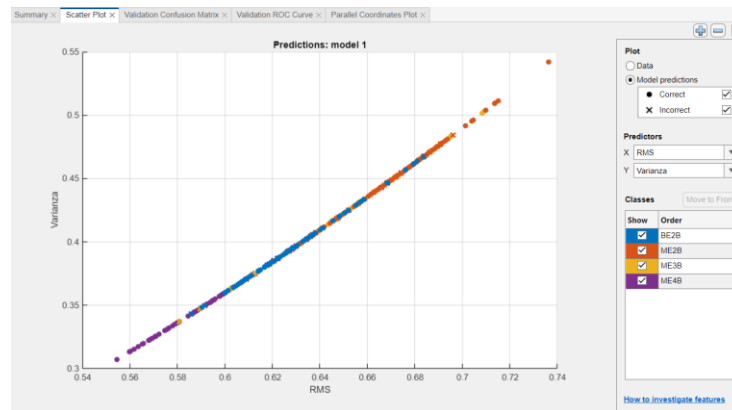
**3.2.7.3. Diagrama de Dispersión**

El diagrama de dispersión es una herramienta gráfica importante dentro del análisis de datos, ya que permite visualizar la relación entre dos variables cuantitativas como es muestra en la Figura 37. Mediante este tipo de gráficos, se pueden identificar patrones, tendencias, correlaciones y posibles valores atípicos en un conjunto de datos. Dentro del entorno de programación MATLAB,



el generar diagramas de dispersión es útil debido a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y ofrecer representaciones visuales claras y precisas.

**Figura 37.** Diagrama de Dispersión Total



#### 3.2.7.4. Matriz de Confusión

Esta herramienta permite identificar la cantidad de aciertos y errores del modelo implementado, distribuidos por clase, lo cual facilita la identificación las categorías que están siendo correctamente clasificadas y cuáles presentan problemas. En la Figura 38 se muestra la matriz de confusión obtenida del modelo de aprendizaje implementado en donde se tiene para la clase 1 una cantidad de 90 Verdaderos Positivos (VP), para la segunda clase 87 VP, la tercera clase 83 VP y finalmente la cuarta clase con 87 VP.



**Figura 38.** Matriz de Confusión del Modelo Planteado



**3.2.7.4.1. Verdaderos Positivos**

Los verdaderos positivos son los casos en donde el modelo ha clasificado correctamente como positivos. Un ejemplo es cuando se está clasificando la detección de buen estado y el modelo efectivamente indica que esas son las condiciones del motor actualmente.

**3.2.7.4.2. Falsos Negativos**

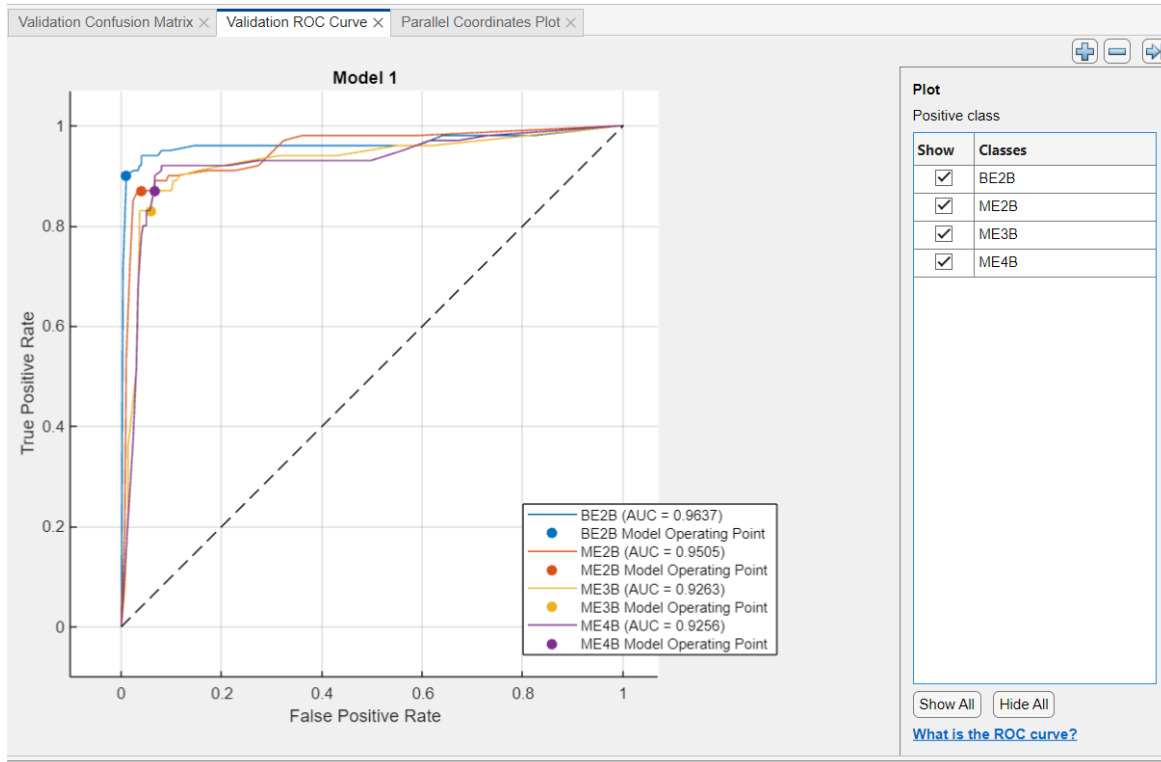
Los falsos negativos por su parte son los casos donde el modelo ha clasificado incorrectamente como negativos la respuesta del sistema. En este caso es cuando el modelo se encuentra en buen estado, sin embargo, el modelo indica mal estado, es una clasificación errónea.

**3.2.7.5. Curva de Validación ROC**

Este gráfico muestra el rendimiento de un modelo de clasificación binaria a diferentes umbrales de decisión. En el eje “x” se indica la tasa de verdaderos positivos, mientras que en el eje “y” se muestra la tasa de falsos positivos. En la Figura 39 se muestra la curva ROC del modelo propuesto en donde para todas sus clases se tiene un AUC mayor de 0,9 lo cual indica que el modelo clasifica de manera correcta en la mayoría de los casos planteados.



**Figura 39.** Curva ROC del Modelo Propuesto

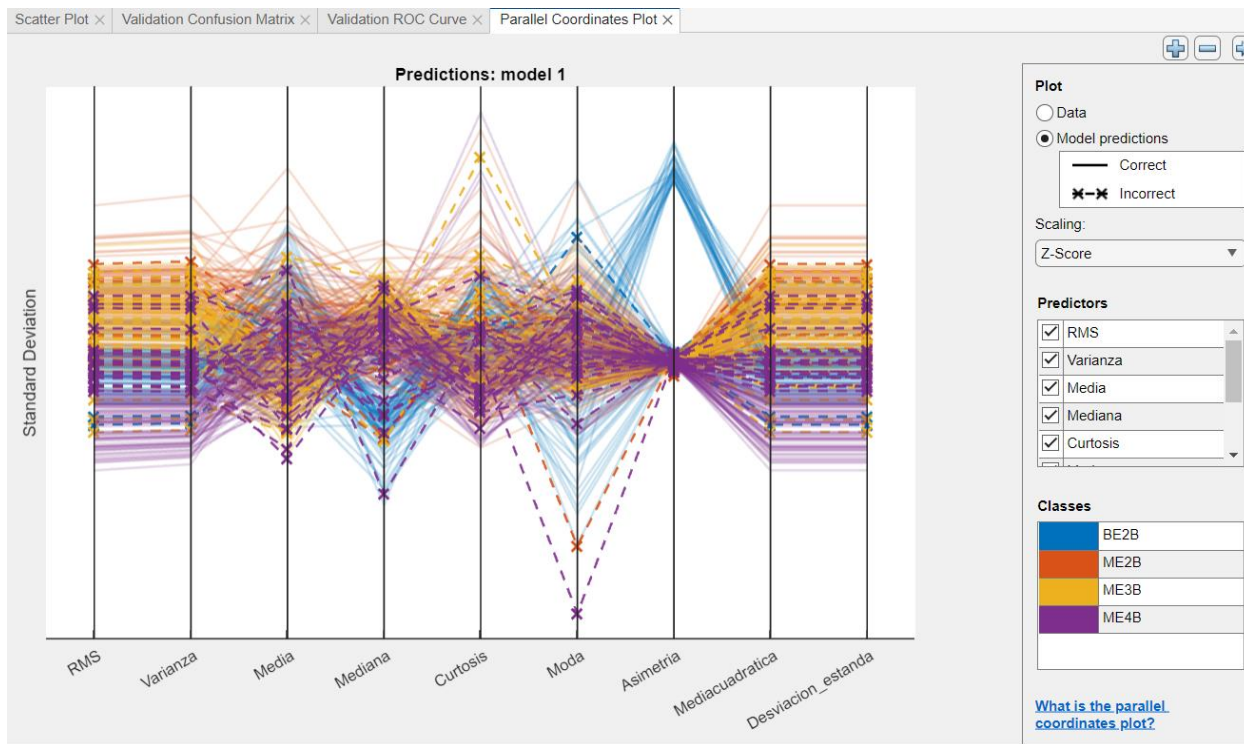


**3.2.7.6. Coordenadas Paralelas**

Finalmente, las coordenadas paralelas es un gráfico multivariable que representa los datos con varias dimensiones, en donde el eje vertical representa una variable o característica del conjunto de datos, y cada línea que cruza los ejes representa un caso de registro u observación. En la Figura 40 se muestra el gráfico de coordenadas paralelas del modelo planteado, en donde se analizan las observaciones de cada clase con respecto al RMS, varianza, media, mediana, moda, entre otras.



**Figura 40.** Gráfico de Coordenadas Paralelas del Modelo Propuesto





## CAPÍTULO IV

### 4. RESULTADOS

#### 4.1. Estado del Motor

Como primer punto de los resultados, y para conseguir las medidas de presión requeridas para las pruebas del presente estudio se realiza el mantenimiento de los diferentes componentes del motor como la bomba de inyección y los inyectores que son elementos indispensables para garantizar el correcto funcionamiento del equipo. La ejecución de estas actividades de mantenimiento permite que el motor tenga un encendido inmediato, y que los datos registrados tengan la mayor calidad para ser visualizados dentro del programa de captura. En la Figura 41 se muestra el desmontaje de cada uno de estos componentes principales para dentro del sistema de inyección de combustible.

**Figura 41.** Desmontaje de Bomba e Inyectores



Dentro de las actividades de mantenimiento se realiza el empacado de toda la bomba con su respectiva calibración de tal manera que se mantenga una presión fija de 2 Bares que representa el funcionamiento correcto dentro del banco de pruebas. En la Figura 42 se muestra el proceso de empacado y calibración de la bomba de inyección ejecutado.



**Figura 42.** Empacado y Calibración de la Bomba



Con respecto a los inyectores, se realizó un cambio de toberas debido a que la presión interna de estos se encontraba en un nivel demasiado bajo, lo que producía que la atomización no sea adecuada durante el encendido generando goteo dentro de la cámara de combustión. Posteriormente se comprueba el estado de los inyectores después de haber realizado el mantenimiento, como se muestra en la Figura 43 se utiliza una bomba manual para comprobar la atomización regular de cada uno de los inyectores.

**Figura 43.** Comprobación de Presión de los Inyectores



Finalmente se realiza la limpieza del tanque de combustible ya que durante la inspección se detectó que sus cavidades se encontraban en descomposición lo que producía una afectación a los



inyectores consiguiendo de esta manera evitar daños o taponamientos. Como se aprecia en la Figura 44, una vez terminada la limpieza del tanque se procedió al cambio de los filtros respectivos.

**Figura 44.** Limpieza de la Bomba de Combustible



#### 4.2. Pruebas de Funcionamiento

Cuando se ejecutaron cada uno de los mantenimientos planificados y se realizó en ensamblaje de los componentes del tractor se procede a la colocación del sensor acelerómetro con el equipo de registro de datos en base a cada una de las presiones establecidas dentro de la planificación del estudio. Como se muestra en la Figura 45 el acelerómetro se lo ubica en la parte central del motor considera esta como la ubicación que puede captar de mejor manera las variaciones en las vibraciones. De igual manera se conectó el manómetro para verificar la presión de trabajo en la que está establecida la prueba realizada, siendo este conectado al retorno de la bomba de combustible.

**Figura 45.** Colocación de Equipo de Adquisición de Datos



Para poder realizar las pruebas de funcionamiento en cada una de las presiones definidas, se coloca una válvula reguladora de presión como se muestra en la Figura 46, misma que se golpeó para



comprimir el resorte y así incrementar o disminuir la presión. Se tomó la medida mediante el uso de un pie de rey para medir la profundidad del ajuste del resorte y definir la altura en base a la presión de prueba.

**Figura 46.** Calibración de la Válvula de Presión



En cada una de las pruebas se empujó la válvula cada 2 mm produciendo que el pistón y el resorte se vayan comprimiendo dentro de la válvula de regulación generando un incremento de la presión. Este proceso se realiza en cada una de las presiones, es decir de 1 a 4 Bares.

### 4.3. Simulación de Fallas

Como se menciona anteriormente, para poder registrar los datos en una presión determinada se realiza la variación en la válvula reguladora. Para la primera prueba con una presión de 1 Bar como se muestra en la Figura 47 a), se comprueba que los componentes están instalados de manera correcta, tanto el manómetro dentro de la bomba y el acelerómetro para dar encendido al motor. Se comprueba que, en primera instancia, se presentaron falencias debido a la baja presión de combustible por lo que el encendido fue demorado, el motor presentaba inestabilidad, una variación constante de RPM y se necesitaba mantener acelerado el tractor para que este se mantenga encendido. Con estos datos se realizó el registro de motor en mal estado (ME\_1B).

Para la segunda prueba que corresponde a 2 bares (BE\_2B) como se muestra en la Figura 47 b), se comprueba que es la medida ideal para el correcto funcionamiento del motor. Este valor se reguló dentro de la bomba posterior al mantenimiento siendo esta medida la ideal para el encendido



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



correcto del motor. De igual manera se verifica que los equipos de registro se encuentren conectados de manera correcta y se procede al encendido del motor, identificando una mejoría notable que para el caso anterior. Se observó que el motor se encendió con mayor rapidez, las RPM fueron constantes, no presentó variaciones de aceleración y no generó ruido excesivo. Como principal evidencia se comprueba que el motor en esta presión mantiene un funcionamiento constante durante el registro de los datos.

**Figura 47.** Presión de la Bomba de Combustible a) 1 bar b) 2 bar c) 3 bar d) 4 bar



La tercera prueba que corresponde a una presión de 3 Bares (ME\_3B) como se muestra en la Figura 47 c). En esta evaluación se comprobó un cambio evidente durante el encendido del motor, siendo rápido y sin esfuerzo alguno, sin embargo, se observó una aceleración elevada al igual que las RPM, lo que ocasiona humo excesivo e incremento de temperatura durante toda la prueba.

Finalmente, en la última prueba a una presión de 4 Bares (ME\_4B) como se muestra en la Figura 47 d). Se procede al encendido del motor en donde se obtuvo como resultados un encendido rápido, pero con una aceleración agresiva, en niveles muy elevados de RPM, generando en un tiempo corto el calentamiento del motor. De igual manera se observó el incremento de humo negro con respecto a las pruebas anteriores, siendo este el punto en donde se presentan mayor consumo de



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



combustible y emanación de gases de una forma más representativa. En esta prueba se identificaron varios cambios dentro del comportamiento del motor que se compararan con cada una de las otras pruebas.

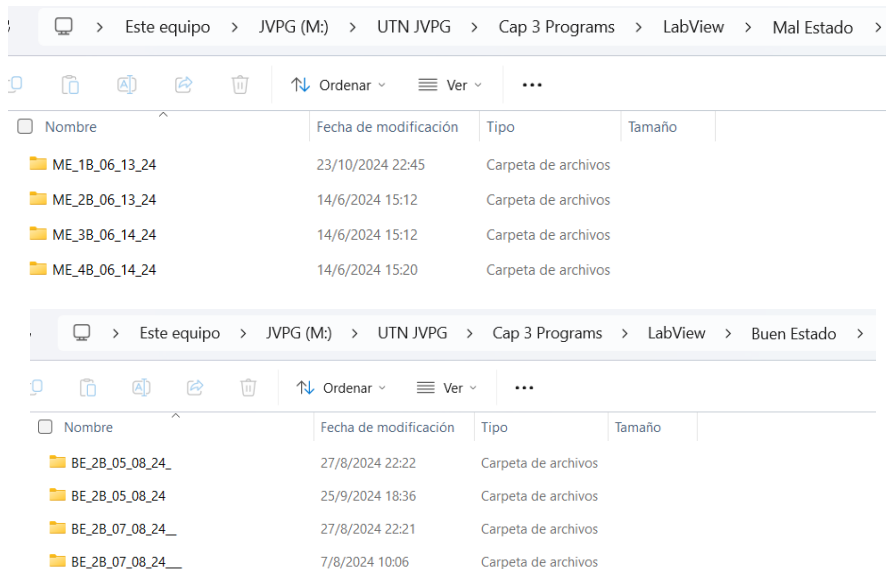
Una vez finalizadas las pruebas y con los datos registrados de manera correcta por medio del equipo de medición se guardaron los registros y se los clasificó de acuerdo con el tipo de prueba realizada para su posterior procesamiento.

**4.4. Procesamiento de Datos**

**4.4.1. Obtención de datos vibratorios**

Para poder establecer la base de datos que será procesada se crea una carpeta dentro de la dirección raíz de LabVIEW en donde se tendrá las 11 469 000 de Mal estado (1 bar, 3 bar y 4 bar) y las pruebas de buen estado (2 bar) como se muestra en la Figura 48. Donde las letras principales tendrán un significado que corresponde a mal estado (ME), buen estado (BE), y para las medidas de presión bar (B), 1 bar Mal Estado (1B\_ME).

**Figura 48. Carpetas de Almacenamiento de Pruebas**



Como se muestra en la Figura 49 dentro de cada una de las carpetas se tienen las 200 pruebas realizadas durante un registro de datos la cual esta etiquetada de manera secuencial para poder identificarla correctamente, cada prueba contiene 60000 mil datos vibratorios.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**Figura 49.** Archivos de Excel con los Datos de Cada Prueba

Nombre	Fecha de modificación	Tipo	Tamaño
ME0_1B.xlsx	13/6/2024 14:51	Hoja de cálculo d...	7 KB
ME0_1B_1.xlsx	13/6/2024 14:52	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_2.xlsx	13/6/2024 14:52	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_3.xlsx	13/6/2024 14:53	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_4.xlsx	13/6/2024 14:53	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_5.xlsx	13/6/2024 14:53	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_6.xlsx	13/6/2024 14:54	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_7.xlsx	13/6/2024 14:54	Hoja de cálculo d...	573 KB
ME0_1B_8.xlsx	13/6/2024 14:54	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_9.xlsx	13/6/2024 14:54	Hoja de cálculo d...	572 KB
ME0_1B_10.xlsx	13/6/2024 14:55	Hoja de cálculo d...	572 KB

Se identifica que el peso total de la carpeta en donde se encuentran los archivos registrados tiene un tamaño de 1.88 GB como se muestra en la Figura 50.

**Figura 50.** Peso Total de la Carpeta Contenedora de los Archivos de Datos

Nombre	Fecha de modificación	Tipo	Tamaño
LabView	29/7/2025 23:11	Carpeta de archivos	1,88 GB
MATLAB			

#### 4.4.2. Transformada de Fourier

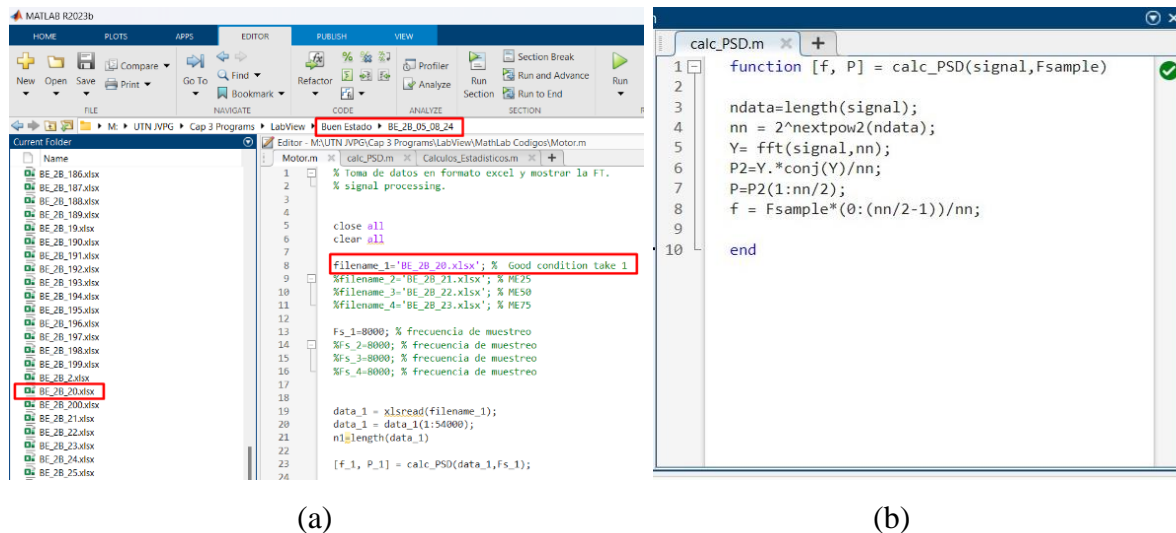
Para realizar la interpretación de los datos y poder procesarlos se genera un Script dentro de Matlab como se muestra en la Figura 51 (a). Dentro de este programa se ejecuta el código que permite hacer el cálculo de los armónicos con respecto a cada una de las pruebas realizadas. La transformada de Fourier se considera como una formulación matemática que permite transformar las señales del dominio del tiempo al dominio de frecuencia. Como se muestra en la Figura 51 (b) mediante el código presentado se realiza el cálculo de la FFT para conseguir determinar los armónicos de la señal analizada.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**

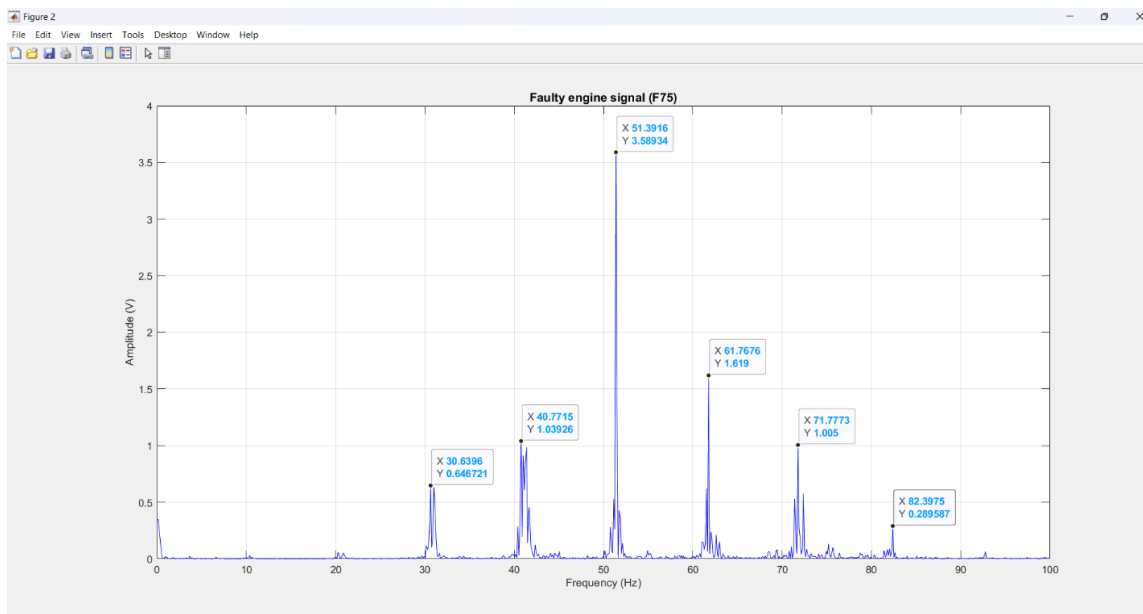


**Figura 51.** Script de Matlab para la lectura de los Datos (a) Lectura de Datos, (b) Aplicación de la Transformada de Fourier



Una vez ejecutado el Script realizado se despliega la ventana que se muestra en la Figura 52 en donde se puede identificar con claridad la amplitud y frecuencia de la señal con mayor potencia dentro del registro y sus respectivos armónicos.

**Figura 52.** Respuesta en Frecuencia de las Señales Procesadas



Se realiza una tabla de registro como se muestra en la Figura 53 la cual está estructurada en función de los armónicos que se visualizan en la Tabla 9 de metodología, donde se asigna una frecuencia



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



a cada componente como árbol de levas, cigüeñal, pistón en combustión, levas, pistón sin combustión, válvulas. Cada uno de estos elementos tiene una frecuencia fundamental, la cual se registra en el archivo de Excel que permite generar la base de datos de todos valores de armónicos para cada prueba con su respectiva frecuencia y amplitud.

**Figura 53.** Tabla de Registro de Armónicos con Mayor Magnitud

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	FRECUENCIA	20-23				24-27				28-31				32-35				36-39			
2	X	9,0332	9,0332	8,6669	8,7890	8,7890	8,9111	8,9111	8,9111	9,0332	8,6669	9,0332	8,9111	9,1552	8,6669	8,6669	8,3007	8,9111	8,7890	9,0332	8,7890
3	2X	17,3340	18,1885	17,7002	17,3340	18,1885	17,3340	17,5781	18,0664	17,9443	18,0664	17,7002	17,7002	17,9443	17,5781	17,8223	17,3340	17,2119	18,1885	17,5781	17,8223
4	3X	26,1230	26,2451	26,7334	26,4893	26,8555	26,2451	26,4893	26,8555	26,6113	26,2451	26,8555	26,7334	26,4893	26,7334	27,0996	26,6113	26,2451	26,6113	27,0996	26,2451
5	4X	35,5225	35,6445	35,4004	35,1562	35,6445	35,1562	35,0342	35,5225	35,2783	34,9121	35,4004	35,6445	35,6445	35,5225	35,0342	34,9121	35,1562	35,4004	35,1562	35,6445
6	5X	44,1895	44,1895	44,4336	43,9453	44,1895	44,5557	43,8232	44,1895	44,1895	44,1895	44,0674	44,4336	44,4336	44,3115	43,8232	44,3115	44,3115	44,6777	44,6777	44,6777
7	6X	53,1006	53,2227	53,1006	53,3447	52,9785	52,9785	53,3447	52,8564	53,2227	52,9785	53,1006	53,3447	52,6123	52,3682	52,8564	53,2227	53,3447	53,2227	53,2227	53,4668
8	7X	61,5234	62,3779	62,3779	61,8896	62,2559	61,8896	61,4014	61,6455	61,6455	61,5234	62,0117	62,0117	61,7676	62,2559	62,5000	62,0117	62,5000	61,6455	62,2559	61,8896
9																					
10																					
11	AMPLITUD																				
12																					
13	X	0,0512	0,0795	0,0692	0,0369	0,0457	0,0813	0,0453	0,0552	0,0651	0,0599	0,0615	0,1021	0,0578	0,0752	0,0530	0,0372	0,0795	0,0475	0,0497	0,0488
14	2X	0,2992	0,3131	0,4187	0,2301	0,2751	0,3079	0,2470	0,1829	0,2836	0,2956	0,4039	0,2537	0,3630	0,2337	0,4385	0,4376	0,3929	0,3370	0,4126	0,3679
15	3X	0,4220	0,4306	0,7341	0,6079	0,3995	0,9922	1,2115	0,5648	0,5513	0,8246	0,3984	0,4029	0,4073	0,4716	0,3810	0,6487	0,5925	0,4467	0,5279	0,4184
16	4X	1,9293	1,9363	3,5220	1,4505	1,0164	1,2008	1,1949	1,7465	1,4216	1,3382	2,5938	2,1766	2,6188	1,7673	0,8530	1,2169	2,0492	1,5460	1,9950	2,0675
17	5X	1,3660	0,9609	0,7108	0,7301	0,9622	0,6595	0,7528	0,6058	1,4713	1,0591	0,7969	1,5460	0,9054	0,8041	0,5745	0,9324	1,1201	0,8150	0,7371	0,6980
18	6X	2,2522	1,6624	2,1917	2,1917	2,2665	1,7381	2,5193	2,2601	2,0261	2,5494	1,9405	2,2846	1,9177	2,0171	1,5978	2,4570	3,1249	2,4143	2,1764	2,4545
19	7X	0,2331	0,2428	0,1523	0,1523	0,1078	0,1316	0,1053	0,1937	0,1687	0,1844	0,1331	0,1932	0,1403	0,1198	0,1264	0,1154	0,1947	0,1196	0,1939	0,2091

Una vez que el archivo con los armónicos identificados se encuentra completo, se procede a la estimación del promedio y desviación estándar que se muestra en la Figura 54, los cuales indican que se tienen valores dentro de los rangos nominales para su posterior procesamiento, identificando que el valor máximo en cuanto a desviación estándar se refiere es de 6.1449 indicando que los datos son simétricos, no tienen mucha dispersión entre sí.

**Figura 54.** Estimación de Media y Desviación Estándar de los Datos de Armónicos

Barra de fórmulas		OD	OE	OF	OG	OH	OI	OJ	OK	OL	OM
		112-115					116-119			Media	Desviación Estandar
8,5449	8,3007	8,4228	8,3007	8,5449	8,3007	8,7890	8,5449	8,9111	8,5449	8,6365	0,666726259
6,6016	16,9678	16,6016	16,7236	17,0898	17,3340	16,7236	16,7236	16,9678	17,0898	17,4545	0,431207312
5,2686	25,2686	25,1465	26,0010	25,1465	25,6348	25,5127	25,5127	25,5127	25,3906	26,1441	0,575847797
4,0576	33,4473	34,3018	33,6914	33,5693	33,6914	33,9355	33,8135	33,8135	33,6914	34,8541	0,758222386
2,6025	42,4805	42,7246	42,6025	42,8467	42,3584	42,2363	42,2363	42,7246	42,4805	43,6474	1,006399929
1,0254	51,1475	50,7812	50,7812	51,1475	50,6592	51,0254	50,9033	50,7812	50,9033	52,5829	1,545495461
7,6270	68,2373	68,3594	67,5049	67,6270	67,9932	67,6270	67,8711	67,2607	67,9932	63,0258	2,541372338
0,0611	0,0549	0,0839	0,0468	0,0707	0,0914	0,0583	0,0689	0,0503	0,0781	0,0635	0,039938355
0,1128	0,2199	0,1079	0,2162	0,1378	0,1761	0,0948	0,1422	0,2480	0,1750	0,2649	0,129905039
0,2258	0,3560	0,2389	0,1438	0,2023	0,2868	0,2951	0,2974	0,1657	0,2494	0,4748	0,227910322
1,3755	0,6829	1,5914	0,9625	0,7811	0,9673	1,5024	0,9726	1,3747	0,6880	1,4536	0,557825171
0,4636	0,5155	0,7729	0,5042	0,5029	0,4087	0,5790	0,5320	0,3800	0,5817	0,6503	0,288040214
1,7175	1,2633	2,0783	1,2025	1,0233	1,4704	1,6381	1,2413	1,3520	2,0542	1,5357	3,741887476
0,1433	0,1281	0,1373	0,1893	0,0666	0,1212	0,0702	0,1984	0,0628	0,1152	0,8026	6,144997392



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



**4.4.3. Análisis Estadístico**

Como paso siguiente se realiza un nuevo Script dentro de Matlab el cual realiza la lectura de cada uno de los archivos de vibraciones como se muestra en la Figura 55, para posteriormente calcular las variables de análisis que son RMS, Varianza, Media, Mediana, Curtosis, Moda, Asimétrica, Media cuadrática y Desviación estándar, mostrando el resultado de cada una al ejecutar dicho programa.

**Figura 55.** Script de Matlab para Estimación de Variables de Análisis

RMS	Varianza	Media	Mediana	Curtosis	Moda	Asimetría	Mediacuadrática
0.69085	0.47709	0.013913	0.012141	42.479	0.036637	0.55242	0.69085

Se genera un nuevo archivo de Excel como se muestra en la Figura 56 el cual contiene los valores de cada una de las 400 pruebas realizadas con sus respectivas variables.

**Figura 56.** Archivo de Variables Estimadas por Matlab para Cada Prueba

	RMS	Varianza	Media	Mediana	Curtosis	Moda	Asimetría	Mediacuadrática	Desviación estanda	Estado	Prueba
1	10,16700	10,33400	0,01408	0,01627	49,17100	-0,08704	0,01903	10,16700	10,16600	ME1B	20
2	10,11700	10,23300	0,01400	0,01659	49,55100	-0,00150	-0,04198	10,11700	10,11600	ME1B	21
3	0,97162	0,94387	0,01406	0,01816	47,02000	-0,00498	-0,09114	0,97162	0,97153	ME1B	22
4	0,98521	0,97046	0,01411	0,01578	53,41200	-0,02954	-0,06217	0,98521	0,98512	ME1B	23
5	0,96823	0,93729	0,01399	0,01934	55,03100	-0,14732	0,07551	0,96823	0,96814	ME1B	24
6	0,92672	0,85864	0,01396	0,01566	53,62600	0,03062	-0,05979	0,92672	0,92663	ME1B	25
7	10,00100	0,99992	0,01402	0,01706	52,44800	-0,32882	-0,03344	10,00100	0,99996	ME1B	26
8	0,95391	0,90976	0,01411	0,01696	51,34400	0,09986	-0,05045	0,95391	0,95381	ME1B	27
9	0,91740	0,84145	0,01392	0,01630	48,45800	-0,20341	-0,06689	0,91740	0,91730	ME1B	28
10	0,96903	0,93884	0,01423	0,01612	52,40500	0,00244	-0,04275	0,96903	0,96894	ME1B	29
11	0,90442	0,81780	0,01399	0,01657	53,06500	0,05408	-0,10305	0,90442	0,90432	ME1B	30
12	0,90719	0,82280	0,01398	0,01742	52,60200	-0,08352	-0,00553	0,90719	0,90709	ME1B	31
13	0,93362	0,87146	0,01395	0,01634	49,27600	-0,04254	0,13202	0,93362	0,93352	ME1B	32
14	0,92428	0,85412	0,01392	0,01552	54,71300	-0,08511	-0,10224	0,92428	0,92419	ME1B	33
15	0,85719	0,73459	0,01397	0,01811	50,58000	-0,08021	0,14409	0,85719	0,85708	ME1B	34
16	0,87347	0,76276	0,01398	0,01775	50,59600	-0,06173	0,01906	0,87347	0,87336	ME1B	35
17	0,92458	0,85467	0,01394	0,01689	46,13400	-0,08020	0,08731	0,92458	0,92448	ME1B	36
18	0,94173	0,88668	0,01407	0,01759	48,44100	-0,10111	0,08169	0,94173	0,94164	ME1B	37



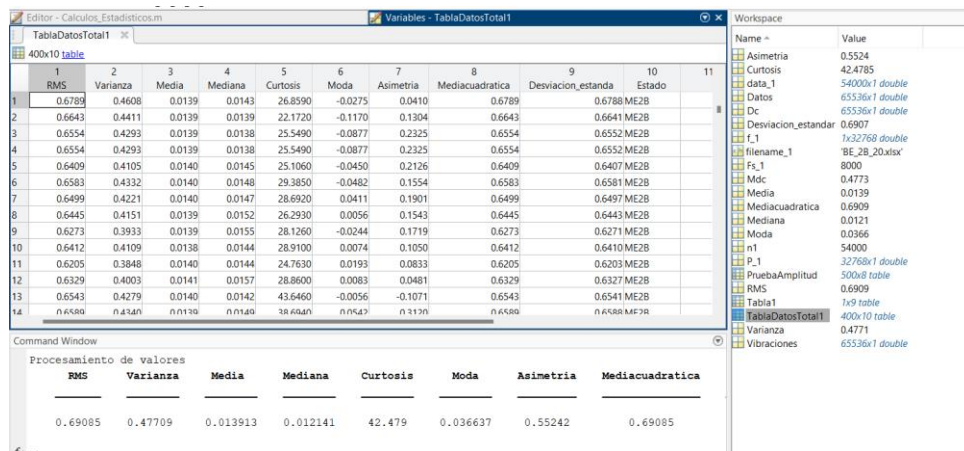
**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



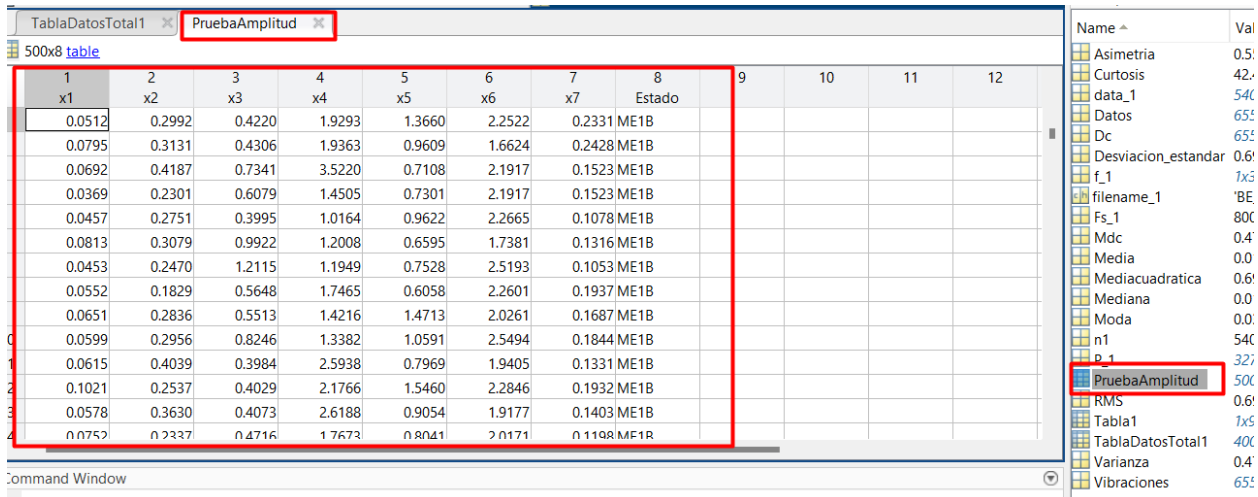
**4.5. Procedimientos del Aprendizaje Automático**

Una vez procesados los datos y obtenidas las matrices correspondientes se procede a leer cada uno de los archivos, tanto para las variables estadísticas de las 400 pruebas como se muestra en la Figura 57, así como de la amplitud de los armónicos como se muestra en la Figura 58. Este procedimiento puede observarse dentro de la sección 3.2.7. Aprendizaje Automático, específicamente en la Figura 34.

**Figura 57. Lectura de Datos con Variables Estadísticas de las Pruebas**



**Figura 58. Lectura de Datos de Amplitud de Armónico**



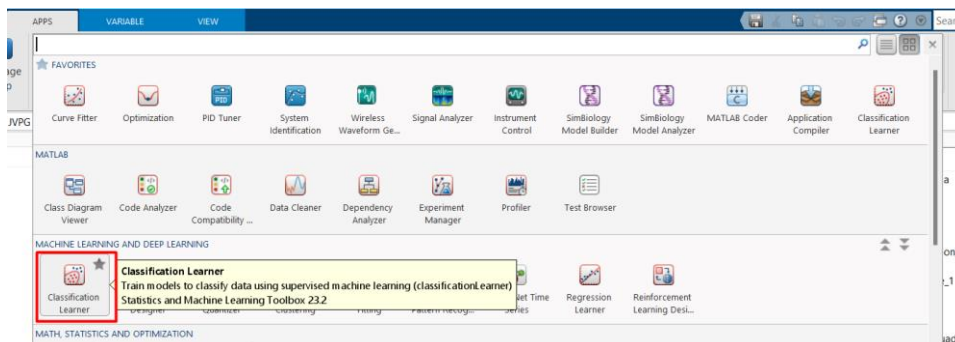
Como se muestra en la Figura 59 se procede a abrir la aplicación Classification Learner para poder generar el sistema de aprendizaje automático.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**

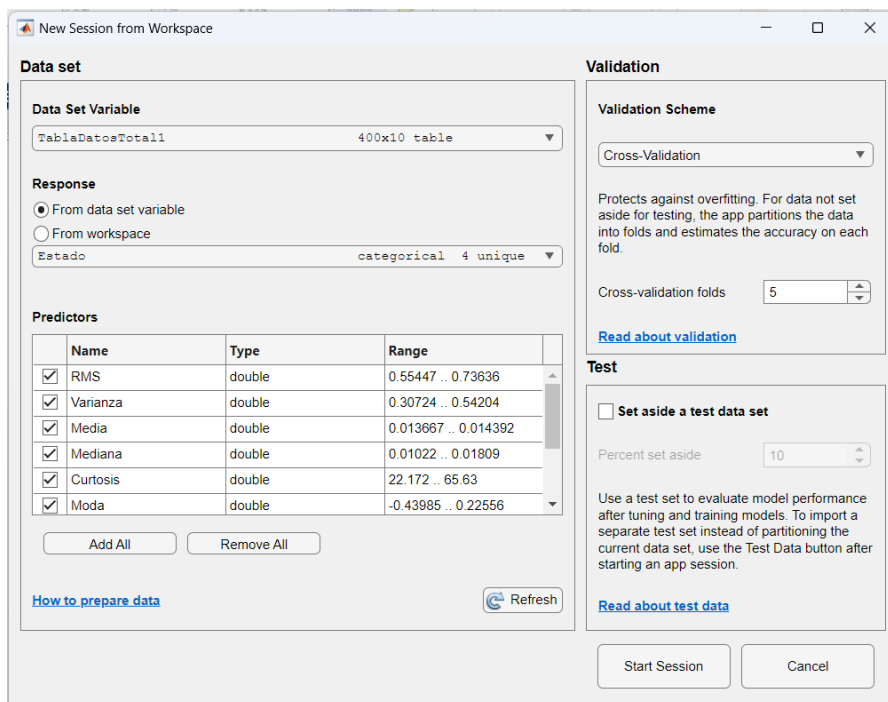


**Figura 59.** Herramienta de Aprendizaje por Clasificación de Matlab



Se seleccionan los datos identificando cada una de las columnas que contienen tanto para el conjunto de datos estadísticos (Figura 60) como de los datos de amplitud (Figura 61).

**Figura 60.** Ingreso de Data Set de Variables Estadísticas en Aplicación de Clasificación

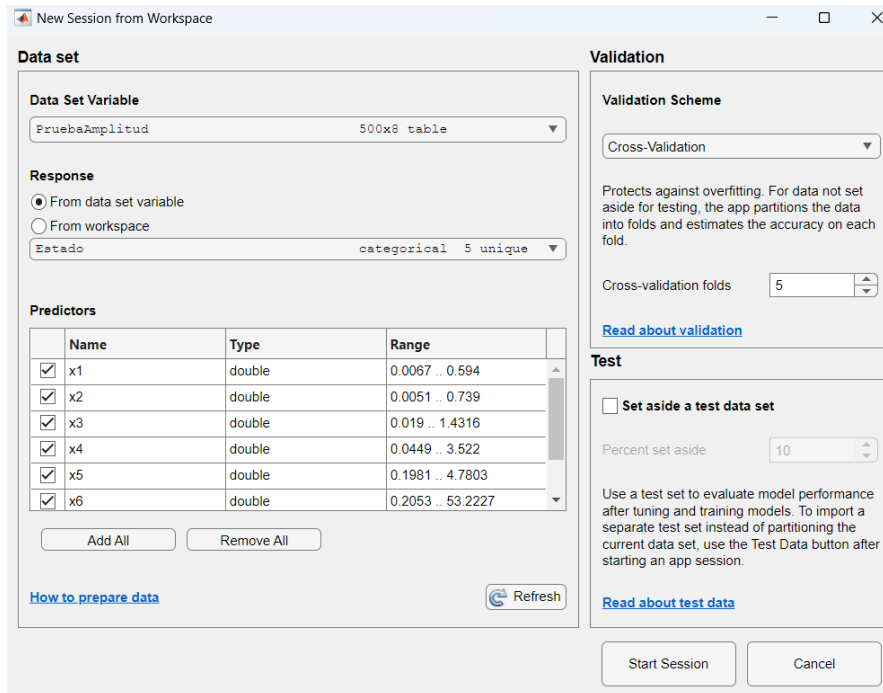




**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**  
**SUBDECANATO**

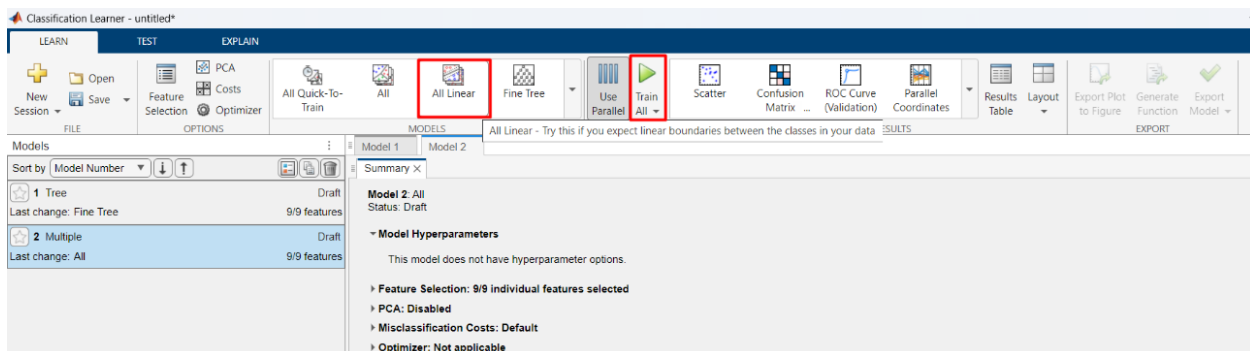


**Figura 61.** Ingreso de Data Set de Amplitud de Armónicos en Aplicación de Clasificación



Se busca ejecutar los 33 entrenamientos posibles para definir el que mejor se ajuste al conjunto de datos seleccionado, para lo cual, como se muestra en la Figura 62 se coloca en la opción de entrenar todos los tipos de clasificadores disponibles. Con esto se procede a realizar la ejecución del entrenamiento de cada uno como se muestra en la **Figura 63** hasta obtener los resultados respectivos.

**Figura 62.** Configuración de Tipo de Entrenamiento



**Figura 63.** Ejecución de Pruebas de Clasificación



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



Model Number	Accuracy (Validation)	Last change	Features
2.22 Ensemble	91.8%	Boosted Trees	9/9 features
2.23 Ensemble	91.2%	Bagged Trees	9/9 features
2.24 Ensemble	89.2%	Subspace Discriminant	9/9 features
2.25 Ensemble	72.0%	Subspace KNN	9/9 features
2.26 Ensemble	88.8%	RUSBoosted Trees	9/9 features
2.27 Neural Network	90.8%	Narrow Neural Network	9/9 features
2.28 Neural Network	89.5%	Medium Neural Network	9/9 features
2.29 Neural Network	90.0%	Wide Neural Network	9/9 features
2.30 Neural Network	91.2%	Bilayered Neural Network	9/9 features
2.31 Neural Network	90.8%	Trilayered Neural Network	9/9 features
2.32 Kernel	96.8%	SVM Kernel	9/9 features
2.33 Kernel	92.5%	Logistic Regression Kernel	9/9 features

Una vez ejecutadas las pruebas de clasificación se obtienen los resultados verificando que el 2.32 Kernel genera una exactitud de 96.8% en los datos de validación como es muestra en la Figura 64, siendo el mayor porcentaje obtenido para el caso donde registramos los 400 datos con las variables estadísticas en Mal estado (1Bar, 3 Bares y 4 Bares) y de buen estado (2 Bares).

**Figura 64.** Repuesta de Exactitud de SVM Kernel

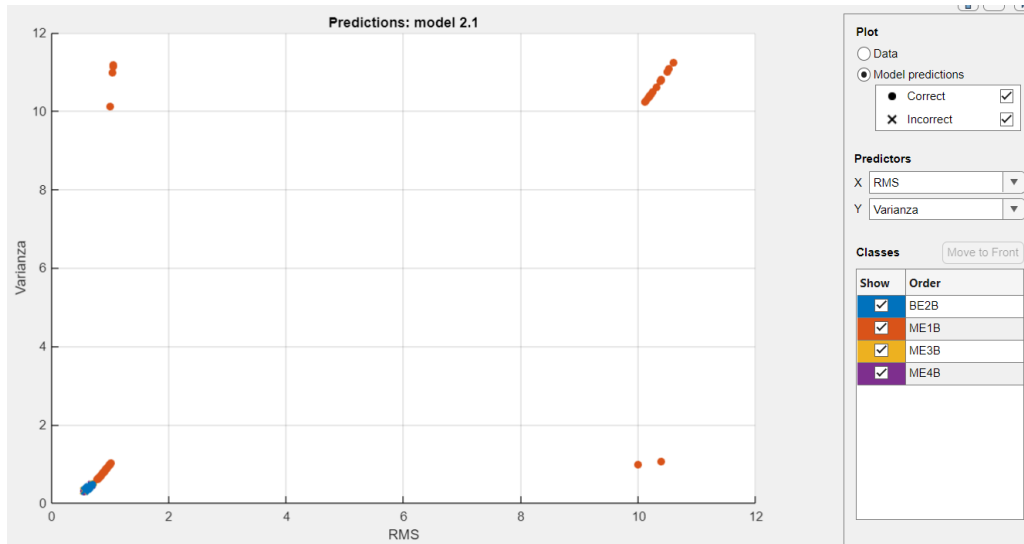
☆ <b>2.32 Kernel</b>	<b>Accuracy (Validation): 96.8%</b>
Last change: SVM Kernel	9/9 features

**4.5.1. Resultados De Dispersión.**

El resultado obtenido de la dispersión se lo puede observar en la Figura 65, el cual indica que, de todos los estados, el que mayor cantidad de problemas posee es el de 1 Bar, el cual tiene varios puntos dispensor con respecto a los otros, observando que se debe al trabajo a una presión demasiado baja en la bomba de inyección.

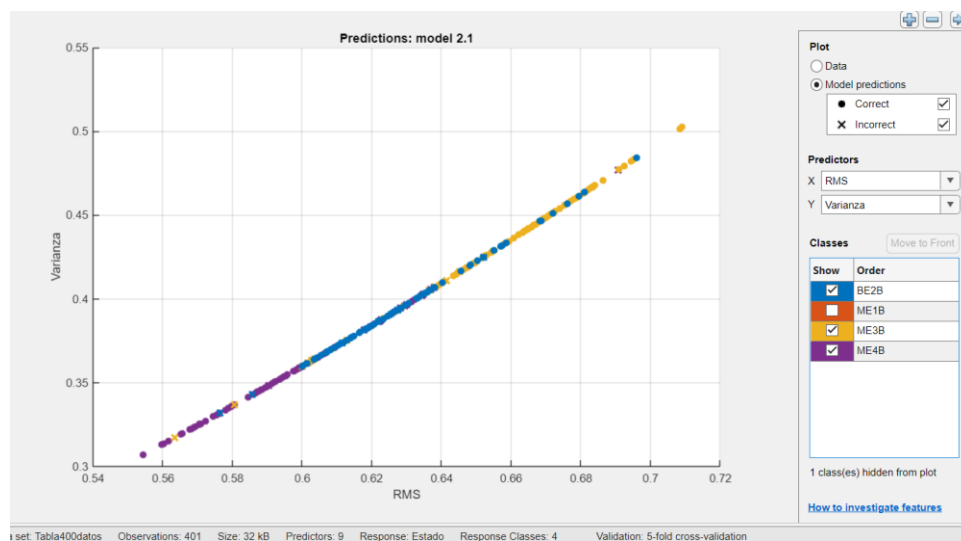


**Figura 65.** Diagrama de Dispersión de todos los estados



Cuando se extrae el estado crítico de 1 Bar, se obtiene la gráfica de dispersión que se muestra en la Figura 66 en donde se comprueba que los datos mantienen una secuencia que no se encuentra muy alejada de los resultados obtenidos cuando la bomba trabaja en buen estado, lo que indica que, trabajando en estas presiones, las fallas que se generan no son tan críticas y pueden corregirse a tiempo.

**Figura 66.** Diagrama de Dispersión sin 1 Bar





**4.5.2. Matriz de confusión.**

En la Figura 67, se muestra los resultados a partir de la matriz de confusión, la cual indica un alto desempeño en las pruebas realizadas para cada una de las clases. La mayoría de los problemas ocurren en las clases intermedias (ME1B, ME3B, ME4B), lo cual se debe a la similitud de sus características. Entre los principales resultados se muestra que la cantidad de VP son:

- BE2B: 94
- ME1B: 100
- ME3B: 92
- ME4B: 85

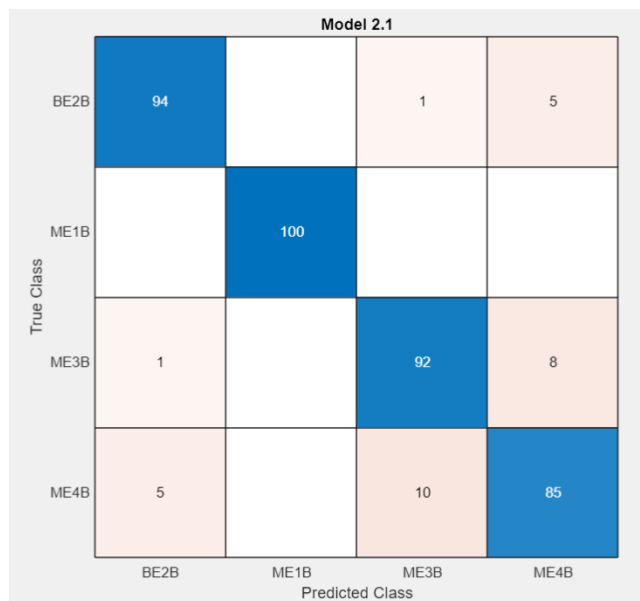
Con respecto a la cantidad de errores cometidos por parte del modelo, se muestran los siguientes resultados:

ME3B → ME4B: 8 errores

ME4B → ME3B: 10 errores

Estos resultados muestran que el modelo confunde en ciertas ocasiones las clases adyacentes en nivel (2B, 3B, 4B), lo cual es razonable debido a que entre estas clases sus parámetros varían de forma mínima, es decir son clases similares.

**Figura 67.** Matriz de confusión del modelo planteado

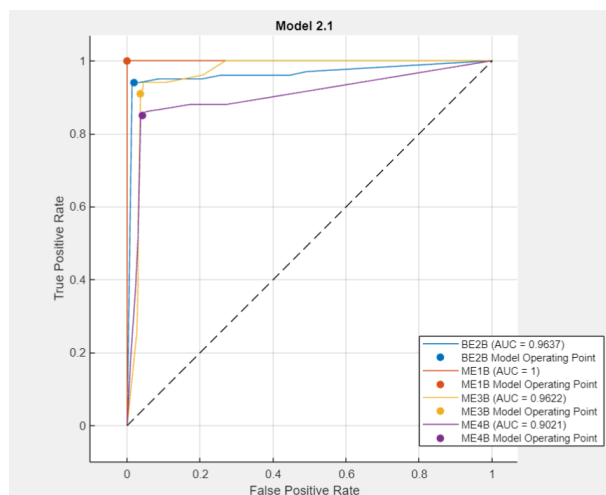




### 4.5.3. Resultados de Curva ROC

En la Figura 68, se verifica la curva ROC, en donde se muestra que el modelo clasifica de manera correcta todas las clases. Se comprueba que la clase ME1B tiene un desempeño perfecto, mientras que ME4B tiene el valor más bajo de AUC con 0.902. Se observa que la mayoría de las curvas se encuentran cerca del eje izquierdo y en la parte superior del gráfico, lo que indica una alta sensibilidad y baja tasa de falsos positivos.

**Figura 68.** Grafica Curva ROC del Modelo Planteado



Los resultados obtenidos en cada una de las clases se muestran en la Tabla 12 en donde se comprueba que todos los AUC tienen un valor excelente, es decir mayor que 0,9 y en único caso se consiguió un valor de 1.

**Tabla 12.**

Resultados AUC de la Validación en Cada una de las Clases

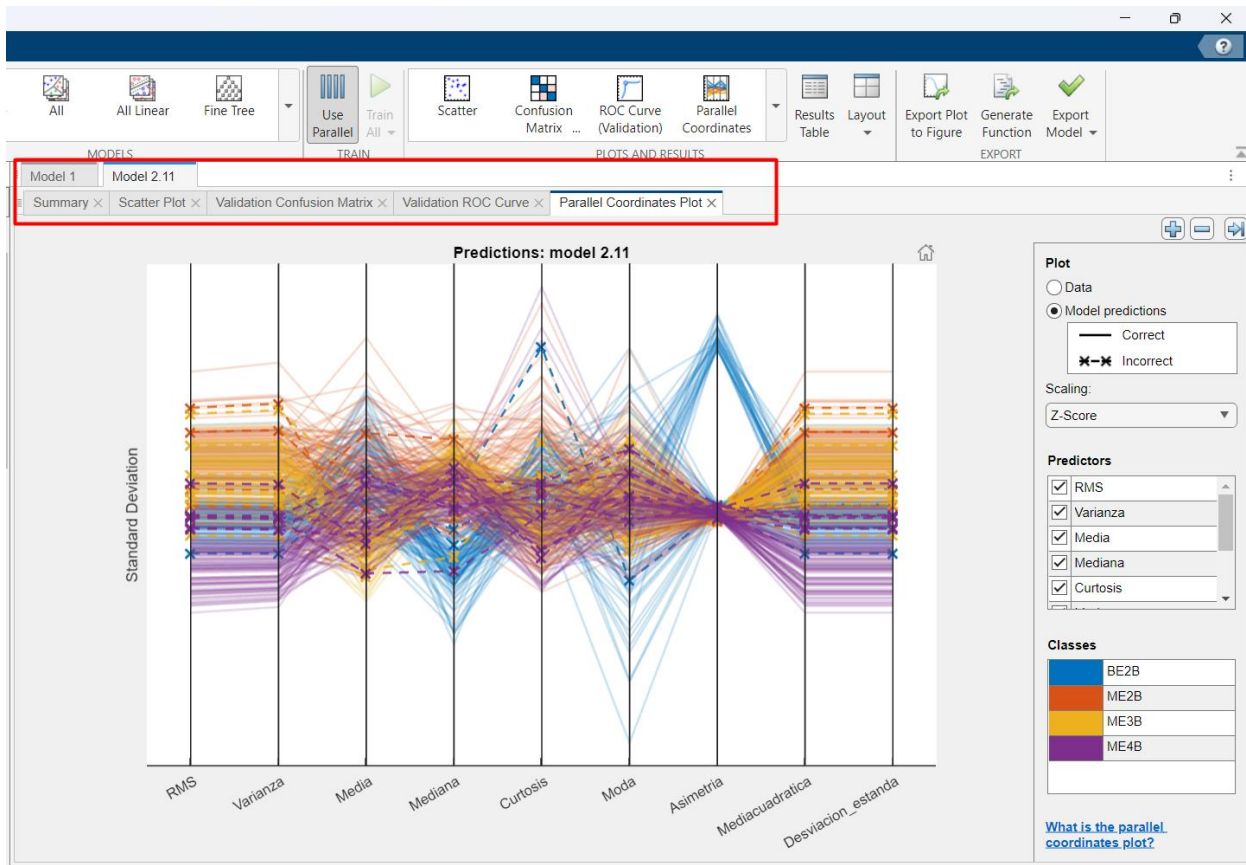
Clase	AUC	Interpretación
BE2B	0,9637	Excelente
ME1B	1,0000	Perfecto
ME3B	0,9622	Excelente
ME4B	0,9021	Muy Bueno



#### 4.5.4. Resultados de Coordenadas Paralelas

Los resultados obtenidos se muestran en la Figura 69, en donde se indica que las líneas azules (BE2B) están más dispersas en varias variables, pero parecen agruparse en ciertas zonas de Curtosis y Moda., mientras que las clases ME2B, ME3B y ME4B tienen una mayor superposición entre sí.

**Figura 69.** Gráfica de Coordenadas Paralelas del Sistema de Clasificación con Mejor Respuesta

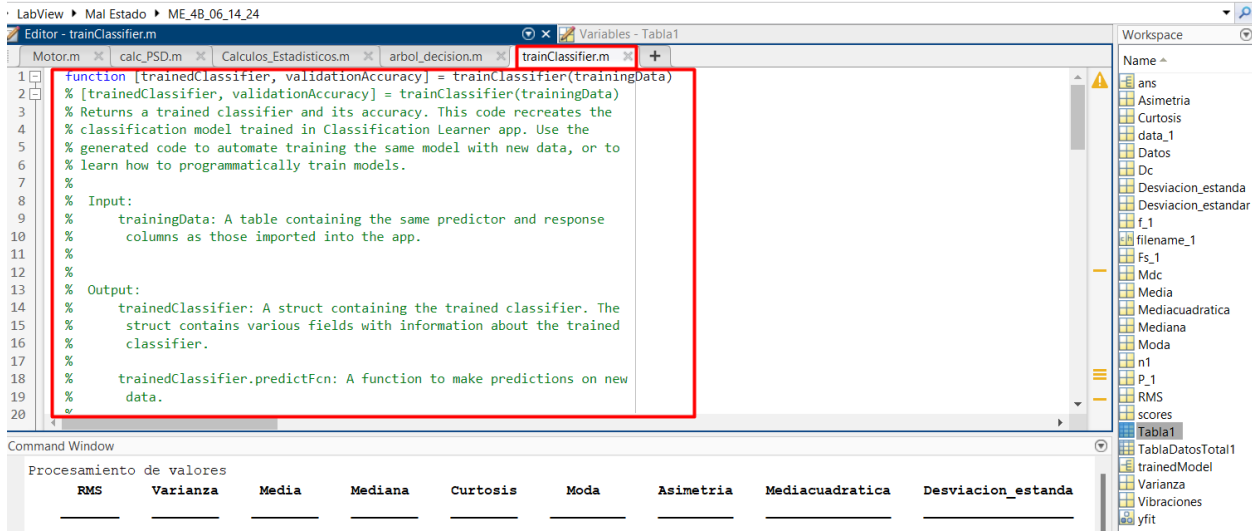


#### 4.6. Generación de la Función

En MATLAB, una función trainedClassifier como la que se presentan en la Figura 70 se refiere a una estructura que contiene un modelo de clasificación previamente entrenado en dentro de la aplicación que posteriormente requiere ser exportada para trabajarla dentro del workspace.

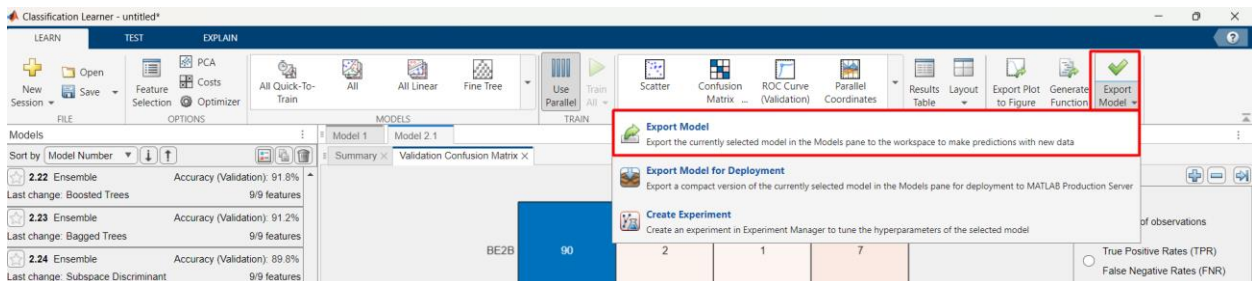


**Figura 70.** Función trainClassifier

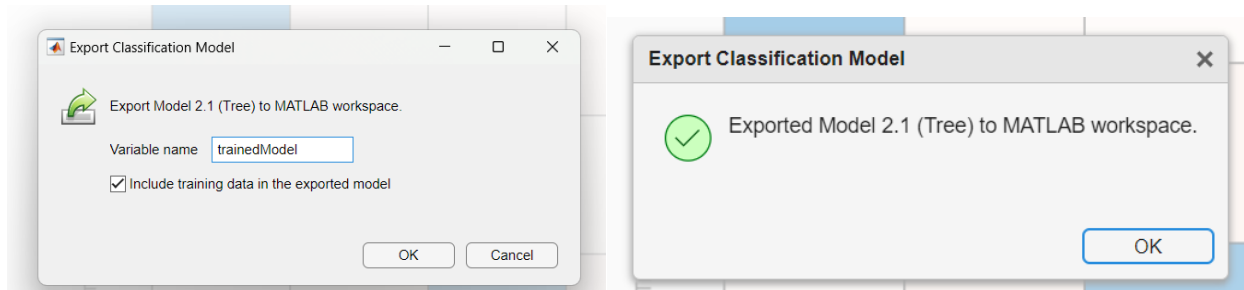


Se procede a exportar el modelo que ha sido comprobado los resultados como se presenta en la Figura 71, realizando la exportación del modelo para posteriormente almacenarlo con el nombre de trainedModel como se muestra en la Figura 72.

**Figura 71.** Exportación del modelo de clasificación



**Figura 72.** Asignación de Variable del Modelo



Este modelo puede ser llamado al espacio de trabajo como se muestra en la Figura 73 para ejecutar las predicciones requeridas dentro de la validación del estudio.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



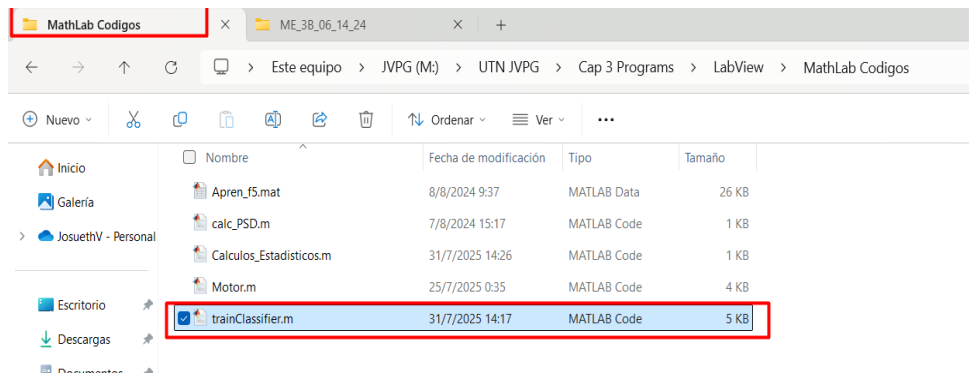
**Figura 73.** Script del Modelo de Clasificación

```

Editor - trainClassifier.m
Motor.m  calc_PSD.m  Calculos_Estadisticos.m  arbol_decision.m  trainClassifier.m  Variables - Tabla1
14 %
15 % Use the code to train the model with new data. To retrain your
16 % classifier, call the function from the command line with your original
17 % data or new data as the input argument trainingData.
18 %
19 % For example, to retrain a classifier trained with the original data set
20 % T, enter:
21 % [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)
22 %
23 % To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T2,
24 % use
25 % [yfit,scores] = trainedClassifier.predictFcn(T2)
26 %
27 % T2 must be a table containing at least the same predictor columns as used
28 % during training. For details, enter:
29 % trainedClassifier.HowToPredict
30 %
31 % Auto-generated by MATLAB on 31-Jul-2025 14:16:01
32 %
33 %
34 %
    
```

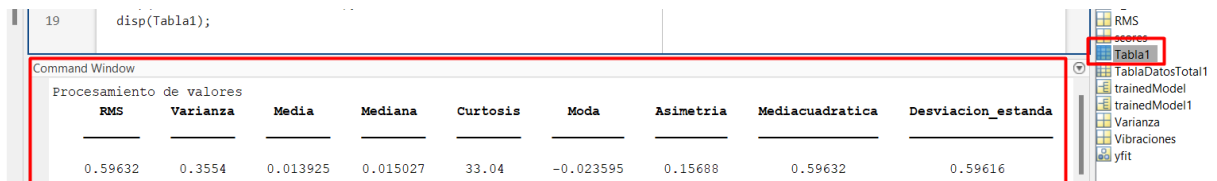
Se debe almacenar los archivos generados del modelo dentro de la misma carpeta de trabajo donde se encuentra los datos procesados del entrenamiento como se muestra en la Figura 74.

**Figura 74.** Dirección de Almacenamiento de Archivos del Modelo



Se procede a ejecutar el código de tal manera que se obtengan los valores que serán ingresados como entrada del modelo mostrado en la Figura 75.

**Figura 75.** Generación de Tabla de Respuesta



Como se muestra en la Figura 76, se edita la función principal de tal manera que se ingrese como entrada del modelo la variable “Tabla 1” que está asignada con los valores de predicción como se indicó anteriormente.



**Figura 76.** Cambio de Variable para la Ejecución

```
Command Window
struct with fields:
    predictFcn: @(x)treePredictFcn(predictorExtractionFcn(x))
    RequiredVariables: {1x9 cell}
    ClassificationTree: [1x1 ClassificationTree]
    About: 'This struct is a trained model exported from Classification Learner R2023b.'
    HowToPredict: 'To make predictions on a new table, T, use: [yfit,scores] = c.predictFcn(T) replacing 'c' with the
```

```
>> [yfit,scores] = trainedModel.predictFcn(Tabla1)
```

Una vez ejecutada la función, se muestra el resultado que se presenta en la Figura 77, el cual corresponde al sistema de aprendizaje autónomo, en donde se puede colocar diversos casos de estudio y los categorizará de acuerdo con el modelo planteado y estado de la bomba de inyección.

**Figura 77.** Resultado de Clasificación del Modelo Planteado

```
Command Window
yfit =
    categorical
    ME4B
scores =
    0    0.0116    0.0465    0.9419
```

Se selecciona las 100 pruebas restantes que se tenía de la base de datos total para realizar una validación del modelo el cual obtuvo un rango de eficiencia superior al 95% en cada una de las clases como se muestra en la Tabla 13 lo que permite indicar la validez del modelo planteado.

**Tabla 13.**

Resultados de Validación del Modelo

Porcentaje de eficiencia	Estado
96,5%	Buen Estado 2 Bar
95%	Mal estado 1 Bar
96 %	Mal estado 3 Bar
95,5%	Mal estado 4 Bar



## CAPÍTULO IV

### 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 5.1. Conclusiones

- Se realizó el diseño y validación del sistema de adquisición de datos de vibraciones dentro del motor de tal manera que se registraron las variaciones de presión desde 1 bar hasta 4 bar identificando que la presión óptima de trabajo. Se efectuó el mantenimiento de todo el tractor incluyendo limpieza del tanque, cambio de filtros, limpieza de inyectores y bomba de combustible. Se comprobó que los datos se pueden obtener en tiempo real con el sistema de medición implementado, sin embargo, se debe seleccionar bien la ubicación ya que las vibraciones tienden a cambiar de acuerdo con el punto de medida.
- Se implementó un algoritmo de aprendizaje automático para lo cual se procesaron los datos registrados realizando las estimaciones de FFT para determinar la amplitud y frecuencia del armónico y también variables estadísticas como desviación estándar, RMS, media, entre otros, de tal manera que permitan comprender como se distribuye la información y extraer las principales características de cada clase. Se asignaron variables a cada uno de los casos planteado de variación de presión y se ejecutaron 33 modelos de clasificación dentro de Matlab para seleccionar el más adecuado para el conjunto de datos provisto.
- Finalmente, se evaluó el modelo planteado mediante parámetros como la curva ROC en donde todas las clases identificadas obtuvieron un AUC mayor del 90%, indicando una precisión en las pruebas de validación ejecutadas por el algoritmo. Se validó el modelo utilizando los datos que no fueron tomados de la base general, es decir 100 datos de cada clase y se los evaluó con el modelo planteado obteniendo porcentajes de acierto mayor al 95% y cercanos al obtenido durante el entrenamiento de 96.7% lo que muestra la validez del modelo para realizar predicciones que permitan pronosticar de manera efectiva el momento adecuado de mantenimiento de este tipo de maquinarias.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



## 5.2. Recomendaciones

- Se recomienda realizar pruebas de desempeño del algoritmo considerando nuevos registros de datos y haciendo variaciones de presión intermedias de tal manera que se pueda comprobar la validez del sistema implementado bajo diferentes condiciones de operación.
- Se recomienda incorporar una interfaz inalámbrica para poder registrar datos durante la operación normal de los equipos de tal manera que se pueda generar una predicción en tiempo real con el modelo implementado.
- Finalmente, se propone la implementación de una interfaz gráfica que permita comprobar el estado de la bomba mostrando alarmas o notificaciones cuando se tengan posibles averías que sean detectadas por medio del sistema de aprendizaje automático planteado y probarlo de manera general en otros tipos de maquinaria industrial que utilicen este tipo de motores.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Barco, «Mantenimiento predictivo: estudio de vibraciones sobre maquinaria rotativa,» 2024.
- [2] J. Guasumba, V. Garay, J. Solís y J. Jima, «Análisis del sistema de inyección electrónica de combustible para motor de combustión interna respecto a sus fallas y mantenimiento,» *Polo del Conocimiento*, n° 54, pp. 603 - 621, 2020.
- [3] O. Criollo y H. Matute, «"Diagnóstico de fallos en la combustión para motores de combustión interna alternativos diesel por análisis de vibraciones,» 2014.
- [4] R. Veloso, «Diseño e implementación de un algoritmo basado en aprendizaje automático y señales vibratorias para la detección y pronóstico de fallas en motores de retroexcavadoras,» 2023.
- [5] L. Molina y D. Sánchez, «Análisis de falla en tuberías de combustible en sistemas de inyección de unidades generadoras,» 2023.
- [6] C. Ayabaca, M. Merino, S. Reina y D. Venegas, «Desarrollo de una Metodología Experimental por Análisis de Vibraciones y Ultrasonido para Detección de Fallas Mecánicas en motores de combustión de unidades generadores eléctricas,» *XV Congreso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica* , pp. 22 - 24, 2022.
- [7] J. NEPPAS, «"Análisis de temperatura de gases residuales en el múltiple de escape en un motor diésel electrónico,» 2024.
- [8] Alcala, «Las partes que componen un motor diesel,» 31 01 2024. [En línea]. Available: <https://www.desguacesalcala.com/blog/las-partes-que-componen-un-motor-diesel/>.
- [9] F. Sarmiento, «"Evaluación del desempeño de un vehículo motor de combustión interna a diesel, con un sistema de inyección glp como combustible de aporte,» 2018.
- [10] S. Otero, «Manual básico acerca del automóvil y su motor,» Ibarra, 2017.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



- [11] G. Arias, «Motor de combustión interna: ciclo de cuatro tiempos,» 12 02 2014. [En línea]. Available: <https://ingelibreblog.wordpress.com/2014/02/12/motor-de-combustion-interna-ciclo-de-cuatro-tiempos/>.
- [12] E. Trujillo, «Evaluación de las emisiones de gases de escape de un motor de encendido por compresión utilizando mezclas de diésel, biodiésel supercrítico y óxido de cerio,» 2019.
- [13] NeumáticosXPoco, «¿ Qué es y cómo funciona el sistema de inyección diesel ?,» 30 07 2024. [En línea]. Available: <https://www.neumaticosxpoco.es/mecanica/que-es-y-como-funciona-el-sistema-de-inyeccion-diesel/>.
- [14] C. Gunza, «Estudio experimental de los parámetros de funcionamiento de un motor diésel con B10,» 2018.
- [15] GoGestor, «El motor diésel: funcionamiento y aplicaciones,» 29 04 2023. [En línea]. Available: <https://www.gogestor.com/blog/el-motor-diesel-funcionamiento-y-aplicaciones/>.
- [16] RoDes, «¿Qué es la bomba de inyección diésel y cómo funciona el sistema?,» 30 07 2024. [En línea]. Available: <https://www.ro-des.com/mecanica/bomba-de-inyeccion-diesel-que-es-y-como-funciona/>.
- [17] Bosch, «Sistema de inyección.,» 03 2018. [En línea]. Available: [http://br.boschautomotive.com/es/internet/parts/parts\\_and\\_accessories\\_2/motor\\_and\\_syt\\_ems/benzin/injection\\_system/injection\\_system\\_3.html](http://br.boschautomotive.com/es/internet/parts/parts_and_accessories_2/motor_and_syt_ems/benzin/injection_system/injection_system_3.html).
- [18] Ebay, «Bomba de inyección Roosa Master se adapta a motor Case 580C / Case DH5 DBGFCC431-58AJ,» 01 08 2024. [En línea]. Available: [https://www.ebay.com/itm/256498682788?chn=ps&\\_trkparms=ispr%3D1&amdata=enc%3A1G695mPfnQtSrfFjRrZ8CyA16&norover=1&mkevt=1&mkrid=711-167022-078873-5&mkcid=2&itemid=256498682788&targetid=358765038384&device=c&mktype=pla&googleloc=9069568&poi=&campaignid=2079](https://www.ebay.com/itm/256498682788?chn=ps&_trkparms=ispr%3D1&amdata=enc%3A1G695mPfnQtSrfFjRrZ8CyA16&norover=1&mkevt=1&mkrid=711-167022-078873-5&mkcid=2&itemid=256498682788&targetid=358765038384&device=c&mktype=pla&googleloc=9069568&poi=&campaignid=2079).



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
 Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



- [19] J. Lung, «Injection pump test specifications,» 01 08 2024. [En línea]. Available: <https://es.scribd.com/document/503042223/Plano-de-teste-096000-5260-VE4-10F2500RND526>.
- [20] E. Gualotuña, «Medición y análisis de vibraciones mecánicas en un bus de transporte de pasajeros y sus efectos en la salud y el confort mediante la norma iso 2631,» 2016.
- [21] M. Penkova, «Análisis de señales vibratorias,» *Ciencia y Sociedad*, vol. 33, n° 1, pp. 29 - 46, 2008.
- [22] I. Tomasov y C. Rodriguez, «Modelo para la estimación de una frecuencia natural a partir de la respuesta vibratoria de un sistema sometido a un barrido sinusoidal de alta aceleración,» *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, vol. 26, n° 1, 2018.
- [23] M. Guevara y L. Landa, «Análisis de vibraciones en el motor de combustión interna j20-a a través de simulación de modos de fallas para contribuir el mantenimiento predictivo,» 2019.
- [24] Predictiva, «Vibraciones Mecánicas,» 27 10 2021. [En línea]. Available: <https://predictiva21.com/vibraciones-mecanicas/>.
- [25] J. Pacheco, «“Implementación del Computed Order Tracking (COT) en el laboratorio de mecánica aplicada,» 2015.
- [26] J. Veloz, «Historia y evolución del mantenimiento,» I.A. Koliieva, 2020.
- [27] S. Zorrilla, «Propuesta de implementación del plan de mantenimiento basado en criterios de RCM (Mantenimiento centrado en confiabilidad) para una línea de transmisión de 500kV.,» Universidad Nacional de San Agustín, Arequipa, 2019.
- [28] M. Bueno, «Mantenimiento preventivo y predictivo para motores eléctricos,» 2022.
- [29] G. Albornoz, «Aplicación del aprendizaje automático supervisado en el mantenimiento predictivo de los motores eléctricos de inducción en las empresas mineras del p,» 2021.
- [30] J. Jara, D. Giral y F. Martínez, «Implementación de algoritmos basados en máquinas de soporte vectorial (SVM) para sistemas eléctricos: revisión de tema,» *Tecnura*, 2016.



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS**  
**APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



- [31] G. Diepen, T. Sloet y H. Bouazzaoui, «Parte 2: Técnicas de Inteligencia Artificial Explicadas,» 04 2017. [En línea]. Available: <https://www2.deloitte.com/cl/es/pages/technology/articles/parte-2-tecnicas-inteligencia-artificial-explicadas.html>.
- [32] S. Babío, «Procesos de decisión de Markov y Q-learning,» 2021.
- [33] W. Rivas y B. Mazón, Redes neuronales artificiales aplicadas al reconocimiento de patrones, UTMACH, 2017.

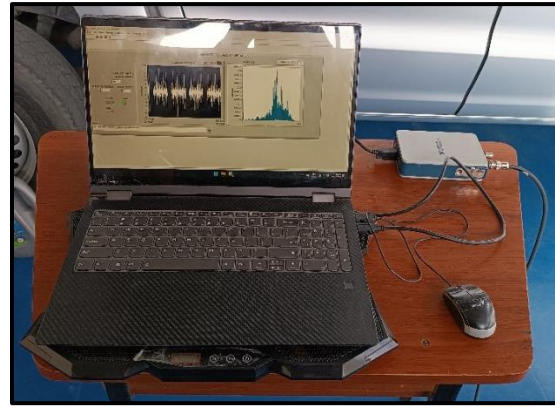


**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**  
**SUBDECANATO**

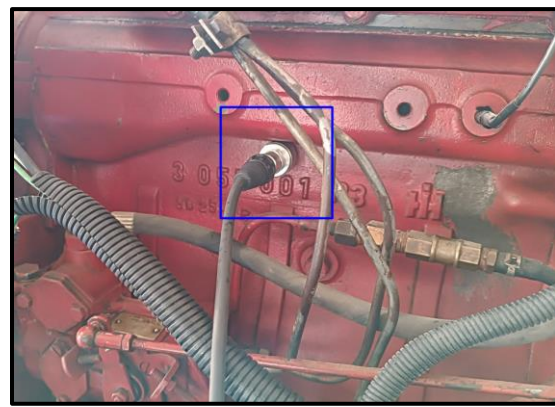


**ANEXOS**

Anexo 1. Materiales a usar

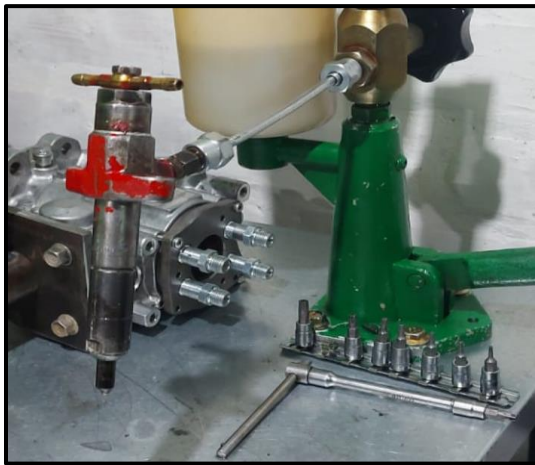


Anexo 2. Preparación de Acelerómetro.





Anexo 3. Mantenimiento Tractor



Anexo 4. Cambios de presión.

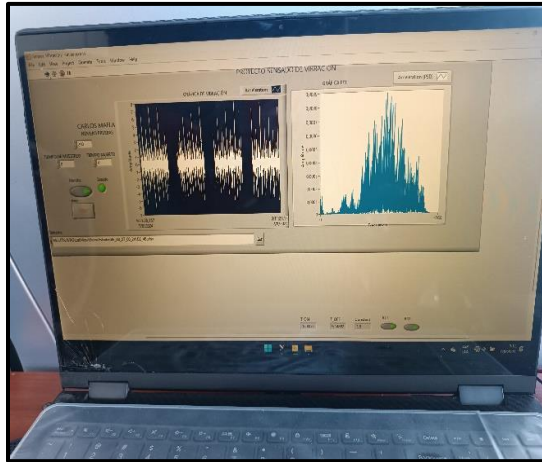




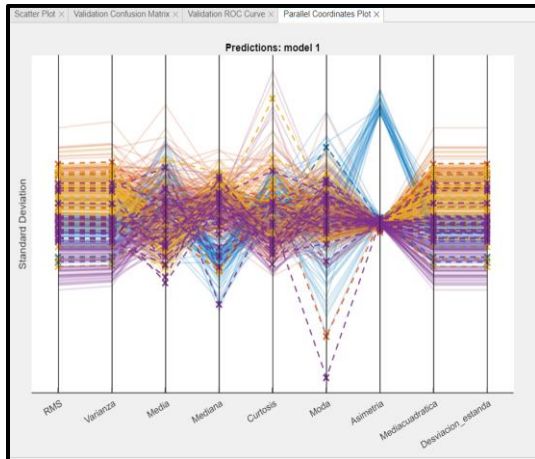
**UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE**  
Acreditada Resolución Nro. 173-SE-33-CACES-2020  
**FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS**  
**SUBDECANATO**



Anexo 5. Recolección de datos.



Anexo 6. Aprendizaje Automático.



```
Command Window
yfit =
categorical
ME4B
scores =
0 0.0116 0.0465 0.9419
```