

DISEÑO Y MONTAJE DE UN BANCO DE PRUEBAS PARA DETECCIÓN Y  
CLASIFICACIÓN DE FALLAS EN RODAMIENTOS DE BOLA PARA MÁQUINAS  
ROTATIVAS

JOHN JAIRO BLANCO RODRÍGUEZ  
CARLOS FABIÁN MELGAREJO AGUDELO

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
INGENIERÍA MECATRÓNICA  
BUCARAMANGA  
2021

DISEÑO Y MONTAJE DE UN BANCO DE PRUEBAS PARA DETECCIÓN Y  
CLASIFICACIÓN DE FALLAS EN RODAMIENTOS DE BOLA PARA MÁQUINAS  
ROTATIVAS

JOHN JAIRO BLANCO RODRÍGUEZ  
CARLOS FABIÁN MELGAREJO AGUDELO

Tesis de grado para optar al título de Ingeniero Mecatrónico.

Director: M.Eng. MSc. Jessica Gisella Maradey Lázaro  
Ingeniera Mecánica

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
INGENIERÍA MECATRÓNICA  
BUCARAMANGA  
2021

Nota de aceptación

---

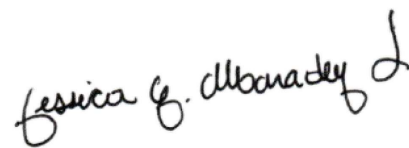
---

---

---

---

---



---

M. Eng. M. Sc. Ing. Jessica Gisella Maradey Lázaro  
Directora del proyecto



---

M. Sc. Ing. Oscar Eduardo Rueda Sánchez  
Evaluador del proyecto



---

Ing. Gonzalo Andrés Moreno Olano  
Evaluador del proyecto

Bucaramanga, 21 Enero de 2021

## DEDICATORIA

Primeramente, a mi madre Mercedes Rodríguez Rodríguez y mi padre Miguel Blanco Sánchez, quienes son las personas más importantes en mi vida y que me han sabido guiar por el camino correcto. A mis hermanos, Vianes, Elcida, Eliecer, Briseida, Noraima, Irene y Rubiela, los cuales siempre me enviaron ese apoyo y motivación para continuar a pesar del difícil camino. A mi abuela Ofelia Sánchez y mi abuelo Antonio Blanco, quienes antes de irse me enseñaron que, a pesar de las circunstancias disfrutar de la vida y sonreírle elimina lo negativo de nuestro alrededor. A mis amigos de infancia que aún están ahí para darme ese apoyo, a mis vecinos paisanos que me ven como esa referencia de perseverancia. A mis compas de la universidad, en especial a mi compañero de proyecto de grado, Carlos Melgarejo, con los cuales pude aprender que variedad de cultura y costumbres es equivalente a felicidad; y a todas esas personas que conocí durante este proceso, que de una u otra manera me apoyaron en este maravilloso camino. Finalmente, pero no sin menos importancia a Dios, por ser guía y luz en mi vida mostrándome el camino que debo tomar para seguir adelante en lo que me propongo.

John Jairo Blanco Rodríguez

Me gustaría dedicarle esta tesis a Dios, por darme salud y bendiciones para alcanzar mis objetivos, a mis padres, Olga Senovia Agudelo Gómez y Carlos Alberto Melgarejo Marín, quienes me brindaron valores, amor y además, fueron mi mayor apoyo durante todo el proceso de formación, a mis hermanos, Angie Melgarejo y Maycol Melgarejo quienes siempre estuvieron conmigo dando ánimos, a mi sobrina Allison López Melgarejo, quién fue un motor más en este proceso, quiero también dedicarle esto a mi primo Ángel Melgarejo y Yesenia Camelo quienes me ayudaron en los momentos más difíciles y nunca me dejaron solo. Quiero dedicarle también esto a mis abuelos, tíos y primos, a mis amigos de infancia, a mis compañeros de estudio y amigos que me dejó la universidad. También quiero dedicar esto a John Jairo Blanco, un gran amigo que me ha dejado la carrera, gracias por enseñarme tanto y hacer parte de esto.

Carlos Fabian Melgarejo Agudelo

## **AGRADECIMIENTOS**

Los más sinceros agradecimientos a M.Eng. MSc. Jessica Gisella Maradey Lázaro quien nos orientó en el desarrollo de este proyecto y nos aportó todo su conocimiento y experiencia para cumplir nuestros propósitos. Al cuerpo de docentes del programa de ingeniería mecatrónica, quienes durante el proceso de formación nos aportaron sus conocimientos en cada una de las ramas de la mecatrónica, y nos facilitaron distintas herramientas para lograr ser profesionales calificados a donde quiera que vayamos.

## RESUMEN

El presente trabajo hace referencia al diseño y montaje de un banco de pruebas para detección y clasificación de fallas en rodamientos de bola para máquinas rotativas, implementando un algoritmo off-line que permite detectar y clasificar fallas por desgaste (leve o agresivo) de anillo exterior e interior; utilizando redes neuronales artificiales (ANN) como técnica principal de clasificación. Mediante la implementación de tres kits de ejes con distintas condiciones (Condición norma, condición con falla externa y condición con falla interna) se realiza la toma señales de vibración mediante la integración de un sensor piezoeléctrico Dytran 3056D2, en conjunto con una tarjeta de adquisición de datos NI-9230. Posteriormente en una interfaz desarrollada en LabVIEW se realiza el procesamiento de la señal y en conjunto con MATLAB se obtienen los resultados de acuerdo con la falla tratada.

### PALABRAS CLAVE:

Detección, clasificación, rodamientos, fallas, anillo exterior, anillo interior, técnica, ANN, señal, vibración

## ABSTRACT

This paper deals with the design and assembly of a test bench for the detection and classification of ball bearings faults for rotating machines. The tests implement an off-line algorithm that allows detecting and classifying wear failures (slight or aggressive) of the outer and inner rings using artificial neural networks (ANN) as the classification technique. Through the use of three sets of axles under different fault conditions (standard condition, external fault condition, and internal fault condition) vibration signals are collected by integrating a Dytran 3056D2 piezoelectric sensor in conjunction with a NI-9230 signal acquisition module. Later, the signal processing is carried out in an interface developed in LabVIEW and together with Matlab the results are obtained according to the fault being analyzed.

## KEYWORDS

Detection, classification, ball bearing, faults, outer ring, inner ring, technique, ANN, signal, vibration

## TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN .....	16
1. OBJETIVOS .....	17
1.1. Objetivo General .....	17
1.2. Objetivos específicos .....	17
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN .....	18
3. ANTECEDENTES.....	20
4. ESTADO DEL ARTE.....	21
5. MARCO TEÓRICO.....	26
5.1. ¿Qué son los rodamientos?.....	26
5.2. Funciones principales de un rodamiento.....	26
5.3. Carga radial y axial en rodamientos.....	27
5.4. Tipos de rodamientos .....	27
5.4.1. Rodamientos de bola.....	28
5.4.2. Rodamientos de rodillo .....	29
5.5. Partes de un rodamiento .....	31
5.5.1. Anillo interior / Anillo exterior:.....	31
5.5.2. Elementos Rodantes .....	31
5.5.3. Jaula.....	31
5.6. Vida del rodamiento.....	31
5.6.1. Índice básico de carga .....	32
5.7. Causas de fallas en rodamientos .....	33
5.7.1. Falla Lubricación .....	33
5.7.2. Contaminación .....	34
5.7.3. Falla en Montaje y manipulación.....	34
5.7.4. Desalineamiento.....	35
5.7.5. Corrosión.....	36
5.7.6. Falla Eléctrica.....	36
5.7.7. Fatiga.....	37
5.7.8. Mal Ajuste.....	37
5.8. Etapas de fallas en rodamientos .....	38
5.8.1. Etapa I .....	38
5.8.2. Etapa II.....	38
5.8.3. Etapa III.....	39
5.8.4. Etapa IV .....	39
5.9. Principales técnicas de detección y diagnóstico de fallos en rodamientos .....	39
5.9.1. Vibraciones .....	40
5.9.2. Redes Neuronales Artificiales.....	43
5.9.3. Redes Neuronales Convolucionales.....	46
5.9.4. Máquinas de Soporte Vectorial.....	48
5.10. Spectral Density Power (PSD).....	51



5.10.1.	Métodos.....	52
5.11.	Cross Power Spectral Density (CPSD).....	52
5.11.1.	Estimación del verdadero CSD.....	52
5.12.	Coeficientes de Fourier.....	53
5.13.	Ventana Hamming.....	53
6.	DISEÑO METODOLÓGICO.....	55
6.1.	Modelo en V.....	55
6.2.	Diseño mecánico.....	55
6.2.1.	Análisis Estático.....	55
6.2.2.	Diseño del eje para el banco de pruebas.....	58
6.3.	Planos en SolidWorks.....	60
6.4.	Selección de componentes.....	62
6.4.1.	Selección Acoples.....	62
6.4.2.	Selección de rodamiento.....	63
6.5.	Selección de instrumentación.....	64
6.5.1.	Selección del motor.....	64
7.1.1.	Selección de la carga.....	66
7.1.2.	Selección del variador de frecuencia.....	66
6.1.1.	Selección del acelerómetro.....	68
6.1.2.	Selección de la tarjeta adquisición de datos.....	69
6.2.	Selección de lenguaje de programación.....	69
11.1.	Ensamble CAD.....	71
11.2.	Selección de técnica de detección y clasificación.....	72
11.3.	Extracción de características.....	72
11.3.1.	Análisis de componentes principales.....	72
11.4.	Clasificador Neuronal.....	73
11.4.1.	Adaline.....	73
11.4.2.	Multilayer Perceptron.....	75
12.	RESULTADOS Y EVIDENCIAS.....	76
12.1.	Banco de pruebas final.....	76
12.2.	Protocolo de pruebas.....	77
12.3.	Inducción de Fallas.....	78
12.3.1.	Condición Normal.....	78
12.3.2.	Falla Externa.....	79
12.3.3.	Falla Interna.....	80
12.4.	Interfaz LabVIEW.....	80
12.5.	Calibración del sensor.....	83
12.6.	Adquisición de datos.....	84
12.6.1.	Prueba 1: Condición Normal.....	89
12.6.2.	Prueba 2: Falla Externa.....	91
12.6.3.	Prueba 3: Falla Interna.....	94

12.7.	Análisis de espectros .....	96
12.8.	Representación de datos obtenidos .....	97
12.9.	Problemas durante el desarrollo .....	98
13.	DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FALLAS MEDIANTE REDES NEURONALES .....	99
13.1.	Red Neuronal – Etapa entrenamiento .....	99
13.2.	Análisis de espectros .....	104
13.3.	Reducción de componentes .....	105
13.4.	Etapa de entrenamiento .....	106
13.5.	Desempeño – Etapa de prueba .....	113
13.6.	Comparación de estrategias.....	118
14.	CONCLUSIONES .....	119
15.	RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO .....	120
16.	BIBLIOGRAFÍA .....	121
17.	ANEXOS .....	124

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Características del banco de pruebas .....	22
Tabla 2. Índice básico de vida, factor de vida de fatiga y factor de velocidad .....	33
Tabla 3. Frecuencias de falla en rodamientos SKF6303-2RSH.....	42
Tabla 4. Frecuencias de interés en fallos de rodamientos .....	44
Tabla 5. Especificaciones de entrenamiento utilizados para las ANN.....	45
Tabla 6. QFD para selección del motor. ....	65
Tabla 7. Especificaciones del motor. ....	65
Tabla 8. QFD para selección del variador de frecuencia. ....	67
Tabla 9. Especificaciones del variador de frecuencia. ....	67
Tabla 10. Especificaciones acelerómetro.....	68
Tabla 11. QFD para selección de lenguaje de programación.....	70
Tabla 12. Puntos de medición .....	77
Tabla 13. Configuración de parámetros .....	85
Tabla 14. Datos de configuración para la tipología Adaline y MLP. ....	118
Tabla 15. Porcentaje de efectividad por tipología.....	118

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Banco de pruebas para simular vibraciones mecánicas en equipos rotativos.....	20
Figura 2. Banco de pruebas Gómez, V., y Moreno, R. ....	21
Figura 3. Sistema mecánico .....	22
Figura 4. Matriz de exactitud con 5 características y un tipo de fallo .....	23
Figura 5. Matriz de exactitud con 5 características y dos tipos de fallos.....	23
Figura 6. Sistema de muestreo de datos utilizado por CWRU.....	24
Figura 7. Proceso de conversión de señal a imagen.....	25
Figura 8. Marco del método CNNs.....	25
Figura 9. Rodamiento rígido de bolas.....	26
Figura 10. Representación de carga radial y axial .....	27
Figura 11. Tipos de rodamientos.....	27
Figura 12. Rodamiento rígido de bola de una hilera de ranura profunda WZZZ 6200. ....	28
Figura 13- Rodamiento de bola de contacto angular XRT 7003. ....	28
Figura 14. Rodamiento de bolas autoalineable SKF 2202 E-2RS1TN9.....	29
Figura 15. Rodamiento de rodillo cilíndrico FERSA 19000.....	29
Figura 16. Rodamiento de rodillos cónicos TIMKEN 4A. ....	30
Figura 17. Rodamiento de rodillos esféricos 6 22238 EKW33MYC3. ....	30
Figura 18. Rodamiento de aguja FERSA F 17034 K.....	31
Figura 19. Falla en rodamiento por mala lubricación .....	34
Figura 20. Falla en rodamiento por contaminación .....	34
Figura 21 Falla en rodamiento por mal montaje .....	35
Figura 22. Falla en rodamiento por mala distribución de carga.....	35
Figura 23. Falla en rodamiento por exposición al agua .....	36
Figura 24. Falla en rodamiento por alto amperaje .....	37
Figura 25. Falla en rodamiento por carga excesiva.....	37
Figura 26. Falla en rodamiento por ajuste inadecuado .....	38
Figura 27. Etapas de falla de rodamiento.....	39
Figura 28. Técnicas de análisis en detección y clasificación de fallas en rodamientos. ....	40
Figura 29. Espectro de fallas en rodamiento por vibración .....	41
Figura 30. Equipos para toma de datos por vibraciones. ....	41
Figura 31. Estructura de una ANN.....	43
Figura 32. Esquema del procesamiento de señales .....	45
Figura 33. Estructura de una CNN.....	46
Figura 34. Descomposición de etapas para diagnosticar fallas en rodamientos .....	47
Figura 35. Conversión a imagen bajo distintas condiciones de falla. ....	48
Figura 36. Maximización de margen en la separación de distintas clases. ....	49
Figura 37. Modelo de SVM con filtros DFD. ....	49
Figura 38. Matriz de confusión de fallas en rodamientos .....	50
Figura 39. Diagrama de dispersión de falla mediante SVM. ....	50
Figura 40. Densidad espectral de potencia (PSD) de datos de banda ancha idénticos. ....	51
Figura 41. Estructura metodológica de diseño mecatrónico.....	55
Figura 42. DCL eje xy.....	56

Figura 43. Diagrama de fuerzas cortantes.....	56
Figura 44. Diagrama de momentos flectores. ....	57
Figura 45. Torsiones sobre eje. ....	57
Figura 46. Selección de factor de seguridad para Acero.....	59
Figura 47. Base Banco de pruebas. ....	60
Figura 48. Eje del banco de pruebas. ....	61
Figura 49. Cuña de acople rápido y eje.....	61
Figura 50. Chumacera del banco de pruebas. ....	62
Figura 51. Selección de acople flexible. Jaw Couplings. Martin Flex.....	63
Figura 52. Selección Rodamiento. Rolling Bearings. SKF.....	64
Figura 53. Motor trifásico Siemens.....	65
Figura 54. Generador utilizado en el banco de pruebas. ....	66
Figura 55. Ilustración del variador de frecuencia Siemens V20. ....	68
Figura 56. Ilustración del acelerómetro Dytran 3056D2. ....	69
Figura 57. Ilustración de la DAQ NI-9230. ....	69
Figura 58. Ensamblaje general. ....	71
Figura 59. Vista explosionada sistema central. ....	71
Figura 60. Ejemplo grafico de algoritmo PCA .....	73
Figura 61. Estructura de la red Adaline .....	73
Figura 62. Multilayer perceptron. ....	75
Figura 63. Ensamble final banco de pruebas. ....	76
Figura 64. Generador y Motor. ....	77
Figura 65. Chumaceras.....	77
Figura 66. Puntos de medición banco de pruebas. ....	77
Figura 67. Rodamiento utilizado en condición normal.....	78
Figura 68. Eje condición normal.....	79
Figura 69. Rodamiento utilizado con falla externa .....	79
Figura 70. Eje falla externa .....	79
Figura 71. Rodamiento utilizado con falla interna.....	80
Figura 72. Eje falla interna.....	80
Figura 73. Interfaz LabVIEW adquisición de datos.....	81
Figura 74. Bloques de Configuración adquisición de datos.....	81
Figura 75. Bloque DAQ Asssistant.....	82
Figura 76. Configuración del espectro de medición. ....	82
Figura 77. Calibración del sensor eje X. ....	83
Figura 78. Esquema de conexión de variador a motor.....	84
Figura 79. Ajustes de kit de ejes con acoples flexibles.....	86
Figura 80. Chumaceras ajustadas.....	86
Figura 81. Sensores Dytran 3056D2.....	87
Figura 82. Tipo de conexiones del cable del sensor DYTRAN.....	87
Figura 83. DAQ con acoples para cable del sensor Dytran. ....	88
Figura 84. Montaje conexión de equipos y herramientas para la adquisición de señales. ...	88
Figura 85. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos. ....	89
Figura 86. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos. ....	89

Figura 87. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos. ....	90
Figura 88. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos. ....	90
Figura 89. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos. ....	91
Figura 90. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos. ....	91
Figura 91. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos. ....	92
Figura 92. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos. ....	92
Figura 93. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos. ....	93
Figura 94. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos. ....	93
Figura 95. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos. ....	94
Figura 96. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos. ....	94
Figura 97. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos. ....	95
Figura 98. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos. ....	95
Figura 99. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos. ....	96
Figura 100. Datos de tiempo y aceleracion obtenidos de las pruebas. ....	97
Figura 101. Datos concatenados de aceleración y velocidad del generador y motor. ....	98
Figura 102. Diagrama de flujo metodología a seguir. ....	99
Figura 103. Datos entrenamiento y validación 10 Hz. ....	100
Figura 104. Datos entrenamiento y validación 20 Hz. ....	100
Figura 105. Datos entrenamiento y validación 30 Hz. ....	101
Figura 106. Datos entrenamiento y validación 40 Hz. ....	101
Figura 107. Datos entrenamiento y validación 50 Hz. ....	102
Figura 108. PSD 10 Hz. ....	102
Figura 109. PSD 20 Hz. ....	103
Figura 110. PSD 30 Hz. ....	103
Figura 111. PSD 40 Hz. ....	104
Figura 112. PSD 50 Hz. ....	104
Figura 113. PCA datos adquiridos. ....	105
Figura 114. Arquitectura red Adaline. ....	106
Figura 115. Resultados red Adaline. ....	107
Figura 116. Arquitectura red MLP. ....	107
Figura 117. Resultados red MLP. ....	108
Figura 118. Test purelin Adaline condición normal etapa training. ....	109
Figura 119. Test purelin Adaline falla interna etapa training. ....	109
Figura 120. Test purelin Adaline falla externa etapa training. ....	110
Figura 121. Matriz de confusión red Adaline. ....	110
Figura 122. Test softmax MLP condición normal. ....	111
Figura 123. Test softmax MLP falla interna. ....	111
Figura 124. Test softmax MLP falla externa. ....	112
Figura 125. Matriz de confusión red MLP. ....	112
Figura 126. Test condición normal red Adaline. ....	113
Figura 127. Test falla interna red Adaline. ....	113
Figura 128. Test falla externa red Adaline. ....	114
Figura 129. Test falla combinada red Adaline. ....	114
Figura 130. Matriz de confusión test red Adaline. ....	115

Figura 131. Test condición normal red MLP. ....	115
Figura 132. Test Falla interna red MLP. ....	116
Figura 133. Test falla externa red MLP. ....	116
Figura 134. Test falla combinada red MLP. ....	117
Figura 135. Matriz de confusión test red MLP. ....	117

## INTRODUCCIÓN

Los rodamientos son componentes mecánicos que permiten a las máquinas rotativas ejercer movimientos radiales o axiales. Estos elementos creados por el ingeniero Sven Gustaf Wingqvist existen de distintas formas, y presentan una probabilidad de falla sobre el 41% (Moreno, Villarraga & Moreno 2018), y aunque estas fallas imposibilitan a la máquina funcionar con normalidad, no solamente afectan su operación, sino también pueden producir interrupción de la producción, pérdidas económicas y en algunos casos víctimas mortales.

El bajo costo y la alta confiabilidad de los rodamientos hacen que sean los elementos de mayor uso en la industria. No obstante, las empresas toman decisiones de sustitución de los rodamientos cuando se prevé que fallará, lo que se considera como operaciones convencionales al momento de realizar el mantenimiento de las máquinas rotativas. Se debe tener en cuenta que estos métodos no son del todo efectivos, debido a que se basa solamente en el tiempo de uso recomendado de un rodamiento. Siendo así, los fabricantes de rodamientos recomiendan procedimientos de mantenimiento, métodos de lubricación y procedimientos de operación para incrementar la vida útil de este elemento de la maquinaria. Por lo anterior, el mantenimiento programado puede ser un gasto innecesario cuando un rodamiento es reemplazado prematuramente y, por consiguiente, constituye un desperdicio de vida útil en un rodamiento.

Generalmente, los principales problemas en un rodamiento aparecen debido a las siguientes razones; defecto en fabricación, mal montaje, desalineamiento, lubricación inadecuada, sobrecarga, fatiga y desgaste. Por tal motivo, la identificación oportuna de fallas antes de interrumpir la operación o afectar la calidad del producto, es la base para la mayoría de los programas de mantenimiento predictivo. Realizando lecturas, llevando históricos de fallas y evaluando estos resultados en la operación de los equipos rotativos en forma periódica, nos permite la identificación de posibles fallas antes de que estas lleguen a ser catastróficas. De tal forma, los daños o defectos que sean detectados antes de que suceda una falla, permiten reducir los costos de la reparación y tiempos en que una máquina rotativa estará inactiva.

De acuerdo con lo anterior, es necesario resaltar la importancia de buscar soluciones que nos permitan obtener resultados en el que se beneficien tanto las máquinas rotativas como las industrias. Es ahí donde se deben buscar soluciones que nos permitan detectar y clasificar posibles fallas en rodamientos, para de esta manera contribuir en la reducción de gastos innecesarios en la industria productiva. Este proyecto consistirá en el diseño y construcción de un banco de pruebas junto con el desarrollo de un algoritmo off-line que permita detectar y clasificar fallas por desgaste (leve o agresivo) de anillo exterior e interior en rodamientos rígidos de bola.



## **1. OBJETIVOS**

### **1.1.Objetivo General**

- Detectar y clasificar las fallas de anillo exterior e interior en rodamientos de máquinas rotativas.

### **1.2.Objetivos específicos**

- Diseñar el eje, seleccionar rodamientos y acople, teniendo en cuenta la instrumentación disponible.
- Ensamblar el banco de pruebas teniendo en cuenta el motor, la placa soporte, la carga y las condiciones (normal vs falla) a analizar.
- Diseñar el experimento de prueba implementando una interfaz en LabVIEW para la adquisición de datos y análisis del espectro de las señales de vibración.
- Realizar el procesamiento de las señales tomadas en condición normal vs condición de fallas de acuerdo con el experimento diseñado.
- Desarrollar el algoritmo de detección y clasificación de fallas usando la técnica de redes neuronales artificiales.
- Validar el desempeño del algoritmo desarrollado teniendo en cuenta los resultados de la etapa de prueba.

## 2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN

Los rodamientos son elementos que se caracterizan principalmente por generar vibración, es decir, cuando el elemento rodante pasa por la zona de carga, se genera un pequeño impacto, que hace que los rodamientos se comporten como una campana en resonancia. Esto ocurre tanto en los rodamientos en buen estado como en los rodamientos deteriorados por el uso o por la falla (Moreno et al., 2018). Al analizar todas las variables que puedan incidir en la vida de los rodamientos, y contemplar los riesgos de equivocarse al estimar la vida útil de este elemento, es importante utilizar una técnica o método de detección y diagnóstico que permita mostrar una condición de falla en un rodamiento.

En la actualidad, existen muchas aplicaciones en cuanto a métodos de detección y clasificación de fallas, estas se basan en la interpretación de mediciones, que están ligadas con el funcionamiento de su sistema. Es así, como un sistema de detección permite un diagnóstico del estado de una máquina y de sus componentes. Cuando se habla del diagnóstico y detección de fallas de rodamientos, es necesario saber que es una práctica desarrollada por años y por distintos métodos o técnicas. Como, por ejemplo, el hecho que una de las primeras publicaciones de diagnóstico de rodamientos fue realizada por Baldeston en 1969; él reconoció que las señales generadas por las fallas de rodamientos estaban representadas por las regiones de alta frecuencia que eran generadas por los impactos internos, e investigó las frecuencias de los anillos y elementos de los rodamientos (Rodríguez, 2016).

Existen muchas técnicas de análisis que nos permiten realizar detección y clasificación de fallas en maquinaria industrial, ya sea de tipo off-line u on-line. Una de las técnicas más importantes, dada su confiabilidad, es el análisis de vibraciones; esta técnica consiste en la identificación de las amplitudes de las vibraciones detectadas en el elemento o máquina, enfocándose principalmente en las zonas de las altas y bajas frecuencias. Así mismo, el estudio de las vibraciones mecánicas es la técnica más empleada para el diagnóstico de fallas en rodamientos, y se usa para monitorear el desgaste o la detección de fallas localizadas en los rodamientos; además, ayudan a diagnosticar problemas en otros elementos mecánicos o problemas estructurales, como desbalanceo, desalineación y soldaduras, entre otros (Moreno et al., 2018).

Por otra parte, de acuerdo con el estado del arte consultado la inteligencia artificial está tomando alto valor en el campo de la detección de fallas, donde se han introducido las redes neuronales artificiales (ANN) como método para diagnóstico y detección de fallas en rodamientos con una efectividad del 92% (Jian, Li, Guo, & Wang, 2019). Las ANN se pueden dividir en 3 capas; en la capa de entrada es por donde entran la información, luego tenemos una capa oculta que mediante una transformación y dada una estimulación se procesa la información y en la capa oculta se obtiene la información resultante. Así mismo, actualmente se están empleando las redes neuronales convolucionales (CNN) con una efectividad hasta del 97% para detección y clasificación de fallas, el cual es una red neuronal que consta de múltiples etapas de filtrado y de clasificación. El propósito de la etapa de filtrado es extraer

características de las entradas, que contienen dos tipos de capas, la capa convolucional y la capa de agrupación (Jian et al., 2019).

Es importante recalcar que todo factor que pueda aumentar las cargas en la zona de contacto de un rodamiento, diferente a la fuerza de trabajo, es una fuente inevitable en la aparición de una falla temprana en este elemento; de esta manera, se pueden presentar fallas en cuanto a desgaste, desalineación, desbalanceo, fractura, entre otras. De tal forma, al analizar todas las variables que pueden incidir en la vida útil de un rodamiento, y de acuerdo con el estado del arte consultado, se toma por base que es viable utilizar las redes neuronales artificiales (ANN) como técnica de análisis para la detección y clasificación de fallas en anillo exterior e interior de un rodamiento rígido de bola.

### 3. ANTECEDENTES

Este proyecto surge como respuesta a los distintos retos que tiene la industria productiva, en cuanto a confiabilidad y seguridad de los procesos industriales se refiere. La UNAB en su planeación de mejora continua, está fortaleciendo los grupos de investigación con el fin de mantener su nivel de excelencia académica. Por lo anterior, este tipo de proyectos aportaran un valor agregado en la formación de los futuros profesionales de esta institución.

Dentro de este campo, se cuenta un proyecto dirigido por la investigadora Jessica Gissella Maradey Lázaro y como co-director Carlos Adolfo Forero González, denominado “Implementación de un Banco de Pruebas para Simular Vibraciones Mecánicas en Equipos Rotativos”. Este proyecto de investigación consistió en diseñar, construir, instrumentar y poner en marcha un banco de pruebas para detección, análisis y simulación de vibraciones mecánicas causadas por desalineamiento y desbalanceo.

Se destaca los resultados obtenidos dado que se logró construir un banco de pruebas, el cual permite validar su desempeño a partir de pruebas experimentales a través de la medición de vibración en operación normal vs condición de falla. En él es posible realizar la adquisición y procesamiento de las señales de vibración, las cuales mediante una interfaz en LabView se logra monitorear las señales en dominio de la frecuencia de las fallas a estudiar. Posteriormente, se realiza un análisis espectral para identificar claramente las fallas de desbalanceo y desalineamiento.



*Figura 1. Banco de pruebas para simular vibraciones mecánicas en equipos rotativos*

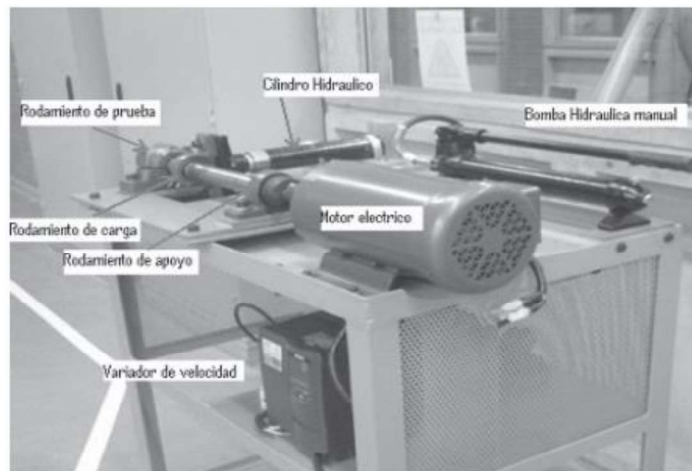
Por lo anterior, el programa de Ingeniería de Mecatrónica de la UNAB actualmente cuenta con banco de pruebas para realizar diversos análisis en la línea de diagnóstico de maquinaria, además de lograr la integración de las diferentes áreas de estudio que tiene el programa como son mecánica, electrónica, instrumentación y control, su amplia aplicación industrial. Es por ello, que este tipo de avances motiva a continuar con la ampliación de herramientas para fortalecer la formación.

#### 4. ESTADO DEL ARTE

Se ha evidenciado que en las últimas décadas se han realizado centenares de proyectos con el objetivo de diagnosticar fallas en máquinas rotativas, implementando diversas técnicas para monitorear y diagnosticar fallas en rodamientos.

Se realizó una recopilación y clasificación de los trabajos que presentan mayor importancia frente al tema central de este proyecto. Cronológicamente se presentan los detalles de las investigaciones y proyectos realizados, descubriéndose a continuación:

Para el año 2013, Gómez, V., y Moreno, R. publicaron un artículo el cual denominaron “Clasificador neuronal de fallos en rodamientos utilizando entradas basadas en transformadas Wavelet Packet y de Fourier”. El objetivo fue el diagnóstico de fallas en pista exterior y de bola rodante en rodamientos, utilizando la clasificación de patrones provenientes de las señales de las vibraciones mecánicas, tomadas por un acelerómetro piezoeléctrico adherido a la carcasa del rodamiento de prueba. Para la clasificación de fallos se utilizaron ANN feed-forward multicapa con aprendizaje supervisado. Para los defectos en los rodamientos se generaron con una herramienta rotativa de alta velocidad y una broca de punta de carburo de tungsteno 9911. Los autores lograron obtener un buen comportamiento de validación utilizando entradas basadas en transformadas Wavelet Packet y de Fourier para determinar las fallas. Con los resultados obtenidos en el algoritmo de entrenamiento tipo gradiente conjugado escalado (trainscg) se alcanzó una efectividad del 88,5 %, mientras que para el algoritmo de entrenamiento de Levenberg-Marquardt (trainlm) se logró un 91,8 % de efectividad (Gómez & Moreno,2013).



*Figura 2. Banco de pruebas Gómez, V., y Moreno, R.*

De igual manera, en el 2015, Medrano, Z., Pérez, C., Gómez, J., y Vera, M. desarrollaron una investigación denominada “Nueva metodología de diagnóstico de fallas en rodamientos

en una máquina síncrona mediante el procesamiento de señales vibroacústicas empleando análisis de densidad de potencia”. El objetivo de los autores fue la creación de una metodología de diagnóstico utilizando señales generadas como emisión acústica de las máquinas a través de la utilización de micrófonos omnidireccionales para la detección de fallas en rodamientos, que, en este caso, era una grieta producida en la jaula de un rodamiento. En el trabajo desarrollado lograron obtener un sistema convencional de adquisición, el cual consistió en acelerómetros piezoeléctricos triaxiales, micrófonos omnidireccionales en los ejes x e y, para la experimentación. Para el trabajo realizado, los acelerómetros piezoeléctricos triaxiales no detectan diferencias significativas en los rodamientos con falla y sin falla, siendo necesario un procesamiento de las señales para entender mejor estos datos; y los micrófonos omnidireccionales son muy efectivos para detectar fallas por lo que es una opción viable para detectar falla de rodamiento (Medrano, Pérez, Gómez, & Vera, 2015.).

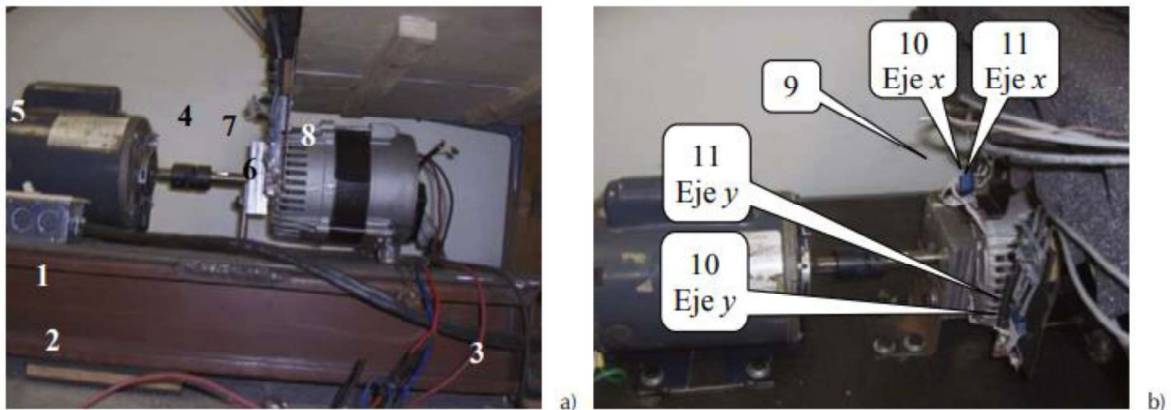


Figura 3. Sistema mecánico

a) Banco experimental, b) Colocación de los transductores.

Tabla 1. Características del banco de pruebas

Núm.	Cant.	Descripción
1	1	Base (plancha de metal $6.35 \times 10^{-3}$ , polín calibre 12)
2	4	Amortiguadores de corcho y neopreno
3	4	Tornillos roscables
4	1	Acoplamiento elástico lovejoy de $12.7 \times 10^{-3}$ a $12.7 \times 10^{-3} m$
5	1	Motor de inducción monofásico GE, CATNO.C 1158, 1Hp, 60 Hz, 115/208 – 230V, 1725 rpm, 14.7 A
6	1	Base de aluminio de (0.1x0.1x0.03 m)
7	2	rodamiento SKF6303 – 2RSH
8	1	Generador síncrono, 2Hp, 50 V cd
9	1	Acelerómetro 3 ejes (Analog Device EV AL Ó ADXL325)
10	2	Micrófono omnidireccional (Panasonic W M Ó 61A)
11	2	Micrófono unidireccional (Panasonic W M Ó 55A103)

También, en el año 2016, López D. desarrollo el proyecto de grado denominado “Diagnóstico de fallas de rodamientos de equipos de rotación utilizando redes neuronales artificiales”. El objetivo de Diego fue generar un modelo basado en redes neuronales artificiales con algoritmo de aprendizaje Levenberg-Marquardt, función de transferencia sigmoideal en la capa oculta y Softmax en la capa de salida, para diagnosticar las fallas de anillo exterior, interior y de bola de un rodamiento de 2,5 cms. de diámetro con 8 bolas de un motor de rotación mediante la medición de señales de vibración obtenidas por acelerómetros a una frecuencia de 12 KHz. Con la aplicación de esta técnica, Diego logro obtener un 100% de exactitud en el diagnóstico de las señales para determinar si existía algún fallo en un rodamiento; y un 74% de exactitud al diagnosticar dos tipos de fallas distintas de un mismo rodamiento (Lopez, 2016).

Hidden Nodes \ Epoch		% Training								
		0.75			0.80			0.85		
		1000	1500	2000	1000	1500	2000	1000	1500	2000
3	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
7	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
9	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

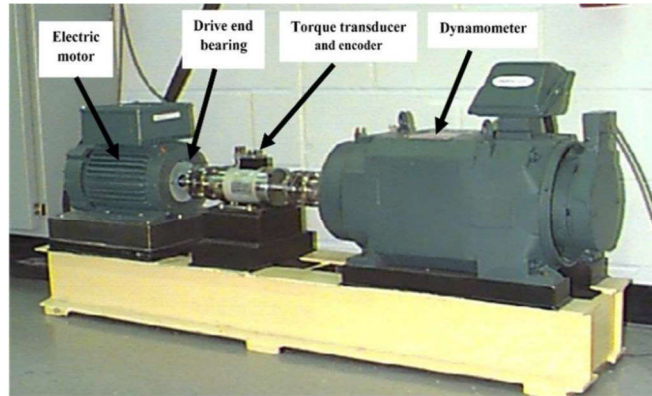
Figura 4. Matriz de exactitud con 5 características y un tipo de fallo

Hidden Nodes \ Epoch		% Training									Prom. Nh
		0.75			0.80			0.85			
		1000	1500	2000	1000	1500	2000	1000	1500	2000	
3	0.6333330	0.6333330	0.6333330	0.7013890	0.7013890	0.6388890	0.7129630	0.7083330	0.7037040	0.6740740	
5	0.7166670	0.7138890	0.6333330	0.7048610	0.7013890	0.7013890	0.7129630	0.6620370	0.7129630	0.6954990	
7	0.7166670	0.6561110	0.6333330	0.6388890	0.7013890	0.6701390	0.7129630	0.7129630	0.7083330	0.6811986	
9	0.6333330	0.6972220	0.6333330	0.6701390	0.6979170	0.6979170	0.7129630	0.7083330	0.7129630	0.6849022	
Prom. c/epoch	0.6750000	0.6701388	0.6333330	0.6788195	0.7005210	0.6770835	0.7129630	0.6979165	0.7094908		
Prom. Training	0.6594906			0.6854747			0.7067901				

Figura 5. Matriz de exactitud con 5 características y dos tipos de fallos

Para el año 2019, Jian, X.; Li, W.; Guo, X.; Wang, R, desarrollaron el proyecto denominado “Fault Diagnosis of Motor Bearings Based on a One-Dimensional Fusion Neural Network. Sensors”. Los autores utilizaron una base de datos de prueba de la Case Western Reserve University (CWRU) con una frecuencia de muestreo de 12 kHz para experimentos de verificación. Ellos propusieron una red neuronal de fusión unidimensional (OFNN), que combina redes neuronales de convolución unidimensionales adaptativas con núcleo amplio (ACNN-W) y teoría de evidencia Dempster-Shafer (D-S). Lo que realizaron con esta técnica fue muestrear las señales originales de vibración en el dominio del tiempo de los rodamientos adquiridos por dos sensores de aceleración. Luego, se utilizaban cuatro marcos de ACNN-W optimizados por RMSprop para aprender características de forma adaptativa y preclasificarlos con clasificadores Softmax. Finalmente, se determinaba exhaustivamente la salida del vector de clase por los clasificadores Softmax para lograr la detección de falla de anillo exterior, interior y de bola en los cojinetes del motor. Los autores concluyen que el método propuesto puede eliminar la dependencia de la extracción manual de características

durante el diagnóstico de los datos experimentales de vibración de los rodamientos, y dar un juego completo a las ventajas de la red neuronal unidimensional para la extracción de características de las señales de vibración originales unidimensionales y detectar la falla en los rodamientos (Jian, Li, Guo, & Wang, 2019).



*Figura 6. Sistema de muestreo de datos utilizado por CWRU*

Del mismo modo, en 2019 los ingenieros Jiangquan, Z., Yi, S; Liang, G., Hongli, G., Xin, H., y Hongliang, S. de la Southwest Jiaotong University, presentaron un proyecto llamado “A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks. Chinese Journal of Aeronautics”. El proyecto tuvo como fin detectar fallas de anillo exterior, interior y de bola con diferentes cargas en los rodamientos. Para este efecto, se propuso una solución para diagnosticar el estado de los rodamientos por medio de redes neuronales convolucionales con dos capas Dropout y dos capas Fully-connected. Este método consiste en tomar la señal de vibración unidimensional por medio de acelerómetros y convertirla en imágenes en escala de grises bidimensionales, esto permite a los operarios entender mejor las fallas por medio de estas imágenes. En conclusión, los autores utilizan un método de redes neuronales convolucionales modificado, mejorado, teniendo así mejor desempeño en las condiciones de falla normales de los rodamientos, y alta adaptabilidad en los cambios de carga de trabajo. Además, el método convierte los datos en imágenes en escala de grises, lo que hace que sea más fácil identificar las fallas (Jiangquan, Liang, Hongli, Xin, & Hongliang, 2019).



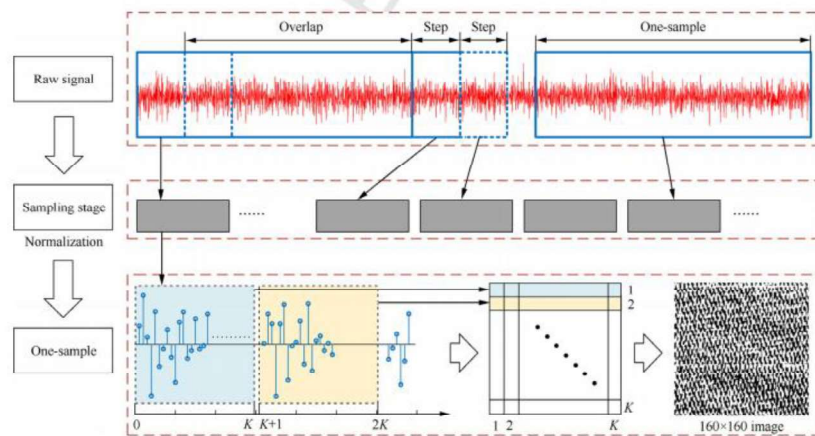


Figura 7. Proceso de conversión de señal a imagen

Finalmente, en el año 2019 en la Southeast University (China), un grupo de ingenieros conformado por Hui, J., Jiawen, X., y Ruqiang, Y. se interesaron en el diagnóstico de fallas en los rodamientos (falla de anillo exterior, interior y de bola), presentando el proyecto “Bearing Fault Diagnosis Based on Visual Symmetrized Dot Pattern and CNNs.” Este grupo utilizó dos métodos, SDP (Patrón de puntos simétricos) y CNN (Redes Neuronales Convolucionales), de acuerdo con esto, primero realiza una vibración temporizada sobre el rodamiento, con esto, y la técnica SDP se puede obtener la coordenada polar de la falla, después, por medio de las imágenes SDP se extraen las características de diferencia por medio del método CNN, así se obtiene finalmente el diagnóstico del rodamiento. En conclusión, el método de diagnóstico de fallas basado en SDP y CNN utilizado por los ingenieros, puede representar características de la señal de vibración con imágenes SDP, y aprender automáticamente las características profundas de los gráficos visuales SDP sin tener conocimientos previos (Hui, Jiawen & Ruqiang, 2019).

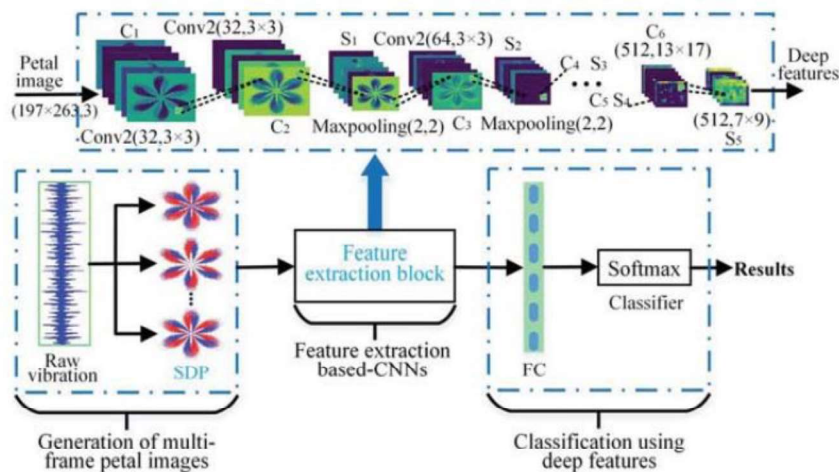


Figura 8. Marco del método CNNs

## 5. MARCO TEÓRICO

### 5.1. ¿Qué son los rodamientos?

Los rodamientos son elementos que reducen la fricción entre un eje y las piezas conectadas a este sistema, que sirve de apoyo y facilita su funcionamiento. Así mismo, son una de las piezas de maquinaria más utilizadas, y su fabricación implica una tecnología muy especial ya que los procedimientos necesarios para conseguir la esfericidad de la bola deben ser perfectos. Por lo general, el material de fabricación es sometido a un tratamiento térmico, abrasivo en cámaras de vacío absoluto.

Cada clase de rodamientos muestra propiedades características de acuerdo con su diseño, esto lo hace más funcional para una aplicación determinada. Por ejemplo, cuando se debe soportar cargas axiales se usan los rodamientos rígidos de bola; son los preferidos para motores eléctricos de medio y pequeño tamaño. Así mismo, cuando se necesita soportar cargas radiales son indispensables los rodamientos de rodillos cilíndricos. Por otra parte, los rodamientos de rodillos esféricos soportan cargas considerables y son oscilantes, lo que les permite asumir flexiones del eje, entre dos rodamientos que soportan un mismo eje.



*Figura 9. Rodamiento rígido de bolas*

Estas características hacen que los rodamientos sean muy utilizados principalmente en aplicaciones de ingeniería pesada, donde las cargas y las deformaciones producidas por las cargas son considerables. También, se usan en casi todas ramas de la industria, plantas de minería, alimenticias, bebidas, papeleras, acerías, automotrices, plásticos, textil, maquinaria agrícola y un gran sinnúmero de industrias y empresas productoras y procesadoras.

### 5.2. Funciones principales de un rodamiento

Los rodamientos, inventados por el ingeniero, inventor y empresario Sueco Sven Gustaf Wingqvist; según el sentido del esfuerzo que soporta, puede ser axial, radial, o una combinación de ambos. De tal modo, los rodamientos cumplen la función de transferir el movimiento, es decir, apoyar y guiar los componentes que giran entre sí; así como también, transmitir fuerza entre los elementos presentes.

### 5.3. Carga radial y axial en rodamientos

Dentro de los sistemas de transmisión, cuando sus componentes transmiten el movimiento se genera cargas radiales y cargas axiales en el extremo del eje se deben verificar. Los rodamientos son importantes ya que ayudan a que el eje soporte tanto cargas radiales, como axiales, o la combinación de ambas; siempre evitando que se excedan unos límites marcados por los fabricantes.

- **Carga axial:** Fuerza que se produce paralela al eje.
- **Carga radial:** Fuerza que se produce perpendicular al eje.

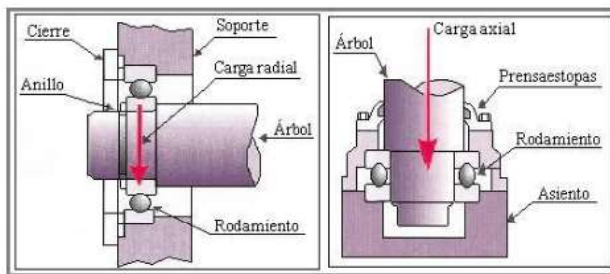


Figura 10. Representación de carga radial y axial

### 5.4. Tipos de rodamientos

Los distintos tipos de rodamientos muestran propiedades características, que dependen del diseño de su fabricante y que los hacen apropiados para una aplicación dada. Además, dependiendo del tipo de elementos rodantes, se clasifican en rodamientos de bolas o de rodillos, y se subclasifican más en función de sus diferencias en diseño o uso específico.

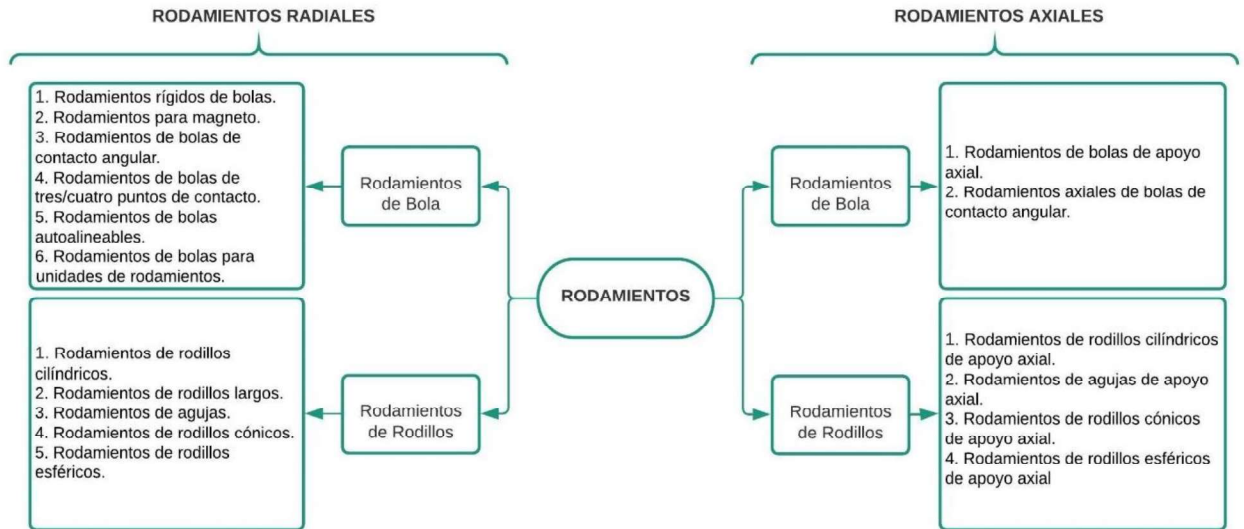


Figura 11. Tipos de rodamientos

A continuación, se relacionan los rodamientos más comunes

#### 5.4.1. Rodamientos de bola

Los rodamientos de bolas son los más comunes, se caracterizan por utilizar bolas como elementos de rodadura. La elección de un tipo de rodamiento de bolas dependerá de la aplicación industrial para la que se utilizará, así como de la carga a la que estará expuesto.

- **Rodamientos rígidos de bolas de una hilera de ranura profunda:** Son el tipo de rodamientos más utilizado. Las pistas de rodadura en los anillos interior y exterior cuentan con arcos circulares de radio ligeramente superior al de las bolas. Son de tipo radial, pero pueden soportar cargas axiales en cualquier dirección. Debido a su bajo par, son altamente adecuados en aplicaciones en que se necesitan altas velocidades y bajas pérdidas de potencia. Además, suelen contar con blindaje de acero o con sellados de goma instalados en una o ambas caras y están prelubricados con grasa.



*Figura 12. Rodamiento rígido de bola de una hilera de ranura profunda WZZZ 6200.*

- **Rodamientos de bolas de contacto angular:** Pueden soportar cargas radiales y axiales en una dirección. Por lo general se encuentran en diferentes ángulos de contacto ( $15^\circ$ ,  $25^\circ$ ,  $30^\circ$ , y  $40^\circ$ ). Cuando mayor sea el ángulo de contacto, mayor será la capacidad de carga axial. Para funcionamiento a alta velocidad, sin embargo, son preferibles ángulos de contacto menores. En general, se usan dos rodamientos por pares y la holgura entre ellos debe ajustarse adecuadamente.



*Figura 13- Rodamiento de bola de contacto angular XRT 7003.*

- **Rodamientos de bolas autoalineables:** Se caracterizan porque el anillo interior tiene dos pistas de rodadura y el anillo exterior presenta una única pista de rodadura esférica con el centro de curvatura que coincide con el eje del rodamiento. Por lo tanto, el eje del anillo interior, las bolas y la jaula pueden oscilar en cierta medida alrededor del centro del rodamiento. Consecuentemente, se corregirán de forma automática pequeños desajustes en la alineación angular del eje y del alojamiento originados en el mecanizado o por errores de ensamblaje.



*Figura 14. Rodamiento de bolas autoalineable SKF 2202 E-2RS1TN9*

#### **5.4.2. Rodamientos de rodillo**

Estos componentes disponen de una hilera de rodillos cilíndricos enjaulados entre anillos exteriores e interiores macizos y coronas de rodillos cilíndricos. La jaula impide que los rodillos cilíndricos estén en contacto entre sí en el momento de la rodadura evitando fricciones innecesarias y resistiendo aceleraciones rápidas y en altas velocidades. Son semejantes a los de a bolas, pero estas soportan altas cargas radiales, ya que tienen línea de contacto en lugar de puntos de contacto.

- **Rodamientos de rodillos cilíndricos:** Los rodillos cilíndricos están en contacto lineal con las pistas de rodadura. Presentan una elevada capacidad de carga radial y resultan muy adecuados para alta velocidad. Los anillos interiores y exteriores de todos los tipos son separables. Los rodamientos de rodillos cilíndricos, en los que los anillos interiores o exteriores tienen dos guías laterales y el otro anillo una, pueden soportar cierta carga axial en una dirección. Se utilizan principalmente en máquinas herramienta de precisión.



*Figura 15. Rodamiento de rodillo cilíndrico FERSA 19000.*

- **Rodamientos de rodillos cónicos:** Se caracterizan por usar rodillos cónicos guiados por una guía en el cono. Estos rodamientos pueden soportar cargas radiales elevadas y también cargas axiales en una dirección. En general se montan por pares de forma similar a los rodamientos de bolas de contacto angular de hilera única. Puesto que son separables, los grupos de conos y copas se pueden montar por separado. Dependiendo del ángulo de contacto, los rodamientos de rodillos cónicos se pueden dividir en tres tipos denominados de ángulo normal, medio y pronunciado. También se fabrican rodamientos de rodillos cónicos de dos o cuatro hileras.



*Figura 16. Rodamiento de rodillos cónicos TIMKEN 4A.*

- **Rodamientos de rodillos esféricos:** Estos rodamientos cuentan con rodillos en forma de barril entre el anillo interior, que tiene dos pistas de rodadura, y el anillo exterior que tiene una sola pista de rodadura. Se caracterizan dado que, si se produce desalineación de los ejes, se corrige de forma automática de forma que no se aplica un exceso de fuerza sobre los rodamientos. Los rodillos esféricos pueden soportar, no sólo elevadas cargas radiales, sino también cargas axiales en una dirección. Resultan adecuados para la mayor parte de usos en que hay cargas elevadas o impactos.



*Figura 17. Rodamiento de rodillos esféricos 6 22238 EKW33MYC3.*

- **Rodamientos de agujas:** Los rodamientos de agujas ensamblan muchos rodillos finos cuya longitud es de 3 a 10 veces su diámetro. Como resultado, la relación entre el diámetro exterior del rodamiento con el diámetro del círculo inscrito es muy pequeña, y pueden tener una capacidad de carga radial bastante elevada. Son eminentemente apropiados para las aplicaciones donde el espacio radial es limitado.



*Figura 18. Rodamiento de aguja FERSA F 17034 K.*

## **5.5. Partes de un rodamiento**

En general, los rodamientos están formados por dos anillos, los elementos rodantes, y una jaula.

### **5.5.1. Anillo interior / Anillo exterior:**

El anillo interior y el anillo exterior se fabrican generalmente a partir de la combinación especial de acero y cromo de gran pureza, este material tiene la dureza y la pureza necesarias. Ambos factores son importantes para conseguir un rodamiento que soporte mayor carga y una vida útil prolongada. Los caminos de rodadura (pistas) pueden ser endurecidos, rectificadas y pulidos.

### **5.5.2. Elementos Rodantes**

Los elementos rodantes pueden ser bolas, rodillos, conos, esferas o agujas. En general, son resultado de una fusión de acero y cromo de gran pureza, también suelen utilizarse materiales especiales tales como cerámica y plásticos. Los elementos rodantes giran sobre los caminos de rodadura (pistas) formados especialmente en los anillos, y se mantienen separados y guiados por la jaula.

### **5.5.3. Jaula**

Es el elemento responsable de mantener los elementos rodantes separados y guiados. Entre los materiales de jaula más comunes tenemos acero, latón y plástico. Se pueden fabricar jaulas de metal sólido mediante técnicas de mecanizado, mientras que las jaulas prensadas se fabrican a partir de láminas de acero. De igual forma, las jaulas de plástico se pueden mecanizar a partir de plástico sólido o se pueden moldear por inyección.

## **5.6. Vida del rodamiento**

Las distintas funciones requeridas a los rodamientos varían según la aplicación del rodamiento. Estas funciones se deben ejecutar durante un período de tiempo prolongado lo

que provocara que el rodamiento deje de funcionar adecuadamente. La vida se refiere al período durante el cual los rodamientos siguen en funcionamiento y cumplen las funciones para las que están diseñados. Esta vida del rodamiento se puede definir como la vida frente al ruido, la vida frente a la abrasión, la vida de la grasa o la vida frente a la fatiga de los elementos rodantes, dependiendo de cuál de ellas provoca la pérdida de servicio del rodamiento.

### 5.6.1. Índice básico de carga

El índice básico de carga se define como la carga constante aplicada a los rodamientos con anillos exteriores estáticos que pueden soportar los anillos interiores para un índice de vida de un millón de revoluciones ( $10^6$  rev). El índice básico de carga de los rodamientos radiales se define como una carga radial central de dirección y magnitud constantes, mientras que el índice básico de carga de los rodamientos axiales se define como una carga axial de magnitud constante en la misma dirección que el eje central.

Entre la carga de los rodamientos y el índice básico de vida existe la siguiente relación:

Para rodamientos de bolas:

$$L = \left(\frac{C}{P}\right)^3 \quad (Ec. 1)$$

Para rodamientos de rodillos:

$$L = \left(\frac{C}{P}\right)^{\frac{10}{3}} \quad (Ec. 2)$$

**Donde:**

**L:** Índice básico de vida ( $10^6$  rev)

**P:** Carga del rodamiento (carga equivalente) (N), {kgf}

**C:** Índice básico de carga (N), {kgf}

En el caso de los rodamientos que operan a una velocidad constante, es conveniente expresar la vida frente a la fatiga en horas. Si designamos el índice básico de vida como  $L_h(h)$ , la velocidad del rodamiento como  $n(\text{rpm})$ , el factor de vida frente a la fatiga como  $f_h$ , y el factor de velocidad como  $f_n$ , obtenemos las relaciones mostradas en la Tabla 2.



Tabla 2. Índice básico de vida, factor de vida de fatiga y factor de velocidad

Parámetros de vida	Rodamientos de bolas	Rodamientos de rodillos
Índice básico de vida	$L_h = \frac{10^6}{60n} \left(\frac{C}{P}\right)^3$	$L_h = \frac{10^6}{60n} \left(\frac{C}{P}\right)^{\frac{10}{3}}$
Factor de vida de fatiga	$f_h = f_n \frac{C}{P}$	$f_h = f_n \frac{C}{P}$
Factor de velocidad	$L_h = \left(\frac{10^6}{500 * 60n}\right)^{\frac{1}{3}}$	$L_h = \left(\frac{10^6}{500 * 60n}\right)^{\frac{3}{10}}$

## 5.7. Causas de fallas en rodamientos

Son muchas las causas por las cuales un rodamiento puede presentar fallas prematuramente. Algunas de estas fallas se ven reflejadas por el tiempo de uso, sin embargo, muchas de las fallas en rodamiento se presentan por mal uso de este elemento. La falla más común en los rodamientos es por mal lubricación, seguida por el desalineamiento, la fatiga y fallas eléctricas. A continuación, se muestran las principales causas por las cuales un rodamiento disminuye su vida útil y falla en cuando se encuentra en operación.

### 5.7.1. Falla Lubricación

La lubricación inadecuada es considerada la causa más común por la cual un rodamiento presenta fallas. Según estudios realizados, una mala lubricación causa el 80% de fallas en un rodamiento (Ortiz, 2015), caracterizándose ya sea por presentar poca lubricación, usar lubricantes inadecuados o trabajar a temperaturas que no soporta el lubricante aplicado a los rodamientos.

Las características que identifican a un rodamiento que posee falla de lubricación, se muestra en sus componentes con tonos de color azul o marrón y elementos rodantes, además de que estos presentan sobrecalentamiento o un desgaste excesivo. En la Figura 14 se puede observar cómo cambia el color del rodamiento en distintos lugares de su pista interna. Así mismo, mantener un rodamiento con buena lubricación sirve como protección contra la corrosión y el desgaste, además de que se disminuyen las vibraciones o el ruido, y permite principalmente tener una mayor vida útil.



*Figura 19. Falla en rodamiento por mala lubricación*

### **5.7.2. Contaminación**

La contaminación se puede relacionar con las sustancias ajenas a los componentes de los rodamientos, que generalmente ingresan por el lubricante utilizado o su manipulación. Por ejemplo, el polvo, arena abrasiva o suciedad son elementos que ingresan a un rodamiento por el área en el cual se trabaja.

Un rodamiento afectado por contaminación puede provocar desgaste abrasivo, abolladuras y ranurado. En la Figura 20 se puede observar como un rodamiento cónico ha sido afectado por contaminación en la pista interna, provocando abolladura en este componente. Para esta situación lo recomendable es utilizar lubricantes de buena calidad, mantener las áreas de trabajo bastante limpias y utilizar herramientas o accesorios que no tengan elementos finos o partículas que puedan caer en los rodamientos cuando se necesiten manipular.



*Figura 20. Falla en rodamiento por contaminación*

### **5.7.3. Falla en Montaje y manipulación**

Tener precisión en el ajuste del rodamiento es garantía de que tenga menos probabilidad de que en los elementos rodantes la pista interna, externa y los bordes presenten fallas. De igual forma, cuando se manipula un rodamiento se puede golpear y ocasionar desprendimiento del material, esto a su vez, causa que un elemento rodante presente vibraciones y ruido en el área de trabajo.

Del mismo modo, cuando un rodamiento presenta falla por mal montaje y mala manipulación, se puede observar que este presenta fracturas, desgaste y fatiga prematura, características que se pueden observar a simple vista. En la Figura 21, se observa como un rodamiento presenta fracturas dado un mal montaje en el rodamiento, por lo que hay que sustituir de forma inmediata. Para este tipo de situaciones, lo correcto es realizar montajes adecuados que permitan un libre funcionamiento y tener especial cuidado cuando se realiza mantenimiento a estos elementos.



*Figura 21 Falla en rodamiento por mal montaje*

#### **5.7.4. Desalineamiento**

El desalineamiento de un rodamiento consiste en que la carga que está soportando en el elemento no se distribuye a lo largo de rodillos o pistas de forma correcta. Los rodamientos cuentan con ciertos límites de desalineación según el fabricante, pero al sobrepasar esos límites, este elemento va a presentar sobrecalentamiento y fatiga prematura.

Cuando un rodamiento presenta extrema desalineación, la carga que actúa sobre el rodillo o pista va a recaer en alguno de los extremos. En la Figura 22 se puede analizar como un rodamiento de rodillo cónico presenta una pista externa astillada, dado que la carga se encuentra distribuida inequitativamente, esto sin duda ha disminuido por completo la vida útil de este elemento.



*Figura 22. Falla en rodamiento por mala distribución de carga*

### 5.7.5. Corrosión

Exponer un rodamiento a ciertas condiciones hace que este elemento presente deterioro significativo. La humedad y el agua hacen que los rodamientos acumulen líquido condensado entre sus componentes, lo que provoca alojamiento de machas que terminaran corroyendo el elemento. Generalmente para evitar este problema, los rodamientos se están fabricando con sellos que han de mantenerse en buen estado. Mantener seco y limpio un rodamiento es clave para reducir este problema, además, utilizar protectores o aceites especiales evitará en gran porcentaje la presencia de corrosión en un rodamiento.

En la Figura 23 se puede observar como la pista interna de un rodamiento al mantenerse expuesta por mucho tiempo al agua, se encuentra afectada por manchas, que a su vez han causado corrosión en el elemento.

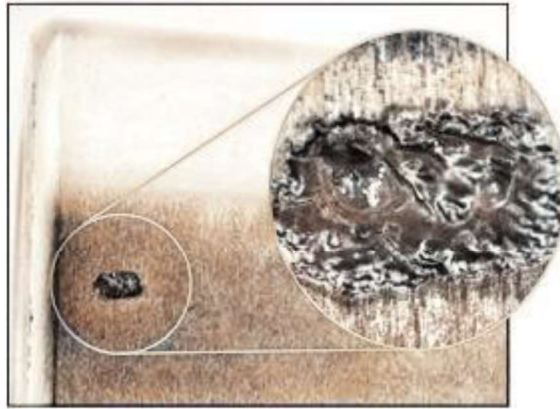


*Figura 23. Falla en rodamiento por exposición al agua*

### 5.7.6. Falla Eléctrica

Cuando un rodamiento se expone a corriente eléctrica, las pistas y los elementos rodantes se ven afectados al acumularse altas temperaturas en determinados puntos, lo que puede provocar que un rodamiento presente hoyos o estriado en distintas partes. Por lo general, este problema se evidencia cuando una máquina presenta cortocircuitos, y hace que el alto amperaje produzca derretimiento del metal hasta unir sus componentes. Este problema causa excesiva vibración y ruido cuando se opera un rodamiento.

Las causas por las cuales se pueden presentar arcos eléctricos que afecten los rodamientos, puede verse reflejadas por cableado defectuoso, mal conexión a tierra, mal aislamiento o desgaste de los componentes internos de una máquina. En la Figura 24 se puede observar la presencia de quemaduras en un rodamiento dada la mala conexión a tierra de una máquina rotativas, lo que ha provocado circulación de alto amperaje por la pista externa del elemento.



*Figura 24. Falla en rodamiento por alto amperaje*

#### **5.7.7. Fatiga**

El desprendimiento de material de un rodamiento es bastante común en las pistas y elementos rodantes de un rodamiento. Cuando se presenta este tipo de problemas, los rodamientos presentan principalmente desalineación, lo que provoca cargas en zonas específicas y posteriormente el astillamiento del elemento; y por lo general ocurre en los bordes externos del rodamiento.

Las consecuencias de la fatiga de un rodamiento son variadas, errores de fabricación, imperfecciones, suciedad, y contaminación son los acreedores de hacer que el elemento presente este tipo de fallas. En la Figura 25 se puede observar como la desalineación ha provocado una carga excesiva en el borde de un rodamiento, lo cual ha provocado a su vez desprendimiento del material en la pista externa.



*Figura 25. Falla en rodamiento por carga excesiva*

#### **5.7.8. Mal Ajuste**

Al momento de ajustar un rodamiento se deben considerar todas las recomendaciones que ofrece un fabricante para su instalación, dado que al tener un mal ajuste puede causar que un

rodamiento se fracture. Por lo general, un rodamiento debe instalarse con ajuste apretado o a presión, sin embargo, un ajuste flojo es adecuado en ciertas aplicaciones.

Para determinar el grado de ajuste de un rodamiento, se debe identificar que elemento debe permanecer fijo. Por ejemplo, la pista externa debe ajustarse a presión cuando se necesita que el eje rote libremente, de tal modo que la pista interna quede con un ajuste flojo u holgado; y/o viceversa. El ajuste siempre dependerá del tipo de aplicación. En la Figura 26 se muestra como un rodamiento presenta una fractura en el anillo interior dado ajuste mal realizado.



*Figura 26. Falla en rodamiento por ajuste inadecuado*

## **5.8. Etapas de fallas en rodamientos**

Los rodamientos mecánicos en la industria son necesarios en casi todo proceso, por esto, determinar el momento en el que empieza a fallar es fundamental para prevenir y realizar mantenimiento en una máquina de ser necesario. Existen cuatro etapas de falla en las que se clasifican los rodamientos y conocer cada una de ellas es de mucha importancia. Autores como Pan, Z., Ming, Z., Chen, Z., Gao, W., & Shi, Y. han considerado distintas etapas para analizar fallas en rodamientos. Así mismo, estudios sobre estas etapas han permitido realizar análisis para determinar cuándo es factible cambiar un rodamiento o corregir causas que estén generando defectos en estos.

### **5.8.1. Etapa I**

En esta etapa, la temperatura del rodamiento no aumenta, pero el rodamiento presenta hoyos pequeños en la pista y grietas que no son visibles, esto se observa en el espectro de la frecuencia con la presencia de armónicos superiores a 5 kHz, estos armónicos aparecen en la zona de alta frecuencia. Sin embargo, los pequeños golpes entre las bolas y la generación del movimiento del eje en cual se encuentra el rodamiento pueden también generar estas señales, por lo que, en esta etapa el rodamiento es considerado en operación normal y no es necesario su cambio aún.

### **5.8.2. Etapa II**

Los rodamientos ya generan un ruido audible y la temperatura en algunos casos se eleva. El elemento tiene grietas visibles y empieza a generar componentes frecuenciales que se encuentran en zona de falla de frecuencia baja y media, como se ve en la Figura 27 empiezan

a aparecer armónicos en la zona III que es cuando el rodamiento está trabajando en frecuencias naturales. El cambio del rodamiento no es completamente inmediato, pero se debe programar el cambio de este en máquinas críticas.

### 5.8.3. Etapa III

En esta etapa las grietas empiezan a extenderse afectando además de la pista, las bolas y demás elementos del rodamiento. Si el rodamiento fuera extraído, las grietas serían claramente notorias. En esta etapa, aparecen armónicos en la zona de fallas de rodamientos, como se puede ver en la Figura 27. BSF es la frecuencia de giro de bola, BPFO es la frecuencia de deterioro de la pista exterior y BPFI es la frecuencia de deterioro de la pista interior [15]. En este momento es necesario programar un cambio de rodamiento de las máquinas.

### 5.8.4. Etapa IV

Son los últimos momentos del rodamiento, su vida útil ha concluido, las fallas se encuentran graves y se puede observar un aumento de velocidad del mecanismo rotatorio, además, presenta vibraciones aleatorias creando un espectro aleatorio de banda ancha en la zona de frecuencias naturales. En este momento, el daño puede ser catastrófico, por lo que, hay que evitar llegar a esta etapa. En la figura 27 se detallan las etapas de fallo en un rodamiento.

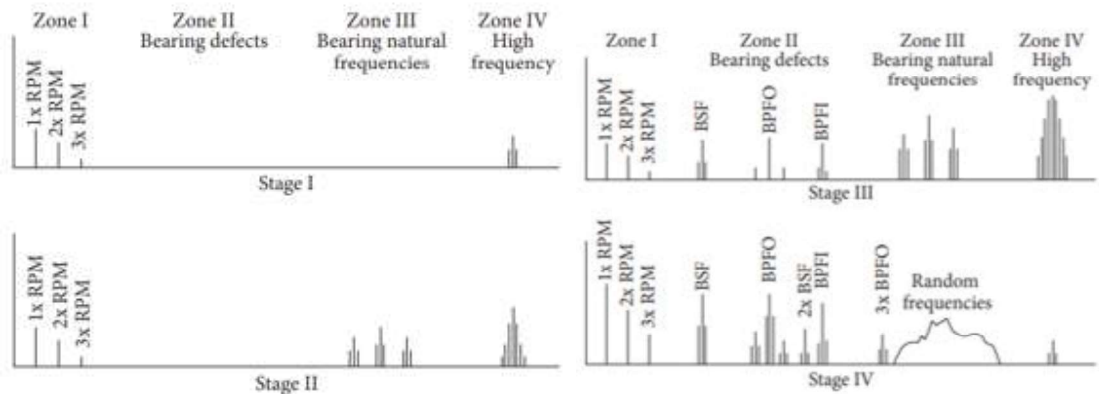


Figura 27. Etapas de falla de rodamiento

## 5.9. Principales técnicas de detección y diagnóstico de fallos en rodamientos

Las técnicas de detección y clasificación de fallas en rodamiento han venido avanzando con el paso de los años. La técnica más común en los últimos 10 años ha sido el análisis por vibraciones, a partir de esto, la técnica se ha venido perfeccionando y utilizando en conjunto con distintos métodos, como lo es la inteligencia artificial. La técnica de análisis por vibraciones es la más aplicada en la industria por ser de tipo tradicional y permitir detección de la mayoría de las fallas presentes en rodamientos (Khwaja, Gupta, & Kumar,

2010). Del mismo modo, las redes neuronales artificiales (ANN) tomaron un fuerte impulso a medida que la tecnología va avanzando y el mercado solicita métodos más actuales (Samy, Fan, & Perinpanayagam, 2010), de ahí que, se hayan producido mejoras a esta técnica con el surgimiento de las máquinas de soporte vectorial (SVM), una técnica que ha mejorado considerablemente los resultados de detección y diagnóstico de fallas (Tyagi & Panigrahi, 2017). Actualmente, una de las técnicas que mejores resultados ha presentado en la detección y clasificación de fallas ha sido las redes neuronales convolucionales (CNN), esta técnica ha mejorado los resultados de detección correcta de distintas fallas en rodamientos, convirtiéndose así en la técnica más confiable en la actualidad (Zhang, Yi, Liang, Hongli, Xin, & Hongliang, (2020)

En la Figura 28 se observa según el estado de arte consultado, una representación de las distintas técnicas aplicadas para la detección y clasificación de fallas en rodamientos durante los años 2010-2020. Se resalta el dominio de vibraciones como técnica de aplicación durante este periodo de tiempo, seguido del análisis eléctrico y un alza de la inteligencia artificial, donde las ANN toman alta importancia en sus distintas técnicas en los últimos años.

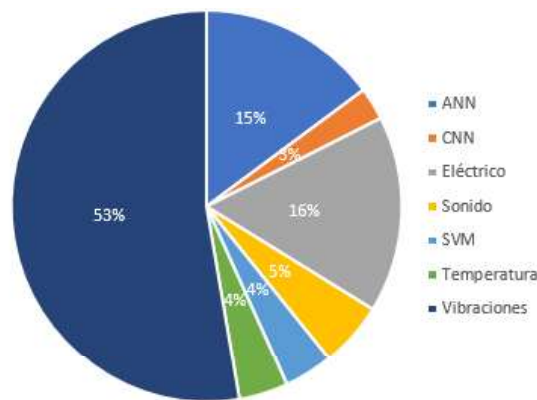


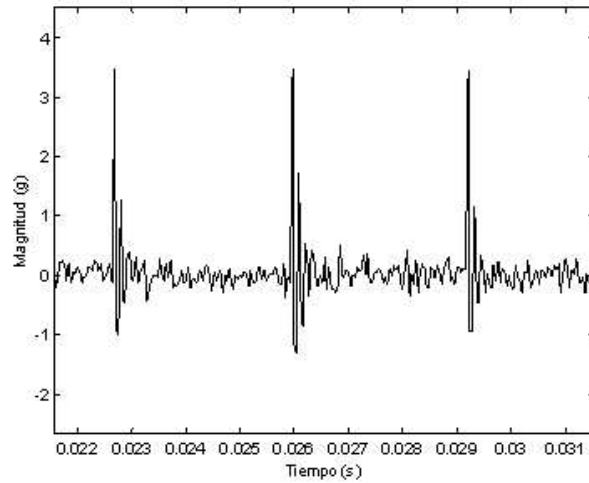
Figura 28. Técnicas de análisis en detección y clasificación de fallas en rodamientos.

### 5.9.1. Vibraciones

Las vibraciones pueden ocasionar distintos problemas en los rodamientos, entre los más comunes está el desprendimiento de material y deformaciones. Son muchas las técnicas que se han empleado para detectar y localizar fallas en rodamientos, de ahí que las vibraciones sea la técnica más usada en la actualidad. Cuando se realiza un análisis por vibraciones, lo que se desea es conocer las frecuencias en los cuales los impulsos periódicos de una señal determinan que un rodamiento puede presentar defectos o fallas en determinadas zonas.

Las razones por las que una máquina o elemento puede llegar a vibrar son: Desequilibrio, Desalineamiento, defectos en rodamientos y/o cojinetes, holguras, falta de lubricación, etc. En la figura 29 se puede evidenciar como se observaría el espectro de un análisis de vibraciones en un elemento o máquina.





*Figura 29. Espectro de fallas en rodamiento por vibración*

Para extraer esas frecuencias características de cada falla, se han empleado distintos métodos, entre ellos encontramos los siguientes: descomposición en modo empírico (EMD) [22], descomposición en modo empírico conjunto (EEMD), transformada de Wavelet Packet (WP), transformada de múltiples ondas, transformada Wavelet de factor Q sintonizable (TQWT), curtosis espectral, descomposición dispersa y métodos de clasificación inteligente. Estos métodos en general realizan procedimientos de descomposición y reconstrucción de las señales de vibración, con la intención de encontrar una frecuencia característica de cada falla que puede presentar un rodamiento. Sin embargo, estas fallas son difíciles de determinar de acuerdo con la etapa en que se encuentre, por lo que subdividir las señales de vibración hasta encontrar la frecuencia adecuada para analizarse.

Gracias al avance tecnológico se cuentan con equipos altamente capacitados para tomar señales de vibración en máquinas rotativas. En la Figura 30 se aprecia un analizador de vibraciones 2130 CSITECHNOLOGIES, para inspeccionar equipos críticos de forma rápida. Este tipo de experimento se puede ejemplificar de tipo on-line, en el cual se puede fijar la velocidad de giro de la máquina rotativa a controlar en una frecuencia determinada. Por medio del aparato conectado a los sensores, se puede obtener los parámetros en cuanto a la frecuencia característica de falla con respecto a los diferentes componentes del rodamiento



*Figura 30. Equipos para toma de datos por vibraciones.*

Por otra parte, cada uno de los componentes del rodamiento presenta unas frecuencias características que se producen en los rodamientos. Cuando se produce una falla en pista externa se conoce como Ball Pass Frequency of Theouerrace (BPFO), falla en pista interna como Ball Pass Frequency of the Inner Race (BPFI), falla en los elementos rodantes como Ball Spin Frequency (BSF) y falla en la jaula como Train Frequency (FTF). Las ecuaciones 1 a 4 muestran cómo se calcula cada una de ellas.

$$BFFO = \frac{ne}{2} * \frac{V_{rpm}}{60} * \left[ 1 - \frac{d}{D} * \cos(\beta) \right] \quad (Ec. 1)$$

$$BPFI = \frac{ne}{2} * \frac{V_{rpm}}{60} * \left[ 1 + \frac{d}{D} * \cos(\beta) \right] \quad (Ec. 2)$$

$$BSF = \frac{D}{d} * \frac{V_{rpm}}{60} * \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \right)^2 * \cos^2(\beta) \right] \quad (Ec. 3)$$

$$FTF = \frac{V_{rpm}}{120} * \left[ 1 - \frac{d}{D} * \cos(\beta) \right] \quad (Ec. 4)$$

Donde:

$D$  = diámetro de paso (mm)

$d$  = diámetro de bolas (mm)

$\beta$  = ángulo de contacto entre las bolas y las pistas

$V_{rpm}$  = velocidad de rotación (rpm)

$ne$  = número de elementos rodantes

En la tabla 3 se puede observar los resultados de las frecuencias de falla en las que un rodamiento puede presentar falla en pista interna, pista externa, bola o jaula calculadas a un rodamiento SKF6303-2RSH (Medrano, Z., Pérez, C., Gómez, J. y Vera, m); estas se calcularon con las ecuaciones 1, 2 3 y 4 respectivamente.

Tabla 3. Frecuencias de falla en rodamientos SKF6303-2RSH

Frecuencia de rotación		Frecuencias (Hz)			
Hz	rpm	Falla en pista interior	Falla en pista exterior	Falla en jaula	Falla en elementos rodantes
60	1725	128.080	73.170	10.453	97.527

### 5.9.2. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales (ANN) se consideran herramientas de aprendizaje automático, que sirven para procesar datos en gran cantidad, y que, en la actualidad, es una de las herramientas fundamentales para la detección y clasificación de fallas. Teóricamente, una ANN se pueden definir como “redes interconectadas de elementos paralelos masivamente simples (generalmente adaptativos) y organización jerárquica, que intentan interactuar con objetos en el mundo real de la misma manera que lo hace el sistema nervioso biológico” (Acosta & Zuluaga, 2000).

Una ANN opera como lo haría una neurona biológica, donde su principal característica es que consta de numerosas interconexiones entre neuronas. Además, una ANN consta de tres capas: Una “capa de entrada” que es por donde ingresan los datos, y en la cual su función principal es tomar las señales de entrada para transmitirla a la siguiente capa. Seguidamente, una “capa oculta” que consiste en subdivisión de varias capas que por lo general modifican las señales que ingresan de acuerdo con lo que se desea determinar. Finalmente, una “capa de salida” donde se obtiene la respuesta deseada. En la Figura 31 se ejemplifica la estructura correspondiente a una ANN.

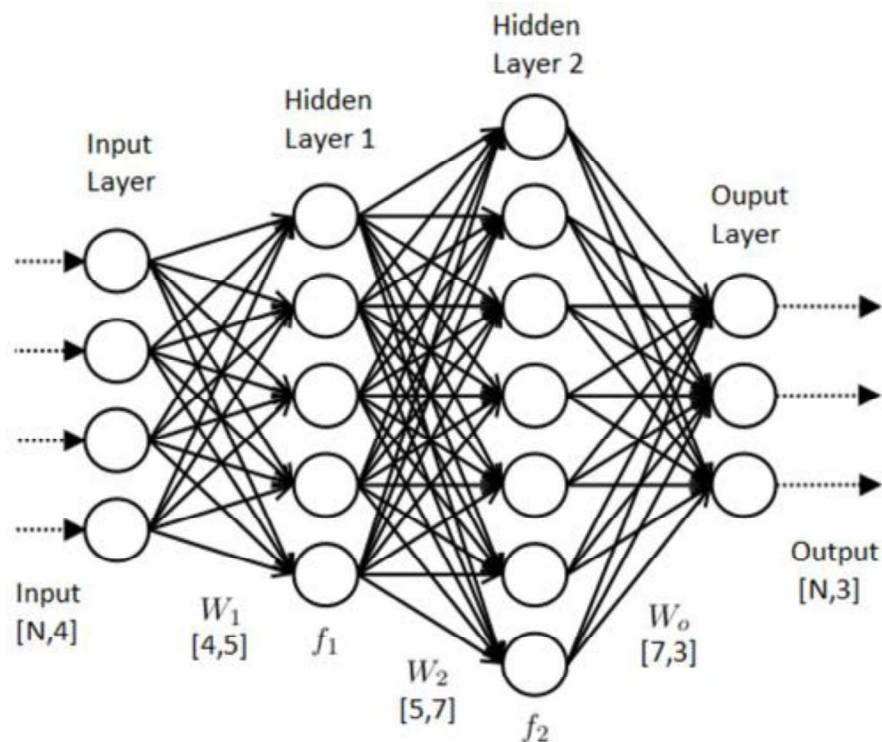


Figura 31. Estructura de una ANN

Por otra parte, una ANN se puede dividir en dos tipos: supervisado y no supervisado. Una ANN supervisada se caracteriza porque utiliza un algoritmo de propagación hacia atrás para

reducir la diferencia entre las salidas reales y las salidas deseadas. De esta manera, una ANN supervisada se encuentra en constante entrenamiento, lo que garantiza un aprendizaje de un comportamiento específico para generar un resultado deseado. Por otra parte, una ANN no supervisada consta del análisis de los datos de entrada, con la característica de que solo busca descubrir y adaptar los patrones ante los datos que esté recibiendo a la entrada, por lo cual no hay una comparación ante los datos de salida [35].

El primer paso que se realiza para diagnosticar una falla mediante ANN es obtener un preprocesamiento de la señal, para ello, generalmente se utilizan la transformada Wavelet Packet (WP) y la transformada de Fourier (TF). Cada una de estas transformadas tienen sus características diferenciadoras en cuanto a la obtención de los datos. Por lo general, la TF se utiliza para la toma de señales estacionarias, y WP se usa para caracterizar señales no estacionarias. Por otra parte, las dos comparten el fin de obtener las magnitudes de las frecuencias de interés. En la Tabla 4 se muestran las frecuencias de interés que por lo general se utilizan para diagnosticar fallas en rodamientos.

*Tabla 4. Frecuencias de interés en fallos de rodamientos*

Frecuencias de interés	
Frecuencia de rotación (rpm del motor)	1X
Primer armónico	2X
Segundo armónico	3X
Frecuencia de falla del anillo externo	$1X_{F_{ep}}$
Primer armónico	$2X_{F_{ep}}$
Segundo armónico	$3X_{F_{ep}}$
Frecuencia de falla del elemento rodante	$1X_{F_{rp}}$
Primer armónico	$2X_{F_{rp}}$
Segundo armónico	$3X_{F_{rp}}$

Las ANN actualmente están tomando un fuerte impulso para la detección y clasificación de fallas en rodamientos. Por lo general, el entrenamiento de una ANN se implementa utilizando un conjunto de datos, que, a su vez, se dividen en grupos de acuerdo con la falla que se desea analizar. De acuerdo con el estado de arte consultado, las fallas en pista exterior, falla en pista interior, falla de bola o rodillo y condición normal, son los grupos en los cuales se subdivide un conjunto de datos para analizarse. Una forma de clasificar las entradas para una neurona se basa en normalizarse con valores de 0 y 1. En la Figura 32 se observa el esquema de procesamiento de señales en ANN.

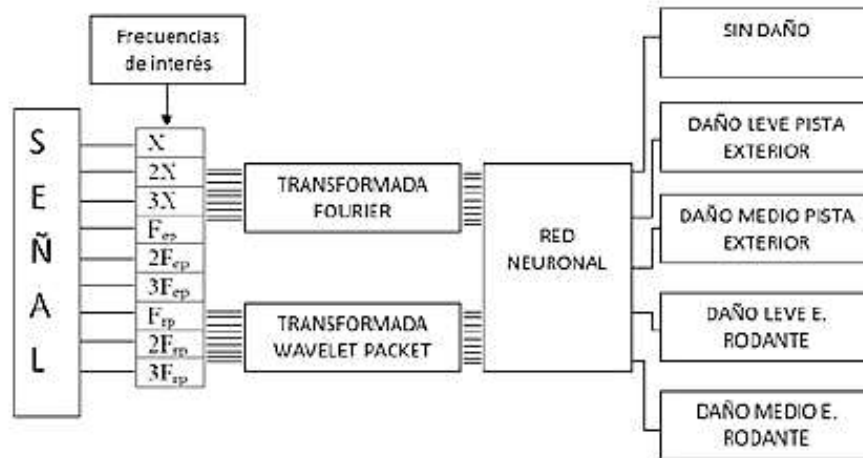


Figura 32. Esquema del procesamiento de señales

Como se mencionó anteriormente, la red neuronal debe ser entrenada, para ello se toman distintos patrones y vectores de salida, que se comportan como datos de entrenamiento y datos de validación; con el software de MATLAB, podemos utilizar la función “dividerand”, que está incorporada en esta herramienta para realizar la anterior distribución. Por lo general, se utiliza el 80% de los datos para entrenamiento y el 20% de los datos para validación, aunque también se suele utilizar la función “rands” para distribuir más adecuadamente estos umbrales. Así mismo, MATLAB cuenta con 2 algoritmos rápidos de entrenamiento Backpropagation que es un tipo de escala con gradiente conjugado (trainscg) y Levenberg-Marquardt (trainlm). En la tabla 5 se puede observar un modelo de ajustes realizados para el entrenamiento de una red neuronal en MATLAB.

Tabla 5. Especificaciones de entrenamiento utilizados para las ANN

Características	Trainscg	Trainlm
Función de rendimiento	MSE	MSE
Tiempo máximo de entrenamiento	Infinito	Infinito
Fallos máximos de validación	30	30
Determinación del cambio de peso	Aproximación de la segunda derivada: $\sigma = 5 \times 10^{-5}$	$\mu = 0.001$ $\mu\_dec = 0.1$ $\mu\_inc = 10$ $\mu\_max = 10^{10}$
Criterios de parada	Tempo = 500 Número máximo de fallos = 10 Gradiente mínimo = $10^{-10}$ Objetivo de desempeño = 0	Tempo = 500 Número máximo de fallos = 10 Gradiente mínimo = $10^{-10}$ Objetivo de desempeño = 0

Finalmente, se han de tomar decisiones en cuanto a la forma en que se analizaran los parámetros (refiérase a la cantidad de datos y grupos de neuronas), y el algoritmo de aprendizaje que se seleccionara, para determinar la presencia de alguna falla en los rodamientos previamente entrenada en la red neuronal.

### 5.9.3. Redes Neuronales Convolucionales

Una red neuronal convolucional (CNN) es una arquitectura de aprendizaje profundo con múltiples capas convolucionales que utiliza principalmente el procesamiento de imágenes. Al igual que una ANN, la CNN utiliza neuronas más organizadas las cuales se superponen para clasificar en el dominio del tiempo las fallas mediante análisis de vibraciones.

La característica principal de una CNN es que se basa en la normalización de las señales de vibración y su posterior conversión en imagen 2D. Así mismo, el entrenamiento de la red debe ser supervisado y se realiza mediante la introducción de imágenes deseadas para las clases deseadas [38]. Las vibraciones son las señales claves en esta técnica, y al no ser constantes en el dominio del tiempo, se utilizan distintos métodos de extracción, entre ellos esta: La transformada de Wavelet Continua (CWT) y la transformada de Fourier (FT). Estos métodos se caracterizan dado que representan las señales de vibración en el dominio del tiempo en forma de espectro. En la Figura 33 se identifica la estructura de una CNN.

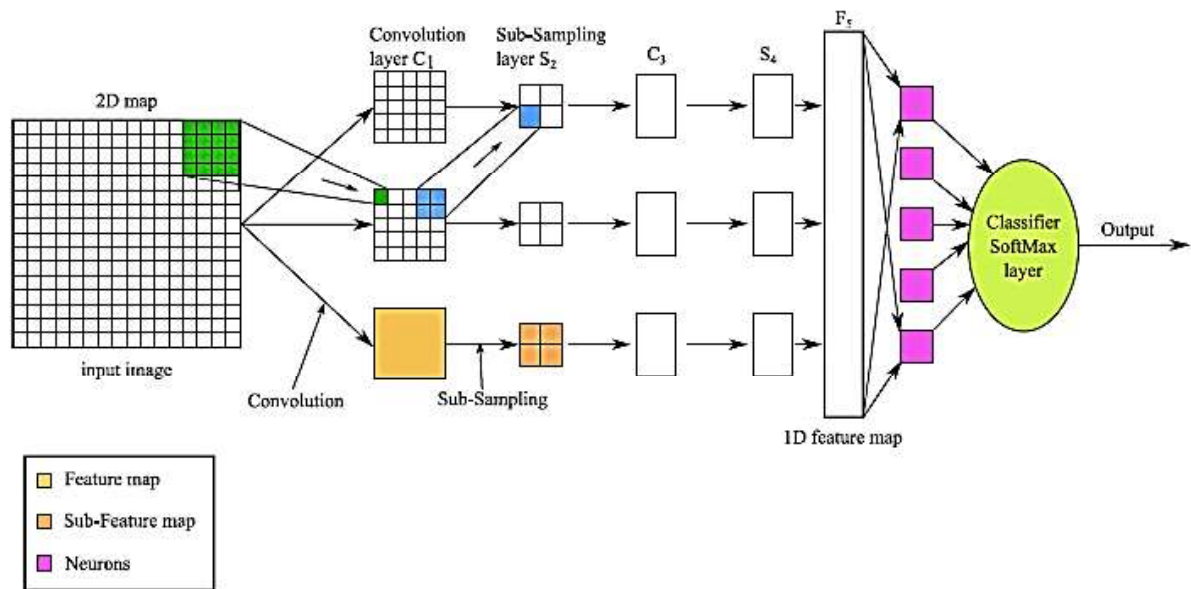


Figura 33. Estructura de una CNN

De acuerdo con los datos consultados, para diagnosticar fallas en rodamientos usando una CNN, se deben combinar distintos métodos o etapas que permitan la extracción de las características y reconocimiento de las fallas presentes en un rodamiento. En la Figura 34 se

identifica que en una CNN hay que tener en cuenta el tipo de extracción, el tipo de dimensión y el tipo de clasificador para lograr la detección de fallas en un rodamiento.

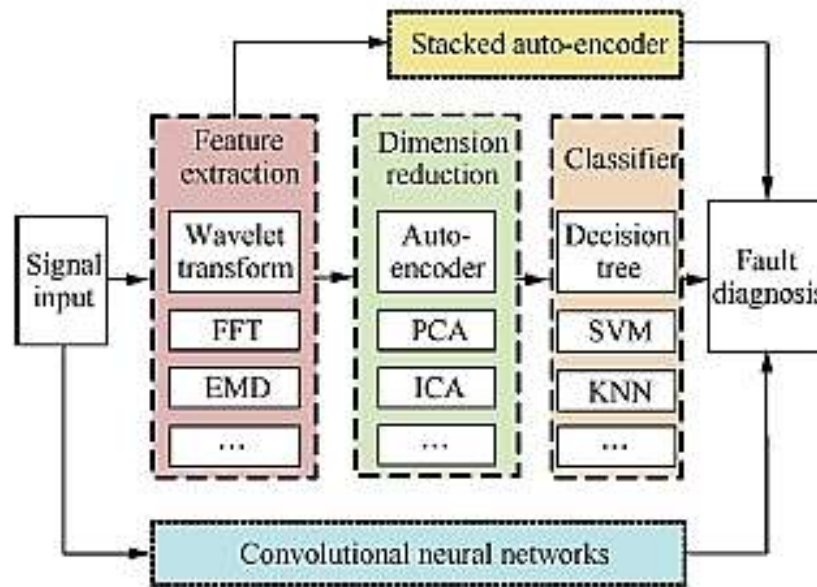
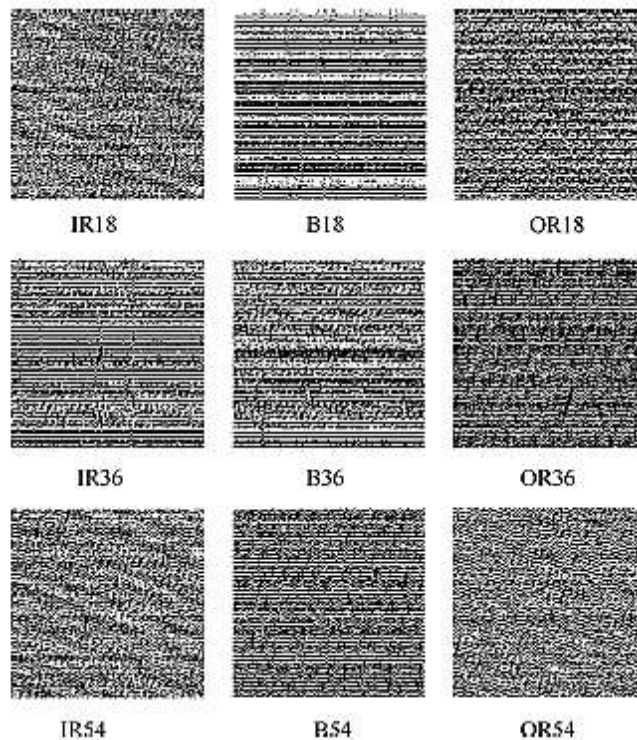


Figura 34. Descomposición de etapas para diagnosticar fallas en rodamientos

El método de CNN necesita de un sistema de diagnóstico inteligente, generalmente se utiliza el sistema de lógica difusa o el método genético para extraer las características de los datos sin procesar. Lo principal es que el sistema de diagnóstico seleccionado, y como se mencionó anteriormente, permita un efectivo procesamiento de datos para convertir las señales del dominio del tiempo en imágenes.

Luego de realizar este mismo procesamiento para distintas condiciones de fallas en rodamientos, se puede observar como en la Figura 35 se obtienen los resultados en imágenes 2D luego de procesar las señales en el dominio del tiempo. Por lo general, las fallas en los rodamientos se inducen de forma manual para identificar las distintas imágenes correspondientes a cada imagen; de esta manera, cuando se prueba con rodamientos que no han sido manipulados, se puede determinar si presenta o no alguna falla.



*Figura 35. Conversión a imagen bajo distintas condiciones de falla.*

#### **5.9.4. Máquinas de Soporte Vectorial**

Las máquinas de soporte vectorial (SVM), se basan en modelos lineales con soluciones únicas que se caracterizan por aprendizaje estadístico. Los vectores de soporte permiten formar una frontera de decisiones dependiendo de los datos de aprendizaje, para ello, los datos son mapeados por medios de filtros, que por lo general son de tipo Kernel. SVM es considerado un algoritmo de detección y clasificación de fallas mucho más potente que el ANN. Los datos y procesos se procesan por medio de distintos tipos de filtros, que de acuerdo con su grado de aplicación resultan adecuados para las perturbaciones presentes en la toma de las señales.

Para el aprendizaje de fallas en SVM se utiliza el mapeo los datos de entrada hacia espacio de mayor dimensión, para ello se siguen una serie de operaciones. Lo primero que se requiere es transformar los datos o señales a un espacio de dimensión más alta, por lo general se usan filtros de Kernel para mapear los datos en los espacios de dimensión. Seguidamente, se debe encontrar el hiperplano para maximizar un margen entre las distintas clases de fallas. Por último, se debe minimizar las clasificaciones incorrectas para tener un margen correcto de identificación. En la Figura 36 se detalla cómo sería una separación línea de datos para maximizar un margen  $m$ .



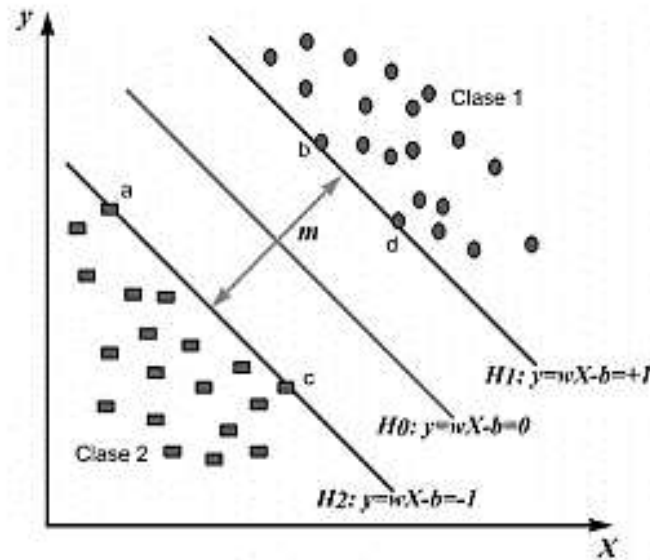


Figura 36. Maximización de margen en la separación de distintas clases.

Para el proceso de detección y clasificación de fallas en rodamientos, el siguiente paso es determinar los patrones de condición de fallas. Por lo general se usa la condición normal y condición con falla, que, a su vez, se toma falla en pista externa, falla en pista interna y falla de bola o rodillo. En la Figura 37 se muestra los elementos que constituyen un SVM con filtro DFD (Para sistemas lineales). Los residuos son generados por observadores, que realizan el reconocimiento de la presencia de fallas en un rodamiento. SVM cumple la función de procesar los datos de los residuos generados y mostrar la falla presente. Por otra parte, cuando se utilizan sistemas no lineales se elimina el filtro del proceso.

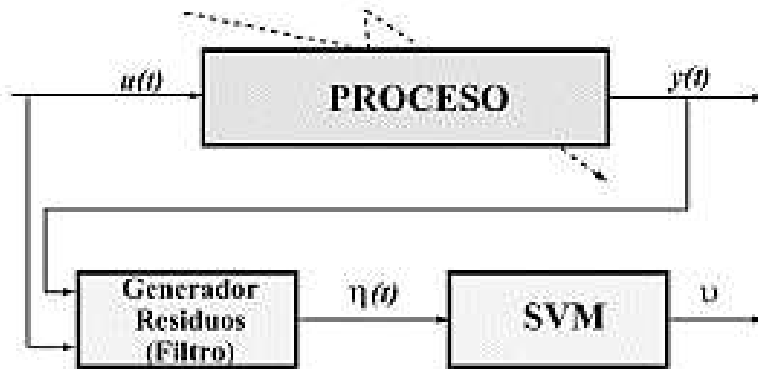


Figura 37. Modelo de SVM con filtros DFD.

En SVM se utiliza la aplicación de un aprendizaje automático, como en ANN. Para ello, se utiliza la clasificación de datos mediante el entrenamiento supervisado. Para este tipo de aplicaciones se utiliza un tipo de matriz de confusión, para rodamientos en la Figura 38 se

muestra el tipo de matriz característica para distintos tipos de fallas. En este tipo de matriz de confusión de muestra el ruido y vibración que general los rodamientos, por lo tanto, es una guía de reconcomiendo de patrones establecida por estudios realizados (Malla, Raim Kaul, & Panigrahi, 2019).

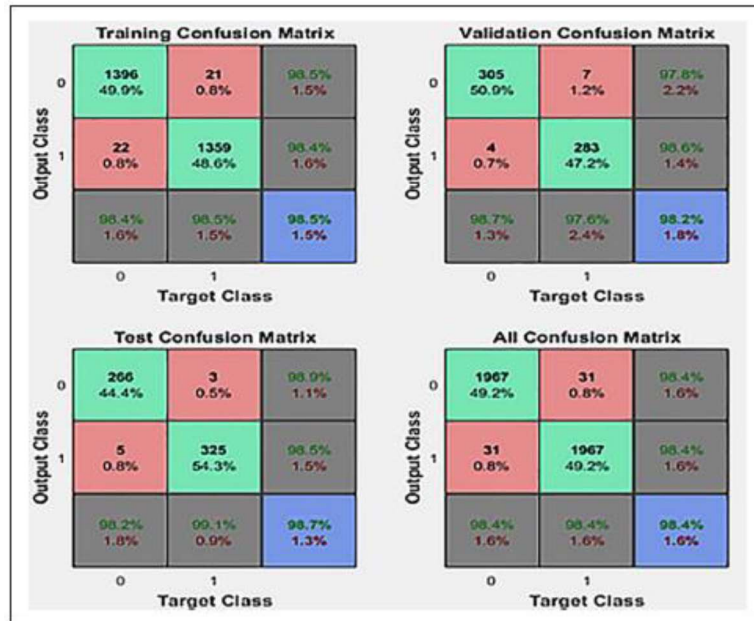


Figura 38. Matriz de confusión de fallas en rodamientos

Al realizarse la aplicación de esta técnica, en SVM se debe tener especial atención en el porcentaje de exactitud de una falla. De ahí que, identificar claramente una falla depende principalmente de los valores obtenidos en los resultados de validación. Finalmente, en la Figura 39 se muestra el resultado obtenido luego de realizar todo el proceso de detección y clasificación de fallas utilizando la técnica de SVM, en la cual se obtiene un diagrama de dispersión con los datos resultantes al procesar las señales tomadas de un rodamiento.

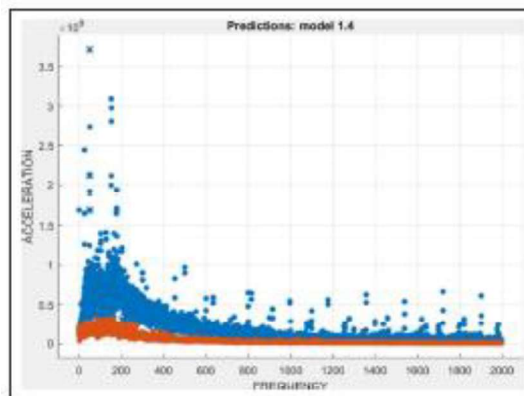


Figura 39. Diagrama de dispersión de falla mediante SVM.

## 5.10. Spectral Density Power (PSD)

La densidad espectral de potencia (PSD) de una señal proporciona un análisis de la distribución de potencia en todo el rango de frecuencias. El objetivo principal de utilizar este método es obtener la estimación de la densidad espectral a partir de los datos proporcionados. Se estima calculando la transformada de Fourier (FT) de la función de autocorrelación de las señales. Percibe la señal como un proceso estocástico y luego determina su potencia. Por lo general se utilizan enfoques tanto paramétricos como no paramétricos.

Un PSD normaliza las amplitudes por la resolución de frecuencia para dar a las amplitudes una apariencia similar. En la figura 40 se observa la representación de PSD.

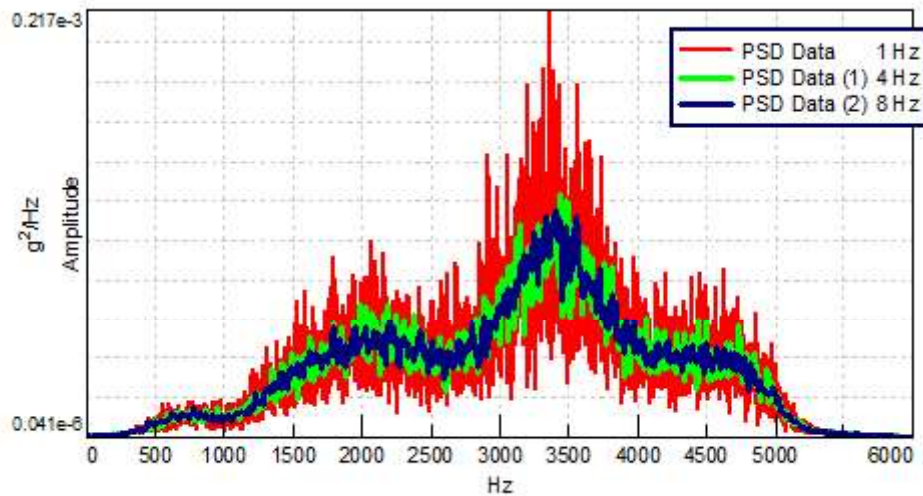


Figura 40. Densidad espectral de potencia (PSD) de datos de banda ancha idénticos.

La densidad espectral de potencia (PSD) está diseñada para espectros continuos. La integral del PSD sobre una banda de frecuencia determinada calcula la potencia media en la señal sobre esa banda de frecuencia. A diferencia del espectro cuadrado medio, los picos de estos espectros no reflejan la potencia a una frecuencia determinada.

Un PSD unilateral contiene la potencia total de la señal en el intervalo de frecuencia de CC a la mitad de la velocidad Nyquist. Un PSD de dos lados contiene la potencia total en el intervalo de frecuencia de CC a la velocidad Nyquist.

En Matlab, `Hpsd = dspdata.psd(Data)` utiliza los datos de densidad espectral de potencia en contenidos que pueden ser en forma de un vector o una matriz, donde cada columna es un conjunto separado de datos.

### 5.10.1. Métodos

Los métodos proporcionan formas de realizar funciones directamente en el objeto. Se puede aplicar un método directamente en la variable asignada al objeto. Se puede utilizar los métodos siguientes con un objeto.

- avgpower
- centerdc
- normalizefreq
- onesided
- plot
- twosided

Por ejemplo, para normalizar la frecuencia y establecer el parámetro en true, se utiliza:  
`Hpsd = normalizefreq(Hpsd)`

### 5.11. Cross Power Spectral Density (CPSD)

La densidad espectral de potencia cruzada (CPSD o CSD) muestra la potencia de un par de señales multiplicadas en el dominio de la frecuencia en una banda del dominio de la frecuencia. El área bajo la curva CSD de la frecuencia  $f_1$  a la frecuencia  $f_2$  es la potencia (RMS) en esa banda de frecuencias. Se puede utilizar para encontrar frecuencias de resonancia mutuas que se encuentran en un par de señales. Muestra la influencia de una señal  $x$  en relación con otra señal.

El CSD es una propiedad estadística de un par de secuencias aleatorias. Indica la probable distribución de energía en diferentes frecuencias (el "espectro") en cualquier momento. CSD es una función que puede cambiar con el tiempo. De hecho, las propiedades estadísticas de las señales que regresan de un dispositivo bajo prueba probablemente cambiarán con el tiempo si el dispositivo cambia.

Formalmente, el CSD  $S_{xy}(f)$  de un par de señales  $X$  o  $Y$  es la transformada de Fourier de la correlación cruzada  $C_{xy}(m, n)$ . Aquí, "transformada de Fourier" puede significar la transformada de Fourier de tiempo discreto (DTFT), la transformada de Fourier discreta (DFT) o su equivalente de alta velocidad: la transformada rápida de Fourier (FFT).

#### 5.11.1. Estimación del verdadero CSD

Quizás el método más común para la estimación de CSD en la industria es el método de Welch basado en el artículo de Peter Welch de 1967. En este método, la secuencia de datos se divide en varios marcos de análisis de igual longitud. Los fotogramas pueden superponerse (en ObserVIEW con un porcentaje de superposición de 0%, 50% o 75%). Se realiza una FFT en cada cuadro y cada par de elementos ( $x(n)$  y conjugado  $y(n)$ ) de las operaciones de FFT

se multiplica (de acuerdo con la idea de "potencia"). Finalmente, los segmentos FFT multiplicados se promedian juntos y producen una CSD estimada.

### 5.12. Coeficientes de Fourier

Los coeficientes de la serie trigonométrica de Fourier expresan la cantidad de cada una de las "señales sinusoidales puras" que deben sumarse entre sí para obtener la señal analizada.

Matemáticamente, se calculan como la proporción que existe entre la energía de la correlación de la señal con la respectiva función sinusoidal ( $a_n$ ) y la energía de esa función sinusoidal ( $b_n$ ), es decir:

$$a_n = \frac{\int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(n\omega_0 t) dt}{\int_{-T/2}^{T/2} \cos^2(n\omega_0 t) dt} \quad (Ec. 3)$$

$$b_n = \frac{\int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin(n\omega_0 t) dt}{\int_{-T/2}^{T/2} \sin^2(n\omega_0 t) dt} \quad (Ec. 4)$$

### 5.13. Ventana Hamming

En el procesamiento de señales y estadísticas, una función de ventana (también conocida como función de disminución gradual) es una función matemática que tiene un valor cero fuera de algún intervalo elegido., normalmente simétrico alrededor de la mitad del intervalo, generalmente cerca de un máximo en el medio y usualmente disminuyendo desde el medio.

Matemáticamente, cuando otra función o forma de onda / secuencia de datos se "multiplica" por una función de ventana, el producto también tiene un valor cero fuera del intervalo: todo lo que queda es la parte donde se superponen, la "vista a través de la ventana". De manera equivalente, y en la práctica real, el segmento de datos dentro de la ventana se aísla primero y luego solo esos datos se multiplican por los valores de la función de ventana. Por lo tanto, la reducción gradual, no la segmentación, es el objetivo principal de las funciones de ventana.

Las ventanas de suma de coseno habituales para el caso  $K = 1$  tienen la forma:

$$w[n] = a_0 - (1 - a_0) \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right), \quad 0 \leq n \leq N \quad (Ec. 5)$$

que se confunde fácilmente (y a menudo) con su versión de fase cero:

$$\begin{aligned} w_0[n] &= w\left[n + \frac{N}{2}\right] \quad (Ec. 6) \\ &= a_0 + a_1 \cdot \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right), \quad -\frac{N}{2} \leq n \leq \frac{N}{2} \end{aligned}$$

Ajuste  $a_0 = 0.5$  produce una ventana de Hann:

$$w[n] = 0.5 \left[ 1 - \cos \left( \frac{2\pi n}{N} \right) \right] \quad (\text{Ec. 7})$$

$$w[n] = \text{Sin}^2 \left( \frac{\pi n}{N} \right)$$

nombrado en honor a Julius von Hann, y a veces denominado Hanning, presumiblemente debido a sus similitudes lingüísticas y formulistas con la ventana de Hamming. También se conoce como coseno elevado, porque la versión de fase cero  $w_0(n)$  es un lóbulo de función coseno elevada.

Esta función es miembro de las familias de suma de coseno y potencia de seno. A diferencia de la ventana de Hamming, los puntos finales de la ventana de Hann simplemente tocan cero. Los lóbulos laterales resultantes caen a unos 18 dB por octava.

Ajuste  $a_0$  a aproximadamente 0,54, o más precisamente 25/46, produce la ventana de Hamming, propuesta por Richard W. Hamming. Esa elección coloca un cruce por cero en la frecuencia  $5\pi / (N - 1)$ , que cancela el primer lóbulo lateral de la ventana de Hann, dándole una altura de aproximadamente una quinta parte de la de la ventana de Hann. La ventana de Hamming a menudo se denomina señal de Hamming cuando se utiliza para dar forma al pulso.

La aproximación de los coeficientes a dos lugares decimales reduce sustancialmente el nivel de los lóbulos laterales, [9] a una condición de casi equiripulación. En el sentido de equiripulación, los valores óptimos para los coeficientes son  $0 = 0,53836$  y  $1 = 0,46164$ .

## 6. DISEÑO METODOLÓGICO

### 6.1. Modelo en V

Para el desarrollo del proyecto se decidió trabajar el modelo en V; para ello en la figura 41 se describe la secuencia lógica de sub-pasos importantes en el desarrollo del proyecto.

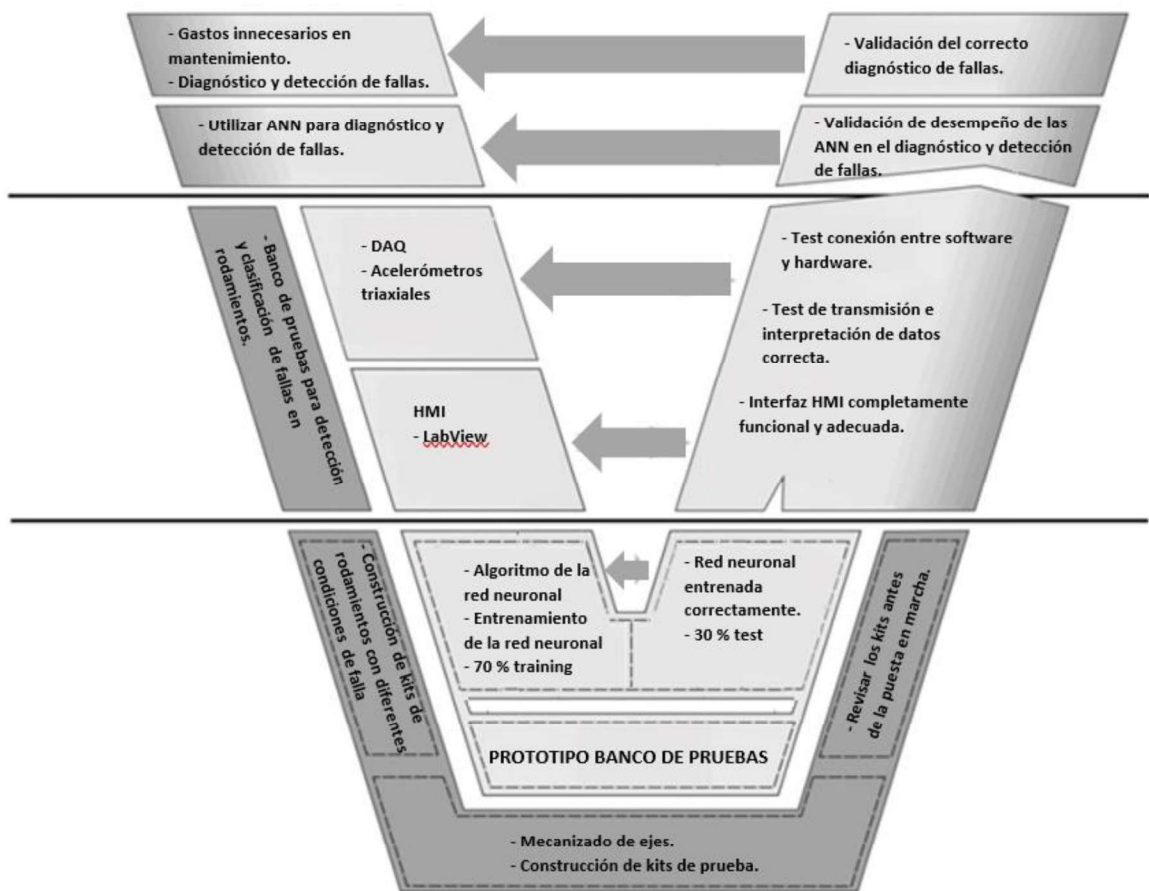


Figura 41. Estructura metodología de diseño mecatrónico.

### 6.2. Diseño mecánico

#### 6.2.1. Análisis Estático

Inicialmente se realiza un análisis estático para identificar la carga que soporta el rodamiento, para esto se realizó el diagrama de cuerpo libre en el plano XY de la siguiente manera:

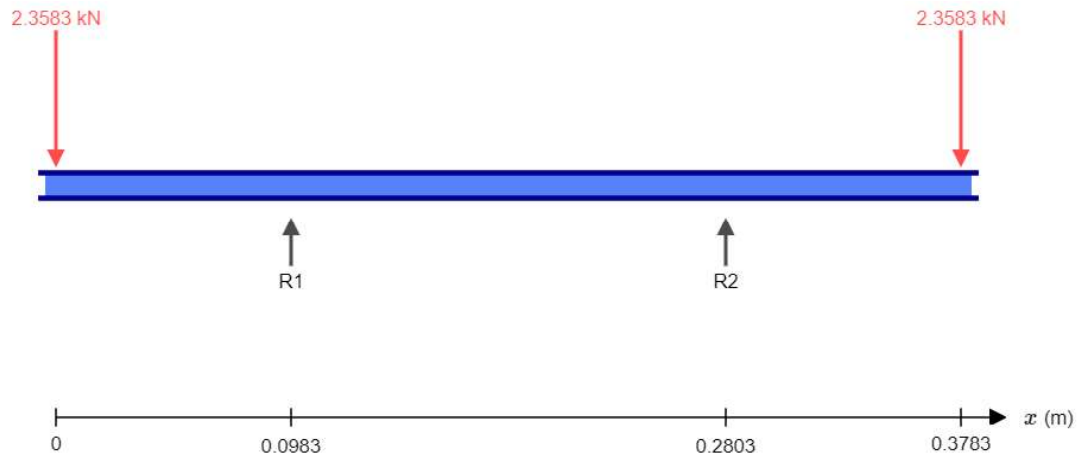


Figura 42. DCL eje xy.

Como se ve en la figura, se tienen dos fuerzas de reacción que son las de los rodamientos (R1 y R2), además, se tiene en cuenta el peso de los acoples sobre el eje.

$$\sum F_y = 0 \rightarrow F_1 + F_2 + R_1 + R_2 = 0$$

$$R_1 + R_2 = 4.7166 \text{ [N]} \quad (\text{Ec. 8})$$

$$\sum M_{R_1} = 0$$

$$\sum M_{R_1} = 2.3583 * 0.0983 + R_2 * 0.182 - 2.3583 * 0.2803$$

$$R_2 = 2.3583 \text{ [N]}$$

$$R_1 = 2.3583 \text{ [N]}$$

Fuerza cortante:

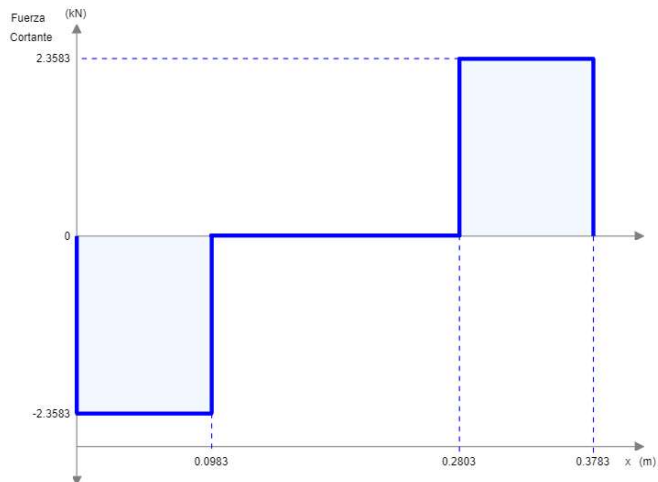


Figura 43. Diagrama de fuerzas cortantes.



Momentos flectores:

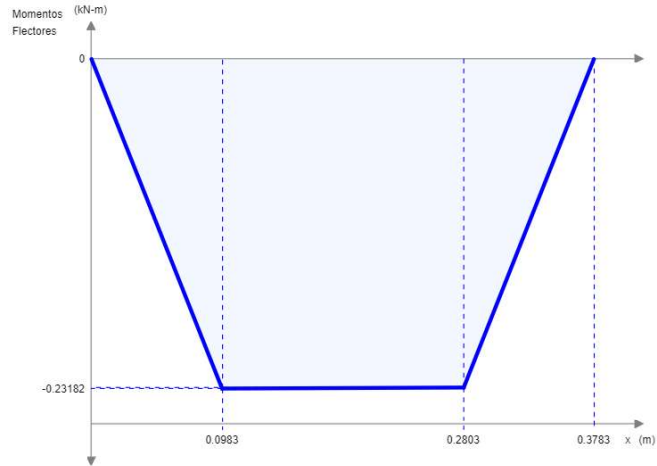


Figura 44. Diagrama de momentos flectores.

Para seleccionar el tamaño del eje es necesario conocer además las fuerzas de torsión que se generan en el mismo, teniendo en cuenta que el motor produce el movimiento, la ecuación que rige el análisis sería:

$$\tau_m = \tau_{R1} + \tau_{R2} + \tau_g$$

A continuación, se muestra cómo se rigen las fuerzas:

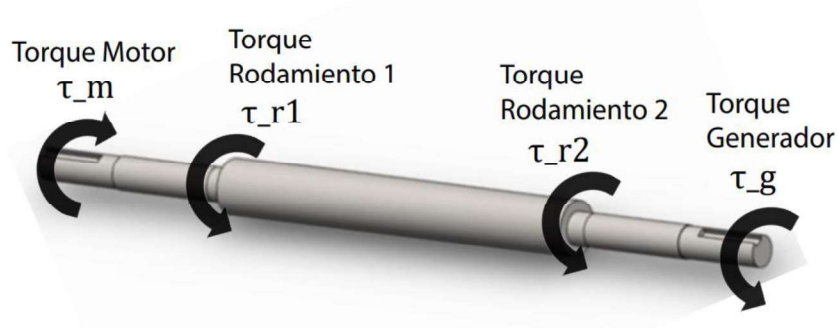


Figura 45. Torsiones sobre eje.

Inicialmente, fue necesario hallar la torsión que iba a producir el generador, por lo que fue necesario calcular el torque de acuerdo con su potencia:

$$P = \tau \cdot \omega$$

Donde,

$P$  = potencia del generador

$\tau$  = torque del generador

$\omega$  = velocidad angular

Despejando el torque:

$$\tau = \frac{P}{\omega}$$

$$\tau = \frac{0.75[kW] * 9550}{763[rpm_{op}]}$$

$$\tau = 9.3873 \text{ N.m}$$

Ahora, calculando el torque del motor, se obtuvo que:

$$\tau = \frac{1.1186[kW] * 9550}{763[rpm_{op}]}$$

$$\tau_m = 14.0008 \text{ N.m}$$

Finalmente se obtienen los torques generados por los rodamientos que serían:

$$\tau_{R1} = 2.3066 \text{ N.m}$$

$$\tau_{R2} = 2.3066 \text{ N.m}$$

## 6.2.2. Diseño del eje para el banco de pruebas

### Criterio de energía de distorsión

Para obtener el diámetro mínimo que debe tener el eje se utilizó el criterio de energía de distorsión, para esto primero se selecciona el material que es el acero 304 inoxidable, y se obtienen los datos de esfuerzo de fluencia y esfuerzo de tracción:

$$S_y = 205 \text{ [MPa]} \rightarrow \text{Esfuerzo de fluencia}$$

$$S_u = 515 \text{ [MPa]} \rightarrow \text{Esfuerzo de tracción}$$

Ahora, el momento flector es:

$$M = 0.1132 \text{ [N.m]}$$

El torque máximo que será:

$$T_m = 14.0008 \text{ [N.m]}$$

Finalmente se utiliza el criterio de energía de distorsión:

$$\frac{S_y}{N} = \sqrt{\left(\frac{32 * M}{\pi * d^3}\right)^2 + \left(3 \frac{16 * T_m}{\pi * d^3}\right)^2} \quad (\text{Ec. 9})$$

Se asume un factor de seguridad  $N = 2.5$  de acuerdo con la tabla 1:

TIPO O CLASE DE CARGA	ACERO, METALES DÚCTILES		HIERRO FUNDIDO, METALES FRÁGILES	MADERA DE CONSTRUCCIÓN
	Basado en la resistencia máxima*	Basado en la resistencia de fluencia**	Basado en la resistencia máxima*	
Carga muerta o Carga variable bajo análisis por fatiga	3 - 4	1.5 - 2	5 - 6	7

Figura 46. Selección de factor de seguridad para Acero.

De acuerdo con esto, el diámetro mínimo sería:

$$d = 0.0137[m] \rightarrow d \approx 13.7 [mm]$$

- **Análisis por fatiga**

Para comprobar lo anterior, se decide además utilizar el análisis por fatiga para encontrar el diámetro mínimo que debe tener el eje para el uso que se le dará en este proyecto, para esto se hallan los diferentes factores necesarios.

$$\begin{aligned}
 K_a &= 1 \\
 K_b &= 0.9271 \\
 K_c &= 0.814 \\
 K_d &= 1 \\
 K_e &= 1 \\
 K_{car} &= 0.577 \\
 S_e &= 0.4354 * K' \\
 K' &= 0.5 * S_u \\
 S_e &= 112 \text{ MPa} \\
 K_f &= 1.2872
 \end{aligned}$$

Donde:

$$\begin{aligned}
 K_a &= \text{Estado superficial} \\
 K_b &= \text{Tamaño de la pieza} \\
 K_c &= \text{Variabilidad en los procesos de manufactura} \\
 K_d &= \text{Temperatura} \\
 K_e &= \text{Efectos varios (corrosión, esfuerzos residuales, otros)} \\
 K_{car} &= \text{Tipo de carga} \\
 K_f &= \text{Concentradores de esfuerzos}
 \end{aligned}$$

De acuerdo con estos factores se utiliza la fórmula para el diseño de ejes de ASME:

$$d = \left\{ \frac{32N}{\pi} \left[ \left( Kf * \frac{M}{Sn} \right)^2 + \frac{3}{4} \left( \frac{T}{Su} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\}^{\frac{1}{3}} \quad (Ec. 10)$$

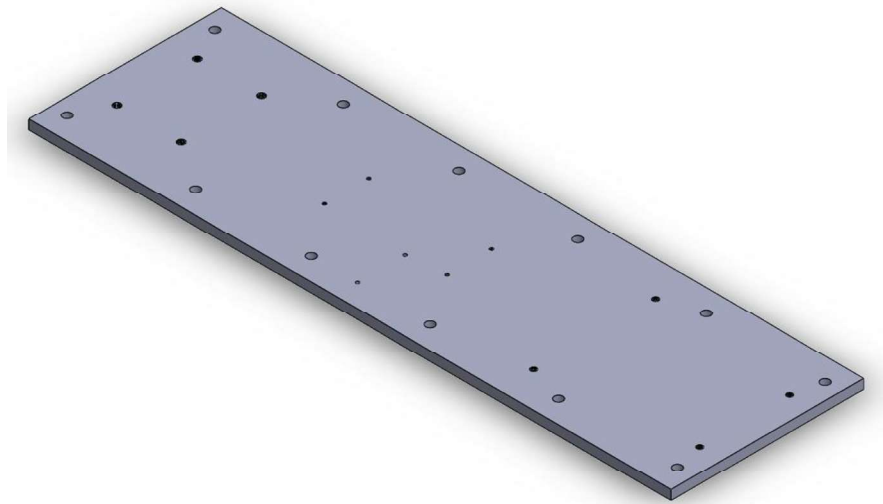
El diámetro mínimo necesario para el eje es:

$$d = 0.0089 [m] \rightarrow d \approx 8.9 [mm]$$

El eje finalmente se diseñó como se encuentra en la figura 47:

### 6.3. Planos en SolidWorks

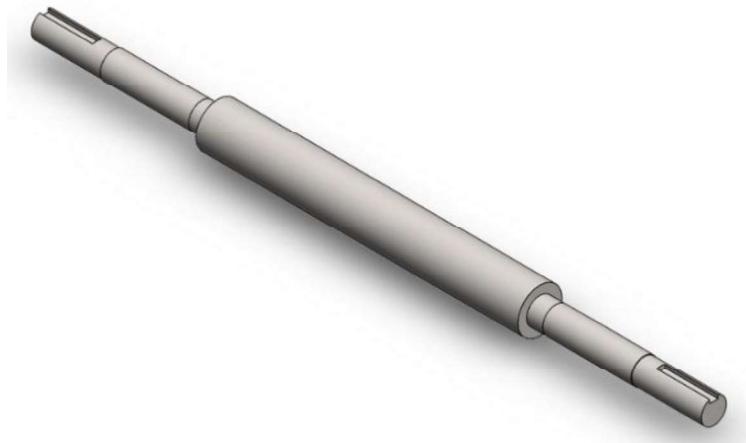
- **Base:** El banco de pruebas va a estar apoyado sobre una lámina de acero 1020, se seleccionó este tipo de acero debido a que no se va a requerir una exigencia mecánica por parte de esta. La base es de 1 m de largo por 0.3 m de ancho y 0.012 [m] de altura, en esta lamina están alojadas las perforaciones para el motor, chumaceras, generador, variador y, además las perforaciones donde se sujetó al mesón donde está soportado el banco. (Ver anexos).



*Figura 47. Base Banco de pruebas.*

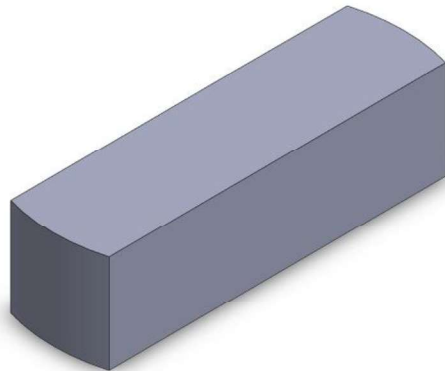
- **Eje:** Está construido en acero inoxidable 304, se seleccionó este material debido a que los ejes estarán manipulándose en gran medida, por lo que se quiere evitar que se oxiden de alguna u otra forma, con esto, se pretende conservar el banco en buen estado para futuras investigaciones. El eje tiene una longitud de 37.86 cm, además,

cuenta con cuatro secciones diametrales diferentes, la primer sección de 13.88 mm de diámetro permite ingresar el rodamiento de forma sencilla y será ajustada con el acople, la segunda sección es de 15 mm y tendrá como objetivo llevar el rodamiento a la tercer sección que será donde irá alojado el rodamiento, esta tendrá un diámetro de 15.02 mm para dar el ajuste al rodamiento, la 4 sección es para reposar finalmente el rodamiento frente a la cara de esta. (Ver anexos).



*Figura 48. Eje del banco de pruebas.*

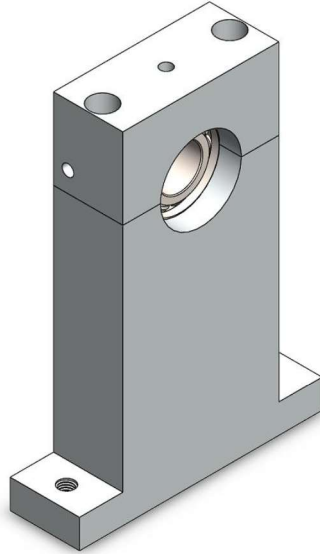
- **Cuña:** Se mecanizó en acero 1020 debido a que no se le aplica gran esfuerzo, por lo tanto, puede cumplir perfectamente con su función. La cuña tiene una longitud de 30 mm, un lado de 4 mm y el otro de 4.75 mm, se utilizó la misma medida para el ajuste acoples-eje y acople-generator, para asegurar el motor y acople se utiliza la cuña que traía el motor. (Ver anexos).



*Figura 49. Cuña de acople rápido y eje.*

- **Chumacera:** Se construyeron en acero inoxidable, como ya se mencionó, se quiere una gran durabilidad del banco, debido a que las chumaceras son parte del mecanismo central, también es esencial tener esta característica con ellas. Las chumaceras están compuestas en dos partes, la parte inferior tiene un largo de 84

mm, una altura de 90 mm y un ancho de 24 mm, aquí van a reposar los rodamientos y el eje. La parte superior tiene un largo de 54 mm, un alto de 28 mm y un ancho de 24 mm, con esta sección, se cierra y ajusta el rodamiento por medio de unos tornillos. (Ver anexos).



*Figura 50. Chumacera del banco de pruebas.*

## 6.4. Selección de componentes

### 6.4.1. Selección Acoples

Para la conexión entre el motor y el eje es necesario un acople flexible, para esto, inicialmente se calculó el torque máximo al que sería sometido el acople.

Se convierte la potencia del motor de hp a kW

$$Pot_{kW} = 1.5 [hp] * \frac{1}{1.341}$$

$$Pot_{kW} = 1.1186 [kW]$$

Ahora, se obtiene el valor de la velocidad mínima de operación del motor que es:

$$rpm_{op} = 763 [rpm]$$

Se obtiene el torque máximo a partir de la fórmula de potencia:

$$Pot_{kW} = \frac{T_{max} * rpm_{op}}{9550} \quad (Ec. 11)$$

$$T_{max} = \frac{1.1186 * 9550}{763}$$

$$\tau_{max} = 14.0008 \text{ N.m}$$

Ahora, se realiza la selección en el catálogo del fabricante, como se muestra en la figura 51.

Número de Catálogo	Capacidad de Torque lb — pulg		Buna-N Capacidad de Potencia (HP) a varias RPM					Barreno Máx	Peso
	Buna-N	Hytrel®	100	300	1200	1800	3600		
MS050	37.3	112	0.06	0.18	0.71	1.0	2.1	0.625	0.13
MS070	59.4	178	0.09	0.28	1.1	1.7	3.4	0.750	0.25
MS075	157	471	0.25	0.75	3.0	4.5	8.9	0.875	0.53
MS090	241	723	0.38	1.1	4.6	6.9	13.7	1.125	0.58
MS095	241	723	0.38	1.1	4.6	6.9	13.7	1.125	0.70
MS099	512	1536	0.81	2.4	9.7	14.6	29.2	1.325	1.12
MS100	512	1536	0.81	2.4	9.7	14.6	29.2	1.325	1.43
MS110	1014	3042	1.6	4.8	19.3	28.9	57.8	1.325	3.24
MS150	1630	4890	2.6	7.7	31.0	46.5	93.0	1.875	4.76
MS190	2460	7360	3.9	11.6	46.6	69.9	139.7	2.125	7.66
MS225	2920	8760	4.6	13.9	55.5	83.2	166.5	2.625	10.76

Figura 51. Selección de acople flexible. Jaw Couplings. Martin Flex.

El acople MS075 se selecciona debido a que provee una capacidad máxima de torque de 17.74 N.m.

#### 6.4.2. Selección de rodamiento

Para la selección del rodamiento se tuvo en cuenta la fuerza hallada en el

$$F_{max} = 2.3583 [N]$$

Se halla el factor de velocidad ( $F_N$ ) y el factor de duración ( $F_L$ ) de acuerdo con la necesidad del proyecto:

$$F_N = \sqrt[3]{\frac{33.3}{rpm}} \rightarrow \sqrt[3]{\frac{33.3}{1800}} = 0.2645$$

$$F_L = \sqrt[3]{\frac{horas}{500}} \rightarrow \sqrt[3]{\frac{12000}{500}} = 2.885$$

Se halla la capacidad dinámica de la siguiente manera:

$$C = F_{max} * \frac{F_L}{F_N} \text{ (Ec. 12)}$$

$$C = 2.3583[N] * \frac{2.885}{0.2645} \rightarrow C = 25.7229 [N]$$

Se halla la capacidad estática:

$$C_0 = S_0 * C \quad (\text{Ec. 13})$$

Se establece  $S_0$  que es el coeficiente de seguridad estática igual a 1.

$$C_0 = 25.7229 [N]$$

Ahora se selecciona el rodamiento de acuerdo con la carga estática necesaria del catálogo de SKF, como se muestra en la figura 52.

Principal dimensions			Basic load ratings		Fatigue load limit	Speed ratings		Mass	Designation
d	D	B	C	$C_0$	$P_u$	Reference speed	Limiting speed		
mm			kN		kN	r/min		kg	-
12	28	8	5,4	2,36	0,1	65 000	30 000	0,022	▶ 6001-2RSLTN9/HC5C3WT
	28	8	5,4	2,36	0,1	65 000	40 000	0,021	6001/HC5C3
	32	10	7,28	3,1	0,132	60 000	26 000	0,037	▶ 6201-2RSLTN9/HC5C3WT
	32	10	7,28	3,1	0,132	60 000	36 000	0,037	6201/HC5C3
15	32	9	5,85	2,85	0,12	56 000	24 000	0,03	▶ 6002-2RSLTN9/HC5C3WT
	32	9	5,85	2,85	0,12	56 000	34 000	0,03	6002/HC5C3
	35	11	8,06	3,75	0,16	50 000	22 000	0,044	▶ 6202-2RSLTN9/HC5C3WT

Figura 52. Selección Rodamiento. Rolling Bearings. SKF.

El rodamiento seleccionado es el SKF 6002-2Z el cual cumplirá con los requerimientos de carga y velocidad.

## 6.5. Selección de instrumentación

### 6.5.1. Selección del motor

Según el estado de arte investigado, el motor de corriente alterna trifásico fue el más utilizado en los proyectos de investigación recientes. En este proyecto se requería variar la velocidad para obtener diferentes resultados, así, tener una base de datos más completa.

Las características con las que se buscó el motor fueron las siguientes:

- Tipo de motor: motor AC.
- Velocidad: 3600 rpm.
- Potencia: 1 hp.

De igual forma, en la tabla 6 se muestra un diagrama con la metodología Quality Function Deployment (QFD) para analizar las opciones de motores disponibles en el mercado junto con características claves para el desarrollo del proyecto.



Tabla 6. QFD para selección del motor.

Funciones	Ponderación	Siemens	Weg
1. Potencia nominal ofrecida	5	9	9
2. Velocidad nominal ofrecida	5	9	9
3. Corriente nominal consumida	4	9	9
4. Numero de fases	3	9	3
5. Controlabilidad	3	9	9
6. Costo	5	9	3
7. Distribuidor	1	1	1
	Total	226	178

Los motores Siemens son bastante conocidos en el mercado local, por lo tanto, es una buena estrategia de elección frente la marca Weg poco conocida a nivel local. Por otra parte, estamos familiarizados con estos equipos ya que son los que se manejan en las prácticas de laboratorio de la universidad.

Las características del motor seleccionado se muestran en la tabla 7.

Tabla 7. Especificaciones del motor.

Especificaciones del motor	
Peso del motor	16 kg
Potencia nominal	1.5 hp
Velocidad nominal	3440 rpm
Torque nominal	3.1 Nm
Corriente nominal	4.3 A
Factor de potencia	0.83
Eficiencia	82.5%



Figura 53. Motor trifásico Siemens

### 7.1.1. Selección de la carga

Para la selección de la carga se utilizó como referencia el estado de arte que sugiere el uso de un generador como carga, además, se buscó que la carga fuera similar a los equipos que se encuentran en la industria. Debido al motor seleccionado de 3600 rpm, se buscó un generador que compartiera la misma velocidad.

Las características con las que se buscó el generador fueron las siguientes:

- Potencia: 0.75 hp.
- Velocidad: 3600 rpm.

El generador se logró conseguir en el mercado local con una potencia de 1 hp, por lo que fue acierta con la selección del motor, dado que al tener 1.5 Hp se evitará la sobrecarga en el motor debido a pruebas en el generador con máxima carga.



*Figura 54. Generador utilizado en el banco de pruebas.*

### 7.1.2. Selección del variador de frecuencia

Se buscó un variador de frecuencia para el motor seleccionado, en este caso, la corriente nominal del motor es de 4.3 A, por consiguiente, se necesitaba un variador que soportara esta corriente y claramente estuviera por encima de la misma debido a las condiciones de carga que se van a aplicar.

De igual forma, en la tabla 8 se muestra el QFD para analizar características más específicas del variador; en este caso, al tener seleccionado el motor y el generador, nos enfocamos en la capacidad del variador, así como su programación y conexiones.

*Tabla 8. QFD para selección del variador de frecuencia.*

<b>Funciones</b>	<b>Ponderación</b>	<b>Sinamics v20</b>	<b>Allen Bradley</b>
1. Potencia nominal ofrecida	4	9	9
2. Corriente nominal consumida	5	9	9
3. Programabilidad	5	9	1
4. Conexiones	3	9	9
5. Costo	5	9	1
6. Distribuidor	1	3	1
	Total	201	161

Al igual que el motor, el variador de frecuencia tiene estrecha relación con los equipos conjuntos, por este motivo, lo importante fue detectar los valores mínimos en sus especificaciones, en este caso, los valores de potencia y corriente nominal. Siemens comercializa los variadores Sinamics V20, por la cual la compatibilidad es máxima. Al igual que el motor, este tipo de equipo lo encontramos comúnmente en los laboratorios de las instalaciones de la universidad, por lo cual tenemos conocimiento amplio en sus configuraciones de funcionamiento.

Se selecciona el Sinamics V20 - 6SL3210-5BB21-5UV1, en la tabla 9 se muestran las especificaciones del variador seleccionado.

*Tabla 9. Especificaciones del variador de frecuencia.*

Especificaciones del variador	
Especificaciones de entrada	
Número de fases	1 AC
Línea de voltaje	200 V – 240 V
Línea de frecuencia	47 – 67 Hz
Especificaciones de salida	
Número de fases	3 AC
Voltaje nominal	230 V
Potencia nominal	2 hp
Corriente nominal	7.8 A



*Figura 55. Ilustración del variador de frecuencia Siemens V20.*

### **6.1.1. Selección del acelerómetro**

Debido a que las pruebas se iban a realizar a una velocidad máxima de 3600 rpm (3440 rpm, velocidad nominal), se buscó un acelerómetro que pueda ser ubicado en las bearing housings y pudieran soportar la frecuencia para la toma de datos.

*57.33 Hz → máxima frecuencia de toma de datos.*

Para este caso especial, la universidad cuenta con equipos disponibles para este tipo de aplicaciones, por lo cual se cuenta con un acelerómetro Dytran el cual se analizó en la tabla 10, así se pudo determinar la viabilidad de selección de este componente.

*Tabla 10. Especificaciones acelerómetro.*

Especificaciones del acelerómetro	
Sensibilidad	100 mV/g
Frecuencia	1 a 10000 Hz
Temperatura de operación	-55 a 121.1 °C

El acelerómetro seleccionado fue el Dytran 3056D2 debido a que su frecuencia de trabajo está entre 1 a 10000 Hz.



Figura 56. Ilustración del acelerómetro Dytran 3056D2.

### 6.1.2. Selección de la tarjeta adquisición de datos

Los datos de vibraciones que se reciben del sensor tuvieron que ser procesados, para esto fue necesario seleccionar una tarjeta de adquisición de datos. Al igual que el sensor Dytran, la universidad cuenta con DAQ disponibles para uso académico, por lo cual se utilizó la disponibilidad de este equipo para trabajar en el banco de pruebas.

Se seleccionó la tarjeta NI-9230 (DAQ) que se encargó del tratamiento de las señales y podía trabajar con los datos de vibraciones que tomaba el sensor (acelerómetro).



Figura 57. Ilustración de la DAQ NI-9230.

## 6.2. Selección de lenguaje de programación

Al seleccionar ANN como técnica de detección y clasificación de las fallas, para la selección del lenguaje de programación se realizó una búsqueda herramientas de programación utilizadas en el campo relacionado con el proyecto. Se encontró que Matlab y Python disponen de herramientas o funciones compatibles con aplicaciones de redes neuronales artificiales.

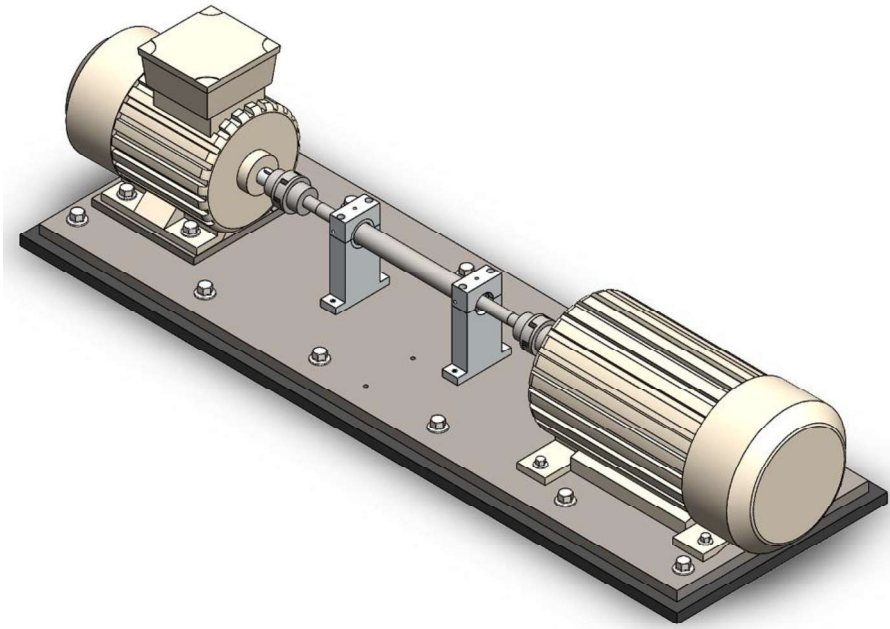
Se resalta a PYTHON como lenguaje de programación abierto que posee múltiples librerías para trabajar con machine learning en TensorFlow de Google, y deep learning como las de PyTorch de Facebook y Keras. Además, tiene la posibilidad de elegir entre Programación Orientada a Objetos o scripting. Por lo anterior, y de acuerdo con el estado de arte consultado, se optó por elegir Matlab por las siguientes razones:

- MATLAB se ha utilizado en conjunto con ANN para el diagnóstico de fallas en rodamientos, obteniendo resultados efectivos y confiables. Además, mediante la aplicación de distintos algoritmos métodos para el análisis de las señales, se han obtenido presión en los datos de desde 60,71% hasta el 100% (Jian, Li, Guo & Wang, 2019).
- MATLAB dispone de distintas herramientas y funciones para analizar grandes conjuntos de datos, mediante la integración Toolboxes especializadas en redes neuronales y Deep Learning. Además, MATLAB y Deep Learning Toolbox facilitan el desarrollo del entrenamiento y simulación de redes neuronales. Por otra parte, se puede generar código casi automático para la aplicación deseada.
- Se utilizó parte de la metodología Quality Function Deployment (QFD) para analizar las opciones de lenguaje de programación disponibles, y adaptar los gustos y/o necesidades en la realización del código de programación para la detección y clasificación de fallas en rodamientos mediante ANN. En la tabla 11 se relaciona los resultados obtenidos.

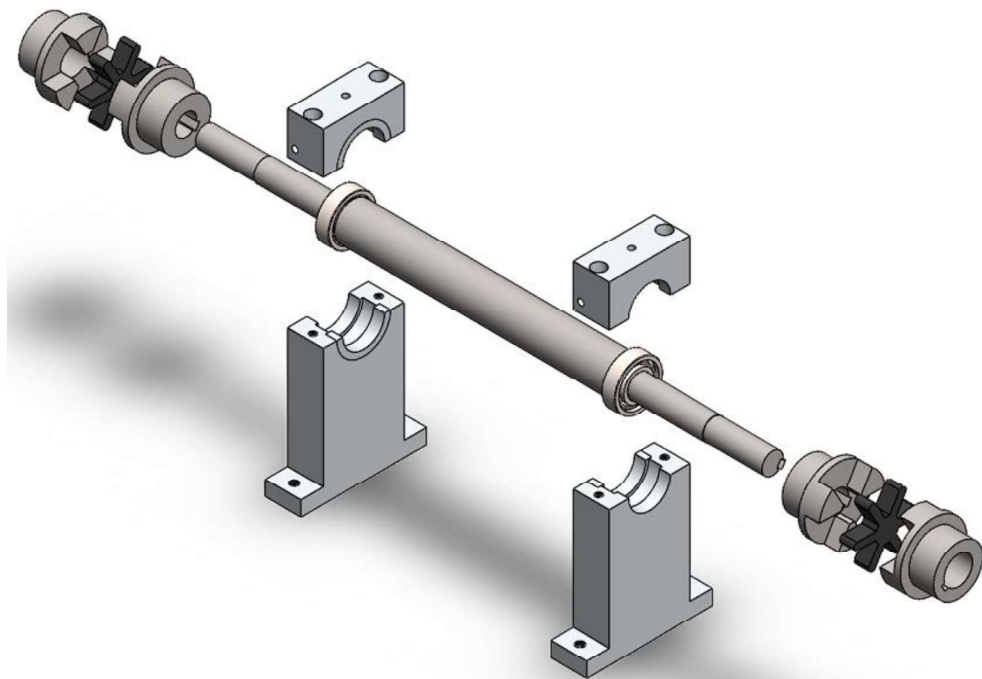
Tabla 11. QFD para selección de lenguaje de programación.

Funciones	Ponderación	Matlab	Python
7. <b>Función:</b> Detectar fallas en condición normal, pista exterior e interior.	5	9	9
8. <b>Función:</b> Procesar datos en ordenador.	4	9	9
9. Costo Licencia	2	1	9
10. Programación de código	4	9	3
11. Aplicación para redes neuronales	5	9	9
	Total	164	156

### 11.1. Ensamble CAD



*Figura 58. Ensamblaje general.*



*Figura 59. Vista explosionada sistema central.*

## **11.2. Selección de técnica de detección y clasificación**

Existen muchas técnicas de análisis que permiten realizar detección y clasificación de fallas en maquinaria industrial, ya sea de tipo off-line u on-line. Una de las técnicas más importantes, dada su confiabilidad, es el análisis de vibraciones; esta técnica consiste en la identificación de las amplitudes de las vibraciones detectadas en el elemento o máquina, enfocándose principalmente en las zonas de las altas y bajas frecuencias. Por otra parte, el estudio de las vibraciones mecánicas es la técnica más empleada para el diagnóstico de fallas en rodamientos, y se usa para monitorear el desgaste o la detección de fallas localizadas en los rodamientos; además, ayudan a diagnosticar problemas en otros elementos mecánicos o problemas estructurales como desbalanceo, desalineación y solturas, entre otros.

Por otra parte, la inteligencia artificial está tomando alto valor en el campo de la detección de fallas, donde se han introducido las redes neuronales artificiales (ANN) como método para diagnóstico y detección de fallas en rodamientos con una efectividad desde el 60,71% hasta el 100% (Gongora, Silva, Goedel, Godoy & Silva, 2013). Las ANN se pueden dividir en 3 capas: en la capa de entrada es por donde entran la información, luego tenemos una capa oculta que mediante una transformación y dada una estimulación se procesa la información y en la capa final se obtiene la información resultante. De la misma forma, actualmente se está empezando a utilizar las redes neuronales convolucionales (CNN), que presentan una efectividad hasta del 97% para detección y clasificación de fallas. CNN es una red neuronal que consta de múltiples etapas de filtrado y de clasificación; el propósito de la etapa de filtrado es extraer características de las entradas, que contienen dos tipos de capas, la capa convolucional y la capa de agrupación (Jian, Li, Guo & Wang, 2019).

Por lo anterior, y de acuerdo con el estado del arte consultado, es viable utilizar las redes neuronales artificiales (ANN) como técnica de análisis para la detección y clasificación de fallas en anillo exterior e interior de un rodamiento rígido de bola; gracias a sus aplicaciones y variedad de funcionalidades en distintos softwares de programación.

## **11.3. Extracción de características**

### **11.3.1. Análisis de componentes principales**

PCA (Principal Component Analysis) es un método que se usa para la extracción de características y es básicamente una transformación lineal. PCA se usa con el fin de comprimir y extraer toda la información relevante del conjunto de datos que se obtendrá en las pruebas a realizar; esto, debido a que en muchas ocasiones la información esencial no depende de variables aisladas sino de la interrelación entre las mismas.

Se utilizará PCA dado que este algoritmo puede asumir colinealidad entre las variables que intervienen en el proceso, de tal forma, PCA debe funcionar incorrectamente en procesos altamente no lineales y lineales. Finalmente, este algoritmo es clasificado como un método no supervisado en reconocimiento de patrones.



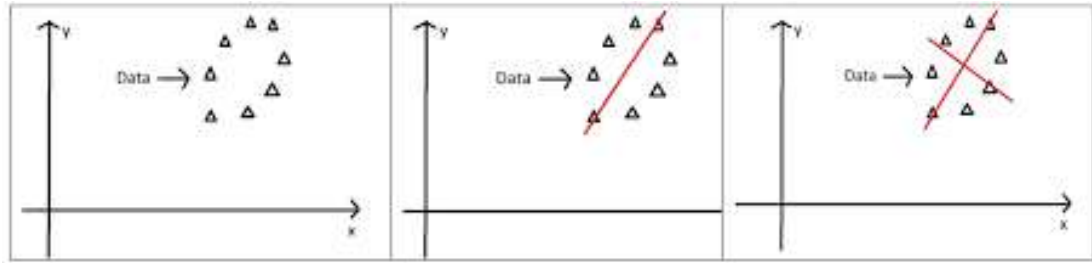


Figura 60. Ejemplo grafico de algoritmo PCA

## 11.4. Clasificador Neuronal

### 11.4.1. Adaline

Adaline significa Neurona Linear adaptativa, el cual es un poderoso algoritmo supervisado el cual minimiza el error medio cuadrático y por lo tanto trata de mover la decisión de las fronteras tan lejos como los patrones de entrenamiento lo permitan.

Utilizan un aprendizaje OFF LINE con supervisión denominado LMS (Least Mean Squared) o regla del mínimo error cuadrático medio (Widrow). También denominado Regla Delta. El aprendizaje busca encontrar el mejor vector de pesos posible en términos del criterio de error cuadrático medio. Adaline está limitada a una única neurona de salida. Un vector  $x$  como su entrada y un número real  $y$  como su salida. Por otra parte, Madalaline es una combinación de neuronas Adaline [38].

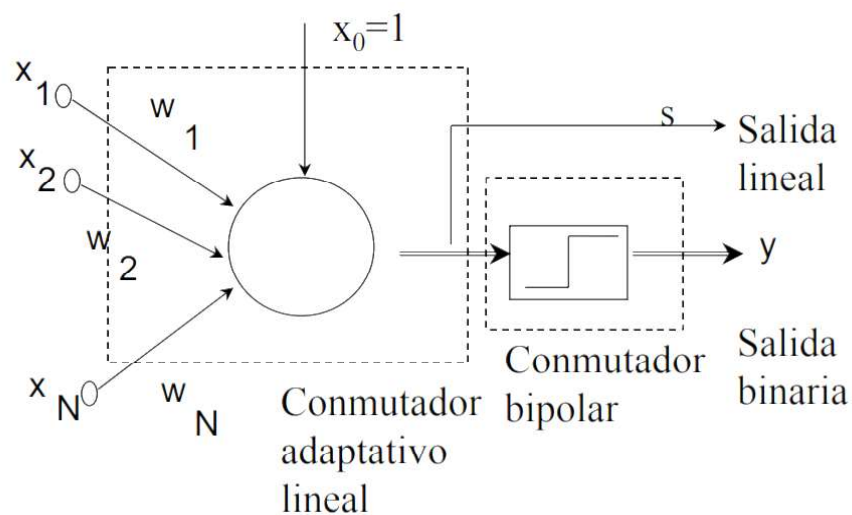


Figura 61. Estructura de la red Adaline

LMS requiere un set de entradas y targets propios del comportamiento de la red:

$$p_1, t_1; p_2, t_2; \dots \dots p_Q, t_Q$$

La matriz de peso (W), el vector de bias (b) se agrupan en el vector x. El vector de entrada z es también conformado y agrupado con la entrada "1" de bias.

$$x = \begin{bmatrix} W \\ d \end{bmatrix}$$

$$z = \begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix}$$

"1" es la entrada de bias

Al comenzar el entrenamiento la matriz de peso (W) y el bias (b) son ajustados a valores aleatorios. La salida de la red ahora puede ser expresada como:

$$a = x^T z \quad (\text{Ec. 14})$$

Esta expresión aplicada en la fórmula del error medio cuadrático se expresa:

$$F(x) = E[e^2] = E[(t - a)^2] = E[(t - x^T z)^2] \quad (\text{Ec. 15})$$

Reescribiendo esta ecuación en una notación conveniente: F

$$F(x) = c - 2x^T h + x^T R x \quad (\text{Ec. 16})$$

Donde:

$$\begin{aligned} c &= E[t^2] \\ h &= E[tz] \\ R &= E[zz^T] \end{aligned}$$

El único mínimo, si existe es:

$$x^* = R^{-1} h \quad (\text{Ec. 17})$$

LMS usa la diferencia entre la salida deseada y la salida de la sumatoria que produce la función error usada para ajustar los pesos:

$$W(k+1) = W(k) + 2 \alpha e(k) p^T(k) \quad (\text{Ec. 18})$$

$$b(k+1) = b(k) + 2 \alpha e(k) \quad (\text{Ec. 19})$$

donde  $0 < \alpha < 1/\lambda_{max}$  es el máximo eigenvalor de R.

De manera resumida también puede expresarse la salida de la red como:

$$a = \text{purelin}(Wp + b) = Wp + b \quad (\text{Ec. 20})$$

Algunas de las aplicaciones más comunes de las redes ADALINE son en reducción de ruido adaptativo, procesamiento digital de señales, filtros adaptativos, reconocimiento de patrones de señales sísmicas, pronóstico de clima, cancelación de eco adaptativo de teléfonos y satélite de larga distancia, cancelación de la 50 interferencia correlacionada en instrumentos acústicos y electrónicos, y ecualización de la señal en módems de alta velocidad [38].

### 11.4.2. Multilayer Perceptron

El perceptrón multicapa (MLP) es un complemento de la red neuronal de avance. Consta de tres tipos de capas: la capa de entrada, la capa de salida y la capa oculta. La capa de entrada recibe la señal de entrada para ser procesada. La tarea requerida, como la predicción y la clasificación, la realiza la capa de salida. Un número arbitrario de capas ocultas que se colocan entre la capa de entrada y la de salida son el verdadero motor computacional del MLP. De manera similar a una red de alimentación hacia adelante en un MLP, los datos fluyen en la dirección hacia adelante desde la capa de entrada a la de salida. Las neuronas del MLP se entrenan con el algoritmo de aprendizaje de retropropagación. Los MLP están diseñados para aproximarse a cualquier función continua y pueden resolver problemas que no son separables linealmente. Los principales casos de uso de MLP son la clasificación, el reconocimiento, la predicción y la aproximación de patrones.

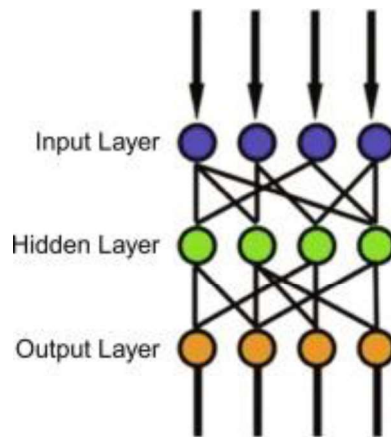


Figura 62. Multilayer perceptron.

Los cálculos que tienen lugar en cada neurona de la capa de salida y oculta son los siguientes:

$$o(x) = G(b(2) + W(2)h(x)) \quad (\text{Ec. 21})$$

$$h(x) = \phi(x) = s(b(1) + W(1)x) \quad (\text{Ec. 22})$$

con vectores de polarización  $b(1)$ ,  $b(2)$ ; matrices de peso  $W(1)$ ,  $W(2)$  y funciones de activación  $G$  y  $s$ . El conjunto de parámetros a aprender es el conjunto  $\theta = \{W(1), b(1), W(2), b(2)\}$ . Las opciones típicas para  $s$  incluyen la función  $\tanh$  con  $\tanh(a) = (e^a - e^{-a}) / (e^a + e^{-a})$  o la función sigmoidea logística, con  $\text{sigmoide}(a) = 1 / (1 + e^{-a})$ .

## 12. RESULTADOS Y EVIDENCIAS

### 12.1. Banco de pruebas final

El banco para diagnosticar fallas está compuesto por un motor, conectado a un eje por medio de un acople flexible. El eje está ubicado sobre las chumaceras donde irán los rodamientos con o sin falla según la prueba. Posteriormente el eje está conectado al generador por medio de otro acople flexible. Además, el banco cuenta con un variador de frecuencia que será el encargado de marcar la velocidad del motor según se requiera.

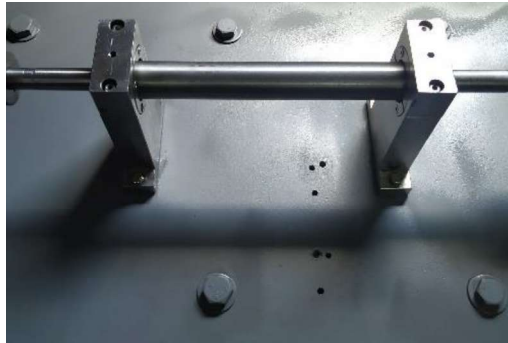
Todos los elementos están apoyados sobre una base en acero, se apoya además sobre una goma para aislar las vibraciones del ambiente y finalmente el banco está sobre un mesón de concreto. En la figura 63 se observa del bando de pruebas ensamblado.



*Figura 63. Ensamble final banco de pruebas.*



*Figura 64. Generador y Motor.*



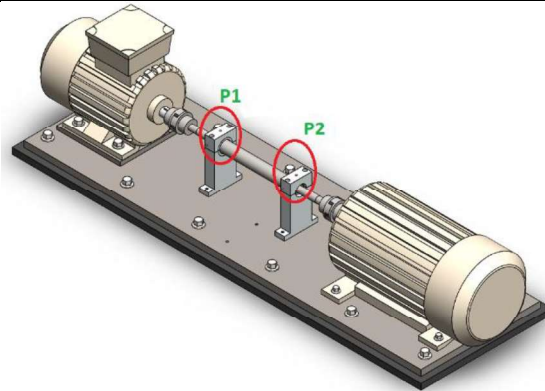
*Figura 65. Chumaceras.*

## 12.2. Protocolo de pruebas

1. Identificar los puntos de medición en el sistema.

*Tabla 12. Puntos de medición*

<b>Tipo de falla</b>	<b>Punto de Medición</b>
Condición Normal	P1, P2
Falla Interna	P1, P2
Falla Externa	P1, P2



*Figura 66. Puntos de medición banco de pruebas.*

2. Realizar el muestreo de la seña en dominio de la frecuencia en el software LabVIEW, el rango de frecuencia a utilizar es de 10 Hz, 20 Hz, 30 Hz, 40 Hz y 50 Hz; permitiendo observar 1 armónico de las frecuencias de las fallas.
3. Las pruebas para realizar se visualizan en aceleración ya que es el parámetro en el cual se puede visualizar de manera idónea la falla.

#### 4. Velocidades de operación

10 Hz	→	600 rpm
20 Hz	→	1200 rpm
30 Hz	→	1800 rpm
40 Hz	→	2400 rpm
50 Hz	→	3000 rpm

#### 5. Las pruebas para realizar son las siguientes:

- Prueba 1: Condición normal.
- Prueba 2: Falla anillo exterior.
- Prueba 3: Falla anillo interior.

#### 6. Tiempo de pruebas:

- 3 minutos por cada condición.

### 12.3. Inducción de Fallas

Inicialmente se elige la falla a simular y se predispone el banco en la posición deseada para Condición normal, falla exterior e interior. A continuación, se detalla la inducción de falla en los ejes correspondientes:

#### 12.3.1. Condición Normal

Se realizó el prensado de los rodamientos en condición normal en una prensa hidráulica, sin interferir en las propiedades y características funcionales del mismo.



*Figura 67. Rodamiento utilizado en condición normal.*



*Figura 68. Eje condición normal.*

### **12.3.2. Falla Externa**

Para la falla externa se realizó el desgaste de las paredes externas del rodamiento mediante rozamiento con una lijadora industrial. Así mismo, en el diámetro interno del rodamiento, se realizó desgaste con una lima. De esta forma, se realizó la inducción, dejando un rodamiento con poco ajuste en el eje.



*Figura 69. Rodamiento utilizado con falla externa*



*Figura 70. Eje falla externa*

### 12.3.3. Falla Interna

Para la falla interna se retiró la coraza de un costado del rodamiento, seguidamente se retiró la lubricación del rodamiento y se introdujo una partícula de viruta de acero; de esta forma se indujo la falla interna por contaminación y falta de lubricación.



*Figura 71. Rodamiento utilizado con falla interna.*



*Figura 72. Eje falla interna*

### 12.4. Interfaz LabVIEW

Como se observa en la figura 73 para la toma de datos en el banco de pruebas, se presenta un gráfico en términos de aceleración en el dominio del tiempo, seguido de la gráfica de la misma señal de aceleración en el dominio de la frecuencia y finalmente una gráfica que muestra la señal de velocidad en el dominio de la frecuencia.



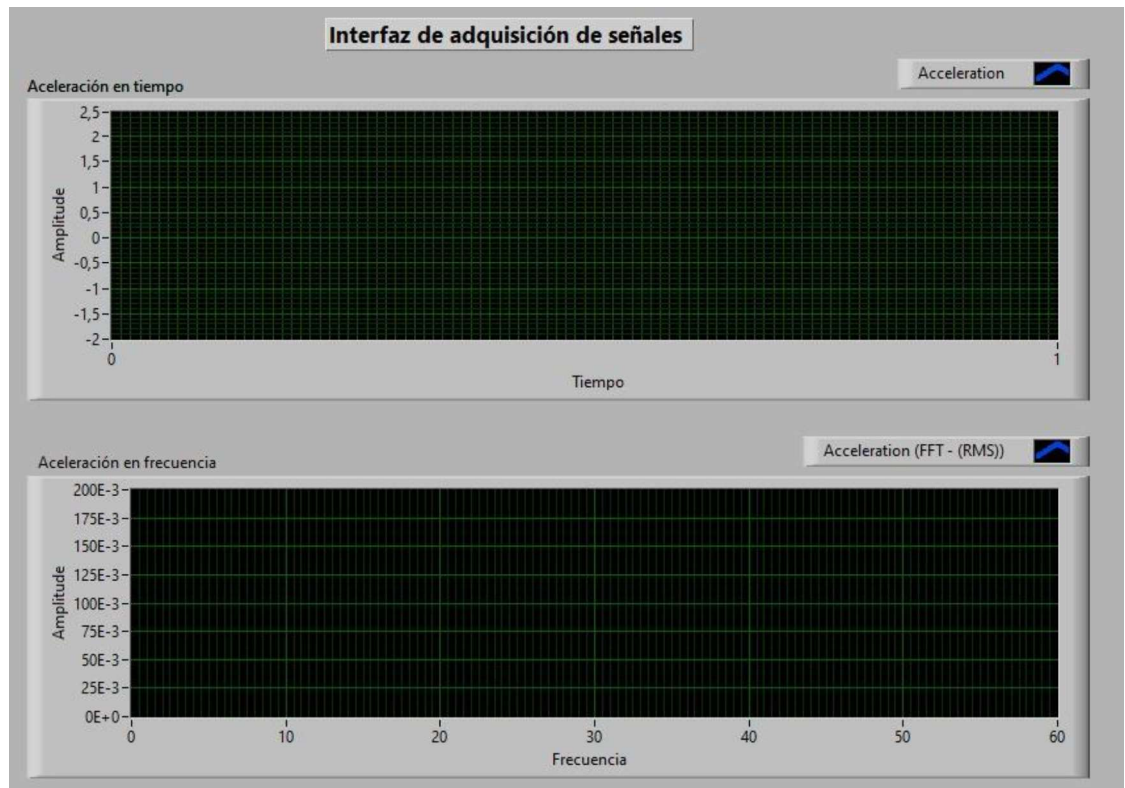


Figura 73. Interfaz LabVIEW adquisición de datos.

Posteriormente en el diagrama de bloques de la figura 74, se muestran los bloques de configuración de la DAQ. Se eligen los canales donde se encontrarán conectados físicamente el acelerómetro a la tarjeta de datos.

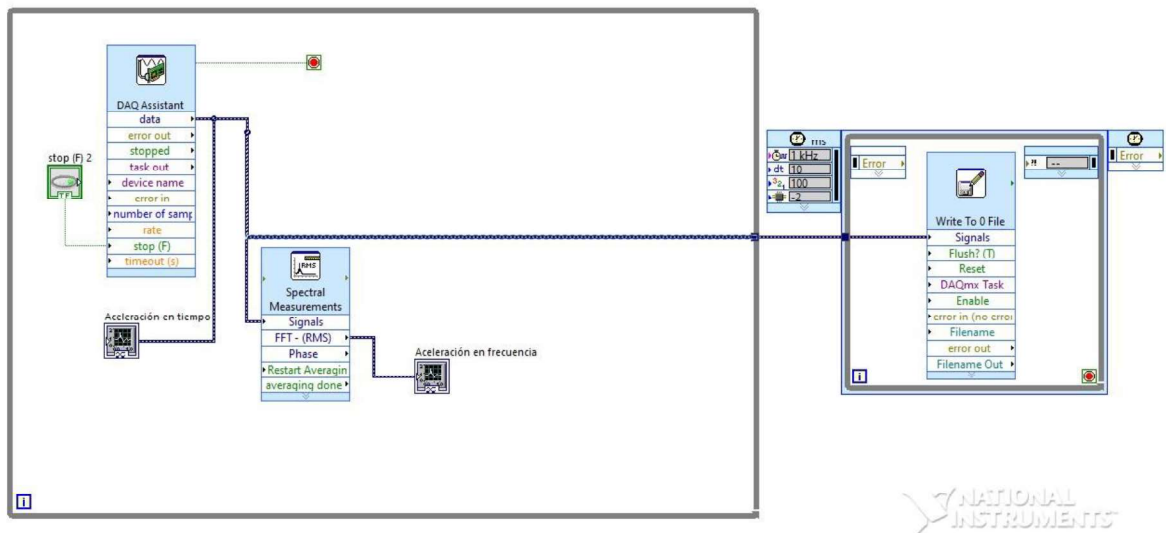


Figura 74. Bloques de Configuración adquisición de datos.

Así mismo, de deben configurar otros datos como la sensibilidad del acelerómetro (100mV/g) y el tipo de señal (aceleración) que se quiere leer, figura 75.

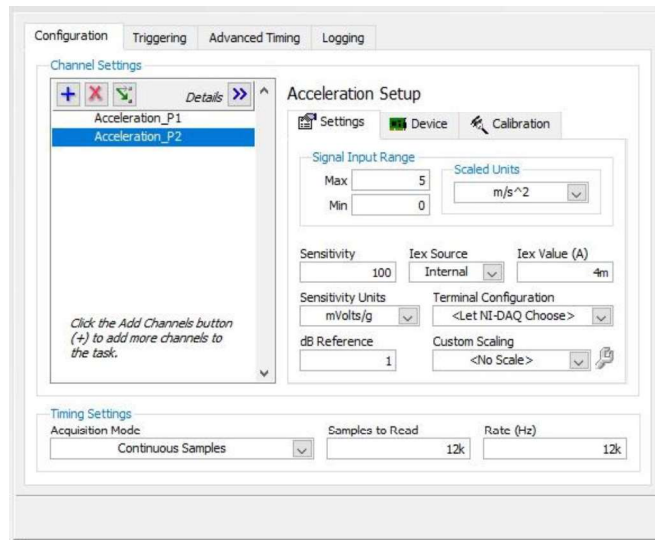


Figura 75. Bloque DAQ Assistant.

Por otra parte, en la figura 76 observa cómo se puede configurar el bloque para medir el espectro de la frecuencia. Para ello se recomiendan los siguientes:

- Medida seleccionada: Magnitud (RMS)
- Resultado: Lineal.
- Numero de muestras promediadas: 10
- Promedio: Tipo exponencial.
- Producir Espectro: Cada iteración.

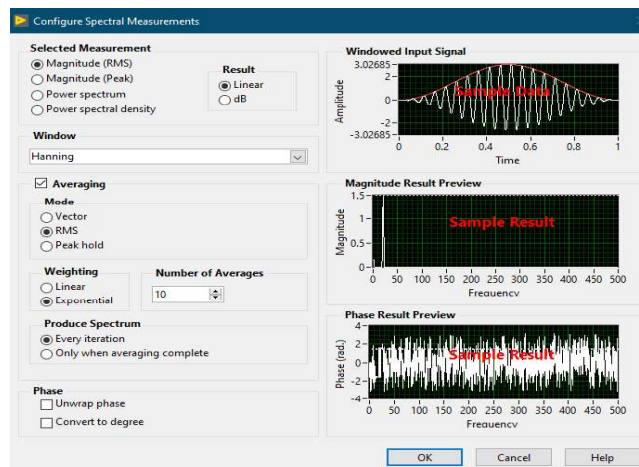


Figura 76. Configuración del espectro de medición.

## 12.5. Calibración del sensor

En el momento de realizar la toma de datos con los sensores fue necesario realizar una calibración previa para verificar el buen funcionamiento de estos y además la veracidad de los datos. Para esta comprobación se realizaron la siguiente serie de pasos:

Inicialmente se conectaron los acelerómetros de forma vertical (eje y) y se pudo ver que efectivamente marcaban la aceleración constante de la gravedad, posteriormente se colocaron en forma horizontal (eje x) y el resultado es que marcaba valores muy bajos con tendencia a cero.

Posteriormente, se realizó una prueba durante dos minutos a 10 Hz con el eje normal recopilando los datos y se detuvo para de nuevo medir la aceleración estática con los sensores. Se conectaron de nuevo en forma vertical y en forma horizontal arrojando los mismos datos presentados anteriormente.

Finalmente, se realizó otra prueba a los mismos 10 Hz durante dos minutos y se compararon los armónicos obtenidos en la prueba anterior brindando resultados muy similares.

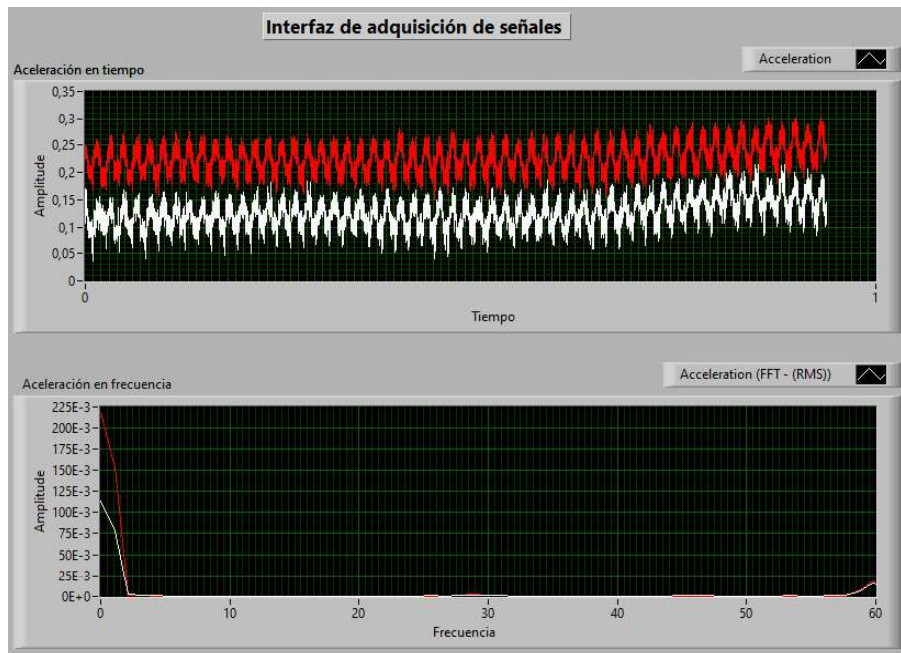


Figura 77. Calibración del sensor eje X.

## 12.6. Adquisición de datos,

La toma de datos se realiza mediante el software de simulación LabView. El cual permite programar mediante bloques que contienen las funciones para tomar los datos que provienen de un sensor acelerómetro que será el encargado de captar las señales provenientes de los puntos de medición para ser procesada por una tarjeta de adquisición de datos tipo DAQ de referencia NI-9230 la cual realiza el tratamiento de la señal para obtener los datos de aceleración y velocidad.

Los sensores utilizados fueron: los dos sensores acelerómetros son uniaxiales DYTRAN 3056D, el cual trabaja en un rango de frecuencias de 1 a 10000 Hz. Un sensor cuenta con una sensibilidad de 101,08 mV/g y el otro de 97,53 mV/g; esto es suficiente para las frecuencias de trabajo elegidas para las pruebas y plano de medición. Así mismo, este sensor irá roscado en el punto de medición elegido el cual coincide con las dos chumaceras.

Para la adquisición de datos el proceso fue el siguiente:

1. Se conecta el variador de frecuencia a la conexión de 220V.
2. Se realiza el cableado de conexión entre variador y motor. En la figura 78, se detalla el esquema de conexión el variador con el motor. Para este caso, se siguieron las recomendaciones y pasos del manual ‘Convertidor SINAMICS V20’, con el cual se logró realizar las conexiones de manera efectiva.

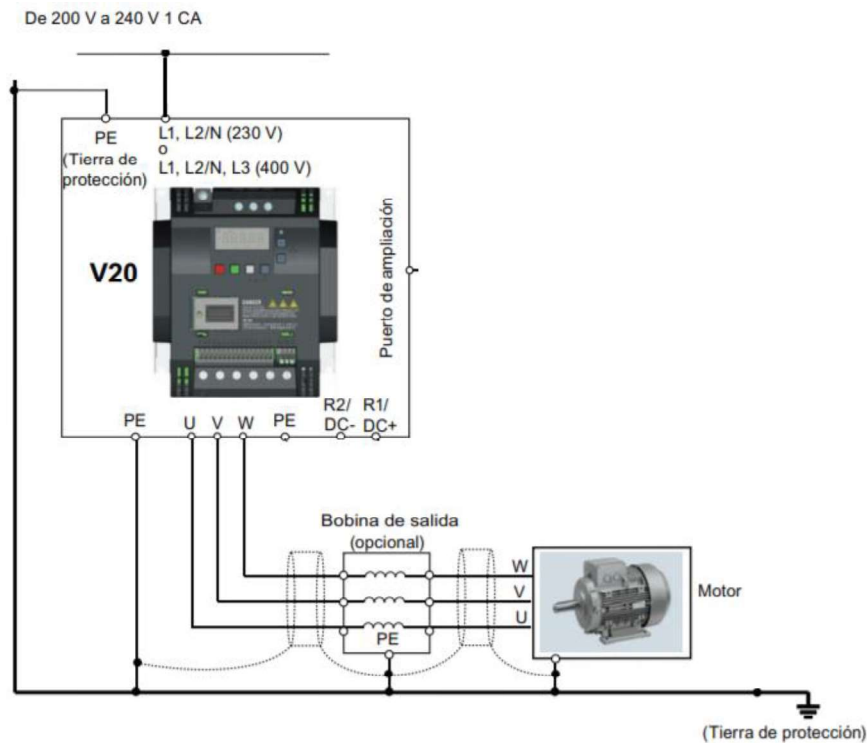


Figura 78. Esquema de conexión de variador a motor.

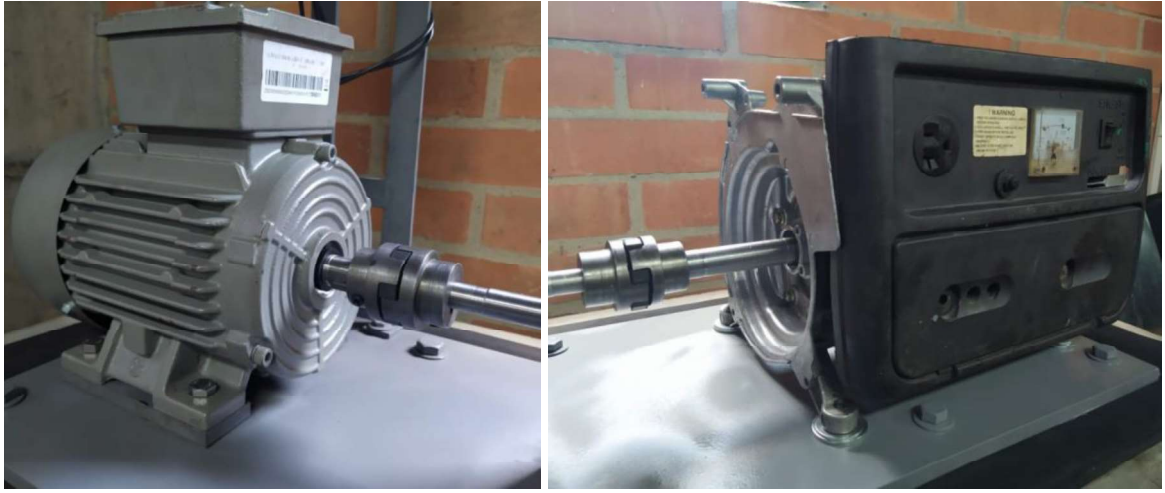
Por otra parte, de acuerdo con las características de la placa del motor, se realizó una conexión en triángulo, esto dado que el motor se conectó a 220v.

- Se realiza la programación para variar la frecuencia del variador, para este caso se siguieron las instrucciones del manual ‘Convertidor SINAMICS V20’. Este manual nos ofrece las instrucciones de configuración para cada parámetro, teniendo en cuenta los valores en la placa del motor y las condiciones de funcionamiento del variador. En la tabla 13 se muestra la configuración de los parámetros obtenidos del manual de usuario del variador. "●" indica que el valor de este parámetro se debe introducir según la placa de características del motor.

*Tabla 13. Configuración de parámetros*

<b>Parámetro</b>	<b>Nivel de acceso</b>	<b>Función</b>
P0100	1	Selección de 50/60 Hz = 0: Europa [kW], 50 Hz (valor predeterminado de fábrica) =1: Norteamérica [hp], 60 Hz =2: Norteamérica [kW], 60 Hz <b>Tensión nominal del motor [V]</b>
P0304[0] ●	1	Tenga en cuenta que la entrada de los datos de la placa de características tiene que corresponder con el cableado del motor (en estrella/triángulo). <b>Corriente nominal del motor [A]</b>
P0305[0] ●	1	Tenga en cuenta que la entrada de los datos de la placa de características tiene que corresponder con el cableado del motor (en estrella/triángulo). <b>Potencia nominal del motor [kW/hp]</b>
P0307[0] ●	1	Si P0100 = 0 o 2, unidad de potencia del motor = [kW] Si P0100 = 1, unidad de potencia del motor = [hp]
P0308[0] ●	1	<b>Factor de potencia nominal del motor (cosφ)</b> Visible solamente cuando P0100 = 0 o 2
P0309[0] ●	1	<b>Eficiencia nominal del motor [%]</b> Visible solamente cuando P0100 = 1 El ajuste 0 produce el cálculo interno del valor.
P0310[0] ●	1	<b>Frecuencia nominal del motor [Hz]</b>
P0311[0] ●	1	<b>Velocidad nominal del motor [RPM]</b>
P1900	1	<b>Selección de la identificación de datos del motor</b> = 0: Deshabilitada = 2: Identificación de todos los parámetros en parada

4. Se realiza el ajuste del kit de eje a analizar, para ello se utilizan los acoples flexibles



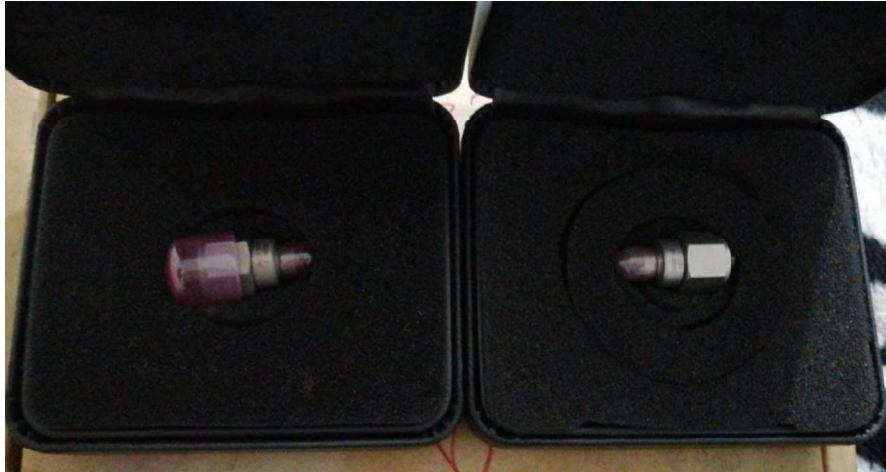
*Figura 79. Ajustes de kit de ejes con acoples flexibles.*

5. Posteriormente se realiza el ajuste de las chumaceras, estas deben quedar totalmente aseguradas para garantizar una toma de datos correctamente.



*Figura 80. Chumaceras ajustadas*

6. Seguidamente se procedía con la conexión de los sensores Dytran en los officios del eje y de las chumaceras.



*Figura 81. Sensores Dytran 3056D2.*

7. Luego de montar los sensores en la chumacera, se procedía con la conexión cableada a la DAQ-9230. Para este caso se contaba con un cable que tuvo que ser adaptado con a los canales de la DAQ. En las figuras 82 y 83 se muestra las conexiones existentes.



*Figura 82. Tipo de conexiones del cable del sensor DYTRAN.*



Figura 83. DAQ con acoples para cable del sensor Dytran.

8. Seguido a esto se conectaba la DAQ al computador, en este caso un PC portátil, seguido del inicio del programa contenedor de la interfaz desarrollada.
9. Finalmente, se procedía con la puesta en marcha del banco de pruebas. La velocidad se variaba manualmente en el variador, y de esta manera se realizaron la toma de datos en el banco de pruebas.

En la figura 84 se detalla de manera gráfica el modo en que se conectaron los equipos para la adquisición de datos.



Figura 84. Montaje conexión de equipos y herramientas para la adquisición de señales.

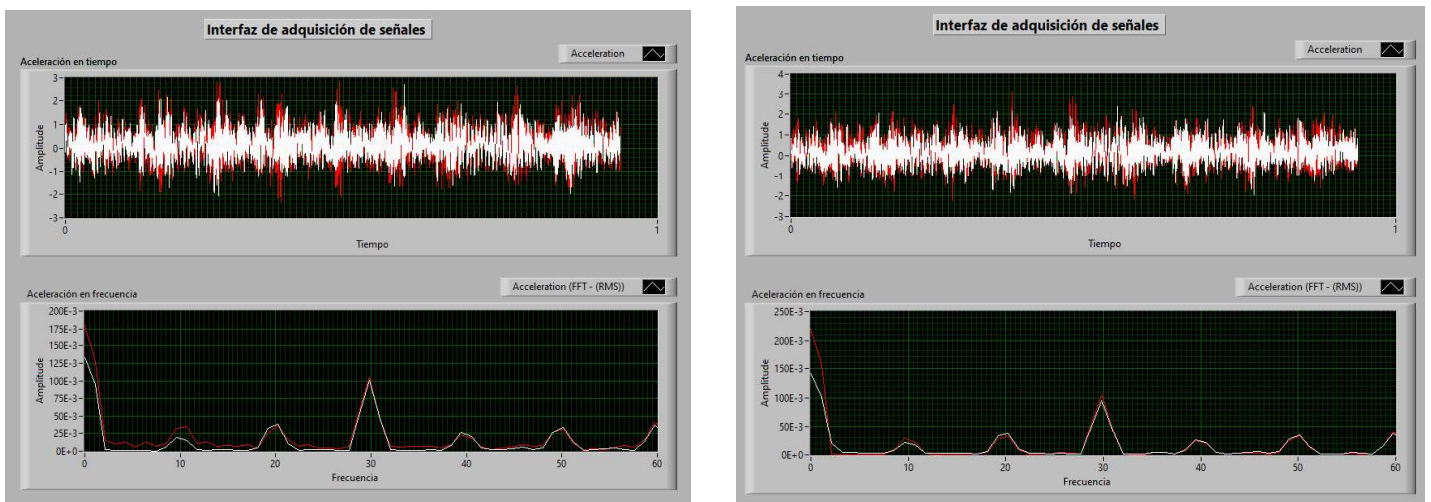


Dado que el acelerómetro utilizado es uniaxial todas las medidas se tomaron en el plano vertical y horizontal, o eje X y Y. Sin embargo, para efectos del proyecto solo se procesaron los datos obtenidos en el eje Y. En las figuras 85 a 99 se relacionan los armónicos obtenidos en el eje Y de acuerdo con el plan de pruebas.

De acuerdo con la interfaz desarrollada, se muestra las gráficas de aceleración obtenidas pasados 1 y 2 minutos respectivamente. En las figuras 85 a 99 se observa los armónicos presentes a las distintas velocidades, así como su comportamiento.

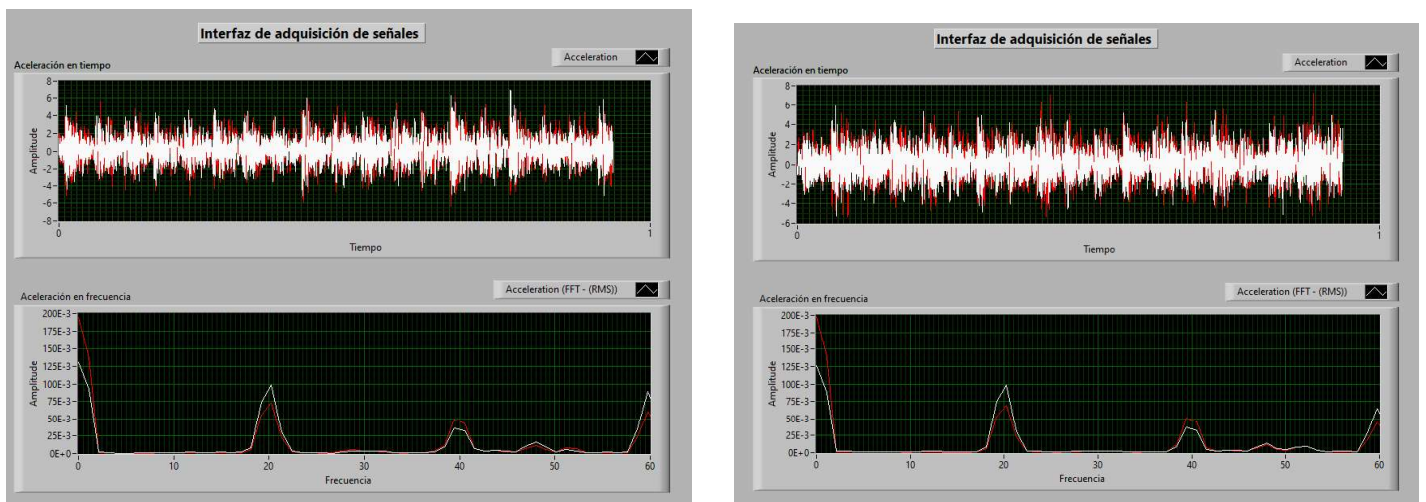
### 12.6.1. Prueba 1: Condición Normal

**Prueba 1.1** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 600 RPM, 10 Hz.



*Figura 85. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos.*

**Prueba 1.2** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1200 RPM, 20 Hz.



*Figura 86. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos.*

### Prueba 1.3 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1800 RPM, 30 Hz.

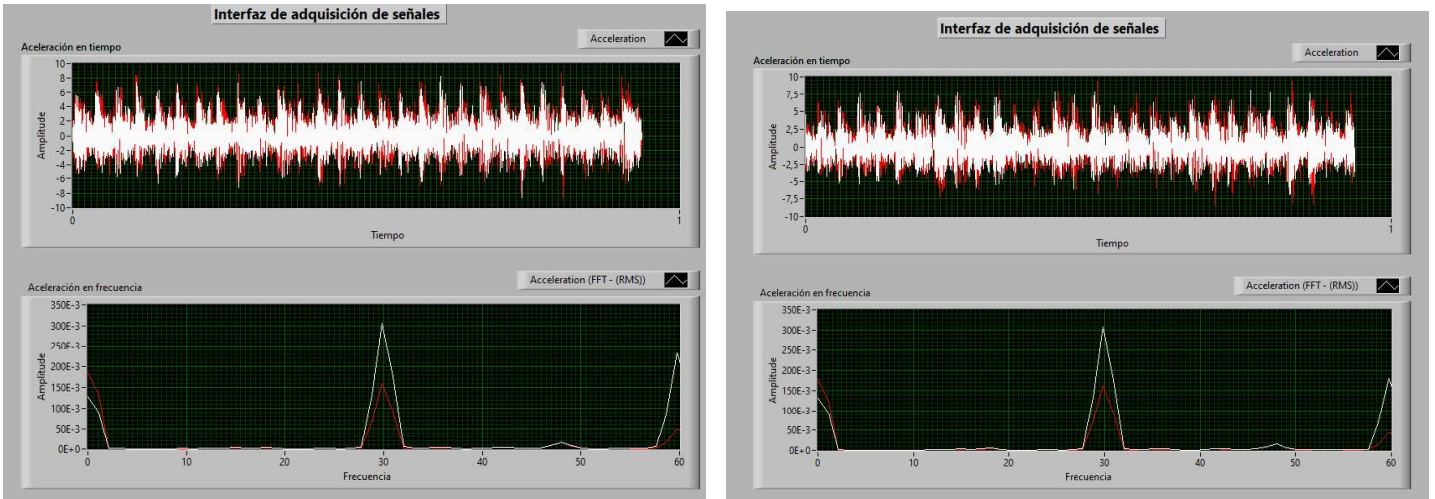


Figura 87. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos.

### Prueba 1.4 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 2400 RPM, 40 Hz.

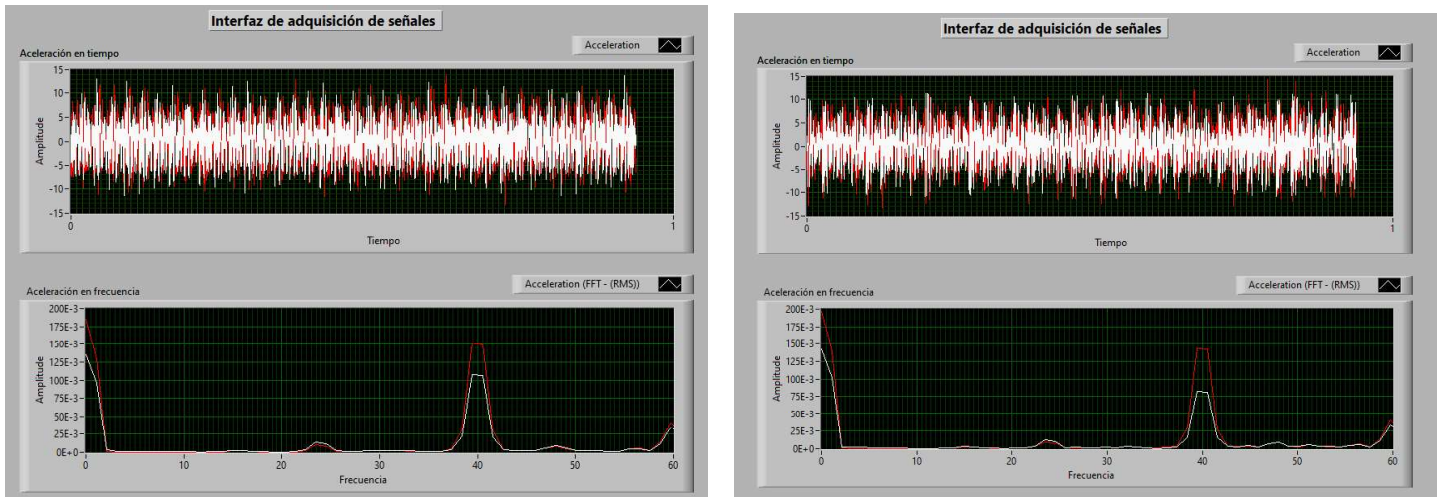


Figura 88. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos.

### Prueba 1.5 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 3000 RPM, 5Hz.

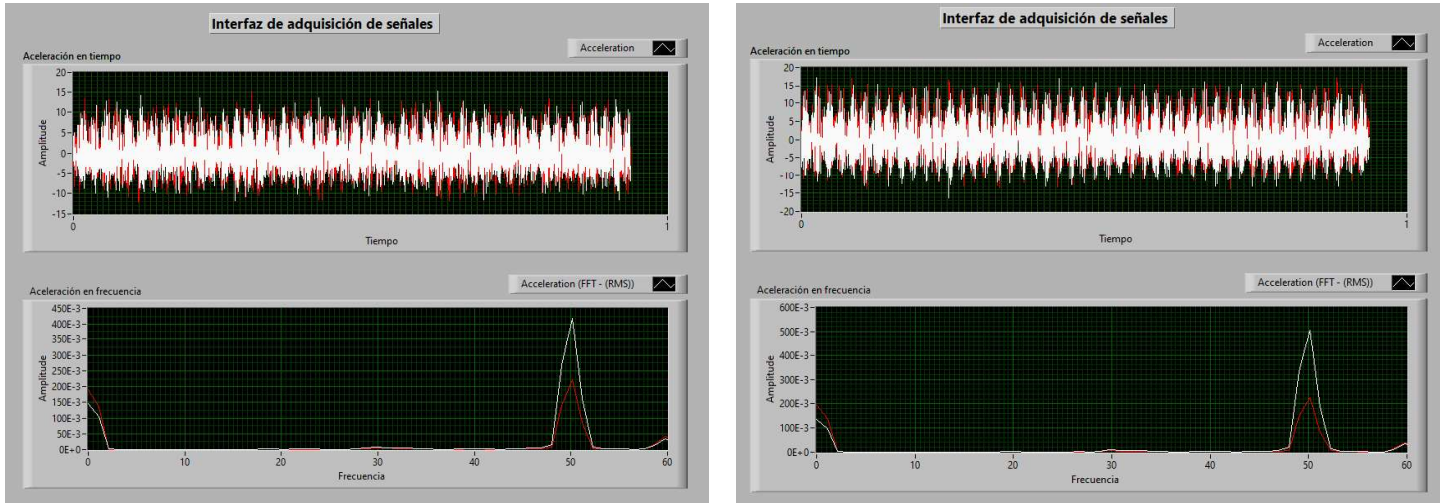


Figura 89. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos.

### 12.6.2. Prueba 2: Falla Externa

#### Prueba 2.1 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 600 RPM, 10 Hz.

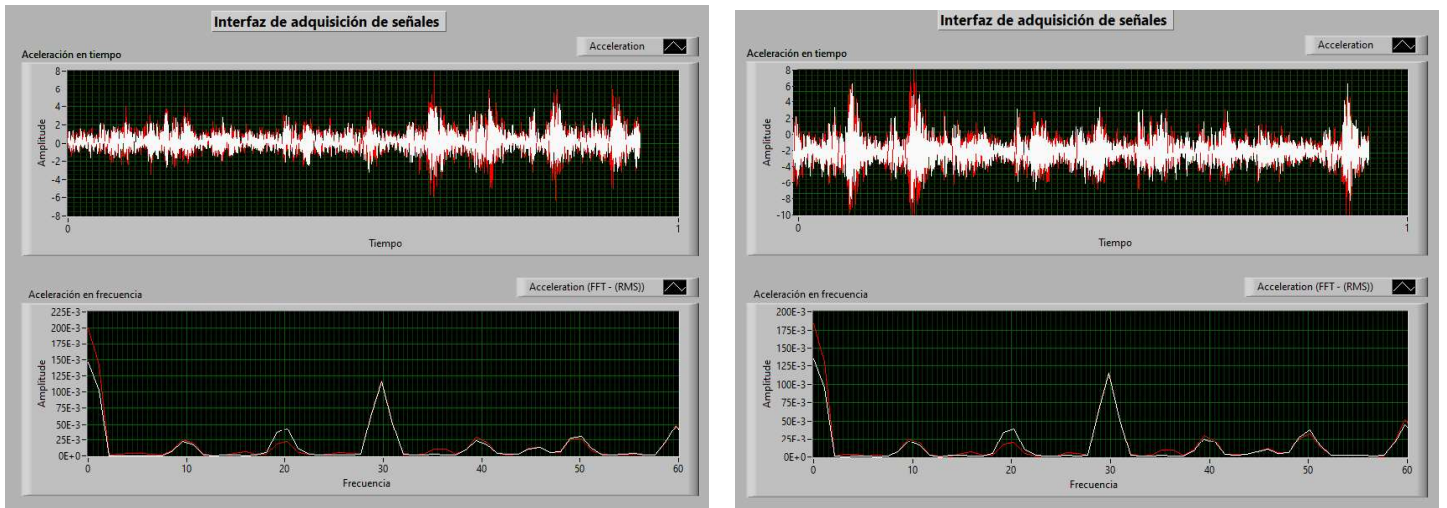
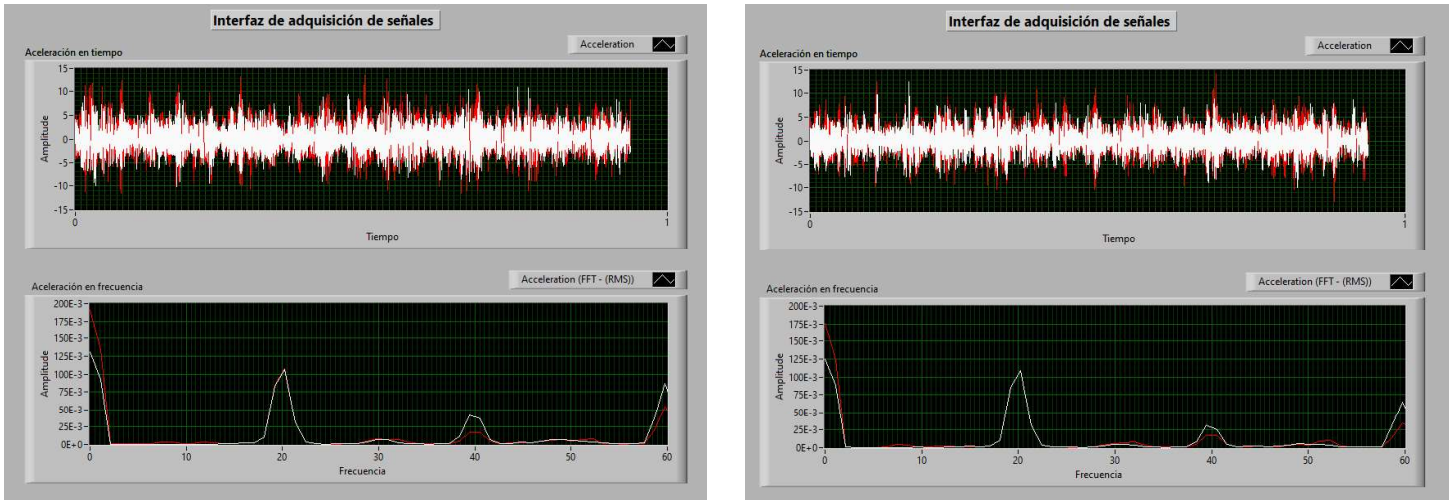


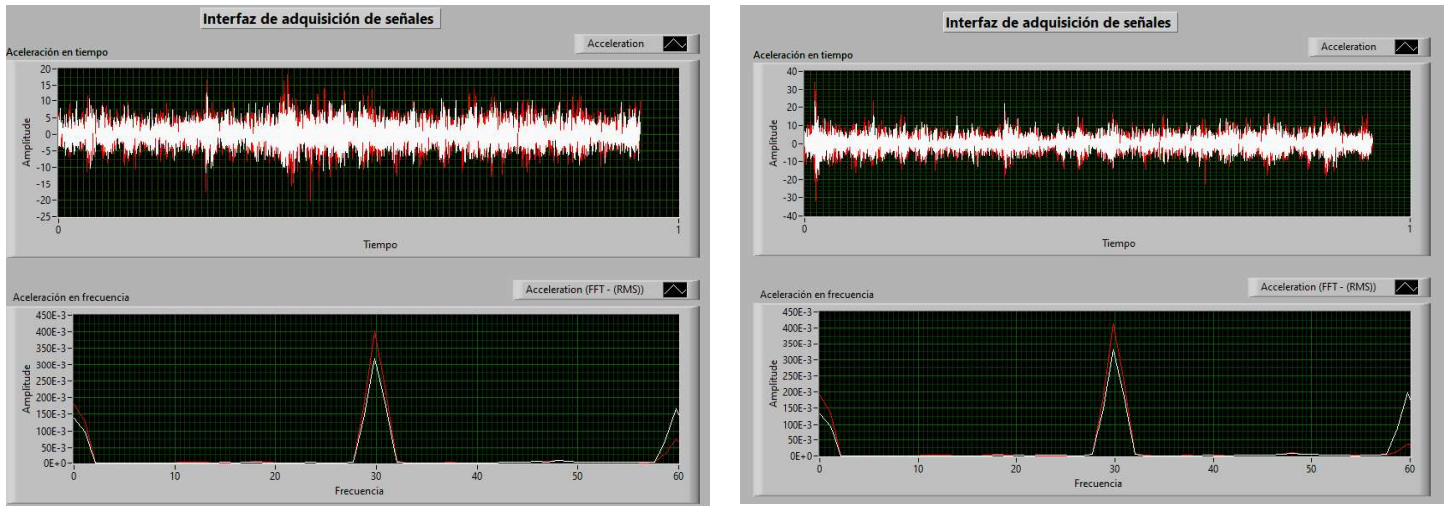
Figura 90. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos.

**Prueba 2.2** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1200 RPM, 20 Hz.



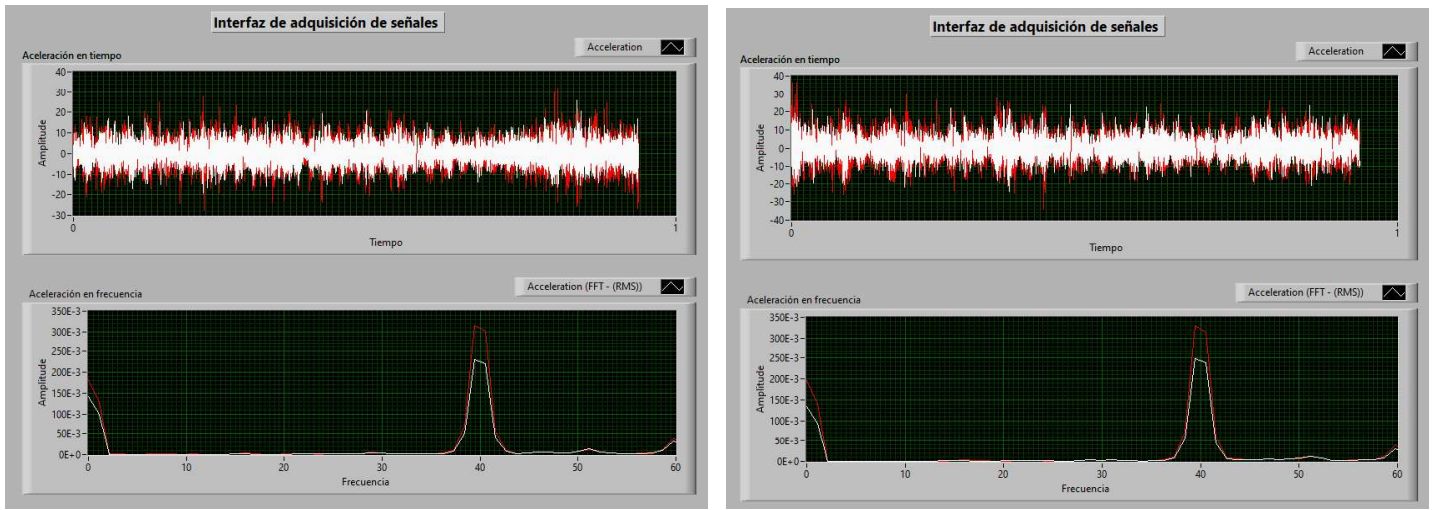
*Figura 91. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos.*

**Prueba 2.3** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1800 RPM, 30 Hz.



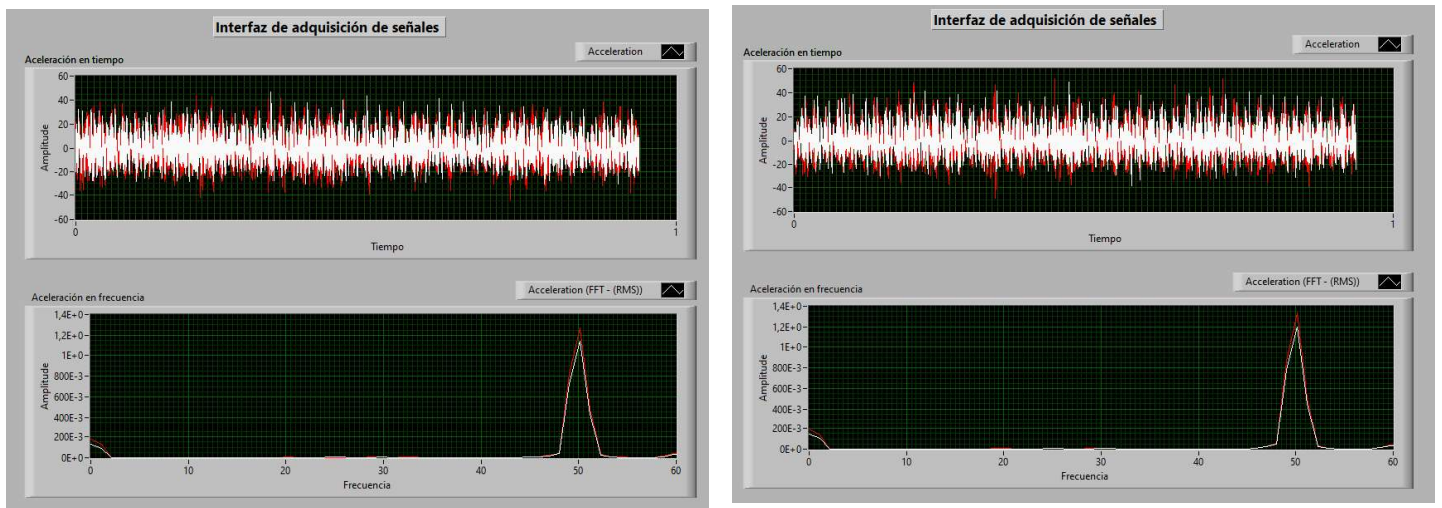
*Figura 92. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos.*

**Prueba 2.4** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 2400 RPM, 40 Hz.



*Figura 93. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos.*

**Prueba 2.5** Banco de pruebas en condición normal, velocidad 3000 RPM, 50 Hz.



*Figura 94. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos.*

### 12.6.3. Prueba 3: Falla Interna

#### Prueba 3.1 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 600 RPM, 10 Hz.

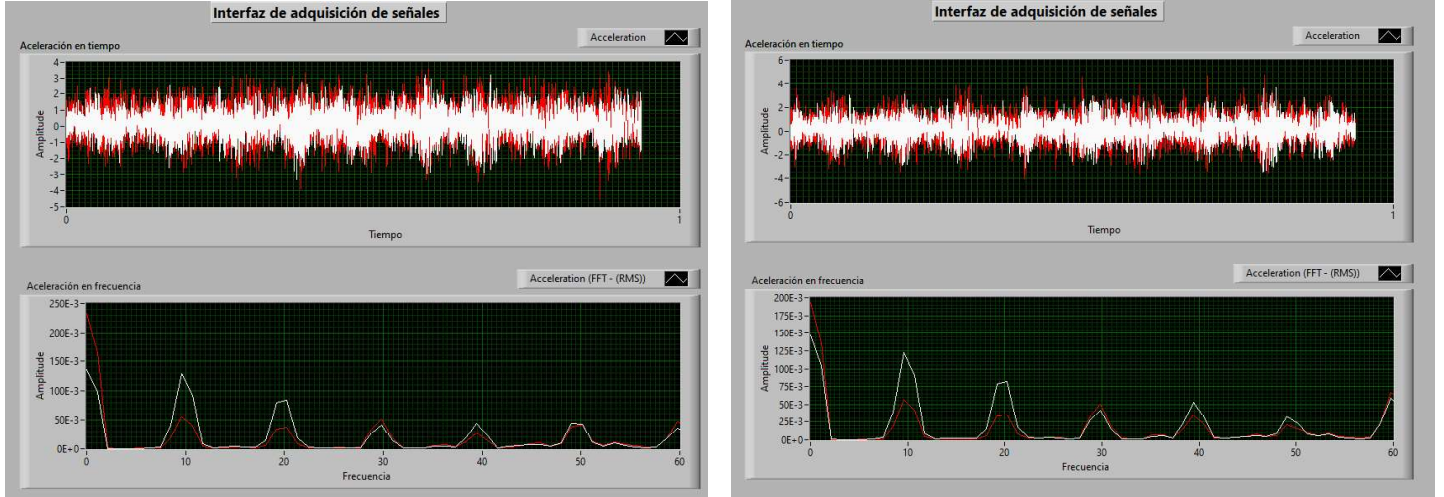


Figura 95. Espectros obtenidos a 10 Hz, 600 RPM. 1 y 2 minutos.

#### Prueba 3.2 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1200 RPM, 20 Hz.

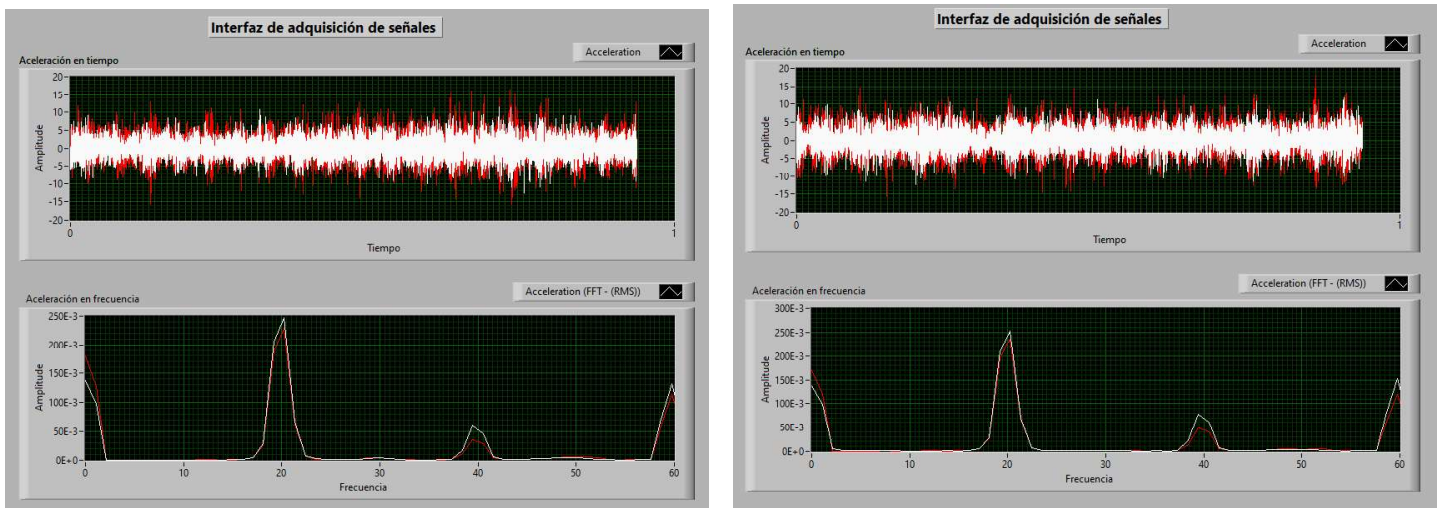


Figura 96. Espectros obtenidos a 20 Hz, 1200 RPM. 1 y 2 minutos.

### Prueba 3.3 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 1800 RPM, 30 Hz.

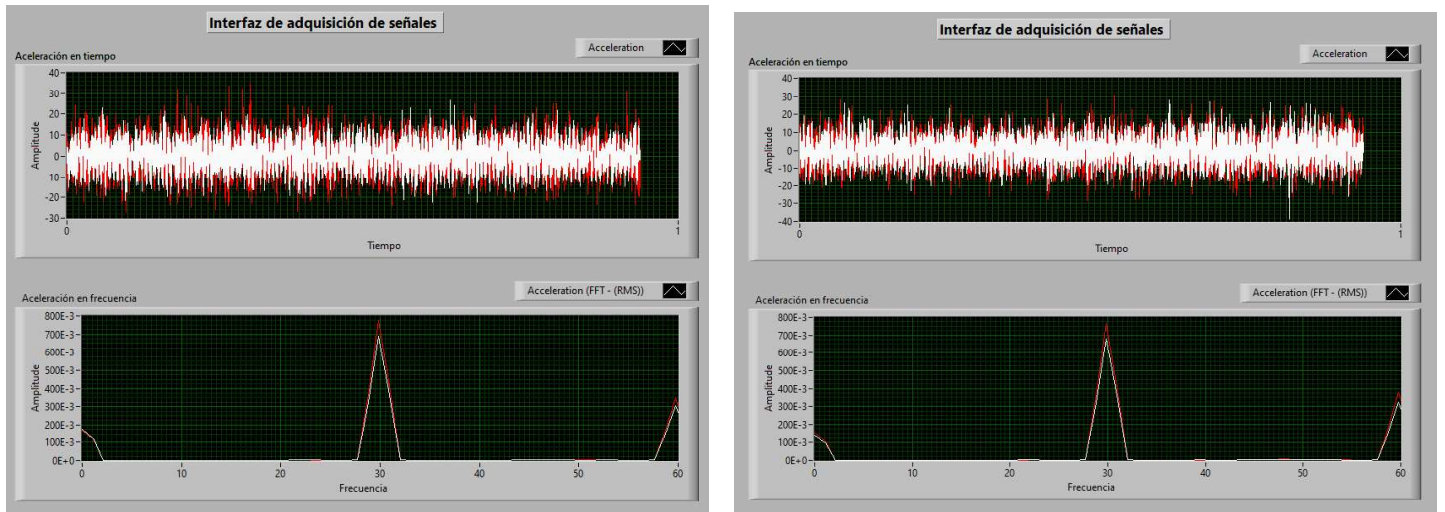


Figura 97. Espectros obtenidos a 30 Hz, 1800 RPM. 1 y 2 minutos.

### Prueba 3.4 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 2400 RPM, 40 Hz.

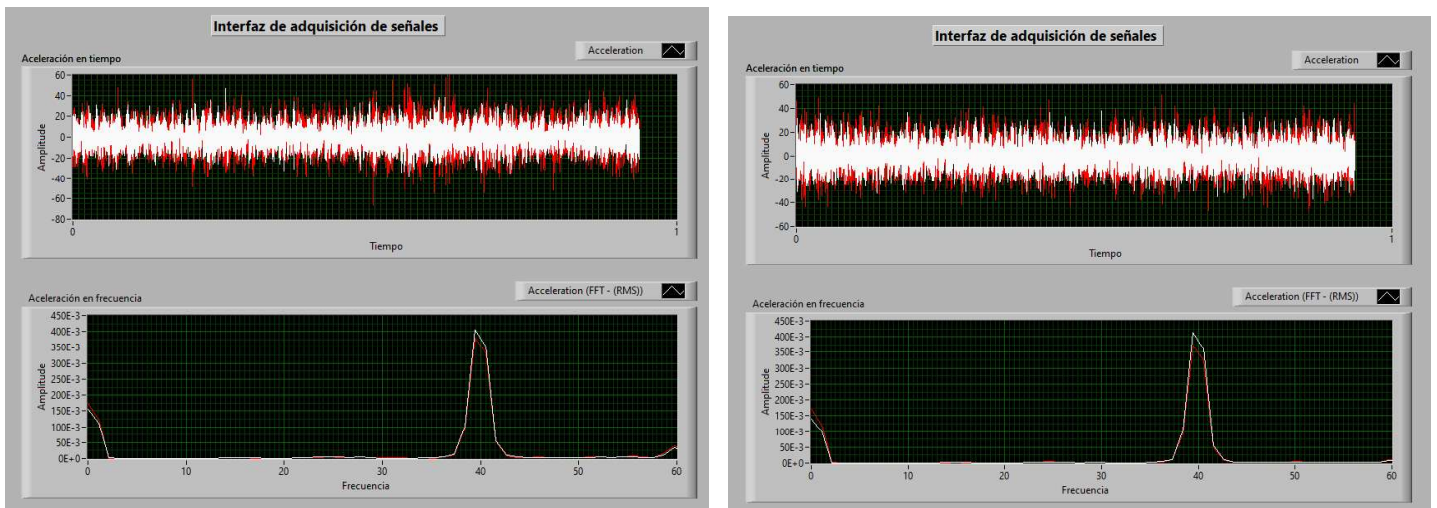


Figura 98. Espectros obtenidos a 40 Hz, 2400 RPM. 1 y 2 minutos.

### Prueba 3.5 Banco de pruebas en condición normal, velocidad 3000 RPM, 50 Hz.

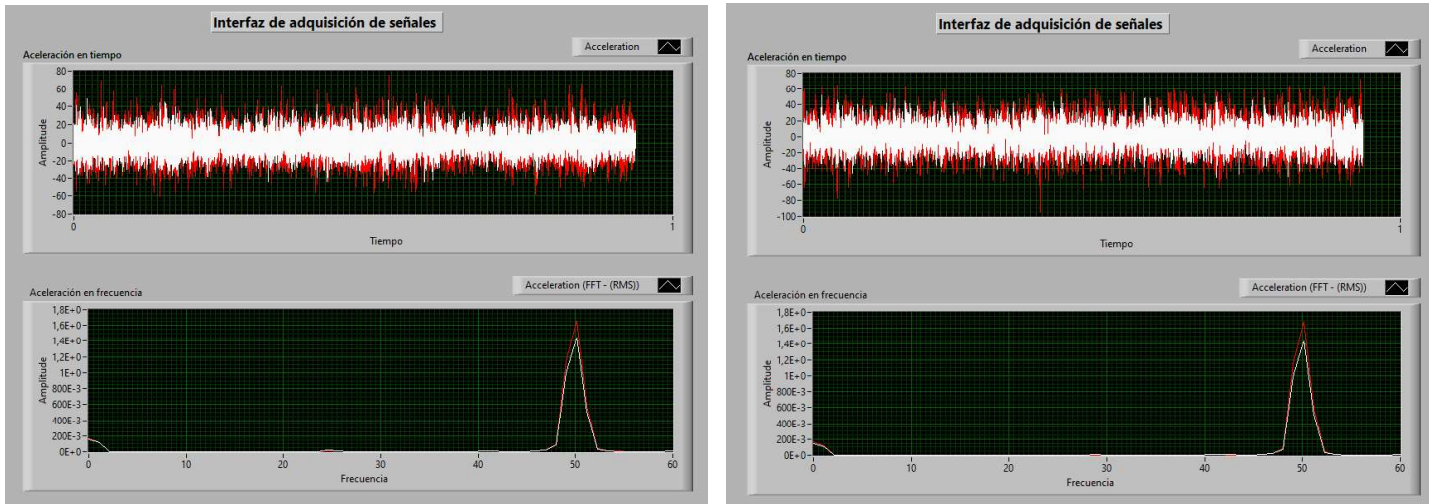


Figura 99. Espectros obtenidos a 50 Hz, 3000 RPM. 1 y 2 minutos.

#### 12.7. Análisis de espectros

De acuerdo con los espectros obtenidos en las pruebas, se relacionan las siguientes características:

1. Los datos se tomaron durante 3 minutos aproximadamente, dado que es recomendable dejar que el sistema se estabilice al realizar una variación en la frecuencia. De este modo, los datos más asertivos se encuentran entre el primer y segundo minuto de prueba, de ahí que los espectros mostrados en las figuras sean en estos tiempos.
2. Como se evidencia en las figuras de cada prueba, el comportamiento de los armónicos en la gráfica de aceleración en frecuencia es muy similar; esto nos garantiza que el sensor está tomando los datos de forma idónea.
3. Tanto en las pruebas de condición norma, falla externa e interna, se evidencia que los armónicos van disminuyendo a medida que la velocidad va aumentando. Esto nos corrobora que, de acuerdo con el estado del arte consultado, las fallas en los rodamientos son más perceptibles a bajas velocidades.
4. Las dos señales presentes en las gráficas tienen un comportamiento similar, esto nos da a entender que los dos sensores utilizados están captando relativamente las mismas señales estando en dos puntos distintos, y a su vez, las condiciones de fallas en los rodamientos han sido inducidas asertivamente. Así mismo, la señal obtenida en el punto P2 es un poco mayor dado su posición cercana al generador, que es donde puede existir mayor vibración.



## 12.8. Representación de datos obtenidos

Al realizar la toma de datos, la interfaz LabVIEW guarda un archivo en Excel que contiene todos los datos tomados por parte de los sensores. En la primera columna se observa el tiempo para el primer sensor, en la segunda se representa el dato del sensor en P2 (chumacera próxima al generador), la tercera columna representa el tiempo para el sensor ubicado en P1 (chumacera próxima al motor), cuyo dato se ve en la columna cuatro. Las medidas de las columnas dos y cuatro representan la aceleración y se encuentran en  $\frac{m}{s^2}$ . En la figura 100 se muestra como quedaban guardados los datos en Excel.

101008	8/01/2021 10:51:10.080	-0.620385	8/01/2021 10:51:10.080	0.260464
101009	8/01/2021 10:51:10.080	-0.655908	8/01/2021 10:51:10.080	0.356722
101010	8/01/2021 10:51:10.080	-0.434711	8/01/2021 10:51:10.080	0.35965
101011	8/01/2021 10:51:10.080	-0.196668	8/01/2021 10:51:10.080	0.406498
101012	8/01/2021 10:51:10.080	-0.123791	8/01/2021 10:51:10.080	0.595353
101013	8/01/2021 10:51:10.080	-0.023446	8/01/2021 10:51:10.080	0.775059
101014	8/01/2021 10:51:10.080	0.199948	8/01/2021 10:51:10.080	0.941223
101015	8/01/2021 10:51:10.081	0.231809	8/01/2021 10:51:10.081	1.272818
101016	8/01/2021 10:51:10.081	0.099237	8/01/2021 10:51:10.081	1.501933
101017	8/01/2021 10:51:10.081	0.042107	8/01/2021 10:51:10.081	1.511083
101018	8/01/2021 10:51:10.081	-0.04542	8/01/2021 10:51:10.081	1.512913
101019	8/01/2021 10:51:10.081	-0.08607	8/01/2021 10:51:10.081	1.4108
101020	8/01/2021 10:51:10.081	0.107294	8/01/2021 10:51:10.081	1.18022
101021	8/01/2021 10:51:10.081	0.357056	8/01/2021 10:51:10.081	0.848991
101022	8/01/2021 10:51:10.081	0.454837	8/01/2021 10:51:10.081	0.522154
101023	8/01/2021 10:51:10.081	0.559576	8/01/2021 10:51:10.081	0.222766
101024	8/01/2021 10:51:10.081	0.794323	8/01/2021 10:51:10.081	-0.202159
101025	8/01/2021 10:51:10.081	0.849988	8/01/2021 10:51:10.081	-0.37857
101026	8/01/2021 10:51:10.081	0.607551	8/01/2021 10:51:10.081	-0.40785
101027	8/01/2021 10:51:10.081	0.411989	8/01/2021 10:51:10.081	-0.530826
101028	8/01/2021 10:51:10.082	0.356324	8/01/2021 10:51:10.082	-0.36027
101029	8/01/2021 10:51:10.082	0.281981	8/01/2021 10:51:10.082	-0.025015
101030	8/01/2021 10:51:10.082	0.147945	8/01/2021 10:51:10.082	0.289744
101031	8/01/2021 10:51:10.082	-0.068858	8/01/2021 10:51:10.082	0.537526

Figura 100. Datos de tiempo y aceleración obtenidos de las pruebas.

Se realizó una caracterización de los datos en un archivo de Excel para representar estos datos de mejor manera, como se ve en la figura 101 se ubicaron de acuerdo con las diferentes velocidades definidas en el protocolo de pruebas, además, se ordenaron para cada ubicación (P1 y P2). La aceleración se encuentra en  $\frac{m}{s^2}$  y la velocidad en  $\frac{m}{s}$ . Los datos de velocidad no fueron tenidos en cuenta en el proceso de detección y clasificación, dado que con los datos de velocidad fue suficiente. En total se tomaron más de 35000 muestras para el análisis de los datos.

1	10 Hz-600 rpm				20 Hz-1200 rpm				30 Hz-1800 rpm	
2	Aceleración generador	Aceleración motor	Velocidad Generador	Velocidad Motor	Aceleración generador	Aceleración motor	Velocidad Generador	Velocidad Motor	Aceleración generador	Aceleración motor
150434	2.606013	0.369166	0.0197625288860	0.0307624659045	-0.72256	3.232744	0.0185170454735	0.0292495512655	-2.857256	0.578883
150435	2.333911	0.23887	0.0197649988480	0.0307627699225	-0.715968	3.412449	0.0185169262095	0.0292528738620	-2.170594	-0.003787
150436	1.728184	0.021833	0.0197670298955	0.0307629002740	-0.508688	4.074176	0.0185157138815	0.0292566171745	-2.010556	0.527644
150437	1.054339	-0.059785	0.0197684211570	0.0307628812980	0.051262	4.164943	0.0185154851685	0.0292607367340	-2.475289	1.262204
150438	0.439456	0.056237	0.0197691680545	0.0307628795240	0.676034	2.070696	0.0185158488165	0.0292638545535	-2.023007	0.551067
150439	-0.123058	0.009023	0.0197693262535	0.0307629121540	0.047966	0.659769	0.0185162108165	0.0292652197860	-1.136023	0.35233
150440	-0.528097	-0.152383	0.0197690006760	0.0307628404740	-0.936433	1.480604	0.0185157665830	0.0292662539725	-1.202675	1.238048
150441	-0.751125	-0.239857	0.0197683610650	0.0307626443540	-1.322428	1.892454	0.0185146371525	0.0292679045015	-1.216225	2.093022
150442	-0.535788	-0.162997	0.0197677176085	0.0307624429270	-1.201942	1.43825	0.0185133749675	0.0292695698535	-0.669825	0.384172
150443	-0.016122	0.11626	0.0197674416535	0.0307624195585	-1.253579	1.373102	0.0185121472070	0.0292709755295	-0.522604	-0.210943
150444	0.225583	0.35233	0.0197675463840	0.0307626538535	-1.09464	1.607707	0.0185109730975	0.0292724659340	0.303222	1.010396
150445	0.305053	0.507148	0.0197678117020	0.0307630835925	-0.068491	1.175462	0.0185103915320	0.0292738575185	2.337207	-0.098581
150446	0.322998	0.854481	0.0197681257275	0.0307637644070	0.680062	0.20593	0.0185106973175	0.0292745482145	2.91144	-0.501912
150447	0.204342	1.306856	0.0197683893975	0.0307648450755	1.490873	-1.117523	0.0185117827850	0.0292740924180	2.080853	0.565707
150448	0.124506	1.587577	0.0197685538215	0.0307662922920	2.523979	-2.173698	0.0185137902110	0.0292724473075	2.391408	0.216178
150449	-0.029672	1.383716	0.0197686012385	0.0307677799385	2.548882	-1.751067	0.0185163266415	0.0292704854250	2.612238	-1.156319
150450	-0.12965	0.931341	0.0197685215775	0.0307689354670	1.642488	-0.840827	0.0185184223265	0.0292691894780	1.597077	-1.147901
150451	-0.019418	0.747975	0.0197684470435	0.0307697751250	0.692514	-0.7464	0.0185195898275	0.02926893958645	1.190206	-0.040387
150452	0.0205	0.564609	0.0197684475845	0.0307704314170	0.557378	-0.55974	0.0185202147735	0.0292677427945	1.548736	0.271078
150453	-0.199964	0.245824	0.0197683578525	0.0307708366335	0.813732	-0.214237	0.0185209003285	0.0292673558060	1.143697	-0.537414
150454	-0.65957	-0.055759	0.0197679280855	0.0307709316660	0.784435	-0.775314	0.0185216994120	0.0292668610305	0.82655	-0.668076
150455	-0.943391	-0.217531	0.0197671266050	0.0307707950210	0.693978	-1.879167	0.0185224386185	0.0292655337900	1.746128	-0.314521
150456	-0.97159	-0.173611	0.0197661691145	0.0307705994500	0.674569	-2.465864	0.0185231228920	0.0292633612745	2.705625	-0.73359

Figura 101. Datos concatenados de aceleración y velocidad del generador y motor.

## 12.9. Problemas durante el desarrollo

Durante el desarrollo de este proyecto se presentaron distintos problemas a la hora de realizar el ensamble final, a continuación, se relacionan las eventualidades más notorias:

1. En las perforaciones de la lámina de soporte, los puntos definidos en el diseño CAD tuvieron un margen de error alto, motivo por el cual se tuvo que mover o ampliar algunas perforaciones para alinear correctamente el motor, eje y generador.
2. Dado que el motor y el generador no tienen una misma altura entre la base y el centro del eje, se tuvo que poner unos soportes extras para levantar el equipo. De esta manera se logró ajustar la altura de los componentes.
3. A la chumacera se le tuvo que realizar la ampliación de los orificios para ajustar a la base, dado que se observó un poco de desalineamiento en el eje. De esta manera se logró alinear correctamente el banco de pruebas.
4. Al contar con un generador no propiamente adaptado, se producían altos ruidos y se evidenciaba el desbalanceo en el eje. Motivo por el cual, se tuvo que realizar el cambio del eje del generador, y de esta manera se logró disminuir los ruidos presentes en este componente.

### 13. DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE FALLAS MEDIANTE REDES NEURONALES

En la figura 102 se presenta el diagrama de flujo de la metodología seguida desde la adquisición de datos hasta la etapa de prueba de la red neuronal.

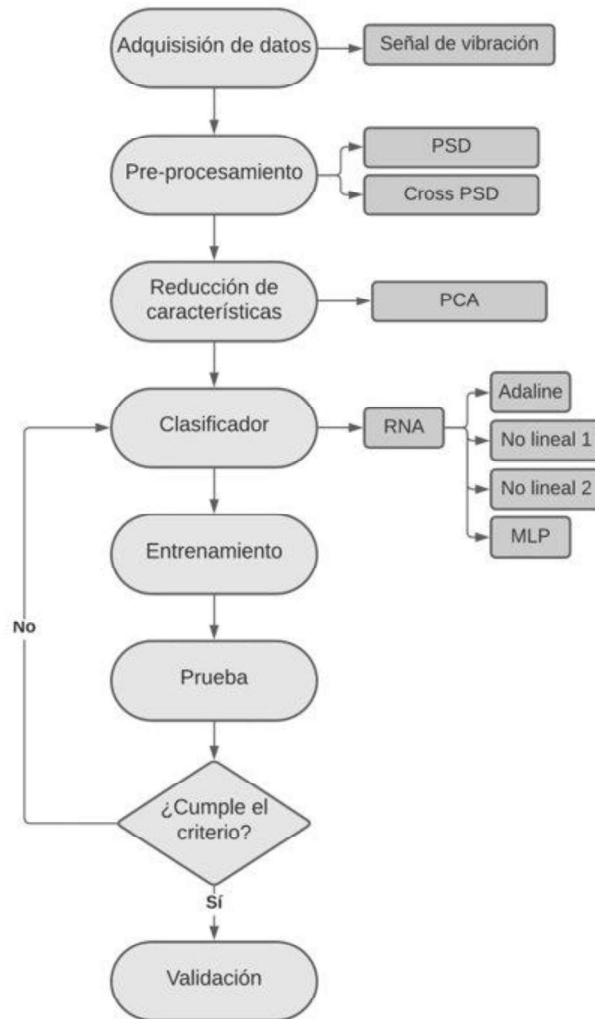


Figura 102. Diagrama de flujo metodología a seguir.

#### 13.1. Red Neuronal – Etapa entrenamiento

Los datos que se tomaron en la adquisición de señales son datos de aceleración, por lo tanto, la gráfica se muestra este dato con respecto al tiempo. Además de los datos de las tres fallas, también se graficó los datos con el eje de falla mixta, las figuras 103 a 107 se detallan las gráficas obtenidas.

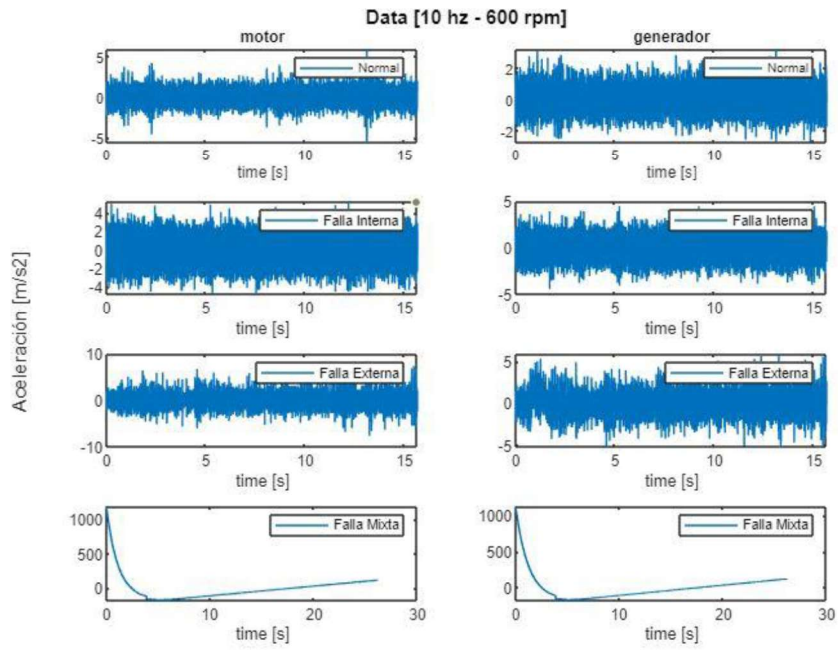


Figura 103. Datos entrenamiento y validación 10 Hz.

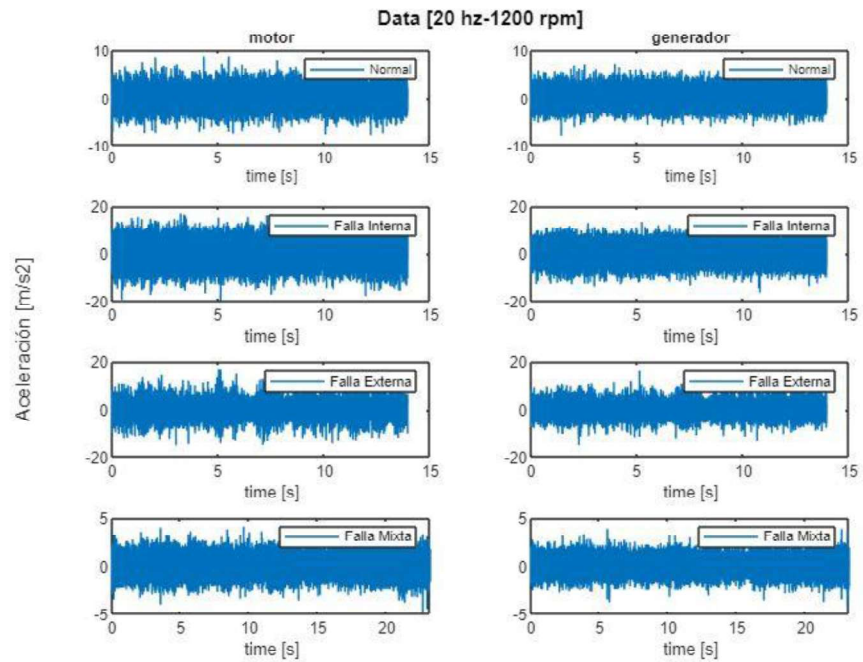


Figura 104. Datos entrenamiento y validación 20 Hz.

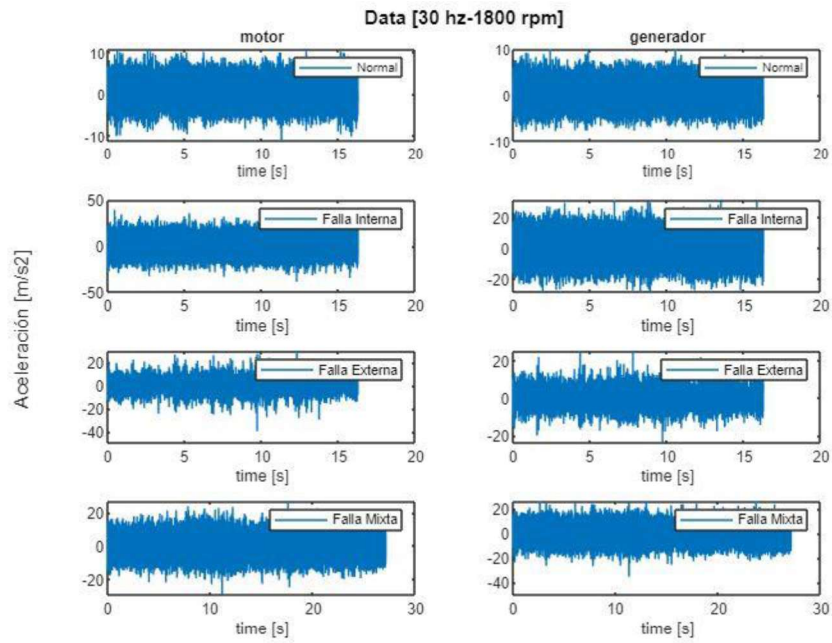


Figura 105. Datos entrenamiento y validación 30 Hz.

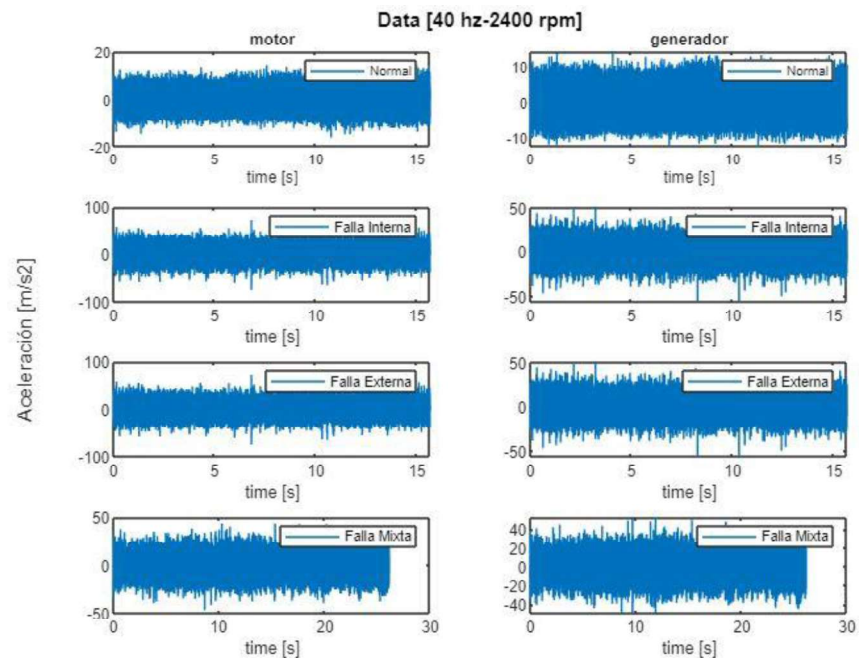


Figura 106. Datos entrenamiento y validación 40 Hz.

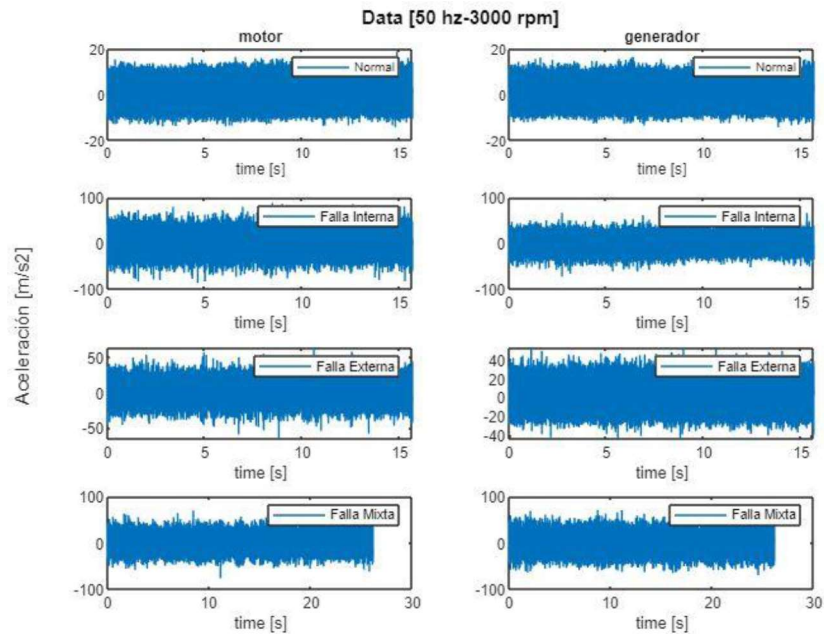


Figura 107. Datos entrenamiento y validación 50 Hz.

Seguidamente, se utilizó el comando de Power Spectral Density (PSD) en MATLAB para estimar la densidad espectral de potencia de dos señales de tiempo discreto utilizando el método de estimación espectral de periodograma modificado (mathworks). Posteriormente se grafican los datos, esto para mirar la potencia de los picos respecto al tiempo y así poder extraer correctamente las características de cada una de las fallas. Las figuras 108 a 112 muestran las gráficas de frecuencia (kHz) Vs amplitud (A/Hz):

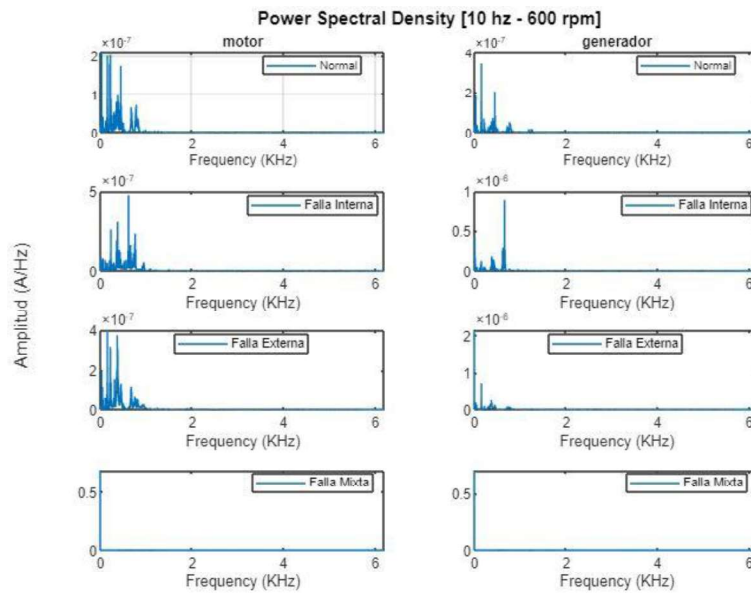
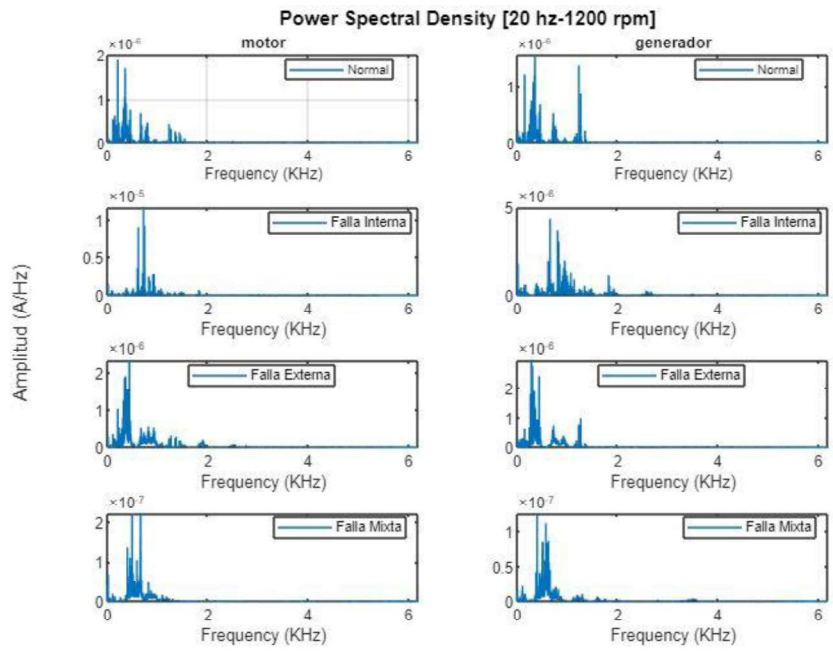
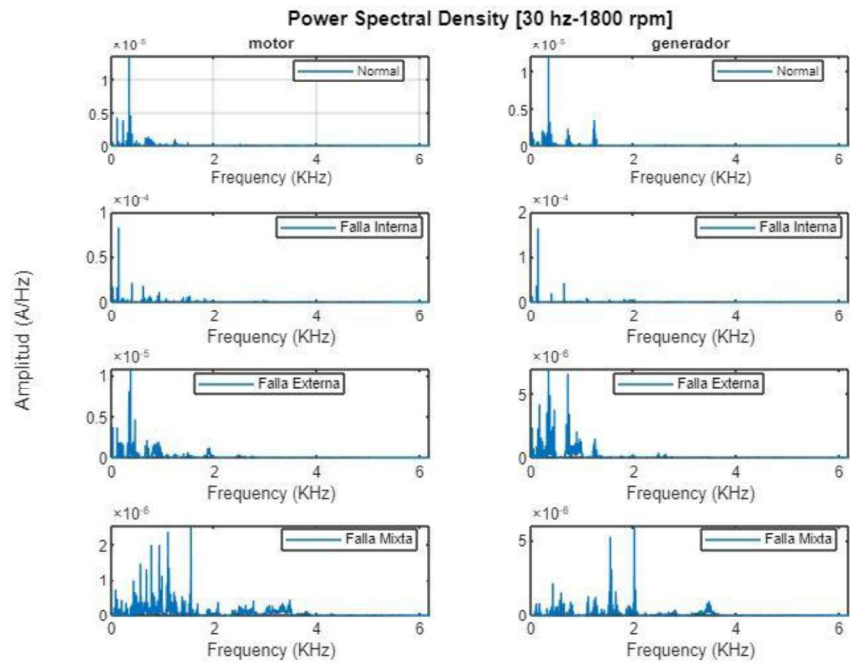


Figura 108. PSD 10 Hz.



*Figura 109. PSD 20 Hz.*



*Figura 110. PSD 30 Hz.*

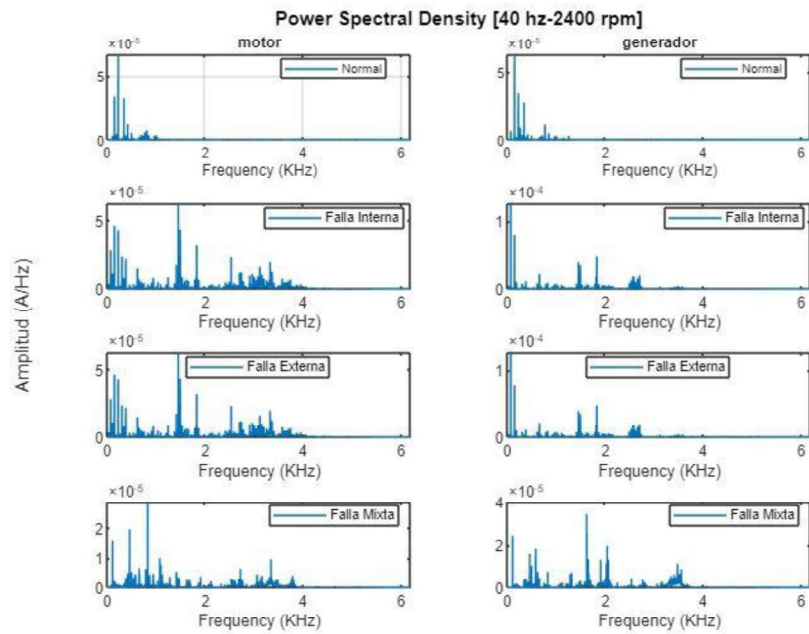


Figura 111. PSD 40 Hz.

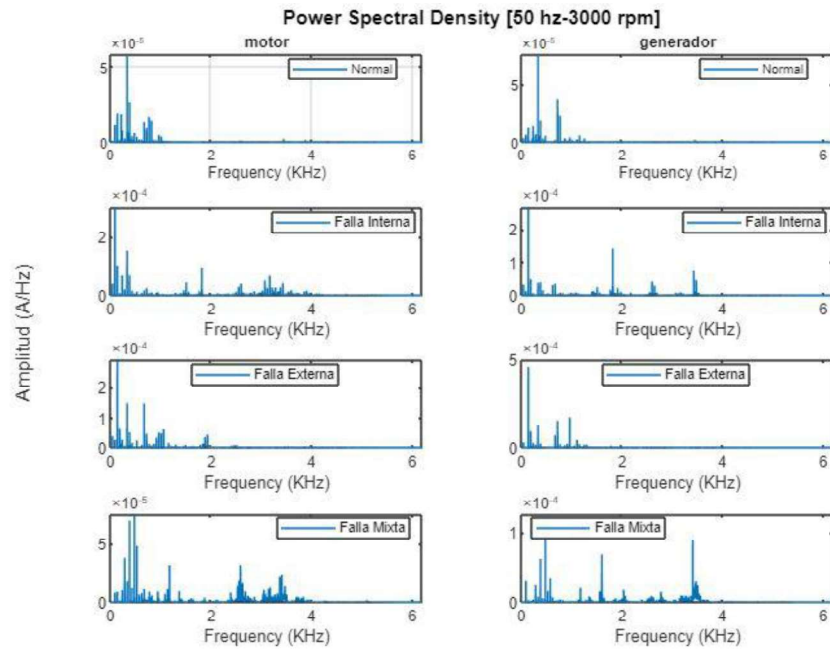


Figura 112. PSD 50 Hz.

### 13.2. Análisis de espectros

Como se relacionó en la figura 27, las etapas de falla de rodamiento se pueden ver mediante el comportamiento de los espectros, por lo tanto, hemos de compararlos con las figuras 108



a 112. Debido a las condiciones de carga el movimiento acelerado del generador provoca que la amplitud de las señales aumente, esto porque a mayores rpm el generador vibra más. En la frecuencia de 30 Hz, que es donde mejor se pueden apreciar los efectos de las fallas, se puede ver como en la condición normal se generan espectros, aunque muy bajos, seguidamente, comparando los espectros de la falla interna, se puede ver como estos espectros están un poco más dispersos creando picos pequeños durante el proceso, además, la amplitud de los espectros aumentó respecto a la condición normal. Ahora, en la falla externa, se puede ver como aumenta la cantidad de picos en el espectro de la señal y se hacen más repetitivos, de igual forma, la amplitud de los espectros es mayor a la de condición normal, pero menor que la de falla interna. Por último, en el eje que contenía el rodamiento con la falla mixta, se puede ver como hay picos altos y bajos aleatoriamente. Basándonos en la figura 27 se puede inferir, y dada la inducción de fallas realizadas, que estas empiezan a generar componentes frecuenciales que se encuentran en zona de falla de frecuencia baja y media, por lo tanto, se considera que las falla se encuentra en la etapa II.

### 13.3. Reducción de componentes

Para la reducción de componentes se utilizó la función de MATLAB llamada PCA esta función nos da los componentes principales de cada condición de falla de los datos tomados, la figura 113 muestra la representación de los componentes principales para las condiciones de fallas realizadas.

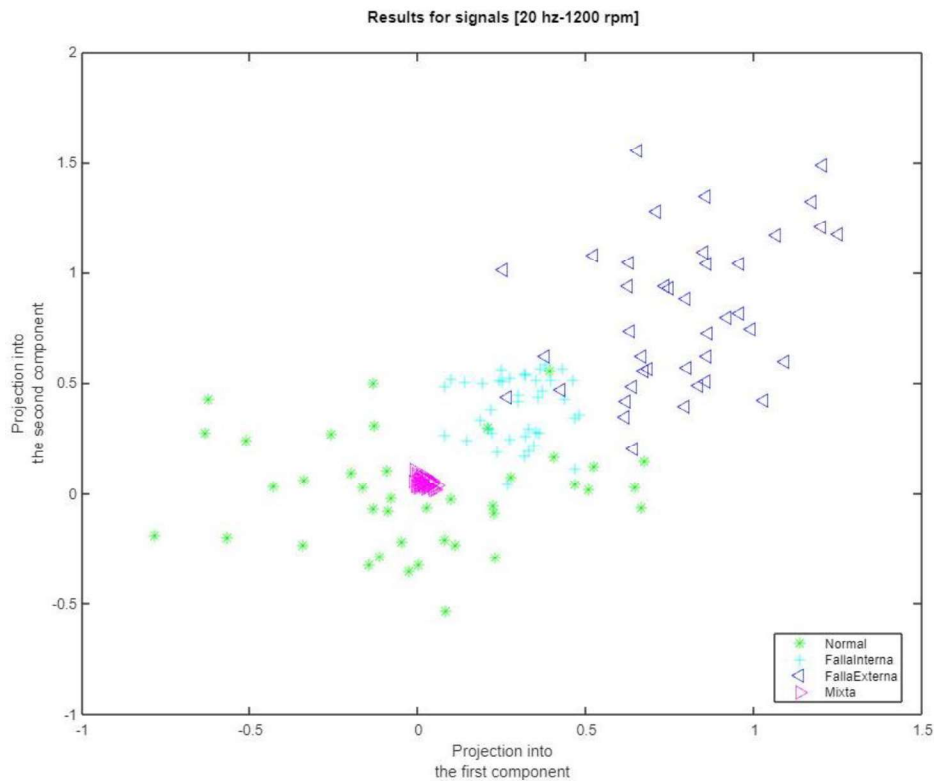


Figura 113. PCA datos adquiridos.

Como se ve en la imagen, al realizar el análisis PCA se puede ver que las condiciones están mezcladas, entre condición normal, falla externa e interna.

### 13.4. Etapa de entrenamiento

Para la etapa de entrenamiento se tomaron los datos de cada uno de los ejes con la condición de falla que tenían, uno estaba en condición normal, otro con falla interna y otro con falla externa, esto con el fin de entrenar la red y pudiera entender en qué rango de potencia iban a estar las fallas.

Para esta etapa fue necesario plantear la arquitectura de la red neuronal. Inicialmente para la tipología Adaline se implementó de la manera presentada en la figura 114.

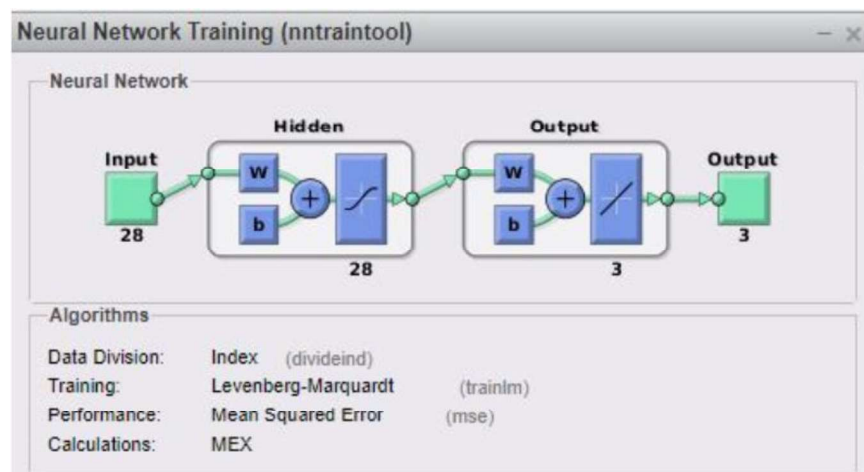


Figura 114. Arquitectura red Adaline.

Una vez ejecutado el proceso de validación, la red encuentra la convergencia en la sexta iteración como se ve en la figura 115:

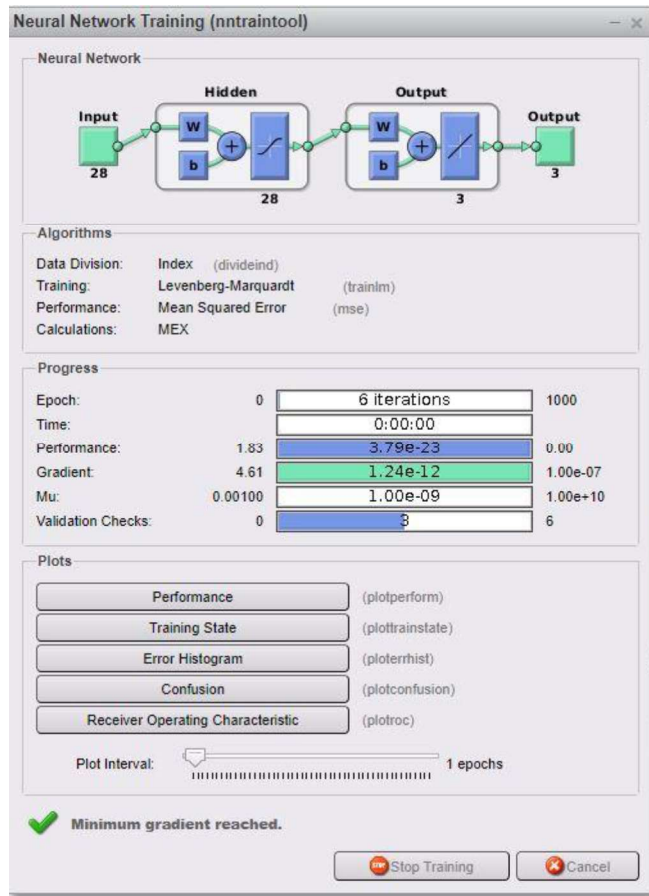


Figura 115. Resultados red Adaline.

De la misma forma, para la tipología Multilayer Perceptron se plantea de la manera presentada en la figura 116.

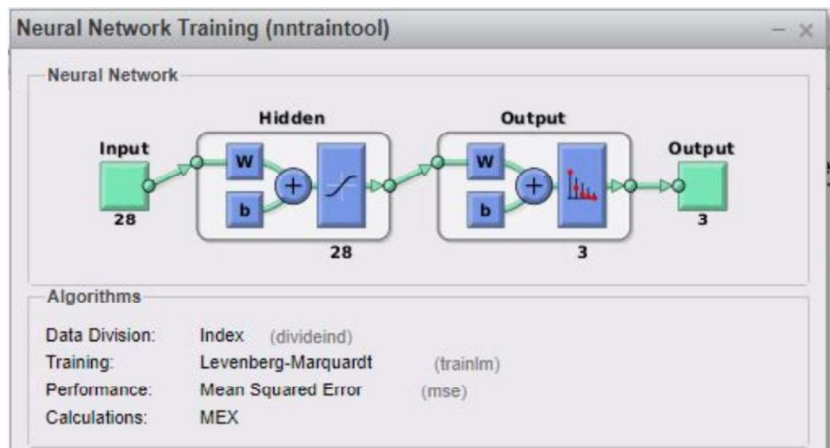


Figura 116. Arquitectura red MLP.

Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

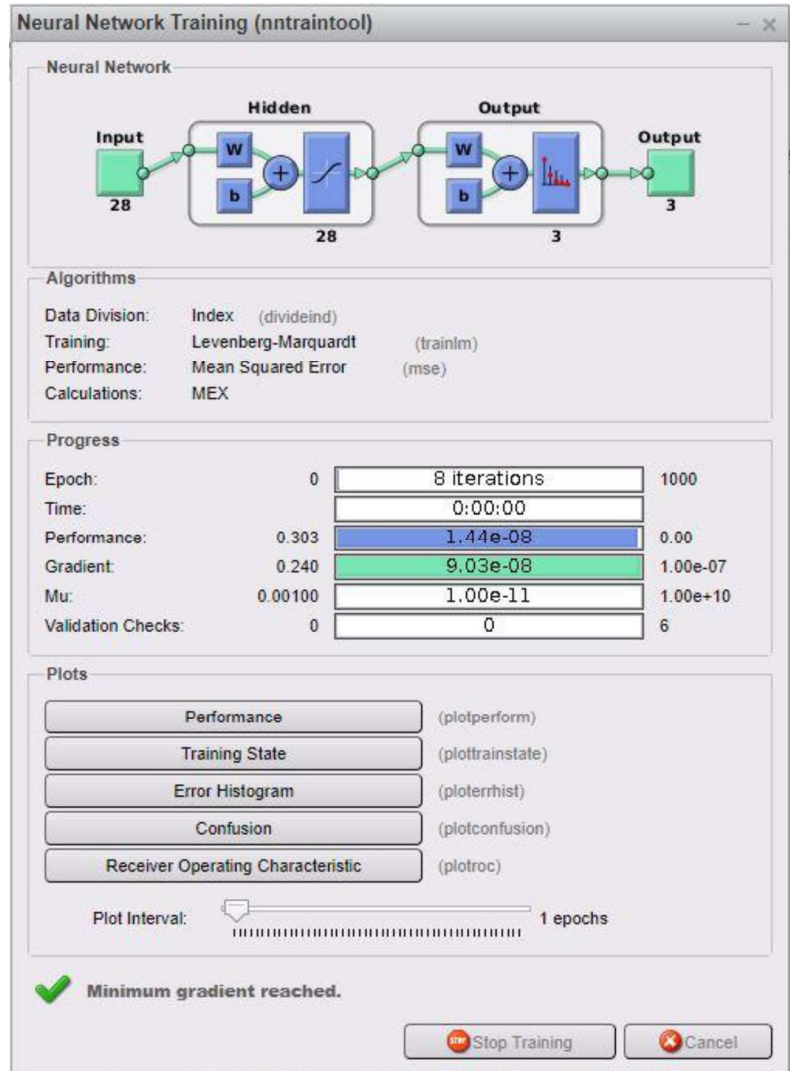


Figura 117. Resultados red MLP.

Seguidamente, se hizo la prueba con los datos de entrenamiento y se obtuvieron las gráficas de las figuras 118 a 120 por parte de la red Adaline, bajo las tres condiciones de estudio:

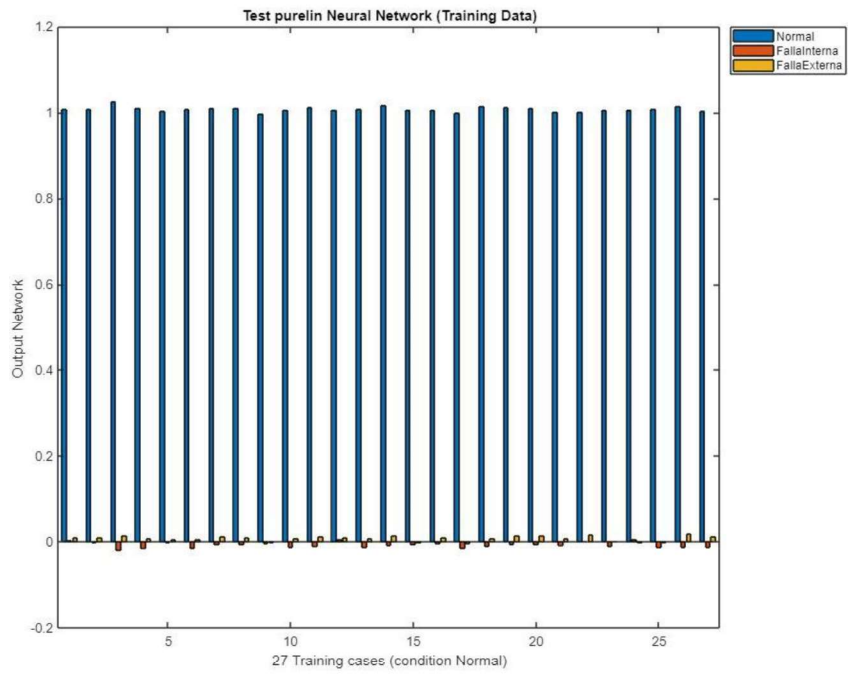


Figura 118. Test purelin Adaline condición normal etapa training.

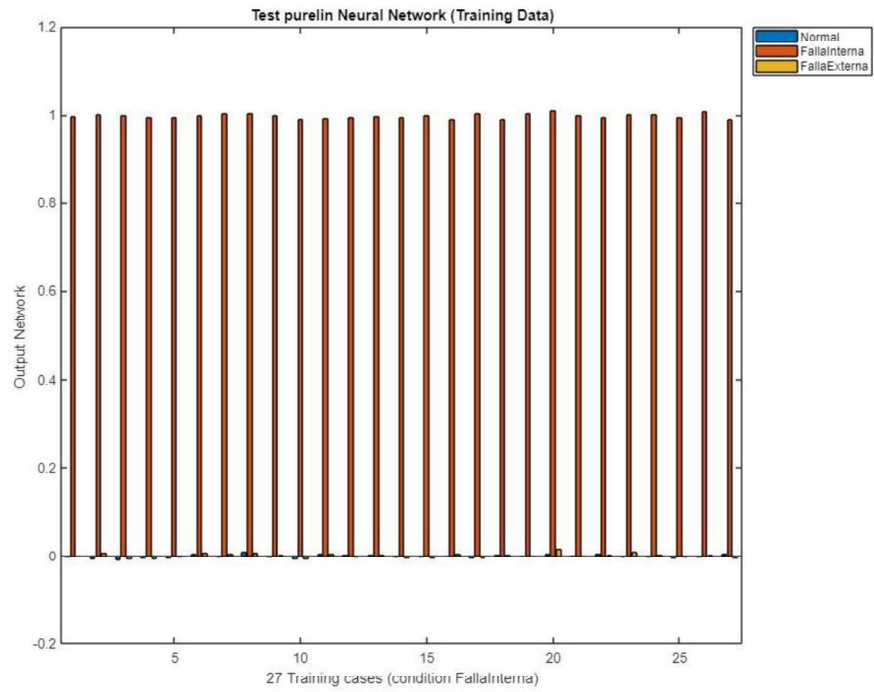


Figura 119. Test purelin Adaline falla interna etapa training.

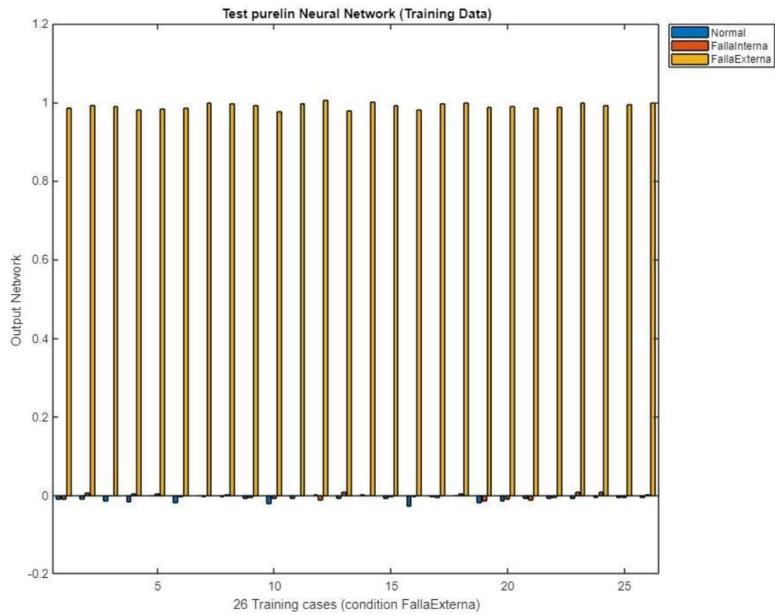


Figura 120. Test purelin Adaline falla externa etapa training.

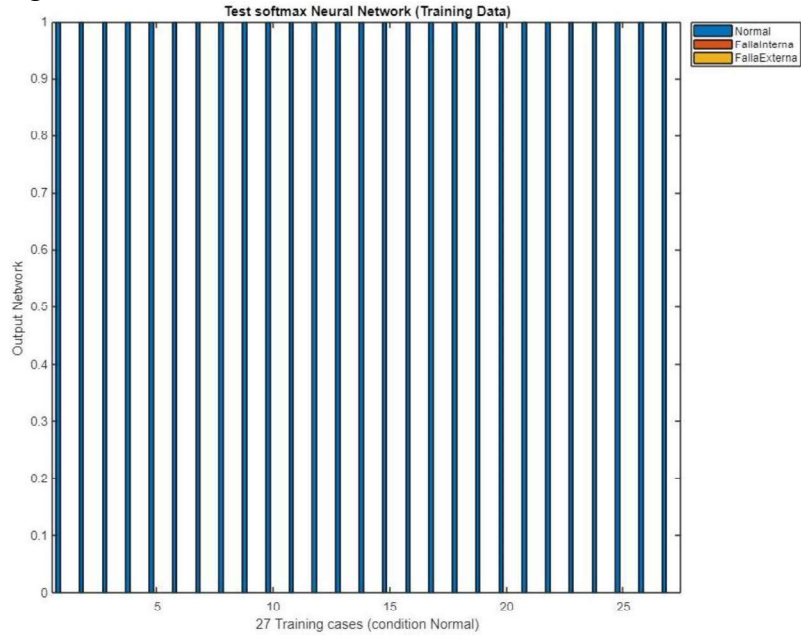
Como se ve en las gráficas se tiene relativamente un 100% de efectividad en el reconocimiento de datos, esto debido a que los datos que se introdujeron fueron de los ejes con cada falla exclusivamente. Para corroborar los datos se obtiene la matriz de confusión presentada en la figura 121:

**Train Confusion Matrix**

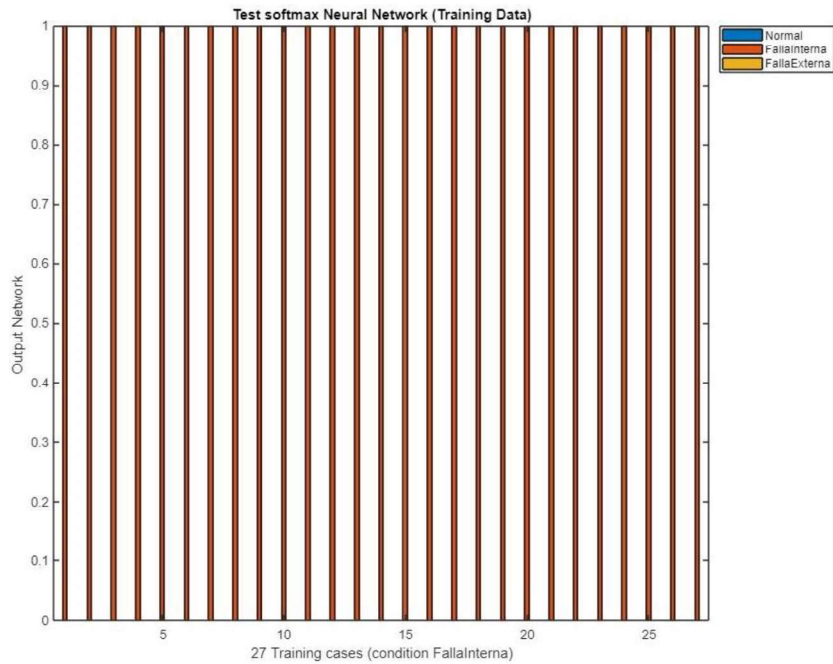
Output Class	1	27 33.8%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	27 33.8%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	26 32.5%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
		~	~	~	
		Target Class			

Figura 121. Matriz de confusión red Adaline.

A continuación, se realizó el entrenamiento para la red Multilayer perceptron como se muestra en las figuras 122 a 124:



*Figura 122. Test softmax MLP condición normal.*



*Figura 123. Test softmax MLP falla interna.*

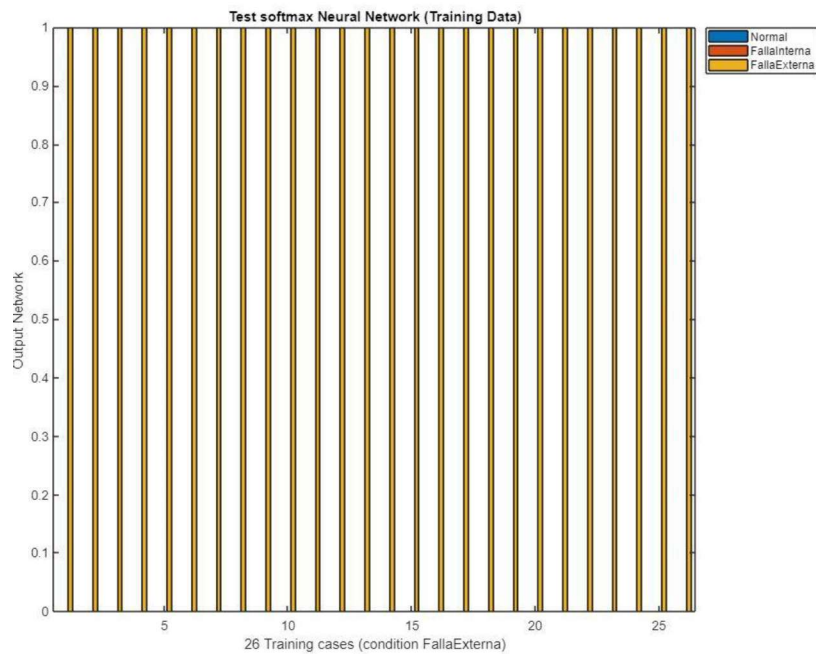


Figura 124. Test softmax MLP falla externa.

Como se ve en la figura 125, la red MLP logra también identificar en un 100% los datos de entrenamiento, es decir, detectó el tipo de falla que contenía los rodamientos en cada eje.

**Train Confusion Matrix**

<b>Output Class</b>	1	<b>27</b> 33.8%	<b>0</b> 0.0%	<b>0</b> 0.0%	<b>100%</b> 0.0%
	2	<b>0</b> 0.0%	<b>27</b> 33.8%	<b>0</b> 0.0%	<b>100%</b> 0.0%
	3	<b>0</b> 0.0%	<b>0</b> 0.0%	<b>26</b> 32.5%	<b>100%</b> 0.0%
		<b>100%</b> 0.0%	<b>100%</b> 0.0%	<b>100%</b> 0.0%	<b>100%</b> 0.0%
		~	~	~	
		<b>Target Class</b>			

Figura 125. Matriz de confusión red MLP.



### 13.5. Desempeño – Etapa de prueba

Para la etapa de prueba se utilizaron los datos tomados en la etapa de adquisición, para esto se puso a prueba la red neuronal agregando nuevos datos (falla mixta) para que la red lograra identificarlos.

Inicialmente se hace la prueba con la tipología Adaline arrojando los resultados de las figuras 126 a 129.

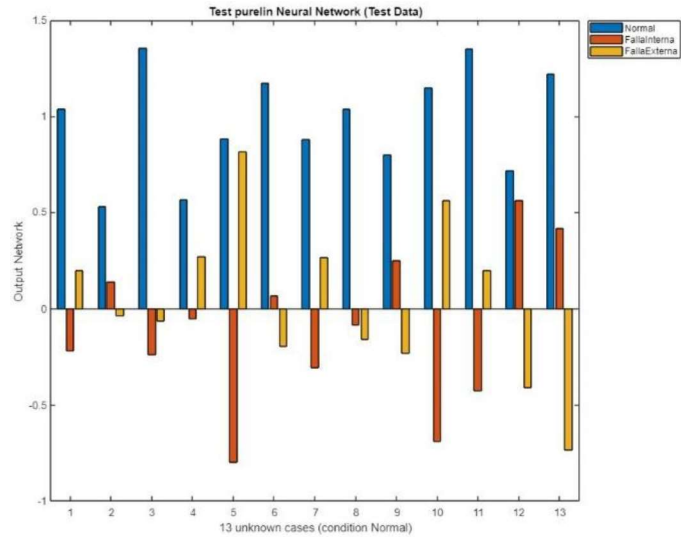


Figura 126. Test condición normal red Adaline.

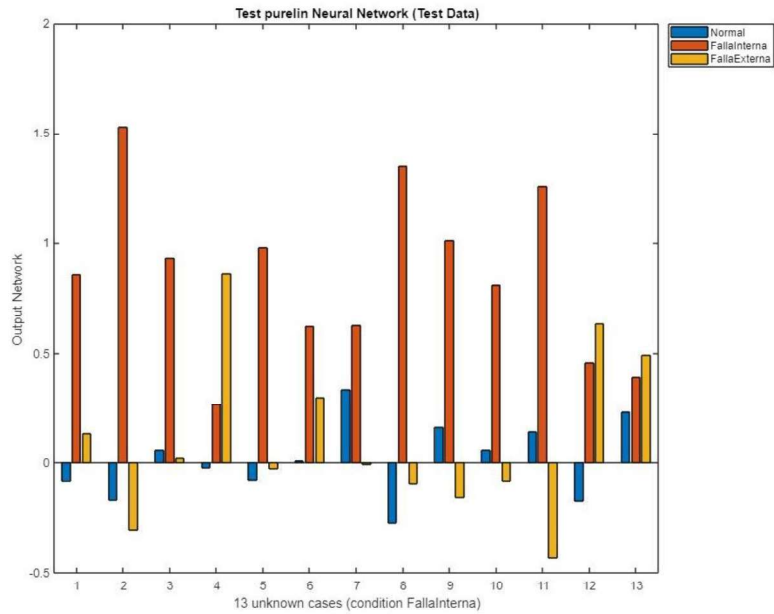


Figura 127. Test falla interna red Adaline.

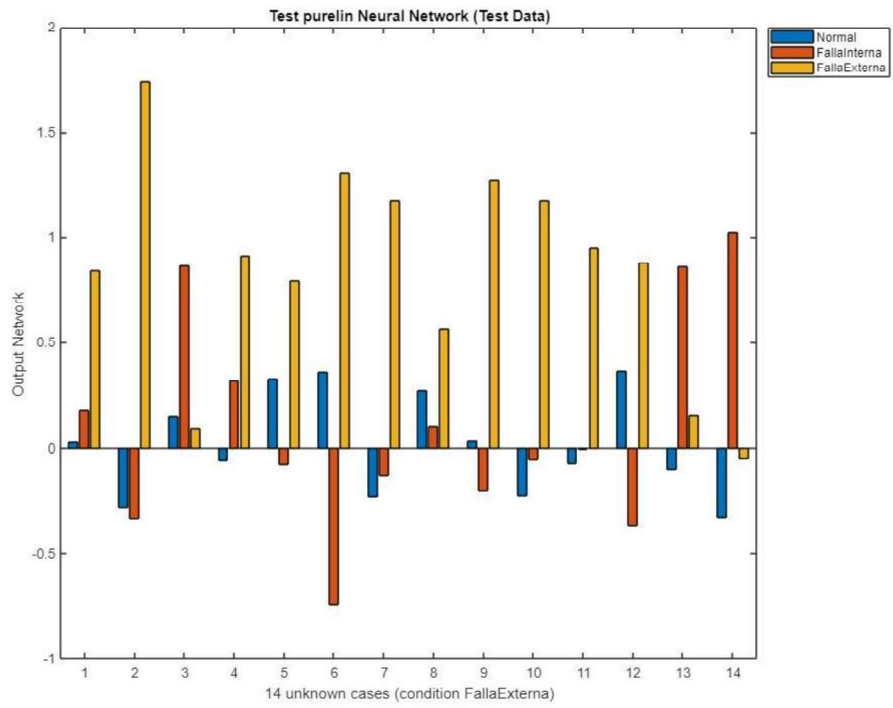


Figura 128. Test falla externa red Adaline.

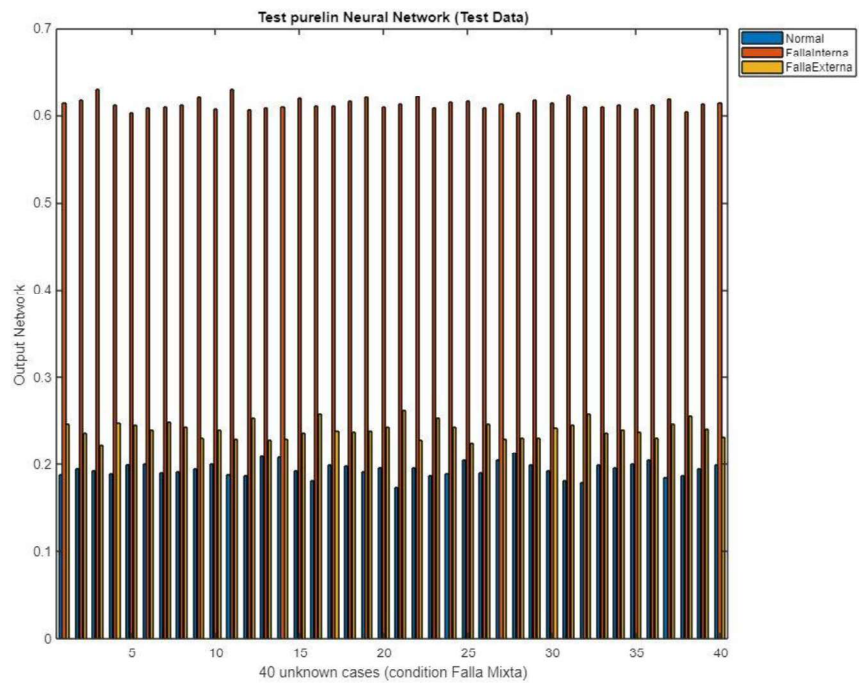


Figura 129. Test falla combinada red Adaline.

La matriz de confusión de la red Adaline es la siguiente:

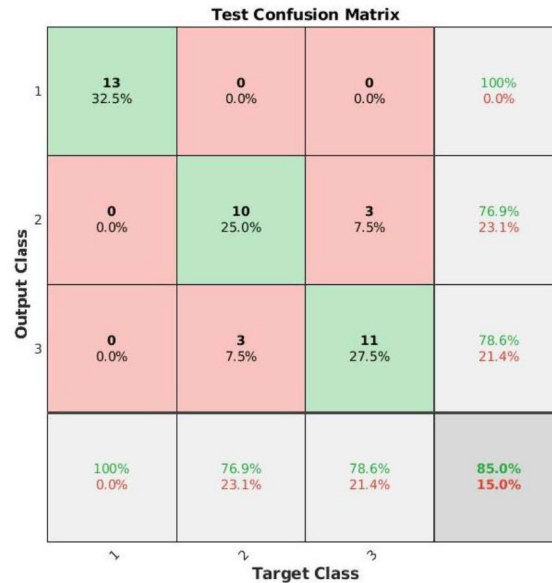


Figura 130. Matriz de confusión test red Adaline.

A pesar de agregar nuevos datos, la red logra identificar cada eje la falla que contiene, además, en la figura 129 se puede ver los resultados de la red al implementar un eje con falla combinada, se puede ver como reconoce efectivamente que tiene falla interna y, además, detecta también que hay falla externa, aunque algunas veces detectó que era condición normal, aunque en baja forma. Además, la matriz de confusión de la red Adaline donde se obtuvo un 85% de desempeño.

Seguidamente se hace la prueba para la tipología Multilayer perceptron arrojando los siguientes resultados:

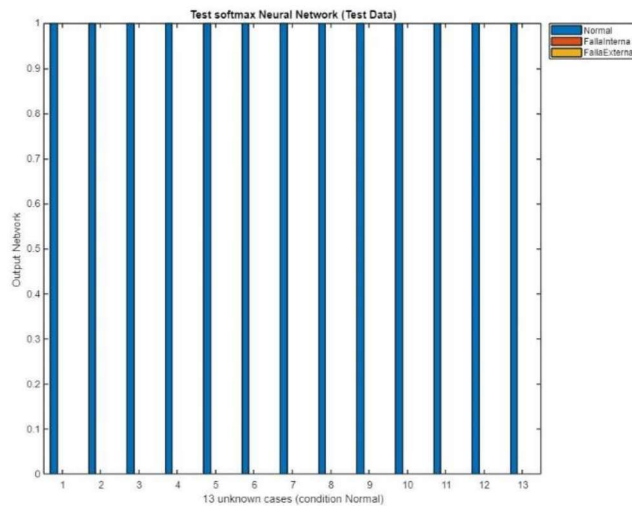


Figura 131. Test condición normal red MLP.

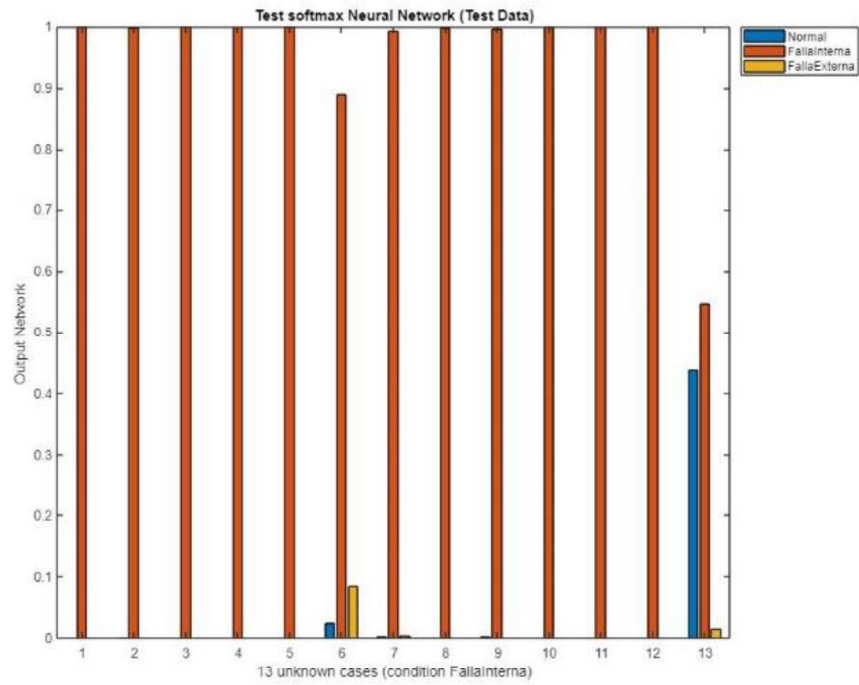


Figura 132. Test Falla interna red MLP.

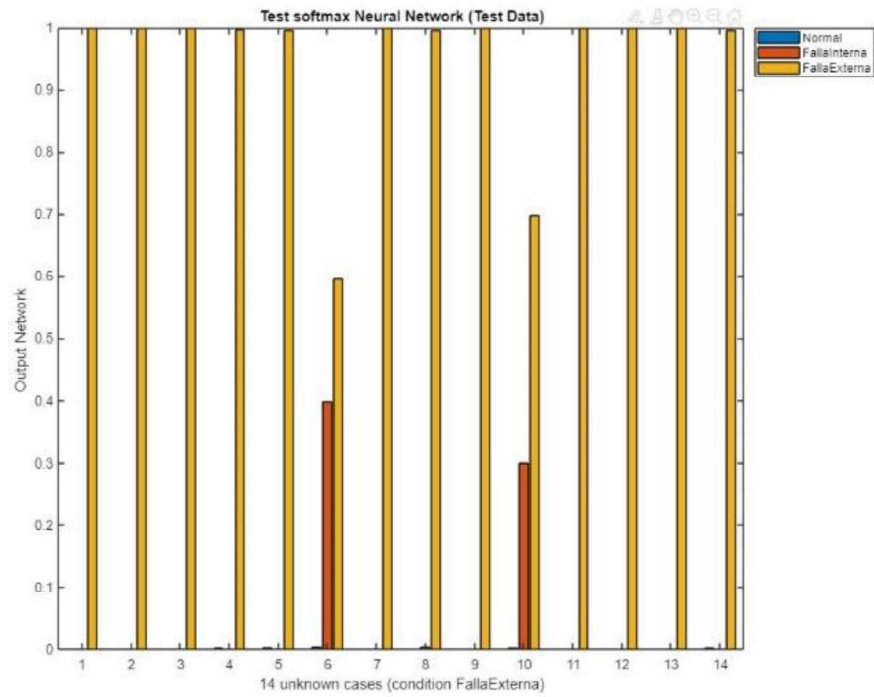


Figura 133. Test falla externa red MLP.

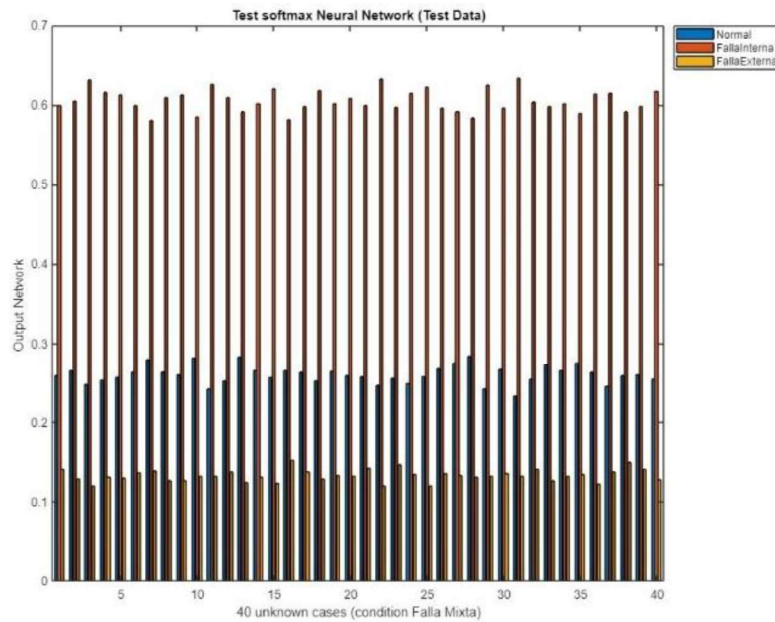


Figura 134. Test falla combinada red MLP.

Como se puede ver en las figuras 131 a 134, con cada uno de los datos la red MLP se comporta también de buena manera, detectando efectivamente el eje con cada falla. En el eje que contiene la falla combinada se puede ver como efectivamente detecta la falla interna en el rodamiento, sin embargo, a pesar de que detecta la falla en pista interna la detecta en menor medida que la condición normal.

La matriz de confusión de la etapa de prueba de la tipología MLP fue la siguiente:

**Test Confusion Matrix**

Output Class	1	13 32.5%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	13 32.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	14 35.0%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
		1	2	3	
		Target Class			

Figura 135. Matriz de confusión test red MLP.

Como se ve en la imagen la efectividad de la red MLP fue de 100% siendo mejor que la Adaline que obtuvo 85%.

### 13.6. Comparación de estrategias

En la tabla 14 se detalla resumidamente los datos de configuración de las redes diseñadas, esto con el fin de mostrar los datos obtenidos al plantear la arquitectura de la red neuronal.

*Tabla 14. Datos de configuración para la tipología Adaline y MLP.*

ANN	MSE		Gradiente		Check validación	
	Valor	Iteración	Valor	Iteración	Valor	Iteración
Adaline	3.79e-23	6	1.24e-12	6	3	6
MLP	1.75e-8	8	9.63e-8	8	5	8

Finalmente, en la tabla 15 se muestra el porcentaje de efectividad de cada red diseñada, y de esta manera se logró comparar de mejor manera su comportamiento.

*Tabla 15. Porcentaje de efectividad por tipología.*

Red Neuronal	% Clasificación
Adaline	85%
MLP	100%

## 14. CONCLUSIONES

- Se realizó el ensamble del banco de pruebas teniendo en cuenta el motor, la placa soporte, la carga y las condiciones a analizar; en conjunto con el diseño del eje, la selección de rodamiento y acoples flexibles
- Se diseñó el experimento de pruebas mediante la implementación de una interfaz en LabVIEW, para la adquisición de datos y análisis del espectro de las señales de vibración. El experimento cuenta con tres condiciones de estudio (falla interna, falla externa y condición normal), las cuales se distribuyen en tres kits diferentes de ejes, a los cuales se les realizó la toma de señales de vibración en el eje Y a cinco distintas velocidades.
- Se desarrolló un algoritmo para la detección y clasificación de fallas usando la técnica de redes neuronales artificiales de tipo off-line, en un banco de pruebas para detección de fallas en rodamientos en diferentes condiciones de falla, descartando el 20% de los datos iniciales mientras el sistema se estabiliza, además, de estos datos, se utilizó el 60% de los datos tomados para la etapa de entrenamiento de la red neuronal y el 40% restante para etapa de prueba.
- Se realizó un pre-procesamiento de los datos utilizando el método PSD para verificar los puntos de energía máximos de las señales de vibración. Con este método se eliminaron nans, tendencias y el 20% de los datos finales e iniciales de la muestra total. Así, se logró identificar valores pico y las frecuencias a las que se pueden observar. De esta manera, usando PSD se logró garantizar la convergencia del clasificador.
- La red neuronal realizada utilizando la tipología MLP fue mejor que la red Adaline, esto se logró evidenciar en las matrices de confusión. La MLP obtuvo un 100% de precisión en la etapa de entrenamiento y 100% en la etapa de prueba, lo cual indica que encontró una buena red neuronal y que además se entrenó de forma correcta. A diferencia, la red Adaline obtuvo un 100% de precisión en la etapa de entrenamiento y 85% en la etapa de prueba; a su vez se encontró que la red Adaline entendió mejor la condición de falla.

## 15. RECOMENDACIONES Y TRABAJO FUTURO

- Para la selección del número de muestras es importante tener presente cada una de las distintas frecuencias de falla de interés para cada condición de falla, al revisar cual es el criterio más adecuado para cada caso de estudio, se logra tomar las muestras suficientes y necesarias para realizar un análisis más completo.
- Inducir otros tipos de fallas diferentes a las analizadas en esta tesis, comparar datos y verificar su coherencia con la teoría. Se pueden inducir fallas como las mencionadas en el marco teórico (desalineación, fatiga, falla eléctrica, etc.).
- Al momento de realizar la adquisición de datos es muy importante que no se haga interferencia de ninguna forma, los sensores tienen una sensibilidad alta, por lo que cualquier movimiento fuerte genera un cambio inmediato en los datos, provocando que los datos sean inservibles. Además, es muy importante realizar la calibración de los sensores antes de ejecutar cada prueba o toma de datos.
- Implementar una guarda de seguridad para el banco de pruebas. Es importante contar con este complemento con el fin de prevenir cualquier tipo de accidente cuando algún estudiante se encuentre supervisando la toma de datos. Así mismo, realizar periódicamente engrase de las chumaceras con el fin de aumentar la lubricación entre el contacto del rodamiento con la camisa de las chumaceras.
- Implementar un banco de resistencias en el cual se pueda variar y controlar el consumo de potencia del generador. Esto permitirá evidenciar el comportamiento de los espectros y su posterior análisis manteniendo este parámetro en la carga (Generador). De esta forma, se podrían obtener resultados en el que se logre imponer una carga al banco y así lograr un acercamiento a la realidad industrial, dado que por lo general los equipos trabajan manteniendo constante sus operaciones.
- Tomar datos en el eje X para evidenciar el comportamiento de cada una de las fallas en este eje. Con los datos en X y en Y se entrenaría la red neuronal de forma más completa, esto ayudaría a que en próximas pruebas la red pueda identificar la falla independientemente del eje en el que esté, eso sí, hay que entrenar la red con muchos más datos.
- Existen novedosos métodos de clasificadores de señales, como se mencionó en el estado del arte; por lo que trabajar con otro tipo de clasificador daría resultados aún más precisos y se podrían hacer comparaciones de desempeño. Las redes neuronales son también supervisadas, por ejemplo, utilizando SVM de acuerdo con el estado del arte se obtienen mayores porcentajes de clasificación.



## 16. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Jinglong, C., Yanyang, Z., Zhengjia, H., & Jing, Y. (2013). Compound faults detection of rotating machinery using improved adaptive redundant lifting multiwavelet, *Mech. Syst. Signal Process.* 36–54.
- [2] Kurfess, T., Billington, S., & Liang, S. (2006). *Advanced Diagnostic and Prognostic Techniques for Rolling Element Bearings*. Springer Series in Advanced Manufacturing. Ed. Springer. London, pp. 137-165.
- [3] Moreno, M., Villarraga, J., & Moreno, R. (2018). Diagnóstico de fallas tempranas de rodamientos en mecanismos susceptibles al desbalanceo y a la desalineación. Universidad Industrial de Santander. Bucaramanga.
- [4] Rodriguez, A. (2016). Redes neuronales Elman con valores singulares para el diagnóstico de la severidad de fallos en equipos de rotación. Pontificia universidad católica de Valparaíso. Valparaíso.
- [5] Gómez, V., & Moreno, R. (2013). Clasificador neuronal de fallos en rodamientos utilizando entradas basadas en transformadas Wavelet Packet y de Fourier. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, 126-136.
- [6] Medrano, Z., Pérez, C., Gómez, J., & Vera, P. (2000). Nueva metodología de diagnóstico de fallas en rodamientos en una máquina síncrona mediante el procesamiento de señales vibro-acústicas empleando análisis de densidad de potencia. Universidad Autónoma de Baja California. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, volumen XVII (número 1).
- [7] López, D. (2016). Diagnóstico de fallas de rodamientos de equipos de rotación utilizando redes neuronales artificiales. Pontificia universidad católica de Valparaíso.
- [8] Jian, X., Li, W., Guo, X., & Wang, R. (2019). Fault Diagnosis of Motor Bearings Based on a One-Dimensional Fusion Neural Network. *Sensors*, 19, 122.
- [9] Jiangquan, Z., Yi, S., Liang, G., Hongli, G., Xin, H., & Hongliang, S. (2019). A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks. *Chinese Journal of Aeronautics*,
- [10] Wang, H., Xu, J., & Yan, R. (2019). Bearing Fault Diagnosis Based on Visual Symmetrized Dot Pattern and CNNs. 1-6.
- [11] Ortiz, C. (2015). Causas de falla de rodamientos. Relimans.
- [12] NskAmericas. ¿Qué es un Rodamiento? NSK.

- [13] Velazco, F. (2008). Modos de fallas comunes en rodamientos. Universidad Nacional de Colombia.
- [14] Estupiñán, E., & Saavedra, P. (2015). Técnicas de diagnóstico para el análisis de vibraciones de rodamientos. Universidad de Concepción.
- [15] Llogsa Mercadotecnia. (2014). Detección de defectos por ultrasonido en servicio. YouTube.
- [16] Hurtado, L., Villarreal, E., & Villarreal, L. (2016). Detección y diagnóstico de fallas mediante técnicas de inteligencia artificial, un estado del arte. DYNA, 83(199), 19-28.
- [17] Quintero, C., Merchán, F., Cornejo, A., & Galán, J. (2018). Uso de Redes Neuronales Convolucionales para el Reconocimiento Automático de Imágenes de Macroinvertebrados para el Biomonitorio Participativo. KnE Engineering, 3(2), 585-596.
- [18] Magdy M. (2014). Mechatronics System Design. MDP 454. Mechatronics.
- [19] Gomis, M. (2015). Introducción a los cojinetes y rodamientos.
- [20] Jagdale, Manoj & Garikapati, Diwakar. (2018). A critical review of condition monitoring parameters for fault diagnosis of rolling element bearing. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.
- [21] N. I. Azeez and A. C. Alex, "Detection of rolling element bearing defects by vibration signature analysis: A review," 2014 Annual International Conference on Emerging Research Areas: Magnetics, Machines and Drives.
- [22] Devaney, M.J. & Eren, Levent. (2005). Detecting Motor Bearing Faults. Instrumentation & Measurement Magazine.
- [23] Zuozhou Pan, Zong Meng, Zijun Chen, Wenqing Gao, Ying Shi. A two-stage method based on extreme learning machine for predicting the remaining useful life of rolling-element bearings, Mechanical Systems and Signal Processing.
- [24] Reuben LCK, Mba D. Bearing time-to-failure estimation using spectral analysis features. Structural Health Monitoring. 2014.
- [25] Eren, Levent. (2017). Bearing Fault Detection by One Dimensional Convolutional Neural Networks. Mathematical Problems in Engineering. 2017.
- [26] I. Samy, I. Fan and S. Perinpanayagam, "Fault diagnosis of rolling element bearings using an EMRAN RBF neural network- demonstrated using real experimental data," 2010 Sixth International Conference on Natural Computation, Yantai, 2010.

- [27] Tyagi, S., Panigrahi, S. (2017). A DWT and SVM based method for rolling element bearing fault diagnosis and its comparison with Artificial Neural Networks. *Journal of Applied and Computational Mechanics*.
- [28] Jiangquan ZHANG, Yi SUN, Liang GUO, Hongli GAO, Xin HONG, Hongliang SONG. A new bearing fault diagnosis method based on modified convolutional neural networks, *Chinese Journal of Aeronautics*, Volume 33, Issue 2, 2020.
- [29] Langarica, C. Ruffelmacher and F. Núñez, "An Industrial Internet Application for Real-Time Fault Diagnosis in Industrial Motors," in *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 17, no. 1, pp. 284-295, Jan. 2020.
- [30] A. Boudiaf, A. Djebala, H. Bendjma, A. Balaska and A. Dahane, "A summary of vibration analysis techniques for fault detection and diagnosis in bearing," 2016 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), Algiers, 2016.
- [31] Nguyen, Hoang-Phuong & Kim, Jongmyon. (2015). Multifault Diagnosis of Rolling Element Bearings Using a Wavelet Kurtogram and Vector Median-Based Feature Analysis. *Shock and Vibration*. 2015.
- [32] Qijun Xiao, Z. Luo and Junlan Wu, "Fault detection and diagnosis of bearing based on local wave time-frequency feature analysis," 2015 11th International Conference on Natural Computation (ICNC), Zhangjiajie, 2015.
- [33] C. Zhang, B. Chen, F. Wan and B. Song, "Multi-Faults Diagnosis of Rotating Bearings Using Flexible Time-Frequency Analysis Technique," 2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), Xi'an, China, 2018.
- [34] C. E. Khamoudj, F. B. Tayeb, K. Benatchba and M. Benbouzid, "Induction Machines Bearing Failures Detection and Diagnosis using Variable Neighborhood Search," IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Lisbon, Portugal, 2019.
- [35] Peeters, Cédric & Guillaume, Patrick & Helsen, Jan. (2016). Vibration data pre-processing techniques for rolling element bearing fault detection.
- [36] Wang, Wilson & Lee, Hewen. (2013). An energy kurtosis demodulation technique for signal denoising and bearing fault detection. *Measurement Science and Technology*.
- [37] Análisis de daños en los rodamientos Timken y Guía de referencia sobre lubricación. (2015). The Timken Company.
- [38] Borrás, C. Pattern recognition in hydraulic backlash using neural network. Master Thesis, University of Oklahoma, 2001.

## 17. ANEXOS

### Código de red neuronal en MATLAB:

```
%% Auxiliar function used to process Vibration data
Fs = 12.4*1e3;
%read raw dato from excel file, remove means, trends and cut signals
p = 0.2; % percentage of signal to remove (initial and final data)
filename = "Datos rodamientos Eje Y";
raw_data_full = ReadrawData_Rodamientos(p,filename);

% plot roaw data
PlotRawDataRodamientos (raw_data_full,1,Fs,' [10 hz - 600 rpm]')
PlotRawDataRodamientos (raw_data_full,2,Fs,' [20 hz-1200 rpm]')
PlotRawDataRodamientos (raw_data_full,3,Fs,' [30 hz-1800 rpm]')
PlotRawDataRodamientos (raw_data_full,4,Fs,' [40 hz-2400 rpm]')
PlotRawDataRodamientos (raw_data_full,5,Fs,' [50 hz-3000 rpm]')

% Power Spectral Densities - PSD
close all
OV = 0.5; NV = 4;
% comparison of PSD for diferent lengths to block signals
N = 2; % for other sample frecuencies N=1,2,3,4,5
Signal_Blocks = 40; % number of blocks to divide the full signal
PSD_SingleBlock(raw_data_full,N,NV,OV,Signal_Blocks,Fs,'amplitud')

% plot PSD
close all
OV = 0.5; NV = 10;
PSDplot_Rodamientos (raw_data_full,NV,OV,Fs,'amplitud') % for original frequencies until Fs/2
cPSDplot_Rodamientos (raw_data_full,NV,OV,Fs,'amplitud') % for original frequencies until Fs/2

% Map data to matrix data
Signal_Blocks = 40; % number of blocks to divide the full signal
fData = convertData_Rodamientos(raw_data_full,Signal_Blocks);
OV = 0.5; NV = 4;
fFeat = FourierFeat_Rodamientos(fData,Fs,NV,OV);
cfFeat = cFourierFeat_Rodamientos(fData,Fs,NV,OV);
tFeat = timeFeat_Rodamientos(fData);

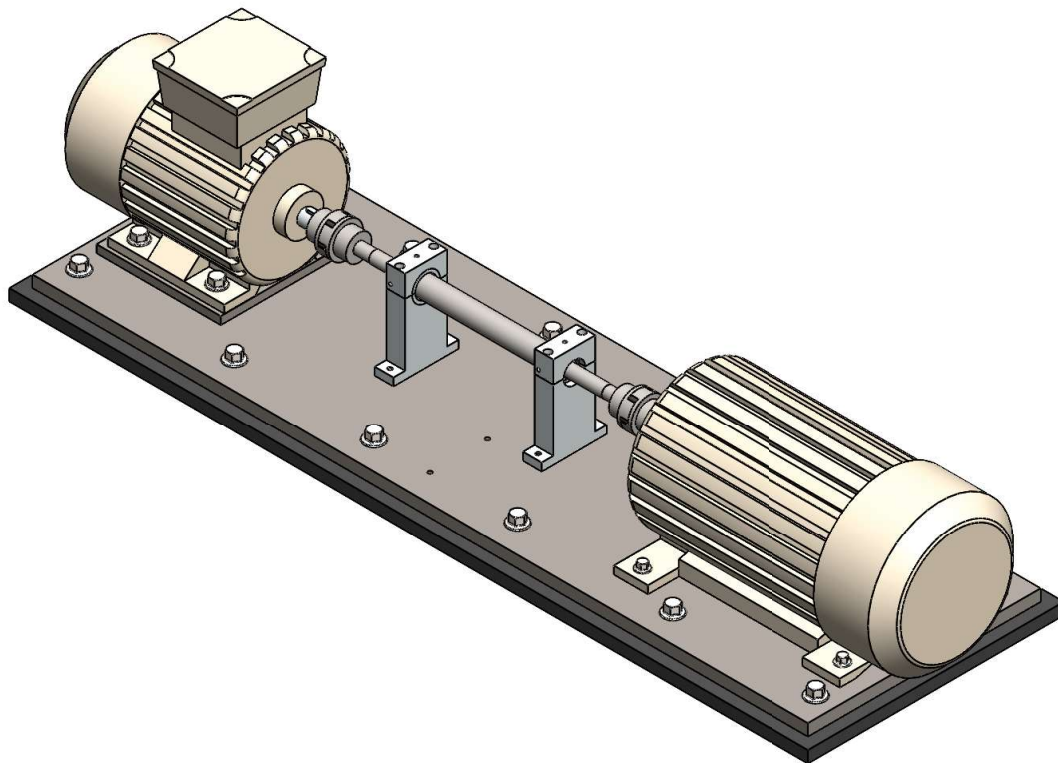
%%
%Feature Selection using independent features method with significance threshold
% S=2; %typically, variables are kept when significance S >= 2
% [DataF,Targets] = FeatSel(wFeat,S); % wFeat can be replaced with wFeatS if optional features
are used
```

```

%%
% Alternative feature reduction method based on PCA
method = 'svd'; % 'eig','svd','als','nipals' or 'pod'
N = 2; % for other sample frequencies N=1,2,3,4,5
%[DataF,Labels,Targets] = Raw_Feat_Rodamientos(tFeat,N);
%[DataF,Labels,Targets, PCAModel] = PCA_FeatSel_Rodamientos(fFeat,N,method);
[DataF,Labels,Targets, PCAModel] = PCA_FeatSel_Rodamientos(cfFeat,N,method);
%[DataF,Labels,Targets, PCAModel] = PCA_FeatSel_Rodamientos(tFeat,N,method);
%%
%Results for different types of ANN (Neural Network Outputs)
Normalizar = true; % or false
nh_layers = 1; % only works for MLP Ann type (1 or 2)
[Outputs,performance,errors,VarsAnn]= Ann_Rodamientos2(DataF,Targets,
Normalizar,nh_layers);
Data = Outputs.Val;
Vals = table2array(Data(:,2:end)); Nvals = size(Vals,2); str = Data.Clase;
area(1:Nvals,Vals),legend(str,'Location','Best');ylabel('Stacked Class Probability')
xlabel([num2str(Nvals) ' Unknown Cases (Condición Falla Mixta)'])
% Ann_plot(VarsAnn)

%%
% %Compare performance of different types of ANN
% [confmat,All_performance,VarsAnnComp]=AnnCompare(DataF,Targets,Normalizar);
% AnnCompare_plot(VarsAnnComp,confmat,All_performance)

```



Universidad Autónoma de Bucaramanga

\* Planeado por:  
Carlos M. John B.

\* Nombre: Ensamble Banco de Pruebas

Cantidad: 1

\* Material: N/A

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

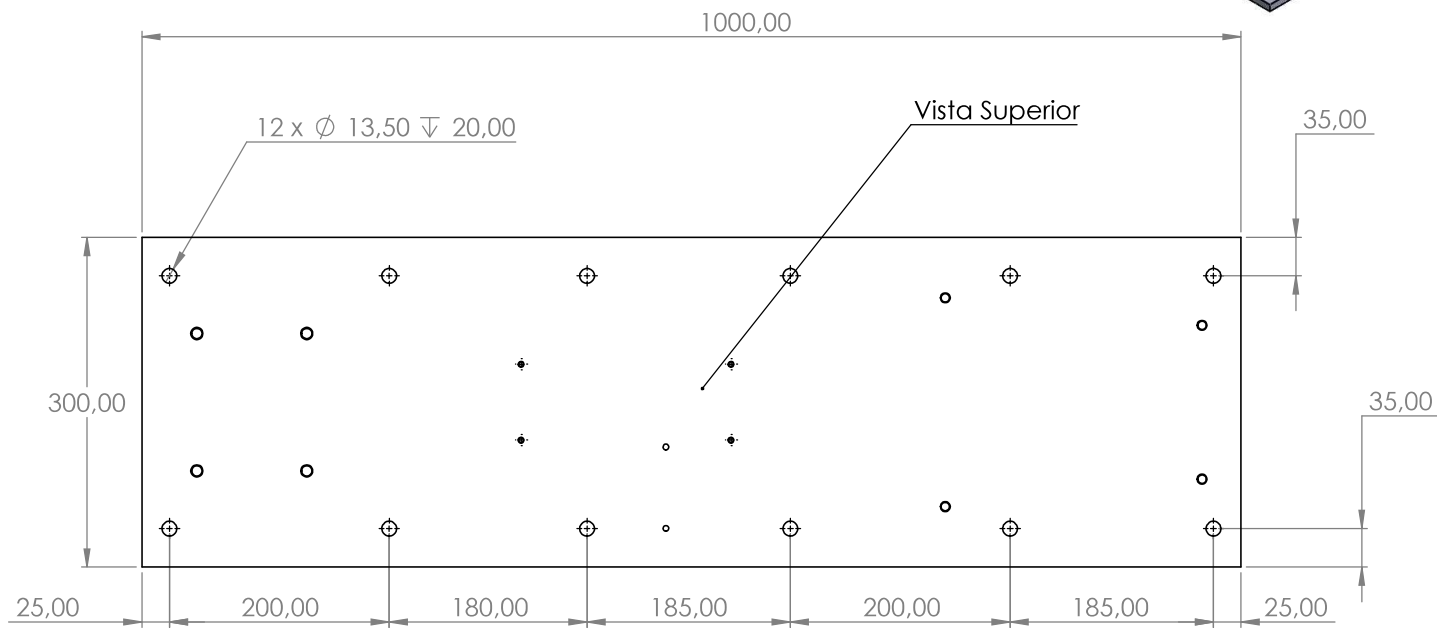
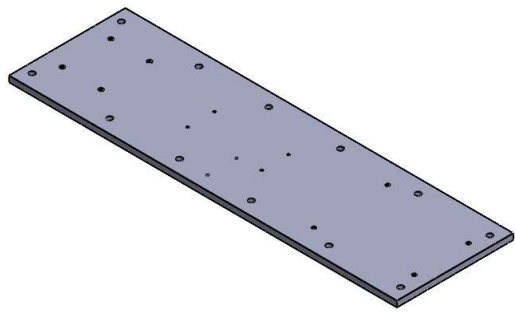
\* Elaborado por:  
Carlos Melgarejo

Fecha: 25/09/2020



Hoja: 1/8

\* N°: 1



Universidad Autónoma de Bucaramanga

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

\* Planeado por:  
Carlos M. John B.

\* Elaborado por:  
Carlos Melgarejo

\* Nombre: Platina Banco de Pruebas

Fecha: 25/09/2020

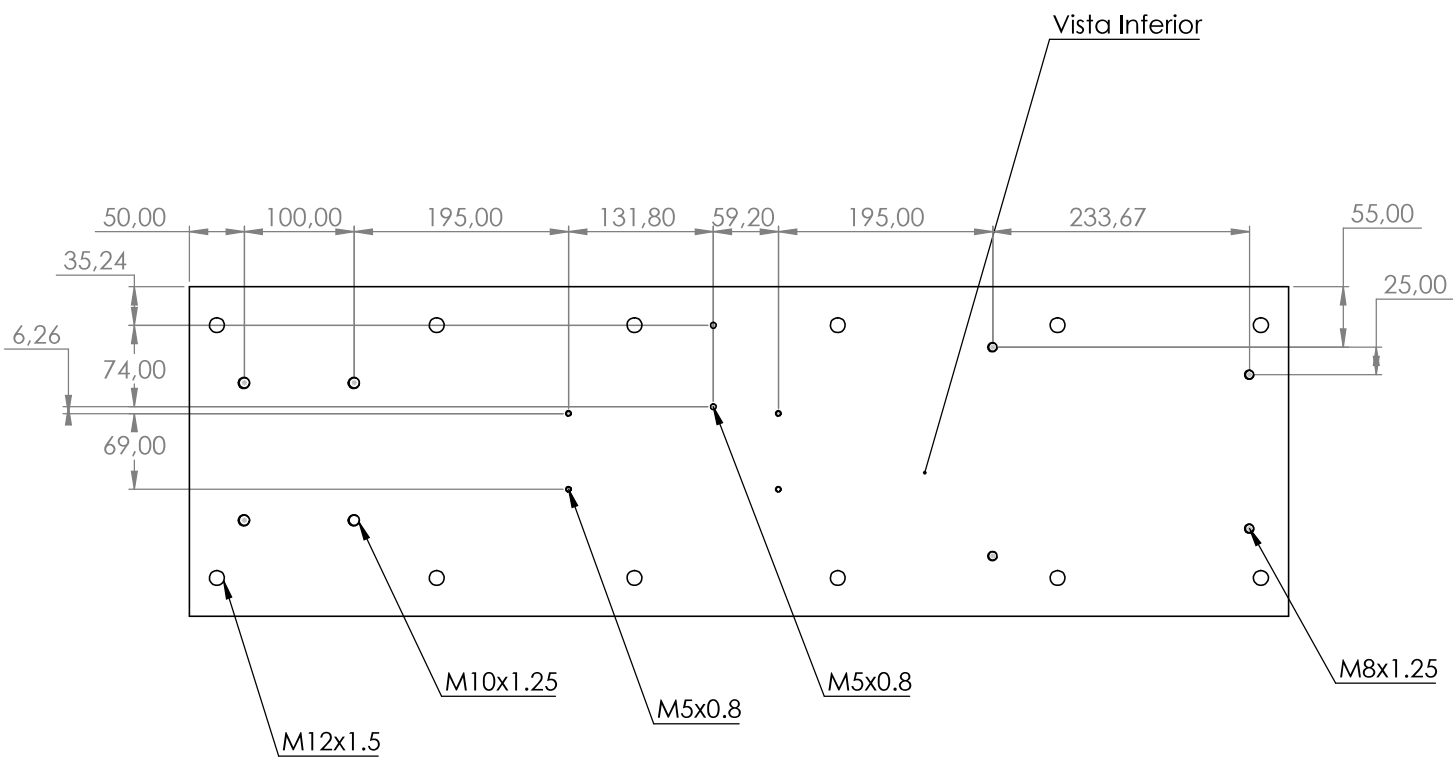


Cantidad: 1

Hoja: 2/8

\* Material: A36

\* N°: 2



Universidad Autónoma de Bucaramanga

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

\* Planeado por:  
Carlos M. John B.

\* Elaborado por:  
Carlos Melgarejo

\* Nombre: Platina Banco de Pruebas

Fecha: 25/09/2020



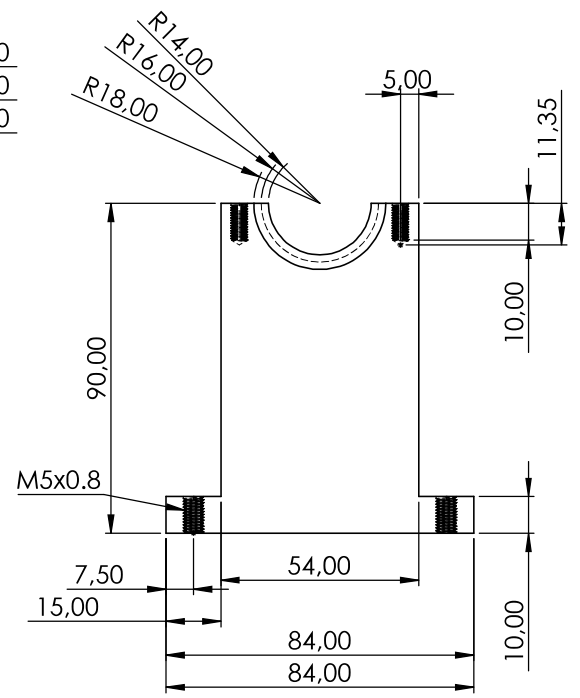
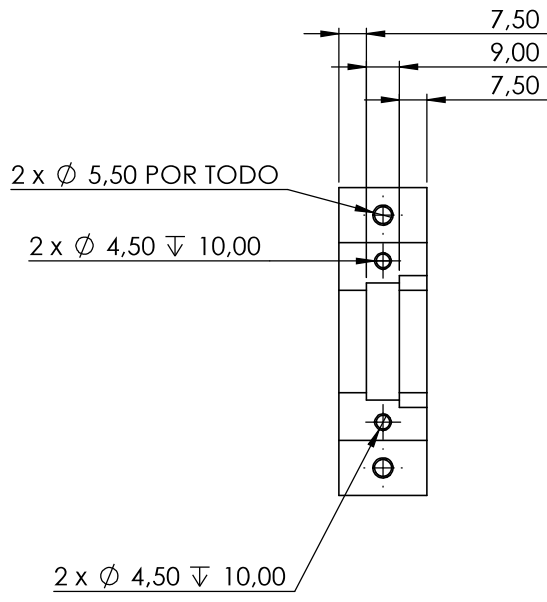
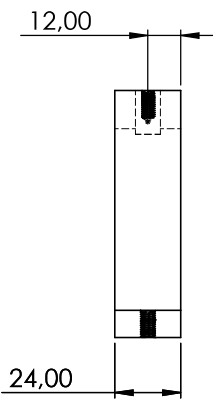
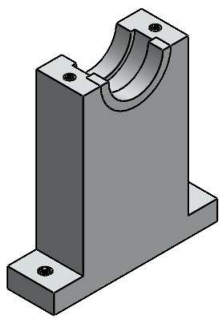
Cantidad: 1

Hoja: 3/8

\* Material: A36

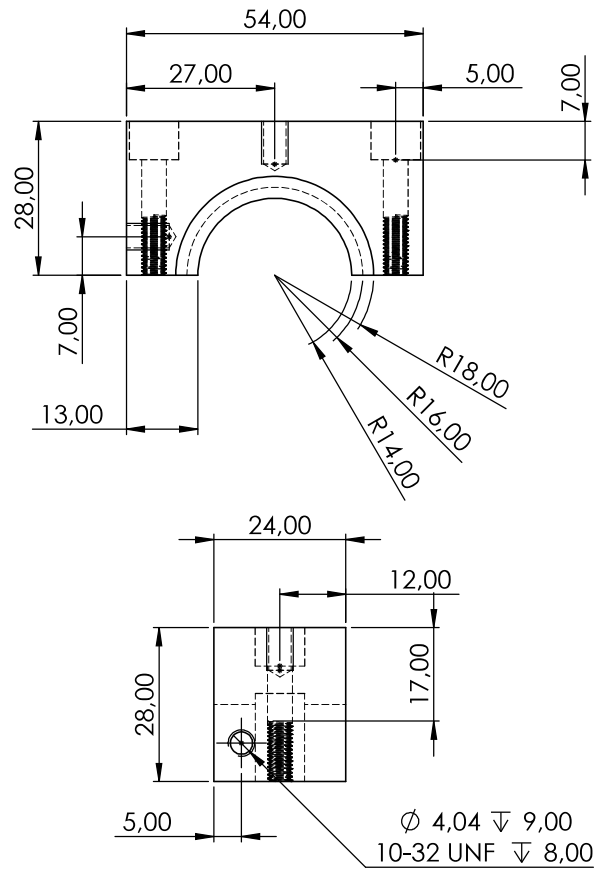
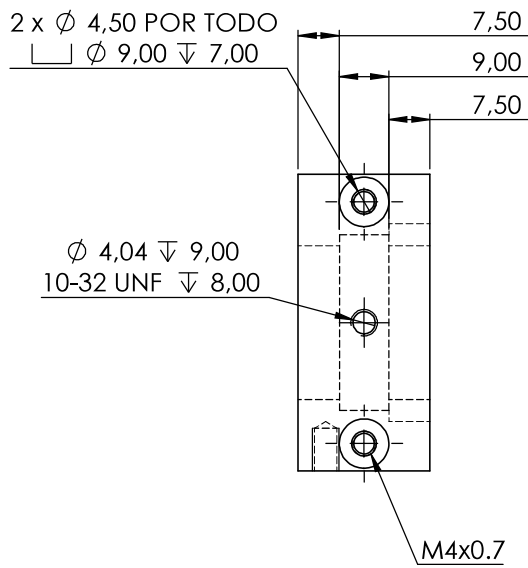
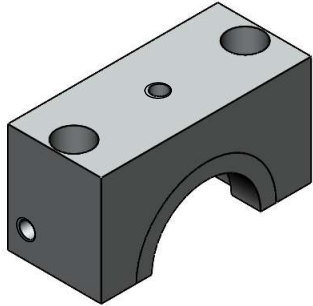
\* N°: 2





<b>Universidad Autónoma de Bucaramanga</b>		<b>* Planeado por:</b> Carlos M. John B.	<b>* Nombre:</b> Chumacera Banco de Pruebas	<b>Cantidad:</b> 2	<b>* Material:</b> Inox
<b>ESCALA</b> 8:1	<b>MEDIDAS EN mm</b>	<b>* Elaborado por:</b> Carlos Melgarejo	<b>Fecha:</b> 25/09/2020		<b>Hoja:</b> 4/8

\* N°: 4



Universidad Autónoma de Bucaramanga

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

\* Planeado por:  
 Carlos M. John B.

\* Elaborado por:  
 Carlos Melgarejo

\* Nombre: Chumacera Banco de Pruebas

Fecha: 25/09/2020

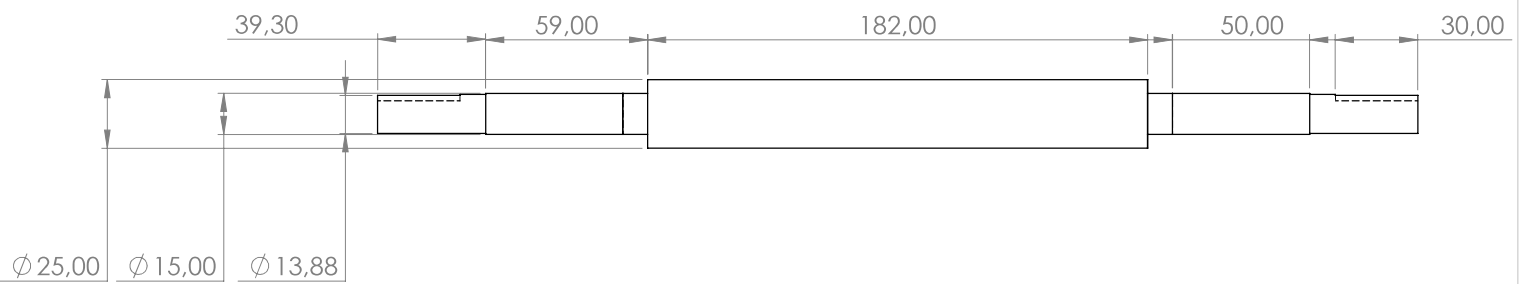
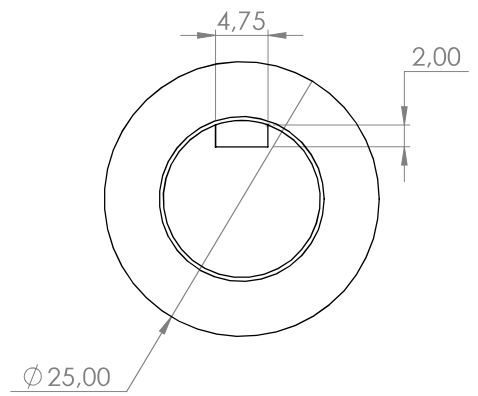
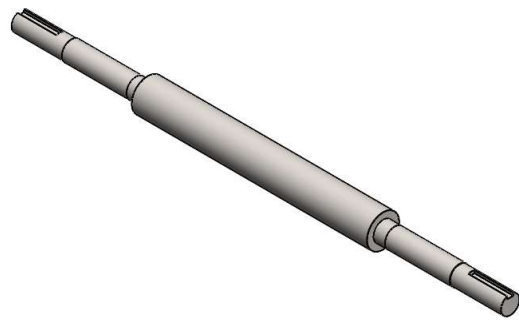


Cantidad: 2

Hoja: 5/8

\* Material: Inox

\* N°: 5



Universidad Autónoma de Bucaramanga

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

\* Planeado por:  
Carlos M. John B.

\* Elaborado por:  
Carlos Melgarejo

\* Nombre: Eje Banco de Pruebas

Fecha: 25/09/2020

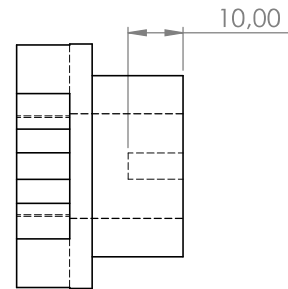
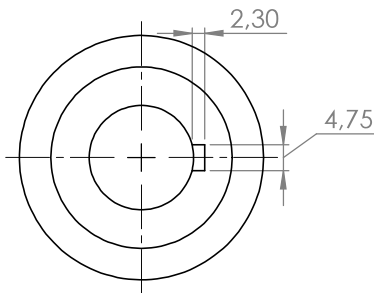
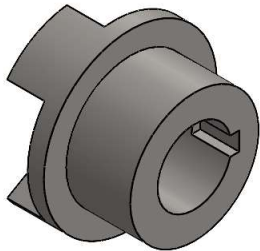
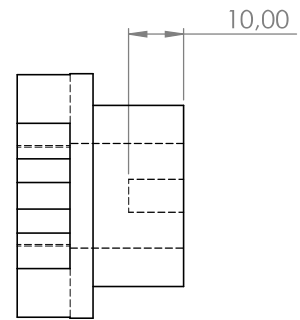
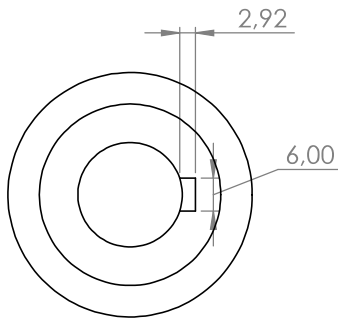
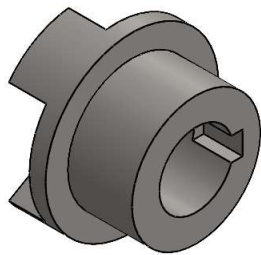


Cantidad: 3

Hoja: 5/8

\* Material: Inox

\* N°: 5



Universidad Autónoma de Bucaramanga

ESCALA 8:1

MEDIDAS EN mm

\* Planeado por:  
Carlos M. John B.

\* Elaborado por:  
Carlos Melgarejo

\* Nombre: Acople Banco de Pruebas

Fecha: 25/09/2020

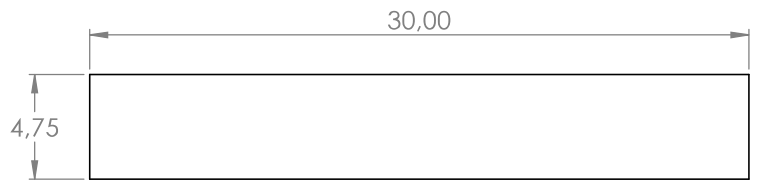
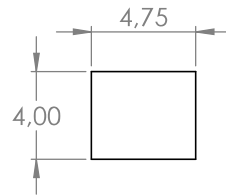
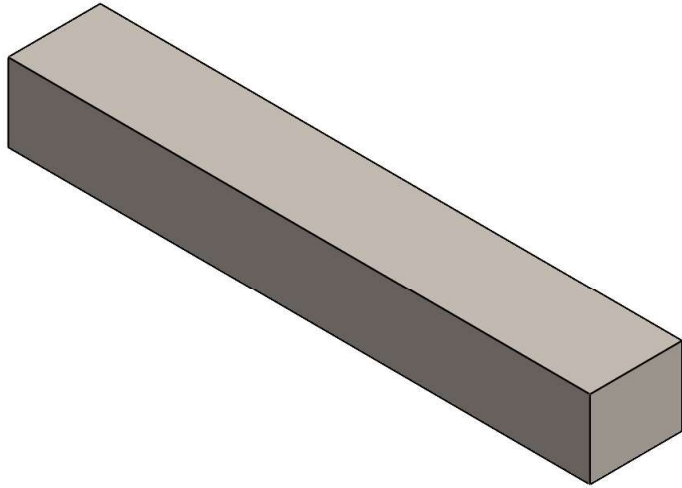


Cantidad: 8

Hoja: 6/8

\* Material: Inox

\* N°: 6



**Universidad Autónoma de Bucaramanga**

**ESCALA 8:1**

**MEDIDAS EN mm**

**\* Planeado por:**  
Carlos M. John B.

**\* Elaborado por:**  
Carlos Melgarejo

**\* Nombre:** Pin Banco de Pruebas

**Fecha:** 25/09/2020



**Cantidad:** 8

**Hoja:** 8/8

**\* Material:** Inox

**\* N°:** 8