



Universidad Autónoma de Querétaro

Campus San Juan del Río

Facultad de Ingeniería

Maestría en Ciencias Mecatrónica

“Análisis de vibraciones para detección de fallas en aerogeneradores de baja potencia”

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de Maestro en Ciencias
Mecatrónica

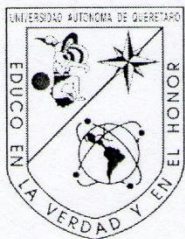
PRESENTA:

Ing. Salvador Zaid Hernández Michel

Dirigido por:

Dr. Martín Valtierra Rodríguez

San Juan del Río, Querétaro, abril de 2018



Universidad Autónoma de Querétaro

Campus San Juan del Río

Facultad de Ingeniería

Maestría en Ciencias Mecatrónica

Análisis de vibraciones para detección de fallas en aerogeneradores de baja potencia

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de Maestro en Ciencias Mecatrónica

Presenta:

Ing. Salvador Zaid Hernández Michel

Dirigido por:

Dr. Martín Valtierra Rodríguez

SINODALES

Dr. Martín Valtierra Rodríguez
Presidente

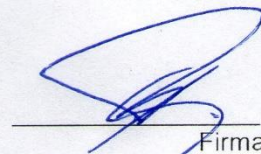
Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez
Secretario

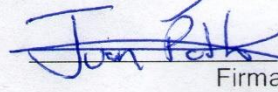
Dr. Jesús Rooney Rivera Guillén,
Vocal

Dr. Luis Morales Velázquez
Suplente

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos
Suplente

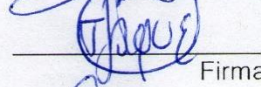
Dr. Manuel Toledano Ayala
Director de la Facultad

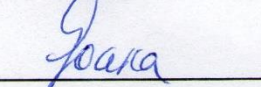

Firma


Firma


Firma


Firma


Firma


Firma

Dr. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
Director de Investigación y Posgrado

Querétaro

Mayo de 2018

RESUMEN

En la actualidad, el uso de aerogeneradores ha ido en incremento en varios países (China, E.U.A, Alemania) como una opción limpia y amigable con el medio ambiente para la generación de energía eléctrica ya que dan suministro eléctrico a sectores de la población que dependen completamente de dichas máquinas, por lo que el monitoreo de la condición y la detección de fallas en los aerogeneradores ha despertado el interés científico. En este trabajo se propone una metodología basada en una técnica tiempo-frecuencia como es la transformada wavelet packet para detectar fallas mecánicas en un aerogenerador de baja potencia. Estas fallas son inducidas con la finalidad de conocer el comportamiento de las señales de vibraciones que tiene el aerogenerador bajo estas condiciones para luego compararlas con la condición en estado sano del mismo. Las fallas mecánicas inducidas son desbalance en un aspa, daño en rodamiento y fisuras en un aspa, estas fallas se eligieron debido a que son fallas que se pueden presentar comúnmente en los aerogeneradores bajo condiciones de trabajo habituales. Después de aplicarse la transformada wavelet packet a las señales de vibraciones se calculó un índice de energía para analizar nodos específicos del árbol de descomposición wavelet con el objetivo de obtener firmas características asociadas a cada falla inducida y así poder detectarlas. Por último, se realizó un análisis estadístico con los valores de energía calculados al obtener funciones de distribución Gaussiana para observar la capacidad de discriminación entre condiciones de falla y la condición sana del aerogenerador. La metodología propuesta entregó buenos resultados ya que es posible identificar y clasificar las fallas mecánicas inducidas en el aerogenerador.

Palabras clave: Aerogenerador, detección de fallas, transformada wavelet packet, índice de energía, análisis estadístico.

SUMMARY

Currently, the use of wind turbines has been increasing in several countries (China, USA, Germany) as a clean and environment-friendly option for the generation of electric power. Since they provide electricity to sectors of the population that depend completely of such machines, so the monitoring of the condition and the detection of faults in wind turbines has attracted the interest of the scientific community. In this work, a methodology based on a time-frequency technique is proposed. This technique is the wavelet packet transform, which is used to detect mechanical faults in a low power wind turbine. These faults were induced in order to know the behavior of the vibration signals that the wind turbine has under these conditions; then, they are compared with the ones obtained from a healthy state of the wind turbine. Induced mechanical failures are unbalance in a blade, bearing damage and cracks in a blade, these failures were chosen because they are failures that can be commonly seen in wind turbines under normal working conditions. After applying the wavelet packet transform to the vibration signals, an energy index was computed to analyze specific nodes of the wavelet decomposition tree in order to obtain characteristic signatures associated with each induced failure and thus detect them. Finally, a statistical analysis was performed with the energy values computed by obtaining Gaussian distribution functions to observe the discrimination capacity between failure conditions and the healthy condition of the wind turbine. The proposed methodology showed good results since it is possible to identify and classify the induced mechanical failures on the wind turbine.

Keywords: Wind turbine, fault detection, wavelet packet transform, energy index, statistical analysis.

DEDICATORIA

Con todo mi agradecimiento dedico este trabajo a las personas que hicieron realidad este logro, a mis padres Azul Mayte Michel Gutiérrez y Salvador Hernández Álvarez, a mis hermanos Cynthia Didier García Michel, Brayla Odette García Michel y Hafid Acub García Michel.

AGRADECIMIENTOS

A mis padres Azul Mayte Michel Gutiérrez y Salvador Hernández Álvarez, y hermanos Cynthia Didier García Michel, Brayla Odette García Michel y Hafid Acub García Michel, por brindarme su apoyo, motivación, y respaldo en todo momento y ante cualquier situación.

A mi asesor el Dr. Martín Valtierra Rodríguez y al Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez por sus enseñanzas, consejos y por estar siempre dispuestos a ayudarme en el desarrollo de este trabajo sin importar el día o la hora.

A mis profesores por compartirme sus conocimientos.

A mis compañeros y amigos por su apoyo, amistad y por todos los buenos momentos que vivimos en esta etapa.

A la Universidad Autónoma de Querétaro por permitirme concluir mis estudios de posgrado en esta gran institución.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por haberme dado la oportunidad de desarrollar mi trabajo de investigación bajo la beca número 598165.

ÍNDICE

1.	Introducción	12
1.1.	Antecedentes	12
1.1.1.	Fallas en aerogeneradores.....	13
1.1.2.	Detección y tipos de fallas eléctricas en aerogeneradores.....	13
1.1.3.	Detección y tipos de fallas mecánicas en aerogeneradores.	14
1.1.4.	Técnicas tiempo-frecuencia para el diagnóstico de fallas en aerogeneradores.	16
1.2.	Descripción del problema	18
1.3.	Justificación.....	19
1.4.	Hipótesis y objetivos.....	20
1.4.1.	Hipótesis.....	20
1.4.2.	Objetivo general	21
1.4.3.	Objetivos particulares	21
1.5.	Planteamiento general.....	22
2.	Fundamentación teórica	24
2.1.	Tipos de aerogeneradores.	24
2.2.	Transformada wavelet.....	27
2.2.1.	Transformada wavelet discreta.....	28
2.2.2.	Transformada wavelet packet.....	29
2.3.	Labview.....	30
2.4.	Acelerómetros capacitivos mems.....	32
2.5.	Adquisición de datos.	33

2.6.	Índice de energía.....	35
2.7.	Distribución normal o gaussiana	36
3.	Metodología.....	38
3.1.	Descripción general de la metodología.	38
3.2.	Sistema de adquisición de datos para señales de vibraciones.	40
3.3.	Túnel de viento.....	41
3.4.	Aerogenerador	43
3.5.	Acelerómetro	44
3.6.	Inducción de fallas.....	45
3.6.1.	Desbalance en un aspa.....	46
3.6.2.	Daño en rodamiento	47
3.6.3.	Fisura en un aspa.....	49
4.	Experimentación y resultados.....	51
4.1.	Puesta de experimento.....	51
4.2.	Matriz de fallas	52
4.3.	Resultados falla de desbalance en un aspa.....	53
4.4.	Resultados falla de rodamiento.....	58
4.5.	Resultados falla de fisura en un aspa.....	62
4.6.	Clasificación de fallas	64
5.	Conclusiones	67
6.	Apéndice.....	69
7.	Bibliografía.....	76

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Top 10 Mundial de capacidad de carga eléctrica instalada por aerogeneradores en diciembre de 2015 (Fuente: GWEC).	12
Figura 1.2. Diagrama a bloques del planteamiento general para el análisis de vibraciones en aerogenerador de baja potencia.....	22
Figura 2.1. Aerogenerador de eje vertical (fuente: aeolos).....	25
Figura 2.2. Aerogenerador de eje horizontal (fuente: sunforce).	26
Figura 2.3. Aspas con fisuras en las orillas.	26
Figura 2.4. Rodamiento con falla en el anillo exterior.....	26
Figura 2.5. Desbalance en el acoplamiento del generador con la caja de cambios.	26
Figura 2.6. Algoritmo de Mallat.....	28
Figura 2.7. Esquema de descomposición en árbol de la WPT.	30
Figura 2.8. Ejemplo de panel frontal y diagrama de bloques en labview.	32
Figura 2.9. Acelerómetro triaxial capacitivo.....	33
Figura 2.10. Tarjeta de adquisición de datos NI-USB 6211.....	34
Figura 2.11. Señal sinusoidal con y sin ruido, y sus respectivos valores de energía.	35
Figura 2.12. Función de distribución Gaussiana.....	37
Figura 3.1. Esquema general de la metodología.	39
Figura 3.2. a) Interfaz de adquisición de señales de vibraciones, b) Número de muestras, frecuencia de muestreo y nombre de la prueba, c) Duración de la prueba y tiempo transcurrido.....	40
Figura 3.3. Túnel de viento; a) vista posterior, b) vista isométrica.....	42
Figura 3.4. Aerogenerador; a) vista frontal, b) vista posterior, c) vista lateral.....	44
Figura 3.5. Acelerómetro triaxial 8395A10.....	44
Figura 3.6. Esquema de inducción de desbalance en el aspa.....	46
Figura 3.7. Aerogenerador con desbalance en un aspa.....	47
Figura 3.8. Perforación de rodamiento.	48

Figura 3.9. Daño en rodamiento; a) estator, rotor y rodamiento, b) rodamiento dañado.	48
Figura 3.10. Daño de fisura en aspa; a) aspa con fisura del 25%, b) aspa fisurada montada en aerogenerador.....	49
Figura 4.1. Puesta de experimento.....	52
Figura 4.2. Señales de vibraciones falla de desbalance con masa de 20 g.	53
Figura 4.3. Señales correspondientes del nodo 4,0 de la falla de desbalance.	54
Figura 4.4. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 10 g.	56
Figura 4.5. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 15 g.	57
Figura 4.6. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 20 g.	57
Figura 4.7. Señales de vibraciones falla de daño en rodamiento.	59
Figura 4.8. Señales correspondientes al nodo 4,1 de la falla de daño en rodamiento.	60
Figura 4.9. Funciones de distribución Gaussiana para falla de daño en rodamiento.	61
Figura 4.10. Señales de vibraciones falla de daño por fisuras en el aspa.....	62
Figura 4.11. Señales correspondientes al nodo 4,2 de la falla por fisuras en el aspa.	62
Figura 4.12. Funciones de distribución Gaussiana para falla de daño por fisuras en el aspa.....	63
Figura 4.13. Funciones de distribución Gaussiana de todas las fallas.	65

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2-1 Características principales NI-USB 6211.....	34
Tabla 3-1 Matriz de pruebas desbalance.....	46
Tabla 4-1 Matriz de fallas inducidas.....	53
Tabla 4-2 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 10 g.	55
Tabla 4-3 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 15 g.	55
Tabla 4-4 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 20 g.	56
Tabla 4-5 Valores de desviación estándar y promedio de energía de daño en rodamiento.	60
Tabla 4-6 Valores de desviación estándar y promedio de energía de daño por fisura en un aspa.....	63

1. INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES

Actualmente cerca del 80% de la generación de energía eléctrica en el mundo se lleva a cabo con el uso de fuentes fósiles (gas, gasolina, etc.), el 20 % restante es producido con fuentes renovables, entre las que se destaca la energía eólica, la cual es aprovechada mediante el uso de aerogeneradores que son diseñados y construidos con el fin de convertir la energía cinética del viento en potencia mecánica que a su vez mueve un generador eléctrico, y eventualmente producir así energía eléctrica (Nijiri *et al.*, 2016). Debido al notable incremento de la producción de energía eléctrica mediante el uso de aerogeneradores (Figura 1.1), ya que es una fuente ilimitada de energía renovable que no daña al medio ambiente, resulta de gran importancia garantizar un funcionamiento correcto y continuo, de modo que se pueda sacar el máximo partido a estas máquinas de las cuales dependen grandes sectores de la población, por lo que se vuelve necesario el diagnóstico y clasificación de las fallas que suelen presentarse en los aerogeneradores bajo condiciones de uso cotidianas (Hameed *et al.*, 2009), con el fin de evitar accidentes y/o pérdidas monetarias por falta de suministro de energía eléctrica.

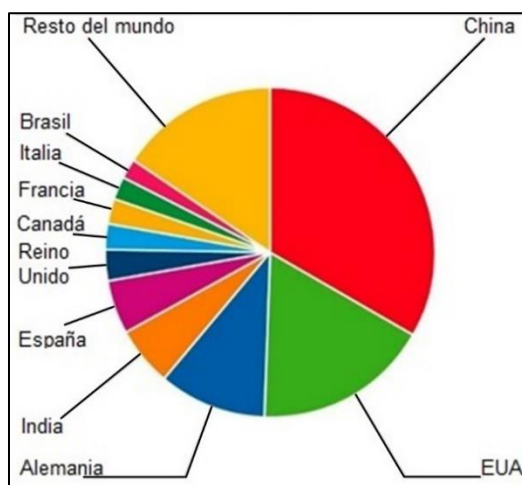


Figura 1.1. Top 10 Mundial de capacidad de carga eléctrica instalada por aerogeneradores en diciembre de 2015 (Fuente: GWEC).

1.1.1. Fallas en Aerogeneradores

Hoy día, debido al incremento de producción de energía mediante aerogeneradores, resulta importante el desarrollo de metodologías para el diagnóstico de las fallas en estas máquinas. Dichas fallas se pueden clasificar en dos grupos: eléctricas y mecánicas, las primeras suelen presentarse con mayor frecuencia, pero son relativamente más rápidas de reparar. En el caso de las fallas mecánicas, estas tardan un poco más en presentarse, pero cuando ocurren, representan un problema de consideración ya que se debe parar por completo el funcionamiento del aerogenerador por un tiempo indefinido, ocasionando así una interrupción del suministro eléctrico (di Prátula *et al.*, 2012).

1.1.2. Detección y Tipos de Fallas Eléctricas en Aerogeneradores.

En la actualidad existen diferentes métodos de monitoreo para la adquisición de datos que proporcionan la información necesaria para la detección de este tipo de fallas. De acuerdo con Gong *et al.* (2002), entre las más utilizadas para esta tarea, se tiene el monitoreo de vibraciones, de torque, de temperatura y de corriente/potencia, siendo la última la más utilizada. Djurovic *et al.* (2011) realizaron el monitoreo de la condición de un rotor dañado de un aerogenerador y de generadores de inducción doblemente alimentados con asimetrías eléctricas, mediante el análisis de corriente y potencia total en el estator, realizándose un estudio para la condición sana y otros para las fallas inducidas con la finalidad de identificar los cambios en la señal ante ambos bancos de prueba, presentándose condiciones de cortocircuito en las condiciones de falla. Además, Gong (2012) en su trabajo llevó a cabo la emulación de una falla del rotor de un aerogenerador, mediante la anexión de dos imanes con campo magnético de distintas intensidades, estos imanes causaron una falla en el aerogenerador con un campo magnético no uniforme alrededor del rotor del generador afectando de manera negativa la

eficiencia de éste, todo esto se realizó a diferentes velocidades de funcionamiento del aerogenerador. di Prátula *et al.* (2012) efectuaron un pre-diagnóstico de fallas del generador eléctrico de un aerogenerador, censando el campo magnético disperso sobre el generador, en donde éste, contiene las frecuencias de falla pudiendo así diagnosticar las fallas que se presenten, para lo cual emplearon sensores con núcleo de aire en el sentido axial y perpendicular para obtener los valores del flujo magnético.

Como se menciona, las fallas eléctricas suelen presentarse con mayor frecuencia y son originadas en el generador eléctrico de los aerogeneradores. Dichas fallas se reflejan ya sea en cortocircuito o en variaciones del campo magnético del aerogenerador, que añaden componentes armónicas a la señal de corriente, esto funciona como un parámetro importante para la detección de posibles fallas eléctricas.

Las fallas eléctricas más comunes reportadas en la literatura revisada se muestran a continuación:

- Cortocircuito en el rotor y en el estator Djurovic *et al.* (2011).
- Variación de campo magnético Gong (2012), di Prátula *et al.* (2012).

1.1.3. Detección y Tipos de Fallas Mecánicas en Aerogeneradores.

Por otra parte, las fallas mecánicas representan un problema de consideración mayor, ya que, si bien no se presentan con la misma reiteración que las fallas eléctricas, estas, causan un impacto notable desde el aspecto de seguridad al existir el riesgo de desprenderse algunas de sus partes móviles poniendo en riesgo áreas cercanas, asimismo el tiempo de inactividad del

aerogenerador que comprende el diagnóstico y la solución de la falla que causa directamente una pérdida de energía eléctrica aunado a las pérdidas generadas por falta de dicha energía en procesos que depende directamente de ésta.

Los métodos utilizados para el monitoreo de fallas mecánicas en aerogeneradores constan del monitoreo de vibraciones, de torque, de temperatura, de restos de aceite, de emisión acústica y fibra óptica (Donders, 2002), entre estos el monitoreo de vibraciones ofrece la posibilidad de utilizar la información proporcionada por uno o más sensores con lo que mediante un procesamiento de las señales obtenidas se puede conocer de mejor forma la localización de las fallas. Gong (2012) también realizó la inducción de tres fallas mecánicas en su trabajo, en primer lugar efectúa la falla por desbalance de una aspa del aerogenerador, para esto, la densidad de masa de una de las tres aspas se modificó de forma positiva añadiéndole el 1%, 2%, 3% y 4% de su peso respectivamente dejando intactas las 2 aspas restantes, luego para la falla por fisuras en las aspas, creó una aspa con dos fisuras en puntos distintos y una aspa con cuatro fisuras de igual manera en puntos distintos, finalmente en el caso de fallas en los rodamientos, indujo dos fallas diferentes; la primera de ellas consistió en una falla de la carrera exterior del rodamiento que consistió en una perforación en el anillo exterior de este, y en la segunda se rompió un perno de remache de la jaula del rodamiento, para estos tres casos se comparó su condición sana así como la condición con la falla inducida. Hang *et al.* (2013) emularon el comportamiento de un aerogenerador de transmisión directa mediante un banco de pruebas, el cual se compuso de un generador síncrono de imanes permanentes el cual se acopló con un motor de inducción haciendo las veces del aerogenerador, indujeron una falla de desbalance en la flecha del generador al fijar una masa de desbalance en el plato de la balanza a una distancia de 100 mm del centro. Hajnayeb *et al.* (2011) indujeron tres tipos de fallas comunes en un engrane de la caja de cambios de un generador, primero, retiraron el 5% de la cresta de uno de los dientes del engrane, segundo, retiraron el 20% de la cresta del mismo diente y por último retiraron por completo el diente, con lo que analizaron las señales de vibraciones tanto del caso sano y los casos con fallas. Saravanan *et al.* (2009) desarrollaron un banco de pruebas para simular el

comportamiento de la caja de cambios de un aerogenerador, para esto, acoplaron dos rodamientos con rodillos a la flecha de un motor, para transmitir el movimiento a la caja de cambios se utilizó una banda de transmisión, indujeron tres fallas en los engranes las cuales son; la rotura de dientes del engranaje, engranaje con grieta en la raíz y engranaje con desgaste en una cara, además de la condición sana, las señales se adquirieron mediante el uso de un acelerómetro ubicado en la parte superior de la caja de cambios.

Las fallas mecánicas reportadas son las siguientes:

- Desgaste o rotura de los dientes de la caja de cambios (Hajnayeb *et al.*, 2011), (Saravanan *et al.*, 2009).
- Desbalance o asimetría de aspas, fracturas o fisuras de aspas y fallas en los rodamientos Gong (2012).
- Desbalance o excentricidad de la flecha del generador (Hang *et al.*, 2013).

1.1.4. Técnicas Tiempo-Frecuencia Para el Diagnóstico de Fallas en Aerogeneradores.

Recientemente se han realizado trabajos en los que se investiga la detección de fallas en aerogeneradores a partir de técnicas tiempo-frecuencia debido a la naturaleza de las señales adquiridas ya sean de corriente/potencia o de vibraciones que traen consigo la información necesaria para la detección y diagnóstico de las fallas pero que son de tipo no-estacionarias y/o no-lineales.

Gong (2012) realizó diversas técnicas de procesamiento de señales empleadas para el monitoreo de estado en línea no intrusivo y la detección de fallas en aerogeneradores usando mediciones de corriente/potencia como: el análisis de la Densidad Espectral de Potencia (PSD, "Power Spectral Density") con el que es posible extraer las frecuencias características de las fallas en el generador, el análisis Wavelet ofrece una potente herramienta para la extracción de patrones característicos, compresión de datos y reducción de ruido en el procesado de

señales no estacionarias, los métodos de demodulación, que consisten en la demodulación de amplitud y frecuencia, pueden separar la información útil de las componentes dominantes en las señales de corriente, y por último la transformada Hilbert-Huang puede caracterizar la no estacionariedad y la no linealidad de la señal. Hang *et al.* (2013) realizaron el diagnóstico de fallas de un sistema aerogenerador emulado mediante la fusión de información de multi-sensores de vibraciones, basado en el algoritmo de Descomposición Empírica en Modos (EMD, "Empirical Mode Decomposition") empleado para señales no-estacionarias, con el que extrajeron características de fallas de las señales de vibración, luego entrenaron distintos clasificadores de forma independiente para clasificar los tipos de fallas basándose en vectores con características independientes. Laouti *et al.* (2011) desarrollaron un sistema de detección de fallas basado en Máquinas Vectoriales de Soporte (SVM, "Support Vector Machine") para la detección y aislamiento de fallas en un aerogenerador de eje horizontal con velocidad variable compuesto de tres aspas, detectaron fallas en distintas posiciones de las aspas, así como en distintas velocidades del generador y del rotor. Saravanan *et al.* (2009) hicieron el diagnóstico de fallas incipientes de la caja de cambios de un aerogenerador utilizando la Transformada Wavelet Discreta (DWT, "Discret Wavelet Transform") para extraer características que son usadas como entradas en una red neuronal para fines de clasificación, se utilizaron las señales de vibración de una caja de cambios con ruedas cónicas rectas en diferentes condiciones para demostrar la aplicación de distintos wavelets y la extracción de características. En su trabajo, Hajnayeb *et al.* (2011) diseñaron un sistema basado en Redes Neuronales Artificiales (ANN's, "Artificial Neural Network") para diagnosticar diferentes tipos de fallas en la caja de cambios del generador eléctrico de un aerogenerador, optimizaron el sistema usando método de utilidades aditivas (UTA, del francés "Utilités Additives") y luego compararon resultados con el método de Algoritmos Genéticos (GA, "Genetic Algorithms") donde encontraron que el método UTA es igual de preciso que el GA, a pesar de ser un algoritmo sencillo.

Como es posible observar, existe un gran número de trabajos en los que se tratan los temas de diagnóstico y clasificación de fallas en aerogeneradores de grande escala. Si bien en algunos el problema de índole eléctrica se ataca vía análisis de corriente y/o potencia eléctrica, los análisis con señales de vibraciones para fallas mecánicas ofrecen una ventana amplia de métodos y técnicas a seguir con las que se ha logrado detectar el origen e incluso la localización de fallas mecánicas en estas máquinas ayudado así a mejorar el mantenimiento preventivo necesario en estas máquinas. Las técnicas tiempo-frecuencia son utilizadas debido a que las señales de vibraciones adquiridas son no-estacionarias y/o no-lineales, y por ende la estadística de los valores de estas señales no son predecibles además de que es difícil detectar los patrones de las fallas mediante técnicas convencionales.

1.2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Debido al importante crecimiento que están teniendo actualmente los aerogeneradores como fuentes renovables para la generación de energía eléctrica, uno de los principales problemas que se abordarán en esta investigación se dirigirá a la adquisición de vibraciones de un aerogenerador de baja potencia para la detección y diagnóstico de fallas mecánicas, logrando así una mejora importante en el mantenimiento preventivo necesario en este tipo de máquinas. Por esta razón una de las principales necesidades que se tienen radican en la elaboración de un sistema de adquisición de datos para las señales de vibración el cual cuente con sensores de vibración que tengan las especificaciones necesarias referentes a rangos de aceleración, sensibilidad, respuesta en frecuencia, además del acondicionamiento de las señales para la captura de los datos en una computadora personal (PC, "Personal Computer").

Con la finalidad de conocer la forma de las señales de vibración del aerogenerador ante escenarios de falla que pueden ocurrir durante su funcionamiento cotidiano, se vuelve necesario la inducción de fallas mecánicas en el aerogenerador en algunas de sus partes donde es común se presenten fallas de

este tipo como lo son las fisuras en aspas, daños en los rodamientos y desbalance en las aspas, además de la necesidad de construir un túnel de viento que permita la realización de dichos experimentos en un ambiente controlado, con la capacidad de tener velocidades de viento variables logrando así condiciones de repetibilidad que permitan conocer el comportamiento de las señales tanto en el estado sano, como en los diferentes casos de falla.

Otro reto a considerar es que las señales de vibración provenientes de las condiciones de falla son del tipo no-estacionarias y/o no-lineales por lo que resulta necesario el emplear técnicas tiempo-frecuencia que tengan la capacidad de extraer firmas características de las fallas para su detección y diagnóstico, y posteriormente su clasificación.

1.3. JUSTIFICACIÓN

La motivación principal para el desarrollo de este trabajo de investigación reside en la importancia de la detección y diagnóstico de fallas mecánicas en aerogeneradores de baja potencia basándose en técnicas tiempo-frecuencia para la extracción de firmas características de fallas a partir de señales de vibraciones, además de que no se han reportado trabajos en lo referente a este tema. El planteamiento de este tipo de técnicas para la detección y diagnóstico de fallas en aerogeneradores es un aspecto fundamental debido al gran crecimiento que están teniendo actualmente en el mundo como una alternativa limpia de generación de energía eléctrica. También, dicha literatura revela que la experimentación en aerogeneradores de gran escala representa altos costos además de ser poco factible debido a la disposición física de estas máquinas, por esta razón se ha optado por llevar a cabo simulaciones con el fin de afrontar esta desventaja lo cual no resulta del todo bien ya que se hacen varias consideraciones que terminan afectando en los resultados. Por otro lado, la experimentación en aerogeneradores de baja escala es viable tanto económica como prácticamente y permiten dimensionar los resultados obtenidos a los aerogeneradores de gran escala con lo que se generan bases del comportamiento en los aerogeneradores de este tamaño.

De acuerdo con la Asociación Mundial de Energía Eólica (WWEA, "World Wind Energy Association") para el final del año 2014, había 944 848 aerogeneradores de baja potencia instalados en el mundo, alrededor de 70 000 unidades más que el año anterior, esto se debe a que son una alternativa limpia y de bajo costo, además de su capacidad de ser interconectados a la red eléctrica, por lo que cada vez son más utilizados (Tummala et al., 2015). También, la detección de fallas mecánicas en aerogeneradores de baja potencia y su diagnóstico se vuelve un punto de gran relevancia ya que dichas fallas al presentarse, inevitablemente orillan al paro completo del aerogenerador durante el tiempo necesario para el diagnóstico y posteriormente la solución de la falla, generando así pérdidas innecesarias tanto de energía eléctrica como económicas, esto sin tomar en cuenta los posibles peligros al desprenderse alguna parte móvil del aerogenerador poniendo en riesgo la integridad de cualquier ser vivo en las áreas cercanas.

La contribución principal de este trabajo de investigación radica en una metodología para la detección y diagnóstico de fallas mecánicas en aerogeneradores de baja potencia basándose en técnicas tiempo-frecuencia como la transformada wavelet, para posteriormente clasificarlas con ayuda de los resultados obtenidos por dicha técnica.

1.4. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

1.4.1. Hipótesis

La aplicación de técnicas tiempo-frecuencia en el análisis de señales de vibraciones del tipo no-estacionarias permitirá la obtención de firmas o patrones asociados a las fallas mecánicas en un aerogenerador de baja potencia.

1.4.2. OBJETIVO GENERAL

Realizar el análisis de señales de vibraciones mediante técnicas tiempo-frecuencia para la detección de fallas mecánicas en aerogeneradores de baja potencia.

1.4.3. Objetivos Particulares

1. Desarrollar un sistema de adquisición de señales de vibraciones en LabVIEW empleando acelerómetros de tres ejes como sensores, los cuales se montarán en el aerogenerador para obtener las señales de comportamiento de este.
2. Diseñar una matriz de fallas en el aerogenerador, teniendo en primer lugar la condición sana y posteriormente inducir fallas como: fisuras en las aspas, daños en rodamientos y desalineamiento o desbalance en un aspa del aerogenerador, para obtener las señales de vibraciones correspondientes a estas fallas.
3. Diseñar y desarrollar una matriz de pruebas en el aerogenerador con una velocidad de viento constante en cada una de las fallas inducidas, con la finalidad de conocer el comportamiento de cada falla.
4. Desarrollar e implementar el análisis de las señales de vibración mediante una técnica de procesamiento tiempo-frecuencia como la transformada wavelet para la detección de fallas mecánicas en el aerogenerador.
5. Validar el funcionamiento de la metodología desarrollada basada en la técnica tiempo-frecuencia, al lograr clasificar los distintos tipos de fallas mecánicas mediante firmas características.

1.5. PLANTEAMIENTO GENERAL

El planteamiento general de la metodología a realizarse se muestra en la Figura 1.2, la cual consiste de seis módulos principales que son descritos a continuación:

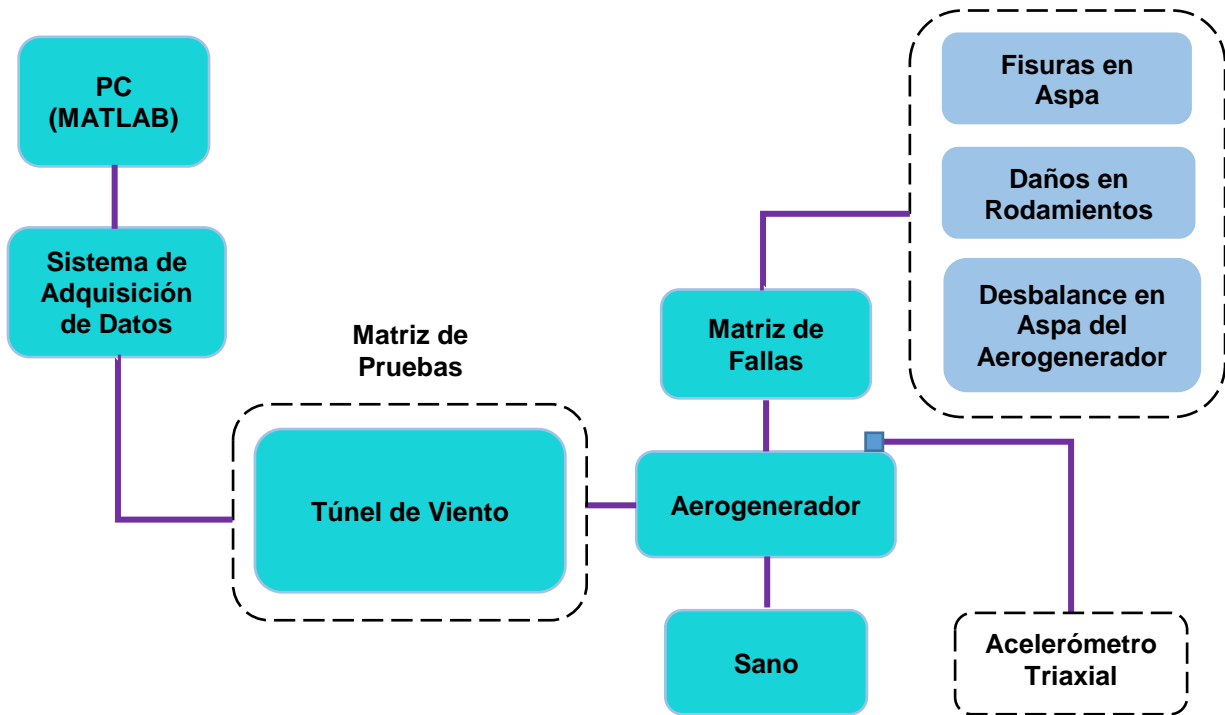


Figura 1.2. Diagrama a bloques del planteamiento general para el análisis de vibraciones en aerogenerador de baja potencia.

1.- PC: En esta se almacenarán los datos de las señales de vibraciones provenientes del acelerómetro mediante el sistema de adquisición de datos, para luego implementar las técnicas tiempo-frecuencia.

2.- Sistema de Adquisición de Datos: Este bloque está compuesto por un circuito de acondicionamiento para las señales de los tres ejes del acelerómetro con la finalidad de dejar dichas señales en rangos utilizables por la tarjeta de adquisición de datos, que es el segundo componente, y que se encarga de transferir los datos a la PC para almacenarlos y luego procesarlos.

3.- Aerogenerador: Es el objeto de estudio principal de este trabajo, el cual se estudiará en condición sana, y con fallas inducidas, para su análisis y comparación.

4.- Acelerómetro Triaxial: Es un sensor especializado para la detección de vibraciones en tres ejes, estará ubicado en parte superior de la góndola del aerogenerador.

5.- Matriz de Fallas: Son las fallas mecánicas inducidas al aerogenerador: fisuras en las aspas, daños en los rodamientos y desbalance en un aspa del aerogenerador.

6.- Matriz de Pruebas: Se planean realizar distintas pruebas con el túnel de viento con cada falla inducida, a una velocidad de viento constante con la finalidad de conocer el comportamiento de las señales de vibraciones para cada caso.

2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

En este capítulo se presentan las herramientas teóricas y tecnológicas que fundamenten y permitan el desarrollo de este trabajo.

En primer lugar, se presentan los tipos de aerogeneradores que son utilizados actualmente para la generación de energía eléctrica, además de sus ventajas y desventajas. Luego, se detalla el método basado en la técnica tiempo-frecuencia que será utilizado en el desarrollo del trabajo para la detección de fallas mecánicas en un aerogenerador de baja potencia mediante la extracción de firmas características. Finalmente se detallarán los aspectos técnicos de los sensores tipo IEPE (“Integrated Electronic Piezoelectric”), así como de los circuitos de acondicionamiento para dichos sensores y el software LabVIEW con el cual se generará una interfaz para la adquisición de las señales de vibraciones, además del concepto de energía empleado para la extracción de las firmas características y las funciones de distribución Gaussiana para la detección de las fallas.

2.1. TIPOS DE AEROGENERADORES.

Los aerogeneradores son una de las fuentes de energía renovable con más rápido crecimiento para la producción de energía eléctrica en el mundo (García *et al.*, 2012) debido a esto, se han desarrollado distintos tipos de ellos, suelen clasificarse principalmente en dos ramos: de eje vertical y de eje horizontal. Los primeros tienen el eje del rotor en la dirección vertical (Figura 2.1), por esa razón no es necesario que estén orientados hacia la dirección del viento lo cual es una ventaja en zonas en las que es difícil predecir la dirección del viento, por lo que no requieren de un mecanismo de orientación, además de ser mucho más silenciosos

que los de eje horizontal, estos aerogeneradores cuentan con la opción de disponer el generador eléctrico en el suelo, sin embargo, cuentan con aspectos negativos de consideración como que su producción de energía eléctrica es baja y por lo tanto también su eficiencia puesto que se generan fricciones adicionales cuando las aspas giran con el viento, además del hecho que para iniciar el movimiento de las aspas se requiere de la ayuda de un motor para impulsarlas (Tummala *et al.*, 2015).



Figura 2.1. Aerogenerador de eje vertical (fuente: aeolos).

Por otro lado, los aerogeneradores de eje horizontal son aquellos que tienen el eje del rotor en la dirección horizontal (Figura 2.2), son los más utilizados globalmente y son los que se emplean en los parques eólicos, el movimiento rotacional se produce cuando el viento actúa sobre las aspas las cuales están unidas al rotor del aerogenerador, aunque este tipo de máquinas existen con distintos números de aspas montadas, el número depende en gran medida de la aplicación que se le quiera dar ya que sus características así como su eficiencia cambian en función de ellas, en el ámbito de generación de energía eléctrica a grande escala se emplean tres aspas normalmente debido a los esfuerzos y fatigas que causan al buje como comenta (Arraña *et al.*, 2012).



Figura 2.2. Aerogenerador de eje horizontal (fuente: sunforce).

Como se comenta en la subsección anterior, este tipo de máquinas están sujetas a la presencia de fallas debido a su forma de funcionamiento que afecta con mayor fuerza a las partes mecánicas que lo conforman, a continuación, se muestran algunas de las fallas típicas antes mencionadas en las Figuras 2.3, 2.4 (Gong, 2012) y 2.5.



Figura 2.3. Aspas con fisuras en las orillas.



Figura 2.4. Rodamiento con falla en el anillo exterior.

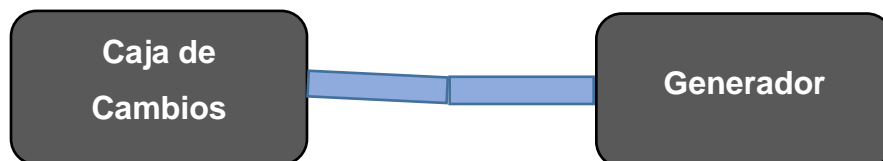


Figura 2.5. Desbalance en el acoplamiento del generador con la caja de cambios.

2.2. TRANSFORMADA WAVELET.

La transformada continua Wavelet es un método para el procesamiento de señales relativamente nuevo el cual entrega una representación en tiempo-frecuencia de la señal en cuestión a través de funciones del tiempo y ventanas de escala (Amézquita y Adeli, 2014). Basándose en un análisis multi-resolución, el cual permite descomponer la señal en múltiples bandas de frecuencias, la aproximación obtenida del primer nivel se divide en una nueva aproximación y detalle, y así este proceso se repite sucesivamente. Algunas ventajas de la transformada Wavelet son su eficiencia computacional, la compresión de datos, eliminación de ruido y es local en tiempo. En los últimos años se ha podido ver que la transformada Wavelet ha surgido como una técnica para el procesamiento de señales con la que es posible identificar tanto el sistema, así como los daños mediante señales de vibraciones provenientes del sistema de estudio, además se considera como una buena herramienta para el análisis de señales de índole no estacionarias (Amézquita, 2012).

La transformada Wavelet se define como la convolución de $x(t)$ con $\Psi(t)$ en donde a esta última función se le conoce como función madre y se muestra en la Ecuación (2.1).

$$Wt_{f(t)}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.1)$$

donde $x(t)$ es la señal que se desea analizar, a es el factor escalamiento o también conocido como factor de dilatación el cual simboliza la frecuencia y por último b es el parámetro que indica la ubicación en el tiempo o conocido también como factor de traslación. Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función Wavelet (Wavelet madre), en este sentido, el factor de escalamiento siempre es mayor a cero y la función es extendida cuando se da que $a > 1$ y lo contrario sucede, es decir, se contrae cuando $a < 1$. Las Wavelets

generadas de la misma función Wavelet madre tienen diferente escala y ubicación, pero todas tienen la misma forma.

2.2.1. Transformada Wavelet Discreta.

Cuando la función $x(t)$ es continua y las Wavelets son continuas con un factor de escala y traslación discretas, la transformada Wavelet resulta en una serie de coeficientes Wavelets, y se le llama descomposición en series Wavelet. Para obtener la transformada Wavelet discreta se requiere que el parámetro t de la ecuación (13) sea correspondiente al número de muestras n , donde el parámetro de escalamiento es $a=2^j$ y el de traslación es $b=k2^j$, con estos parámetros la Ecuación (2.1) de forma discreta es la siguiente Ecuación (2.2).

$$DWt(j, k) = \sum_N x(n)h_j(n - 2^j k) \quad (2.2)$$

Ésta transformada se calcula utilizando un conjunto de filtros pasa-bajas y pasa-altas de tiempo discreto que son llamados aproximaciones y detalles respectivamente, este algoritmo se conoce como algoritmo de Mallat y su esquema general puede verse en la Figura 2.6.

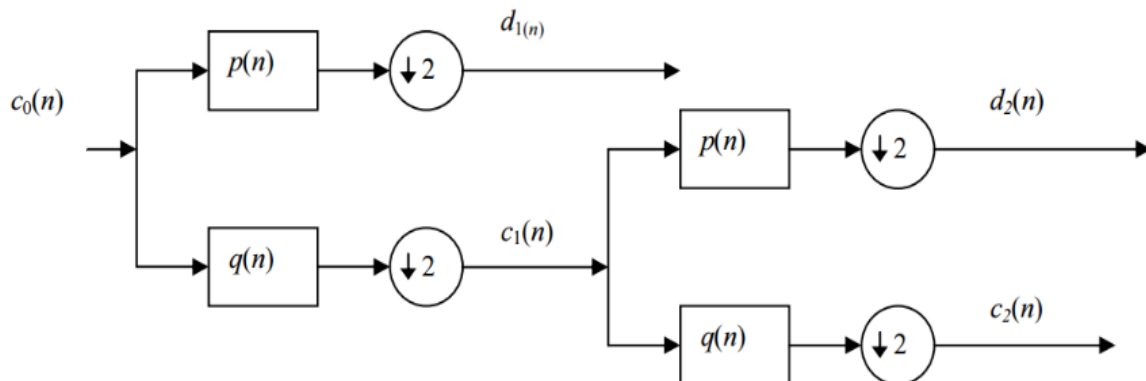


Figura 2.6. Algoritmo de Mallat.

Conforme el algoritmo de Mallat y como se puede observar en la Figura 2.7, la convolución de la señal $C_o(n)$ con el filtro pasa-bajas es conocida como aproximación del nivel L (C_L) y la convolución de la señal $C_o(n)$ con el filtro pasa-altas es conocida como detalle del nivel L (d_L). El primer nivel de descomposición de la señal $C_o(n)$ es conocido como nivel 1 y se compone por el d_1 correspondiente a las componentes de alta frecuencia de la señal y el c_1 correspondiente a las componentes de baja frecuencia de la señal, el proceso de descomposición continua tomando c_1 como $C_o(n)$ de la cual se obtiene el nivel 2 que se conforma por d_1 que corresponde a las componentes de las altas frecuencias de c_1 y c_2 que corresponde a las componentes de baja frecuencia de c_1 , este procedimiento se repite hasta que se obtenga el nivel L de descomposición deseado.

2.2.2. Transformada Wavelet Packet

La Transformada Wavelet Packet (Wavelet Packet Transform, "WPT"), es una técnica que descompone una señal en componentes sucesivos de frecuencias bajas y altas de forma rápida, consecuentemente, con la WPT los coeficientes de las aproximaciones y detalles se descomponen para crear un árbol de bandas de frecuencias. Por esta razón, la WPT cuenta con la posibilidad de proporcionar bandas de frecuencia uniformes, a diferencia del algoritmo de Mallat, donde los coeficientes de aproximación son los que son descompuestos (Amézquita, 2012).

La WPT se define en la Ecuación (2.3), donde j y k representan la escala y la traslación respectivamente, y n representa la modulación u oscilación de los parámetros (Fan, 2006).

$$W_{j,k}^n(t) = 2^{j/2} W^n(2^j t - k) \quad (2.3)$$

La WPT es obtenida a través de las Ecuaciones recursivas (2.4 y 2.5), donde $h(k)$, $g(k)$ y W^n son los coeficientes de los filtros pasa-bajas, pasa-altas asociados con la función escala y la Wavelet madre respectivamente.

$$W^{2n} = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) W^n(2t - k) \quad (2.4)$$

$$W^{2n+1} = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k) W^n(2t - k) \quad (2.5)$$

En la Figura 2.7 se puede observar el esquema general de descomposición de la WPT (Fernández, 2007).

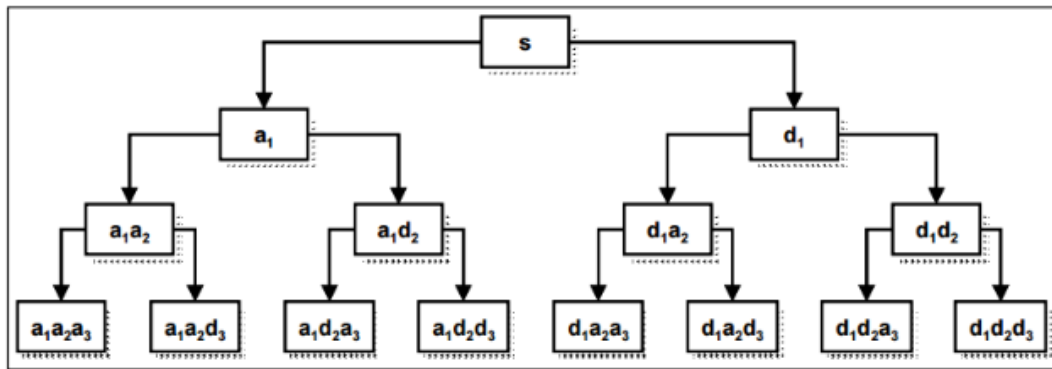


Figura 2.7. Esquema de descomposición en árbol de la WPT.

2.3. LabVIEW.

LABVIEW es un lenguaje y a la vez un entorno de programación gráfica en el que se pueden crear aplicaciones de una forma rápida y sencilla (Hernández, 2016). En el pasado, LABVIEW era solo un lenguaje de programación gráfico que fue desarrollado para hacer más fácil la colecta de datos de instrumentos de laboratorio usando sistemas de adquisición de datos. Una de las características importantes de LABVIEW fue que desde sus inicios se pensó que fuese un software

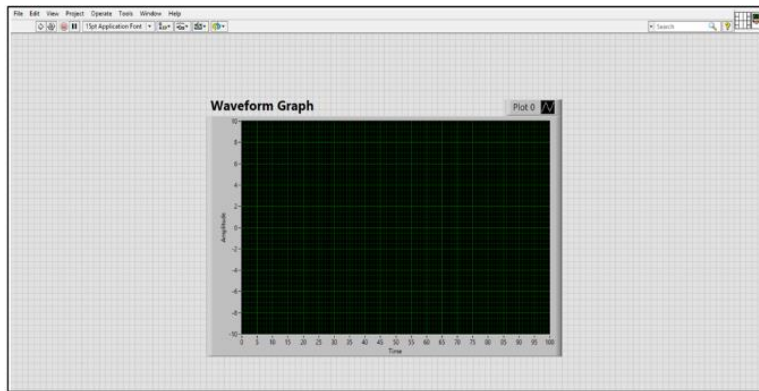
fácil de usar, una vez que se está acostumbrado a unir conectores para escribir programas de computadora, esto sin duda alguna hace que la adquisición de datos sea una tarea mucho más sencilla que si se intentara en un lenguaje de programación escrito, pero LABVIEW no se enfoca solamente en la adquisición de datos, tiene también la posibilidad de manipular estos datos a fin de realizar pruebas y llevar a cabo el control de distintas variables (Ronald, 2011).

LabVIEW es usado para los siguientes tipos de tareas:

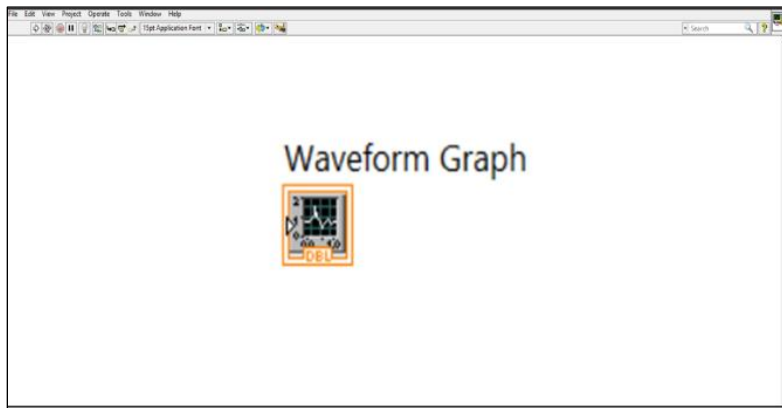
- Adquisición de datos provenientes de instrumentos o circuitos.
- Procesamiento de datos.
- Análisis de datos.
- Control de instrumentos y equipo.

LABVIEW es una herramienta de programación gráfica, se ha usado este programa en aplicaciones de control de instrumentos electrónicos usados en el desarrollo de sistemas de instrumentación, lo que se conoce como instrumentación virtual. Por este motivo los programas creados en LABVIEW se guardan en ficheros llamados VI y con la misma extensión, que significa instrumento virtual (“Virtual Instruments”). También relacionado con este concepto se da nombre a sus dos ventanas principales: un instrumento real tendrá un panel frontal donde estarán sus botones, pantallas, etc., y una circuitería interna. En LABVIEW estas partes reciben el nombre de Panel Frontal y Diagrama de Bloques respectivamente (Lajara, 2007).

- **Panel Frontal:** es la parte que verá y manipulará el usuario, y muestra los controles (perillas, botones, gráficos, etc.) Figura 2.8 a).
- **Diagrama de Bloques:** es donde se realizará la programación, mantiene los elementos de programación (llamados bloques, funciones o subVI's) que están conectados juntos para construir el programa gráfico, se muestra en la Figura 2.8 b).



a)



b)

Figura 2.8. Ejemplo de panel frontal y diagrama de bloques en labview.

2.4. ACELERÓMETROS CAPACITIVOS MEMS.

Los acelerómetros capacitivos tipo mems se refieren a un tipo de sensor que utiliza un sistema microelectromecánico de silicio como un elemento sensor de capacitancia variable. El elemento sensor de cada eje consiste de una muy pequeña masa inercial y de un elemento de flexión en voladizo colocado entre dos placas. A medida que la masa se desvía cuando está bajo aceleración, la capacitancia entre las placas cambia. La circuitería de excitación de corriente directa y de demodulación de amplitud sincrónica contenidos en el acondicionador de señal interno del acelerómetro, proporcionan una señal de salida analógica proporcional

a la aceleración aplicada. Esta señal de salida se escala como un voltaje que es proporcional a la aceleración experimentada por el acelerómetro.

Estos acelerómetros son adecuados para aplicaciones que requieren de mediciones de precisión y embalaje para aplicaciones exigentes y necesidades de manejo gracias a su diminuto tamaño y peso. El diseño del sensor está optimizado para aplicaciones de baja frecuencia comunes en aviación/aeroespacial, automotriz, estructuras de ingeniería civil, sísmica y otros estudios relacionados a vibraciones como robótica, control de movimiento de plataformas y algunas máquinas eléctricas.

En general, estos sensores requieren un voltaje excitación que viene determinado por cada sensor, normalmente este voltaje va desde los 5 V hasta los 50 V, por lo que este voltaje debe ser suministrado al acelerómetro a fin de poder tener una señal de voltaje de salida que sea correspondiente a la aceleración, el rango de voltaje de salida depende de la sensibilidad de cada acelerómetro, un sensor de este tipo se muestra en la Figura 2.9.



Figura 2.9. Acelerómetro triaxial capacitivo.

2.5. ADQUISICIÓN DE DATOS.

La adquisición de datos resulta ser un aspecto primordial en este trabajo, para esta labor se hará uso de la tarjeta de adquisición de datos National Instruments modelo DAQ NI-USB6211, esta tarjeta cuenta con un total de 16 canales para entradas analógicas, 2 para salidas analógicas, 4 canales de entradas y 4 de salidas digitales, todas ellas con una resolución de hasta 16 bits y una frecuencia máxima de muestreo de hasta 250 kS/s (kilo muestras por segundo), por

lo cual esta tarjeta se adapta perfectamente a las necesidades que el sistema entero requiere y así brindar al usuario un sistema reconfigurable. La tarjeta puede observarse en la Figura 2.10.



Figura 2.10. Tarjeta de adquisición de datos NI-USB 6211.

Al ser un instrumento de National Instruments, distribuidor del software LABVIEW la comunicación entre el software y la tarjeta se logra mediante la instalación de la librería NIDAQ1451f1 proporcionada también por National Instruments a través de su página web mediante descarga directa.

A continuación, en la Tabla 2-1 se muestran las características principales de esta.

Tabla 2-1 Características principales NI-USB 6211.

Características Principales NI-USB 6211	
16 entradas analógicas (16 bits, 250 kS/s)	NI signal streaming para transferencia de datos bidireccional a alta velocidad en USB
2 salidas analógicas (16 bits a 250 kS/s)	Compatible con LabVIEW, LabWindows™/CVI
4 entradas digitales	Measurement Studio para Visual Studio .NET
4 salidas digitales	Software controlador NI-DAQmx y software interactivo NI LabVIEW SignalExpress LE para registro de datos
2 contadores de 32 bits	Energizado por bus USB para una mayor movilidad, conectividad de señal integrada

2.6. ÍNDICE DE ENERGÍA

La energía de una señal, que representa un valor numérico asociado a la señal misma, puede ser utilizada como parámetro de discriminación entre distintas señales. Cheragui y Taheri (2007) presentan un índice de energía de daño, el cual se basa en la energía de las funciones de modo intrínseco (Intrinsic Mode Functions, “IMF”) obtenidas mediante el método de la descomposición empírica en modos (Empirical Mode Decomposition, “EMD”) al analizar señales de vibraciones.

En este sentido, la energía puede ser utilizada como un índice de falla al analizar señales de vibraciones mediante el uso de distintas técnicas de procesamiento de señales. El índice de energía de una señal se calcula de acuerdo a la ecuación 18:

$$E = \sum_{i=0}^n X(n)^2 \quad (18)$$

Donde i es el número actual de la muestra, y N es el número total de muestras, y $X(n)$ es la señal discreta.

En la Figura 2.11 se muestran dos señales con sus respectivos valores de energía a fin de ejemplificar como cambian estos valores de acuerdo a cada señal en específico.

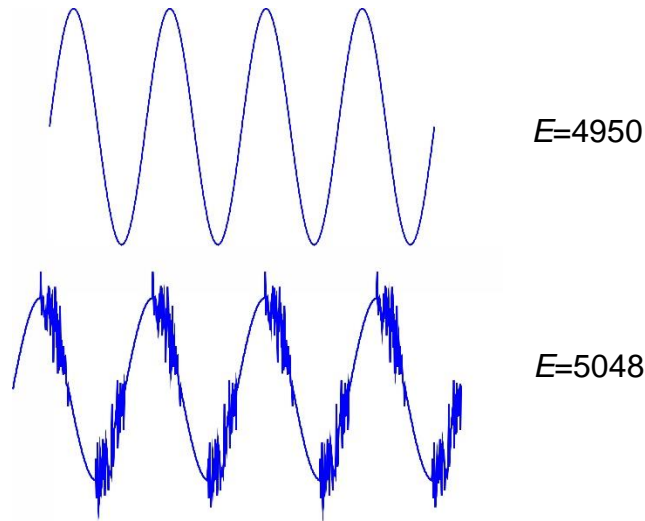


Figura 2.11. Señal sinusoidal con y sin ruido, y sus respectivos valores de energía.

2.7. DISTRIBUCIÓN NORMAL O GAUSSIANA

La distribución normal también es conocida como distribución Gaussiana debido a las contribuciones del matemático Carl Friedrich Gauss, es una de las distribuciones más importantes en toda la estadística debido a que es una distribución de probabilidad de variable continua y es frecuente verla aplicada en aproximaciones de fenómenos reales.

La gráfica de la función de densidad de esta distribución sigue una forma acampanada por lo que también son conocidas como campanas de Gauss. La importancia y popularidad de este tipo de distribución radica en que permite modelar diferentes fenómenos tanto naturales como psicológicos y sociales (Daniels, 2005).

Algunas características importantes de la distribución normal son:

1. Es simétrica respecto a su media μ , la curva hacia cualquiera de los dos lados de μ es una imagen espejo de la del otro lado (Figura 2.12).
2. La media, moda y mediana tienen el mismo valor.
3. El área total bajo la curva sobre el eje de las abscisas es una unidad de área, esta característica se deduce del hecho que la distribución Gaussiana es una distribución de probabilidad. Debido a la simetría que se menciona anteriormente, el 50 por ciento del área se encuentra a la derecha de la perpendicular levantada sobre la media, y el 50 por ciento restante se encuentra a la izquierda de esta misma perpendicular.

4. Si se trazan perpendiculares a una distancia de una desviación estándar desde la media μ hacia ambos lados, el área delimitada por esas perpendiculares, el eje de las abscisas y la curva será de un 68 por ciento del área total aproximadamente. Si esas perpendiculares se trazan a una distancia de dos desviaciones estándar en ambos lados de la media, estará incluido un 95 por ciento del área, y si se extienden a una distancia de tres desviaciones estándar, un 99.7 por ciento del área total estará englobada (Figura 2.12).

Función de Densidad Distribución Gaussiana

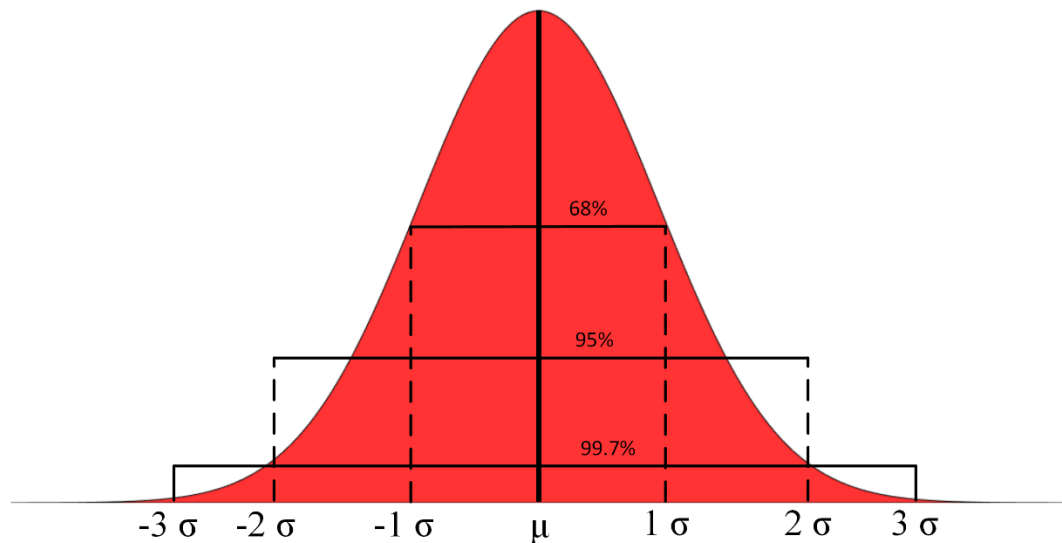


Figura 2.12. Función de distribución Gaussiana.

5. Los parámetros μ y σ determinan completamente la distribución Gaussiana. Es decir, por cada valor diferente de μ y σ se especifica una distribución normal distinta. Los valores diferentes de μ desplazan la gráfica de la distribución a lo largo del eje de las abscisas. Los valores diferentes de σ determinan el grado de aplanamiento o levantamiento de la gráfica de la distribución.

3. METODOLOGÍA

En este capítulo se describe de manera detallada la metodología seguida para el análisis de vibraciones de un aerogenerador de 400 W con 5 aspas mediante el uso de una técnica tiempo-frecuencia como la transformada wavelet packet. Tres fallas son inducidas en el aerogenerador (desbalance en un aspa del aerogenerador, daño en el rodamiento y fisuras en un aspa) con la finalidad de monitorear el sistema en condición sana para luego hacerlo con las condiciones de fallas y hacer un análisis exhaustivo con el que se pueda determinar si hay una falla presente en el aerogenerador.

Se describen las características de la puesta de experimento para el sistema de adquisición de datos usado para la adquisición de las señales de vibraciones, la configuración del ventilador axial del túnel de viento empleado para la generación de movimiento en el aerogenerador y, por último, los detalles de la inducción de fallas en el aerogenerador, así como la matriz de pruebas correspondiente para cada condición.

3.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA METODOLOGÍA.

La Figura 3.1 muestra un diagrama general de la metodología seguida en este trabajo, la cual consiste en el monitoreo y adquisición de las señales de vibraciones provenientes de un acelerómetro KISTLER de tres ejes analógico ubicado en la parte superior de la góndola del aerogenerador, el cual se localizará dentro de un túnel de viento con la finalidad de tener condiciones de repetibilidad, tanto en la condición sana, como con la inducción de tres fallas mecánicas: desbalance en un aspa, daño en el rodamiento y fisuras en un aspa, todo esto con una velocidad del viento constante (generado con el ventilador axial ubicado en el túnel de viento), , esto, con la finalidad de conocer el comportamiento de las señales de vibraciones que resulten de cada falla inducida bajo condiciones similares de trabajo a las que pueden estar sometidos este tipo de máquinas. Las señales de

vibraciones del aerogenerador serán adquiridas mediante un sistema de adquisición de datos constituido por una tarjeta de adquisición de datos (NI-USB 6211) y una interfaz desarrollada en labview la cual se encargará también de enviar los datos a una PC para ser almacenados y así proceder con la aplicación de la transformada wavelet Packet, la cual funciona bien con señales no-estacionarias y/o no-lineales en software MATLAB con lo que será posible la obtención de patrones distintivos para así generar firmas características de cada tipo de falla y en base a esto hacer una clasificación basándose en los patrones característicos obtenidos.

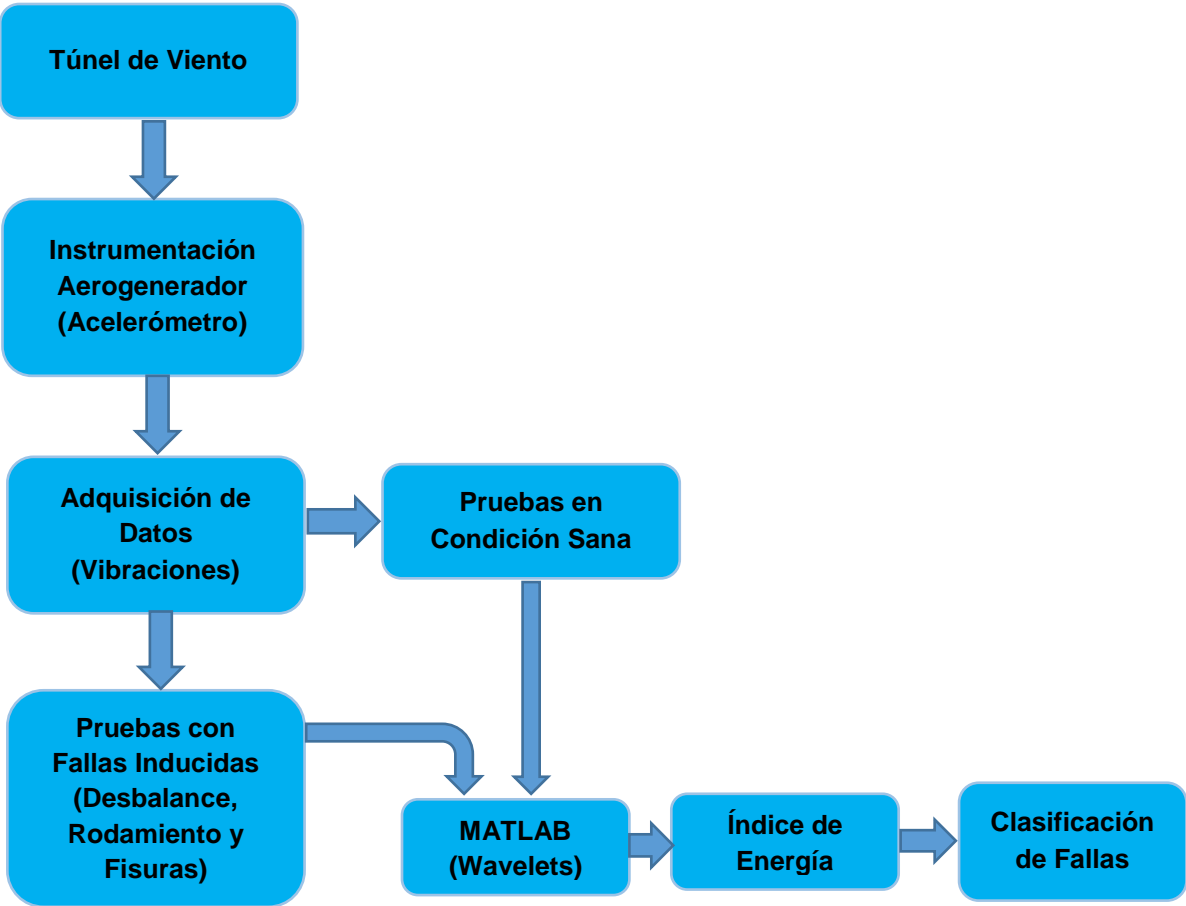
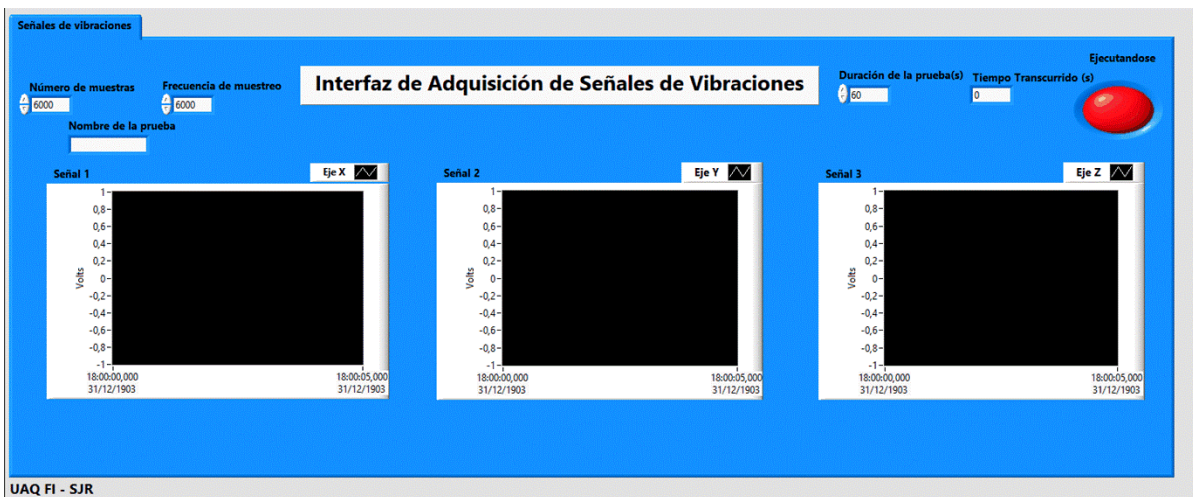


Figura 3.1. Esquema general de la metodología.

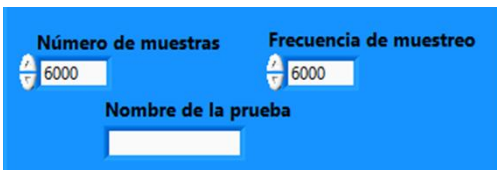
3.2. SISTEMA DE ADQUISICION DE DATOS PARA SEÑALES DE VIBRACIONES.

Debido a que la metodología propuesta requiere el monitoreo de señales de vibraciones, la adquisición de estas señales resulta un punto fundamental ya que todo el procesamiento de la transformada wavelet packet parte de que estas señales hayan sido adquiridas de manera correcta. Para esta tarea se hizo uso de una tarjeta NI-USB 6211 de National Instruments la cual cuenta con las características mencionadas en el capítulo anterior, esta tarjeta se comunica directamente con la PC mediante conexión USB.

En la Figura 3.2 a) se puede observar la interfaz desarrollada en LabVIEW utilizada para la adquisición de las señales de vibraciones.



a)



b)



c)

Figura 3.2. a) Interfaz de adquisición de señales de vibraciones, b) Número de muestras, frecuencia de muestreo y nombre de la prueba, c) Duración de la prueba y tiempo transcurrido.

Esta interfaz cuenta con tres gráficas en las que se pueden observar las señales de vibraciones provenientes del acelerómetro. Además, la frecuencia de muestreo y el número de pruebas es reconfigurable a fin de adaptar el sistema lo mejor posible para la adquisición y además se tiene una caja de texto en la que se indica el nombre de la prueba (Figura 3.2 b)). En la parte derecha se encuentra una opción en la que se puede indicar el tiempo que durará la prueba y así mismo se indica el tiempo transcurrido de la prueba, también se tiene un led que indica si la prueba sigue realizándose o si esta ha terminado (Figura 3.2 c)).

Esta interfaz crea archivos de texto automáticamente al finalizarse cada prueba en los que se guardan los datos adquiridos de cada uno de los tres ejes del acelerómetro a modo de columna para cada canal (X, Y y Z), estos archivos de texto son almacenados para luego ser exportados a MATLAB en donde se analizan los datos mediante la transformada wavelet packet.

3.3. TÚNEL DE VIENTO

El túnel de viento empleado en este trabajo se muestra en la Figura 3.3 a) y b), está formado en primer lugar por un ventilador axial de 1.4 m de diámetro con 5 aspas y a su vez cuenta con un motor de inducción trifásico de 2 Hp de potencia el cual se encarga de darle el movimiento a las aspas. Por otra parte, la estructura del túnel de viento está hecha de PTR (Perfil Tubular Rectangular) calibre 14 de 1 ¼ pulgadas de ancho, las paredes del conductor de flujo del túnel están conformadas por láminas de acrílico de 3 mm de espesor y en la parte trasera del túnel donde se encuentra el motor de inducción se tiene una protección de malla con la finalidad de evitar accidentes debido a la succión de aire que genera el ventilador al estar en funcionamiento.

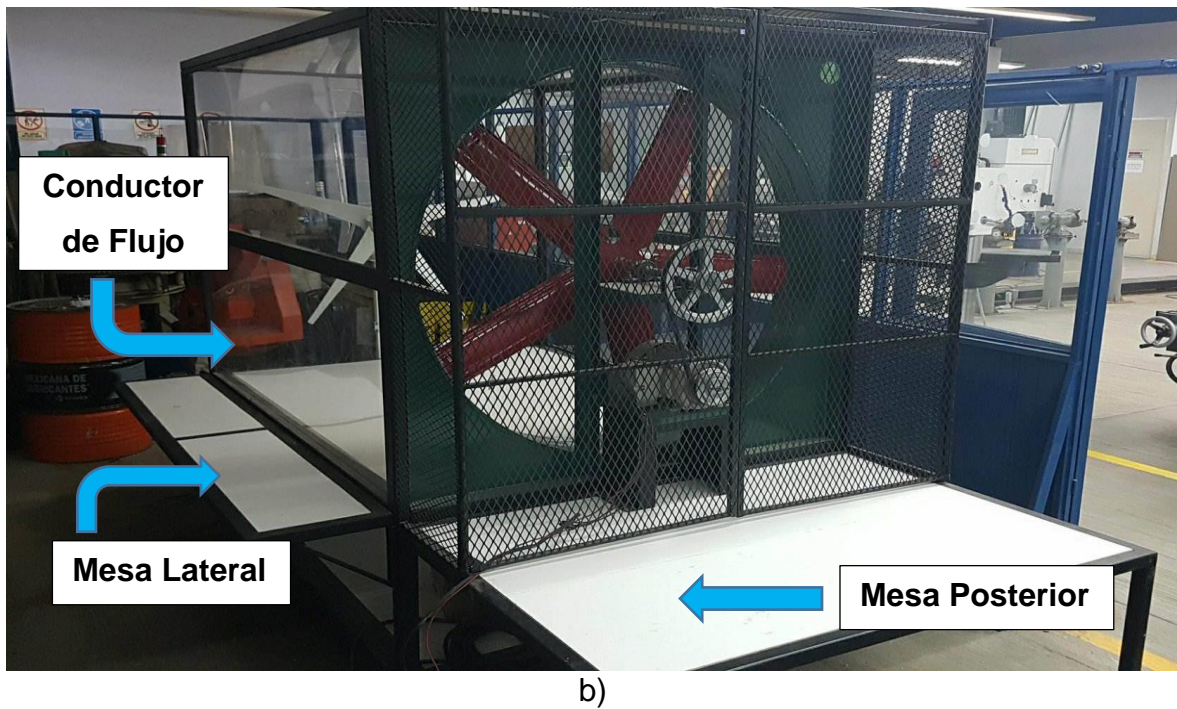
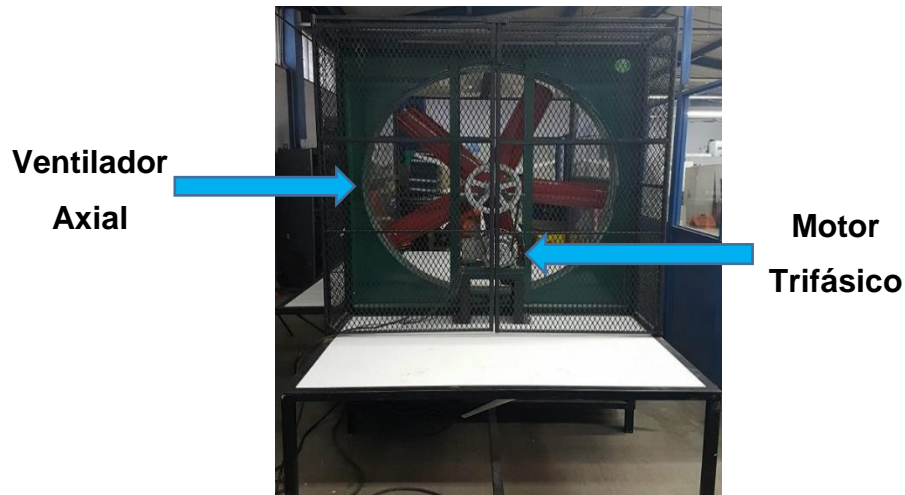


Figura 3.3. Túnel de viento; a) vista posterior, b) vista isométrica.

El túnel tiene un largo de tres metros aproximadamente de los cuales el primer metro es una mesa en la que se colocan una computadora y demás instrumentos necesarios para el control del mismo, los dos metros restantes constituyen el conductor de flujo y al final de este es donde se coloca el aerogenerador. La estructura del túnel tiene la robustez necesaria para soportar las velocidades del funcionamiento del túnel, y además, permite al usuario el manejo

de los instrumentos necesarios para la realización de las pruebas como computadoras, fuentes, etc, gracias a las mesas lateral y posterior con las que cuenta.

3.4. AEROGENERADOR

El aerogenerador utilizado se muestra en la Figura 3.4 a), b) y c), es un aerogenerador de 5 aspas con 1.2 m de diámetro, cuenta con una potencia máxima de 400 W trabajando a 12 V, y su velocidad máxima de operación es de 12 m/s. Dicho aerogenerador se encuentra montado sobre una base independiente al túnel hecha del mismo material que este, esta base permite sostener y colocar el aerogenerador a la altura correcta de tal forma que el aerogenerador se encuentre centrado respecto al flujo de aire que emana del túnel, a su vez, la base se encuentra fija al suelo con la finalidad de que el movimiento del viento no provoque vibraciones en la base y así evitar perturbaciones externas que interfieran con la correcta medición de las señales del acelerómetro.

El aerogenerador cuenta con un inversor el cual se encarga de convertir el voltaje generado de corriente directa a voltaje en corriente alterna, este inversor tiene salidas de voltaje en corriente continua listas para alimentar una batería y hasta dos cargas de máximo 10 A, se encuentra ubicado sobre la base del aerogenerador como se puede observar.



a)



b)



c)

Figura 3.4. Aerogenerador; a) vista frontal, b) vista posterior, c) vista lateral.

3.5. ACELERÓMETRO

El acelerómetro empleado para las pruebas se puede observar en la Figura 3.5, este es un acelerómetro triaxial marca KISTLER modelo 8395A10 es del tipo IEPE, tiene un rango de medición de ± 10 G con una resolución de 500 mV/G y un ancho de banda de 1000 Hz.



Figura 3.5. Acelerómetro triaxial 8395A10.

Este tipo de acelerómetros de alta sensibilidad están especializados para mediciones de vibraciones debido a su bajo nivel de ruido que permite una medición precisa además de soportar temperaturas desde los -54 °C hasta 125 °C, cuenta con un montaje magnético que facilita la instrumentación del aerogenerador y garantiza que la posición en la que se coloque se mantenga estable evitando perturbaciones.

Las características de este acelerómetro aseguran que las mediciones realizadas con él, proveerán información confiable y correcta que es necesaria de cada uno de los ejes con el fin de ser procesada con la transformada wavelet, además de la ventaja de contar con una salida en voltaje que es directamente proporcional a la aceleración que es aplicada sobre este, lo cual permite un manejo de los datos adquiridos más eficiente.

3.6. INDUCCIÓN DE FALLAS

En este trabajo se tratan tres fallas mecánicas en el aerogenerador: desbalance en un aspa, daño en rodamiento y fisura en un aspa, ya que estas son las más comunes en este tipo de máquinas de acuerdo a (Gong, 2012) como se ya había tratado con anterioridad en el capítulo 1.

El proceso de la inducción de las fallas consistió en provocar las fallas mencionadas una por una de manera individual sin llegar a hacer que el aerogenerador contara con más de una falla a la vez, esto con la finalidad de asegurar que las mediciones de vibraciones hechas en cada falla entreguen la información necesaria para identificar esa falla en específico, y, por otro lado evitar comprometer el funcionamiento del aerogenerador al hacerlo funcionar bajo condiciones adversas para las cuales no está diseñado.

3.6.1. DESBALANCE EN UN ASPA

El desbalance en el aspa se indujo al añadir pequeñas masas de 10 g, 15 g y 20 g respectivamente, estas masas se colocaron sobre una de las aspas en la parte posterior del aerogenerador como se indica en la Figura 3.6 con la finalidad de provocar un desbalance sobre este lo cual afecta directamente su funcionamiento ya que el aerogenerador está diseñado de tal forma que las aspas sean ligeras a fin de aprovechar al máximo la energía cinética del viento, por lo que las masas añadidas en las aspas interfieren directamente sobre la flecha del generador.

En la Tabla 3-1 se muestra la matriz de pruebas realizada para esta falla, para cada posición y cada masa, se realizaron 5 mediciones en los tres ejes, con la finalidad de recaudar la mayor cantidad de datos posibles, además de 5 mediciones en la condición de sano, con lo que se obtuvo una base de datos de 35 mediciones realizadas.

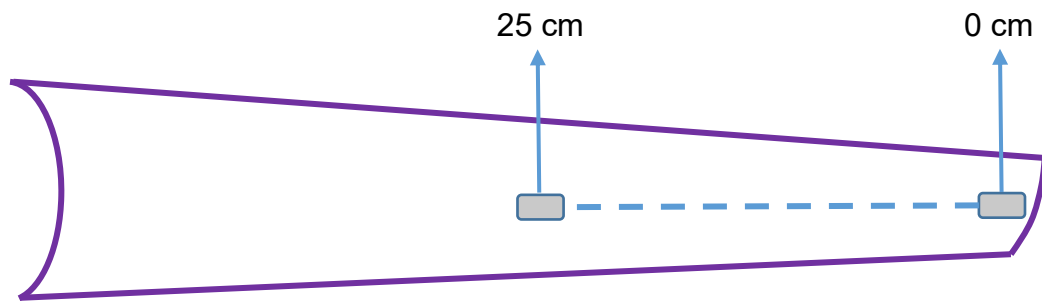


Figura 3.6. Esquema de inducción de desbalance en el aspa.

Tabla 3-1 Matriz de pruebas desbalance.

Masa	Condiciones en el aspa		
10 g	Sano	0 cm	25 cm
15 g			
20 g			

En la Figura 3.7 se puede observar el aerogenerador con la masa adherida en una de las aspas.



Figura 3.7. Aerogenerador con desbalance en un aspa.

3.6.2. DAÑO EN RODAMIENTO

En el caso del daño en el rodamiento fue necesario desmontar y desarmar el aerogenerador para poder remover el estator y rotor en los que se encuentra ubicado el rodamiento. Se le hizo una perforación de 1.5 mm de diámetro en el centro del anillo exterior de este (Figura 3.8), luego fue recolocado y se montó de nuevo para su funcionamiento. En la Figura 3.9 a) y b) se puede observar el estator, rotor y el rodamiento dañado.

Para esta falla se realizaron 10 mediciones con el rodamiento dañado en el aerogenerador.

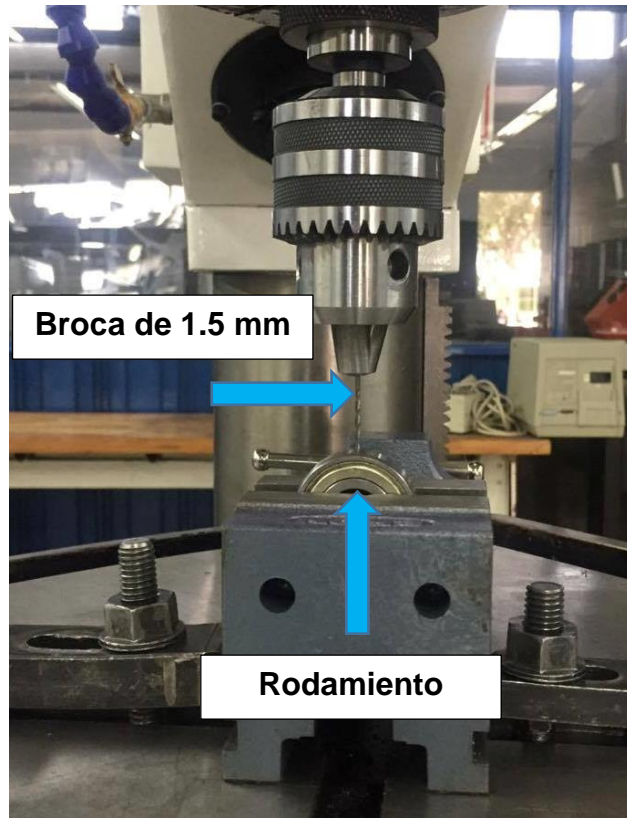
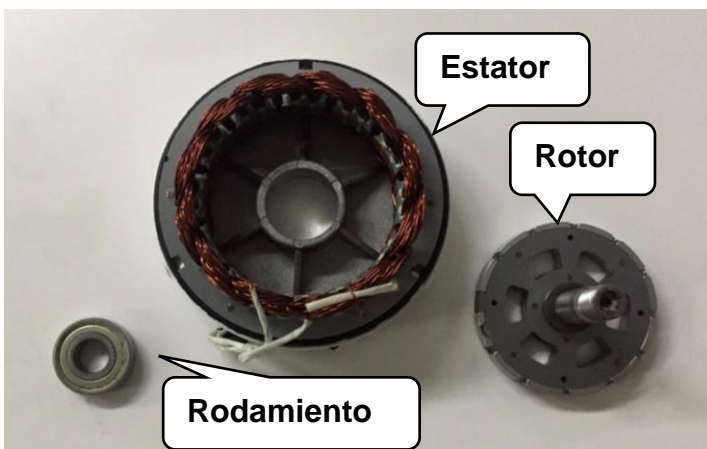


Figura 3.8. Perforación de rodamiento.



a)



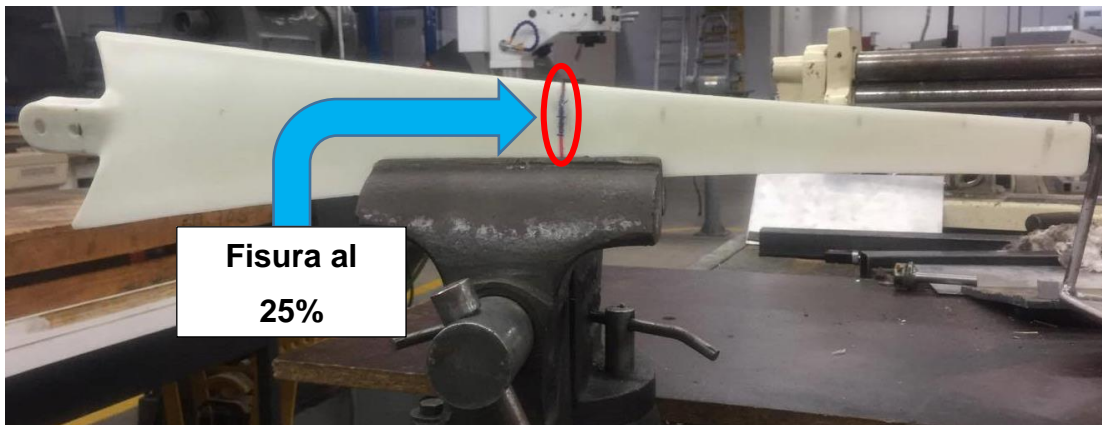
b)

Figura 3.9. Daño en rodamiento; a) estator, rotor y rodamiento, b) rodamiento dañado.

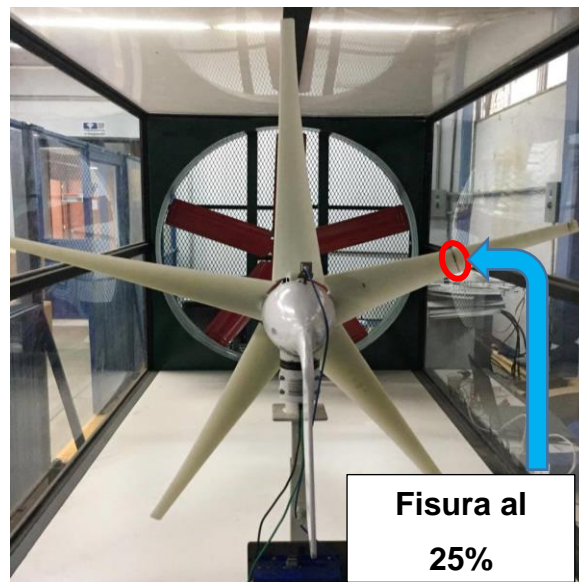
3.6.3. FISURA EN UN ASPA

Esta falla se llevó a cabo al realizar cortes transversales en un aspa con la ayuda de una sequeta de 1 mm de grosor, dichos cortes se efectuaron a la mitad del aspa, es decir a 25 cm del extremo. Para esta prueba se realizó un corte hasta el 25 % y el 50 % que representan fisuras de 14.5 mm y 29 mm de profundidad respectivamente para cada una de las cuales se hicieron 10 mediciones.

En la Figura 3.10 a) y b) se muestra el aspa con una fisura del 25 % y el aerogenerador con el aspa fisurada montada respectivamente.



a)



b)

Figura 3.10. Daño de fisura en aspa; a) aspa con fisura del 25%, b) aspa fisurada montada en aerogenerador.

Cabe mencionar que para la fisura de 50 % se siguió el proceso antes descrito en las Figuras 3.10 a) y b).

El aspa fue fisurada hasta un 25 % de su ancho, luego se colocó el aspa de vuelta en el aerogenerador y se realizaron 10 mediciones, posteriormente se retiró el aspa del aerogenerador para fisurarla esta vez al 50 % de su ancho, luego con el aspa fisurada se recolocó en el aerogenerador y de nuevo se realizaron 10 nuevas mediciones.

Aunque se pudo haber realizado una prueba más con el 75 % del ancho del aspa fisurada, se optó por no realizar dicha prueba debido a que en este caso la falla en el aerogenerador es evidente a simple vista ya que parte del aspa cuelga porque no tiene el suficiente soporte para mantenerse firme.

4. EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

En este capítulo se muestran y analizan los resultados obtenidos en cada uno de los tres casos de estudio que se plantearon en el capítulo anterior. En primer lugar, se detallan las características del túnel de viento y el sistema de adquisición de datos para la puesta de experimento de cada caso de falla en el aerogenerador. Luego, se discuten los resultados obtenidos de las señales de vibraciones y la transformada wavelet packet de cada una de las pruebas realizadas, para finalizar con el análisis de las firmas características extraídas y su interpretación mediante las funciones de distribución Gaussiana.

4.1. PUESTA DE EXPERIMENTO.

En la Figura 4.1 a) se muestra el túnel de viento, el sistema de adquisición de datos y el control del túnel de viento respectivamente, en la parte izquierda se tiene el sistema de adquisición de datos conformado por una PC con la interfaz de LabVIEW que se detalló en el capítulo anterior, una tarjeta NI-USB 6211 y una fuente de alimentación para el acelerómetro. El control del túnel de viento está formado por una interfaz de MATLAB en la que se elige el comportamiento del viento deseado, en este caso se eligió una velocidad constante a lo largo de la prueba de 4 m/s, la interfaz envía una referencia de voltaje a través de una placa ARDUINO a un variador de frecuencia el cual controla directamente el motor del ventilador axial.

En la Figura 4.1 b) se observa el aerogenerador desde una vista superior con la finalidad de mostrar la placa de solera que se incorporó al aerogenerador con el objetivo de colocar el acelerómetro, el cual se sujeta mediante agarre magnético. Por otra parte, se indica la posición en la que el acelerómetro triaxial es colocado en la góndola del aerogenerador, esto para conocer la orientación de los ejes.

En la Figura 4.1 c) se puede ver el aerogenerador ubicado al final del túnel, aquí se puede observar el aerogenerador con la falla de desbalance inducida, además de indicarse las dos posiciones de las masas para la condición 1 y 2, a

pesar de que no se muestran en esta figura las otras fallas inducidas al aerogenerador, este proceso se siguió de igual manera para cada falla por lo que la falla mostrada (desbalance) solo se muestra para ejemplificar.

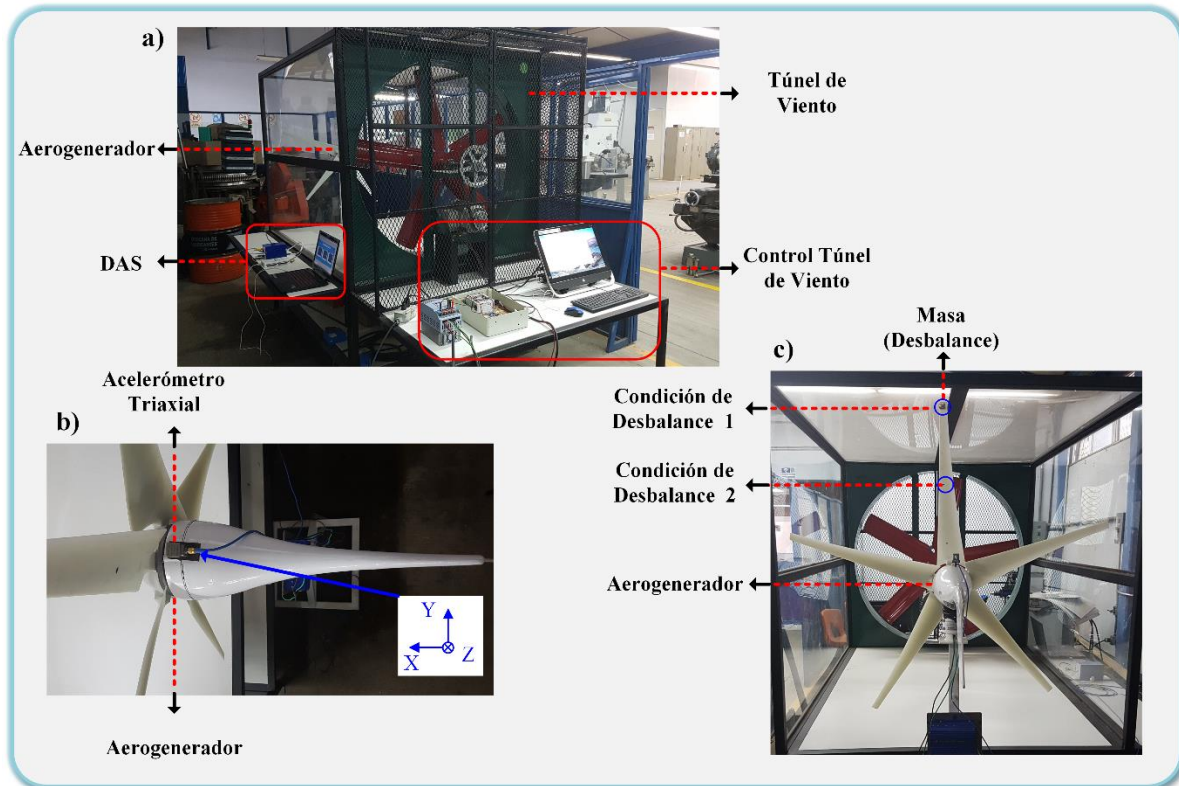


Figura 4.1. Puesta de experimento.

4.2. MATRIZ DE FALLAS

En la Tabla 4-1 se muestra la matriz de fallas inducidas en el aerogenerador, así como la cantidad de pruebas que se realizaron para cada caso de falla, las cuales fueron desbalance en un aspa al agregar masas de 10 g, 15 g y 20 g, daño en rodamiento al hacer una perforación de 1.5 mm y fisuras de 25 % y 50 % en un aspa con lo que se obtuvieron un total de 85 pruebas realizadas.

Tabla 4-1 Matriz de fallas inducidas.

Fallas Inducidas	Condición	Pruebas Realizadas
Desbalance en aspa	10 g, 15 g, 20 g (0 cm y 25 cm)	35 (5 por condición)
Daño en rodamiento	Sano	20 (10 por condición)
Fisura en aspa	25 % y 50 %	30 (10 por condición)

4.3. RESULTADOS FALLA DE DESBALANCE EN UN ASPA.

Las señales de vibraciones obtenidas en las pruebas realizadas con esta falla inducida en el aerogenerador se muestran en la Figura 4.2. Las figuras contienen las señales correspondientes de la condición en estado sano, condición de desbalance 1 y condición desbalance 2 en los incisos a), b) y c) respectivamente todo esto para la masa de 20 g y los ejes “X”, “Y” y “Z”.

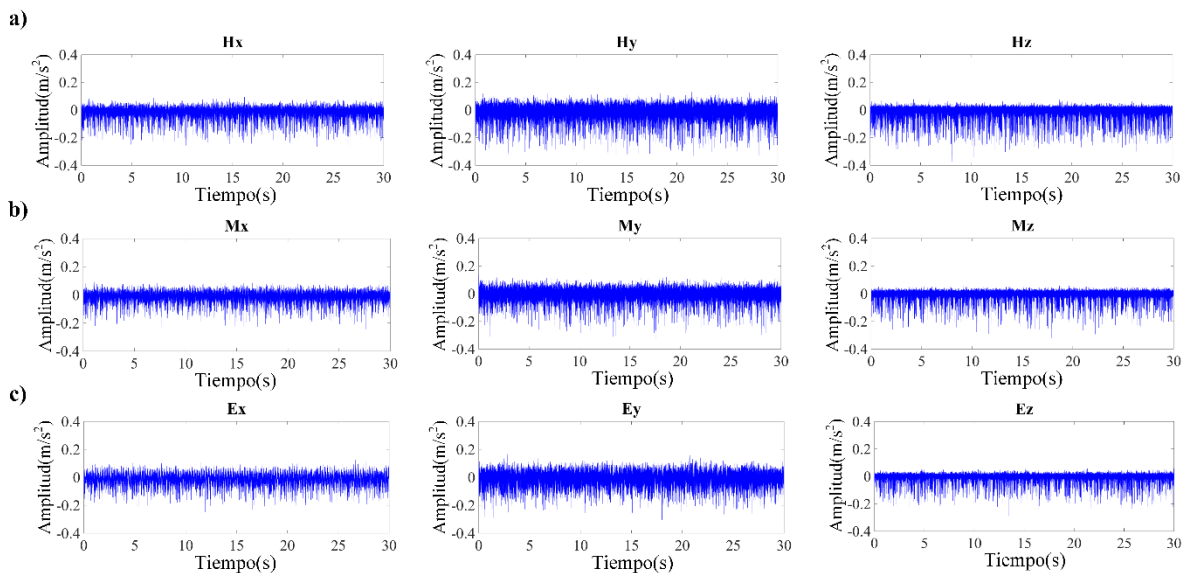


Figura 4.2. Señales de vibraciones falla de desbalance con masa de 20 g.

A pesar de que se puede apreciar que las señales de vibraciones son distintas entre sí para cada condición y cada eje, resulta difícil identificar la falla inducida al observar simplemente las señales, debido a esto se utiliza la transformada wavelet Packet con el fin de obtener parámetros que indiquen la falla más claramente.

Para esta falla se eligió una descomposición de nivel 4, debido a que en la literatura revisada se encontró que este tipo de fallas se localizan en las frecuencias bajas. Si bien no existe un ancho de banda dictaminado en el que se pueda localizar esta falla, se eligió el nodo 4,0 el cual corresponde a un ancho de banda entre 0 y 187.5 Hz ya que mostró buenos resultados en cuanto a la identificación de la falla.

En la Figura 4.3 se muestran las señales reconstruidas obtenidas del nodo 4,0 del árbol de descomposición wavelet empleado para esta falla, al igual que en las figuras de las señales de vibraciones se puede apreciar que las señales difieren entre sí, no permiten por si mismas identificar la falla en cuestión mediante mera observación, pero, si cuentan con la información necesaria para la identificación de la falla, esto mediante la extracción de parámetros distintivos entre cada señal. Para estos fines fue utilizado el índice de energía el cual entrega un valor numérico que se puede asociar directamente a cada señal con el fin de diferenciarlas entre sí y con esto lograr la identificación de la falla.

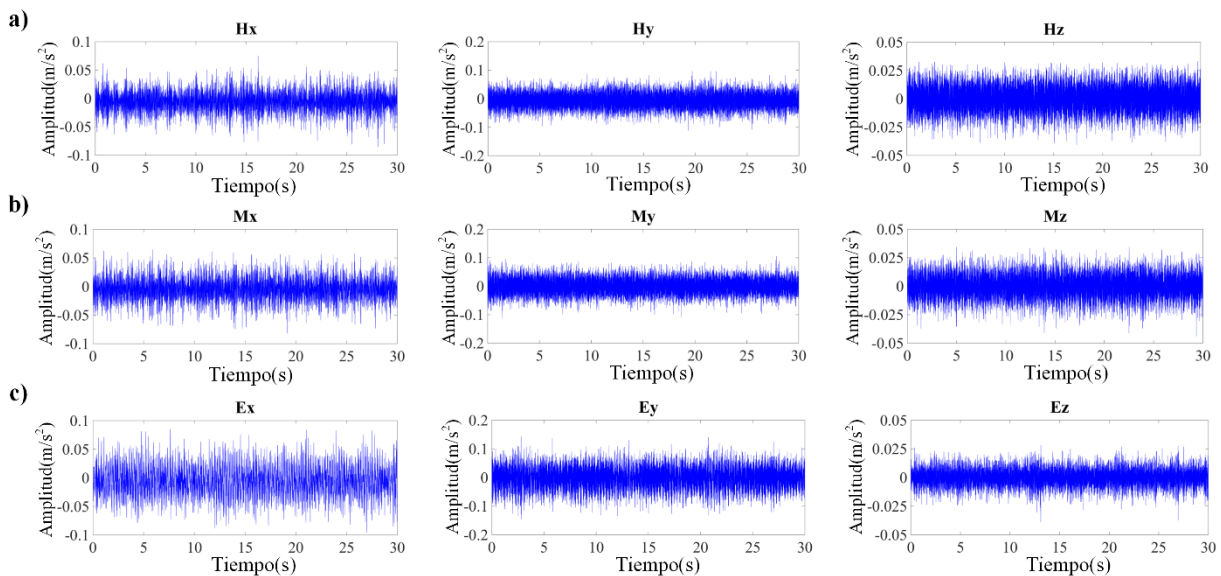


Figura 4.3. Señales correspondientes del nodo 4,0 de la falla de desbalance.

A continuación, se muestran los valores de desviación estándar (σ) y valor promedio (μ) de energía obtenidos para cada condición de desbalance y cada eje de las masas de 10 g, 15 g y 20 g en las Tablas 4-2, 4-3 y 4-4 respectivamente.

Tabla 4-2 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 10 g.

	Eje x (σ , μ)	Eje Y (σ , μ)	Eje Z (σ , μ)
Sano	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Condición de desbalance 1	4.7140, 82.9186	56.8946, 352.3204	0.4510, 9.1496
Condición de desbalance 2	4.7181, 74.9045	74.1124, 518.1344	0.7002, 10.7960

Tabla 4-3 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 15 g.

	Eje x (σ , μ)	Eje Y (σ , μ)	Eje Z (σ , μ)
Sano	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Condición de desbalance 1	7.0768, 101.0997	6.0969, 178.8252	0.3502, 8.4250
Condición de desbalance 2	3.6400, 80.1577	11.4912, 119.5984	1.0217, 10.3946

Tabla 4-4 Valores de desviación estándar y promedio de energía con masa de 20 g.

	Eje x (σ , μ)	Eje Y (σ , μ)	Eje Z (σ , μ)
Sano	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Condición de desbalance 1	4.5109, 85.8434	7.6238, 126.0102	0.4612, 18.1063
Condición de desbalance 2	16.7004, 479.0840	32.5172, 284.6989	0.6797, 28.4655

Aunque los valores de energía mostrados en las tablas se pueden interpretar para llegar a la conclusión de si existe una falla o no, la gráfica de la distribución Gaussiana realizada con los valores de energía obtenidos brinda un panorama mucho más claro de los datos obtenidos y que a su vez se puede inferir visualmente la presencia de la falla.

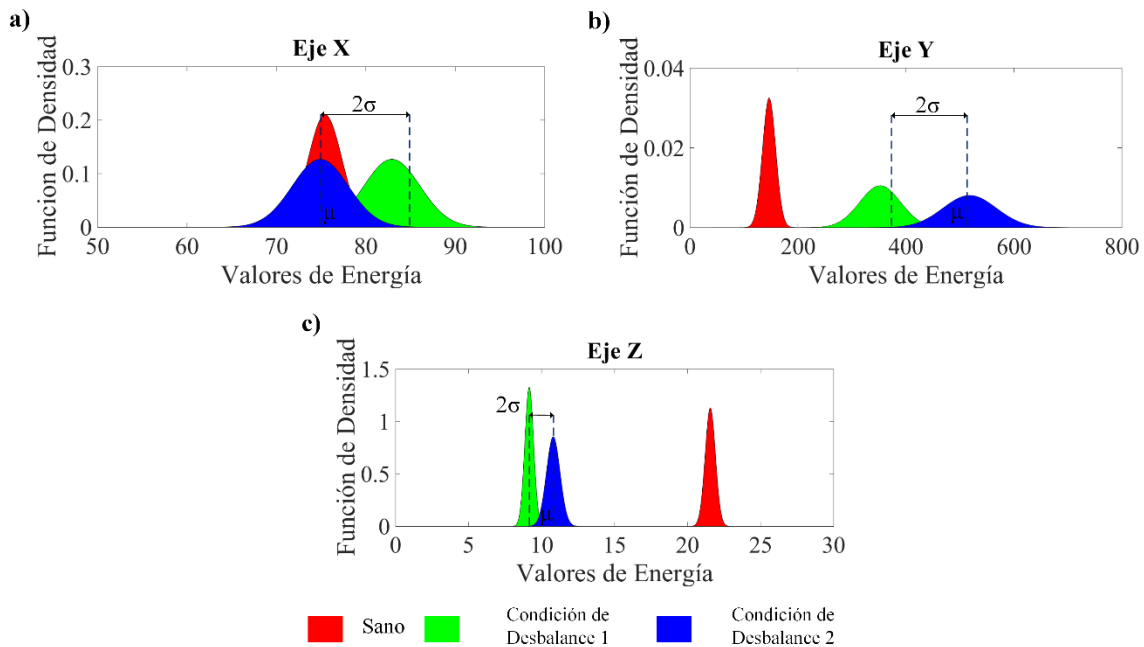


Figura 4.4. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 10 g.

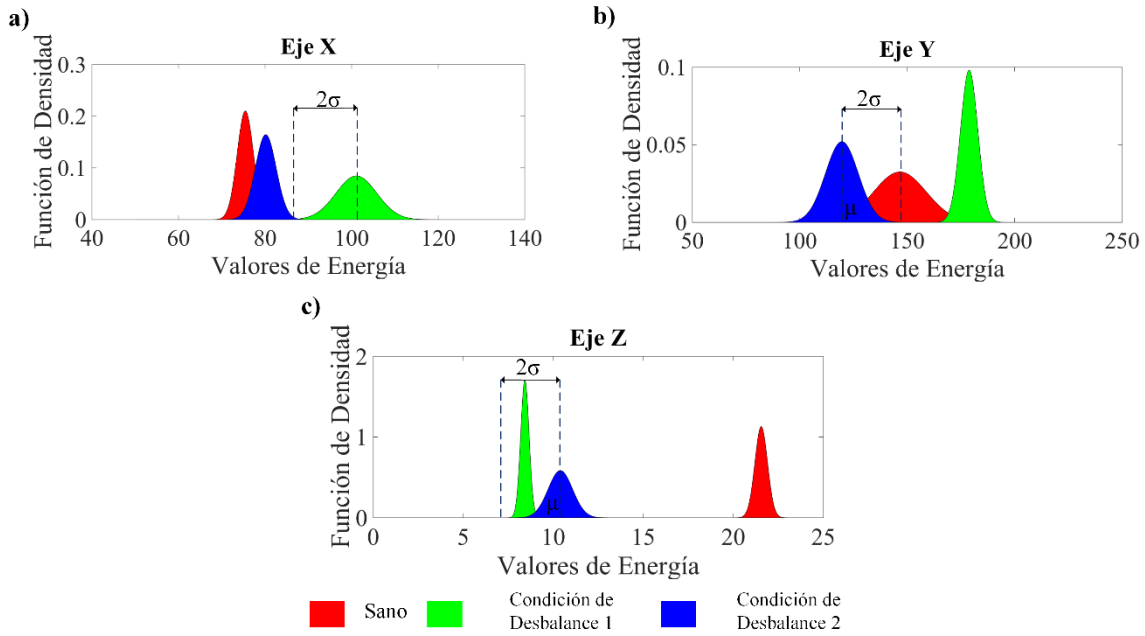


Figura 4.5. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 15 g.

Las Figuras 4.4, 4.5 y 4.6 muestran las gráficas en forma de campana de la distribución Gaussiana de los valores de energía obtenidos en esta falla de desbalance en un aspa para las masas de 10 g, 15 g y 20 g respectivamente.

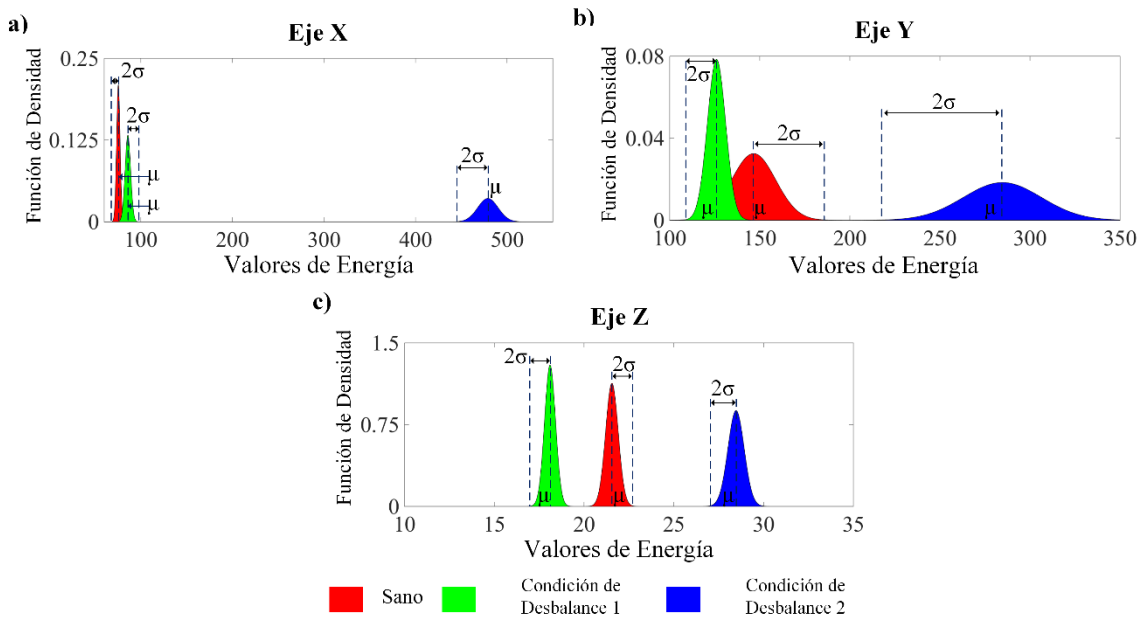


Figura 4.6. Funciones de distribución Gaussiana con masa de 20 g.

De las anteriores figuras se puede apreciar que la falla de desbalance con la masa de 20 g es la que muestra los mejores resultados en cuanto a la identificación de la falla se refiere, esto se debe a que la masa de 20 g es la que causa el mayor grado de desbalance en el aspa haciendo que los resultados obtenidos permitan su identificación. Los valores de energía de los ejes “X” y “Z” son perfectamente utilizables como criterio para saber de la existencia de la falla en el aerogenerador, sin embargo, en el eje “Y” ocurre un traslape entre en la condición sana y la condición de desbalance 1 lo cual indica que este eje no es bueno para identificar la falla.

Por otro lado, en los casos de las masas de 10 g y 15 g las funciones de distribución Gaussiana se traslapan entre sí, lo cual lleva a que los valores de energía obtenidos para estas pruebas no fueron lo suficientemente buenos para la identificación de la falla.

Es importante señalar que las funciones de distribución Gaussiana se realizaron con dos desviaciones estándar (σ) de separación respecto a la media o valor promedio, esto garantiza un 95 % de precisión para la identificación de las fallas inducidas, por lo que en el caso de las pruebas con la masa de 20 g los resultados son buenos.

4.4. RESULTADOS FALLA DE RODAMIENTO.

Las señales de vibraciones obtenidas en las pruebas realizadas para la falla de daño en el rodamiento del aerogenerador se muestran en la Figura 4.7. Dado que para que esta falla solo se tuvo una condición a diferencia de la de desbalance en el aspa, la figura contiene las señales correspondientes de la condición de falla (perforación en el anillo exterior del rodamiento) en los incisos a), b) y c) respectivamente para los tres ejes “X”, “Y” y “Z”.

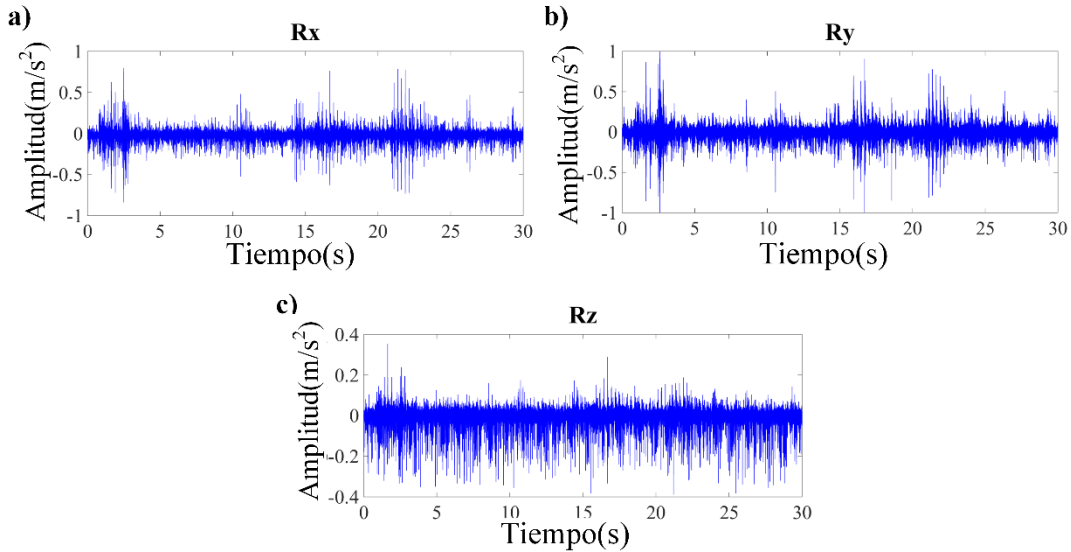


Figura 4.7. Señales de vibraciones falla de daño en rodamiento.

De manera similar a las señales de vibraciones de la falla anterior, las señales para esta falla son diferentes entre cada eje, además de que se optó por no incluir aquí las señales correspondientes al estado sano debido a que para todas las fallas se ocupan las mismas señales de estado sano.

Para esta falla se eligió también una descomposición de nivel 4, en esta ocasión se eligió el nodo 4,1 el cual corresponde a un ancho de banda entre 187.5 y 375 Hz el cual mostró buenos resultados para la identificación de la falla por daño en el rodamiento.

En la Figura 4.8 se muestran las señales reconstruidas obtenidas del nodo 4,1 del árbol de descomposición wavelet empleado para esta falla, de manera similar a la falla anterior, las señales reconstruidas del nodo 4,1 no denotan por si mismas la existencia de la falla, aunque si contienen la información necesaria para la identificación de la falla mediante la extracción de los valores de energía.

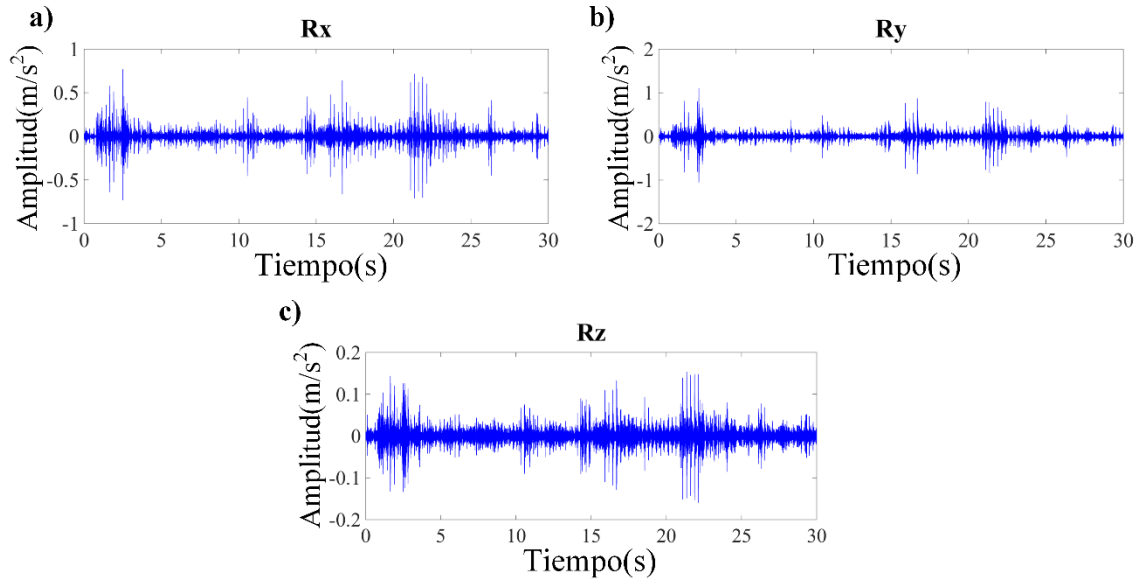


Figura 4.8. Señales correspondientes al nodo 4,1 de la falla de daño en rodamiento.

En la Tabla 4-5 se presentan los valores de desviación estándar (σ) y valor promedio (μ) de energía obtenidos para la falla de daño en el rodamiento del aerogenerador en los ejes “X”, “Y” y “Z”, dichos valores son utilizados para elaborar la gráfica de distribución Gaussiana mostrada en la Figura 4.9.

Tabla 4-5 Valores de desviación estándar y promedio de energía de daño en rodamiento.

	Eje x (σ , μ)	Eje Y (σ , μ)	Eje Z (σ , μ)
Sano	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Daño en rodamiento	6.2337, 129.3705	15.1979, 184.8353	1.5375, 23.7317

La Figura 4.9 muestra la gráfica en forma de campana de la distribución Gaussiana de los valores de energía obtenidos en la falla de daño en el rodamiento del aerogenerador.

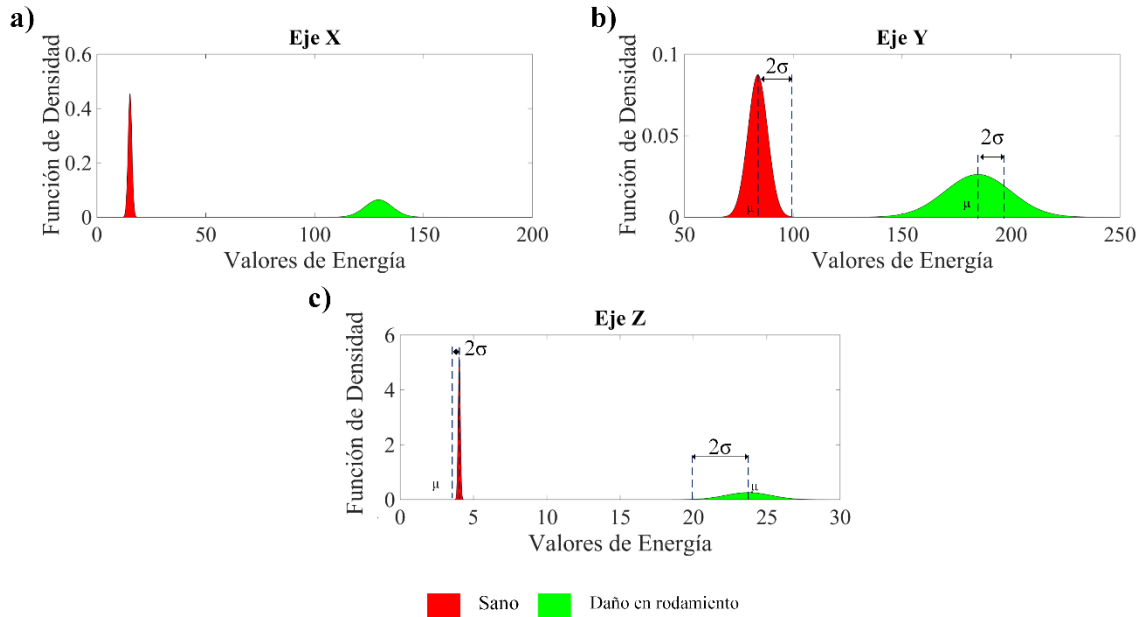


Figura 4.9. Funciones de distribución Gaussiana para falla de daño en rodamiento.

Observando la figura anterior, se puede notar que la falla inducida de daño en el rodamiento del aerogenerador se puede identificar en los tres ejes “X”, “Y”, “Z” dado que a diferencia del eje “Y” de la falla anterior donde si existe traslape, en ninguna de las campanas en cada eje para esta falla lo hay. Esto representa también un 95 % de precisión en cuanto a la identificación de la falla mediante los valores de energía obtenidos.

4.5. RESULTADOS FALLA DE FISURA EN UN ASPA.

Las señales de vibraciones obtenidas en las pruebas realizadas con esta falla inducida en el aerogenerador se muestran en la Figura 4.10. La figura muestra las señales correspondientes a un 25 % (G) y 50 % (F) de una fisura transversal en el medio de un aspa para los tres ejes “X”, “Y” y “Z” en los incisos a), b) y c).

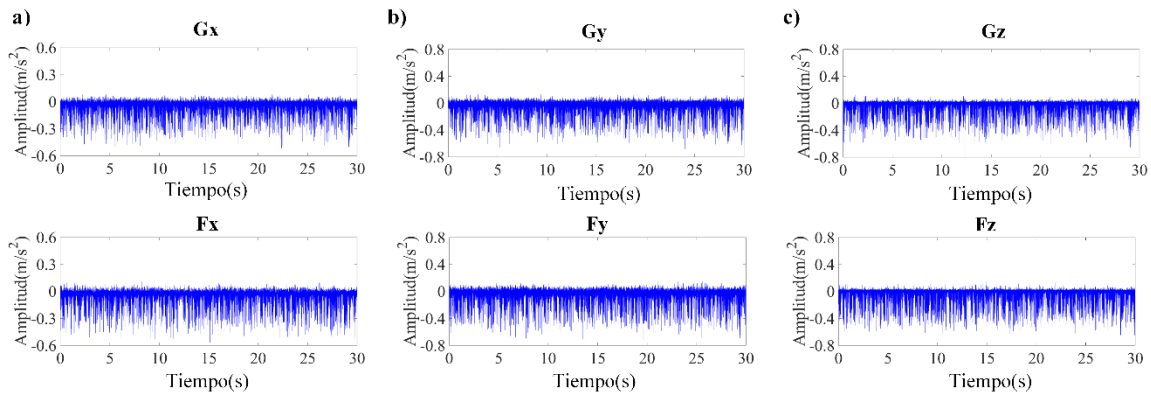


Figura 4.10. Señales de vibraciones falla de daño por fisuras en el aspa.

Para esta falla se hizo uso de una descomposición de nivel 4, en este caso se seleccionó el nodo 4,2 el cual corresponde a un ancho de banda entre 375 y 562.5 Hz el cual mostró buenos resultados para la identificación de la falla por fisuras en un aspa.

En la Figura 4.11 se muestran las señales reconstruidas obtenidas del nodo 4,2 del árbol de descomposición wavelet empleado para esta falla, de manera similar a la falla anterior, los valores de energía son obtenidos de estas señales.

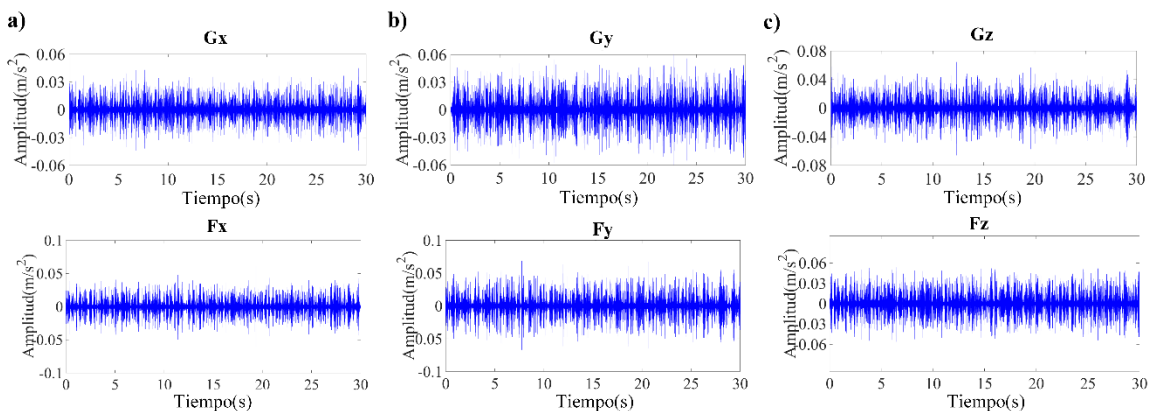


Figura 4.11. Señales correspondientes al nodo 4,2 de la falla por fisuras en el aspa.

En la Tabla 4-6 se presentan los valores de desviación estándar (σ) y valor promedio (μ) de energía obtenidos para la falla de fisura en un aspa del aerogenerador en los ejes “X”, “Y” y “Z”, estos valores son utilizados para elaborar la gráfica de distribución Gaussiana mostrada en la Figura 4.12.

Tabla 4-6 Valores de desviación estándar y promedio de energía de daño por fisura en un aspa.

	Eje x (σ, μ)	Eje Y (σ, μ)	Eje Z (σ, μ)
Sano	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Fisura 25 %	0.1180, 5.3256	0.3199, 9.5707	0.3086, 9.5066
Fisura 50 %	0.2406, 6.9687	0.3422, 12.0899	0.3498, 12.4205

La Figura 4.12 muestra la gráfica en forma de campana de la distribución Gaussiana de los valores de energía obtenidos en la falla de fisura en un aspa del aerogenerador para los ejes “X”, “Y” y “Z” en los incisos a), b) y c) respectivamente.

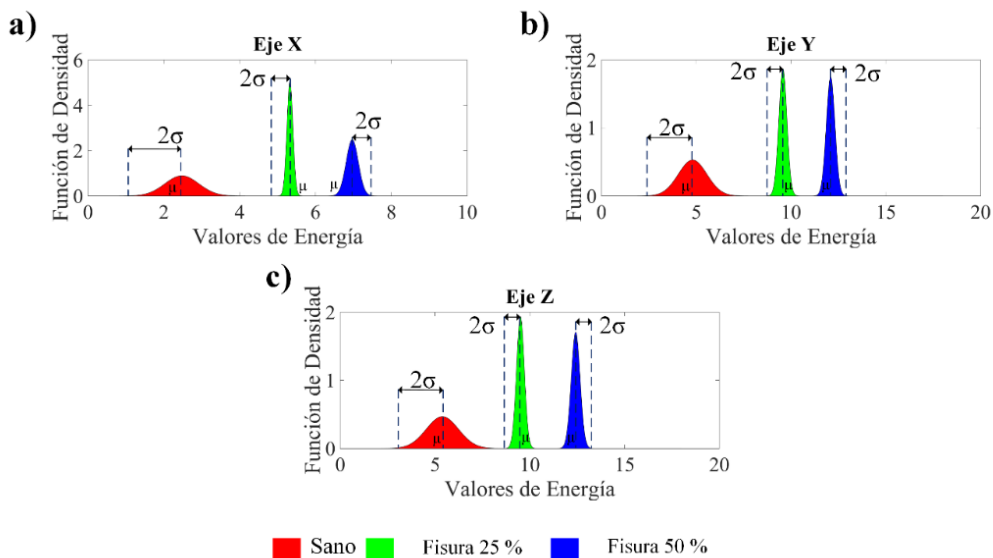


Figura 4.12. Funciones de distribución Gaussiana para falla de daño por fisuras en el aspa.

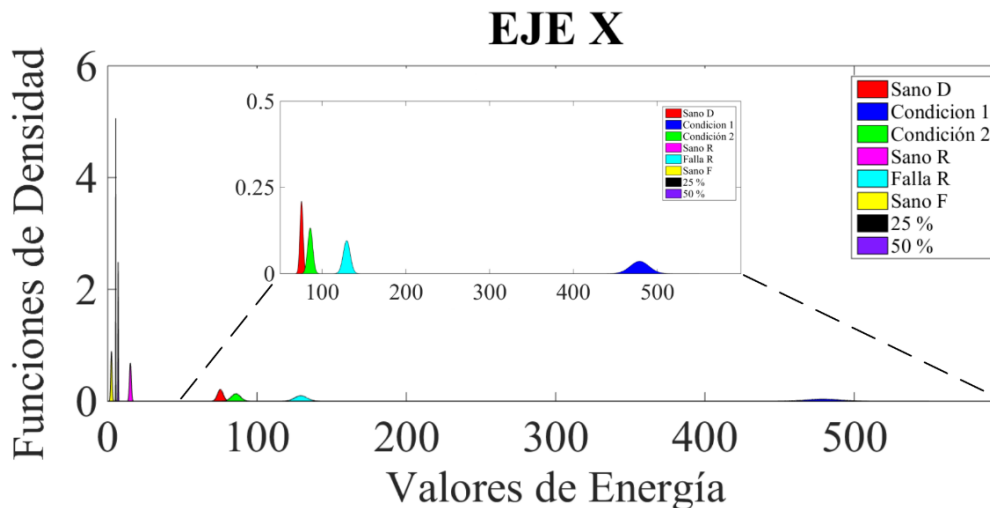
La figura anterior permite la identificación de la falla por fisura en un aspa en los tres ejes “X”, “Y”, “Z”, gracias a que no existe traslape entre las funciones de densidad de la distribución Gaussiana. De igual forma, esto asegura un 95 % de precisión.

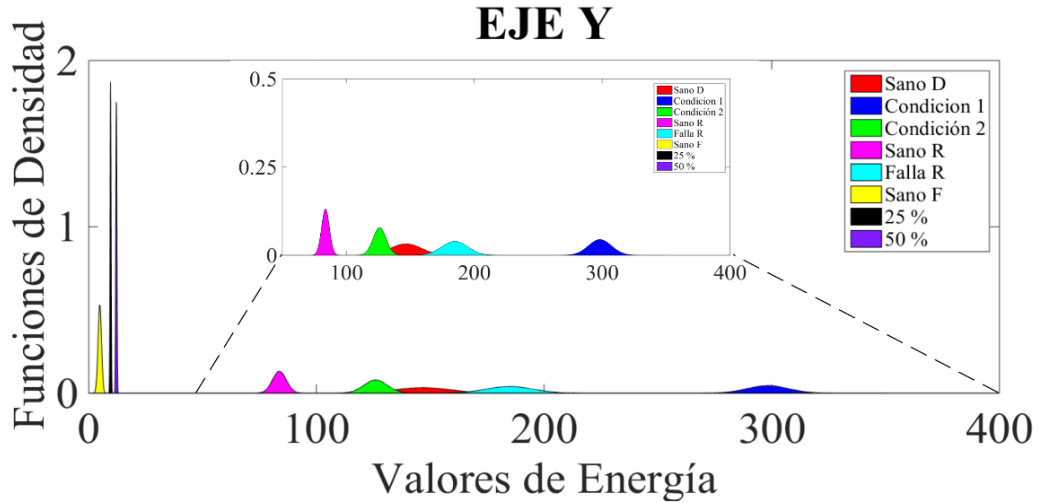
Observando la figura anterior, se puede notar que la falla inducida de fisura en un aspa del aerogenerador se puede identificar en los tres ejes “X”, “Y”, “Z” dado que al igual que en la falla anterior no existe traslape en ninguna de las funciones de distribución Gaussiana en cada eje. Esto representa también un 95 % de precisión en cuanto a la identificación de la falla con los valores de energía obtenidos.

4.6. CLASIFICACIÓN DE FALLAS

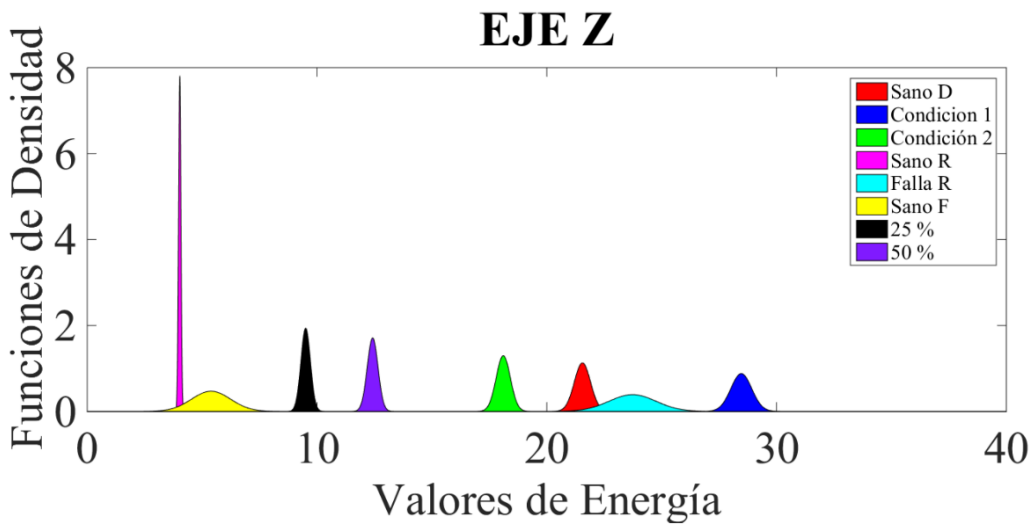
Con la finalidad de conocer si la detección de cada una de las fallas inducidas es distinguible entre las demás, es decir, si los valores de energía obtenidos para la identificación de cada falla individual son diferentes entre sí, se procedió a graficar juntas las funciones de distribución Gaussiana de cada falla y de cada eje. Esto para poder observar visualmente si los valores de energía de una falla coinciden o no con los valores de energía de una falla distinta.

En la Figura 4.13 a), b) y c) se muestran las funciones de distribución Gaussiana de todas las fallas divididas por ejes (X, Y, y Z).





b)



c)

Figura 4.13. Funciones de distribución Gaussiana de todas las fallas.

Al observarse la Figura 4.13 a), se puede notar que las funciones de distribución Gaussiana no se aprecian del todo bien, esto se debe a que los valores de energía obtenidos para las fallas en el eje “X” se encuentran bastante dispersos entre sí, por este motivo, se realizó un acercamiento a la gráfica con el que se pueden observar con mejor detalle las funciones de densidad de la falla de desbalance y la función de densidad correspondiente al estado sano de la falla en el rodamiento, en dicho acercamiento se observa el ligero traslape entre las funciones de densidad del estado sano y la condición 2 de la falla de desbalance mencionado en secciones anteriores.

En la Figura 4.13 b) se visualizan las funciones de densidad del eje “Y”, aquí se pueden apreciar traslapes entre la condición sana y la condición 2 de la falla de desbalance y también de la falla en el rodamiento con la condición sana de la falla de desbalance.

Por último, en la Figura 4.13 c) se tienen las funciones de distribución del eje “Z”, en este caso se observan dos traslapes, uno entre las condiciones de sano de las fallas por fisuras y de rodamiento, y el segundo entre la condición sana de la falla de desbalance y la falla en el rodamiento.

Gracias a las figuras anteriores, es posible inferir que el eje “X” se puede utilizar para la clasificación de estas fallas inducidas en el aerogenerador, ya que el ligero traslape entre funciones de densidad que hay en este eje corresponde a funciones pertenecientes a la misma falla inducida pero en condiciones distintas, a diferencia de los ejes “Y” y “Z”, en los que los traslapes ocurren entre funciones de densidad de distintas fallas por lo cual estos dos ejes no servirían para la clasificación de dichas fallas.

5. CONCLUSIONES

El desarrollo de este trabajo de tesis requirió de la elaboración de un sistema de adquisición de señales para las señales de vibraciones provenientes del acelerómetro Triaxial capacitivo utilizado, el cual permitió la obtención de las señales de vibraciones del aerogenerador bajo condiciones de falla y de estado sano gracias a la interfaz en LabVIEW la cual permitió ajustar propiamente el sistema de adquisición de datos para este tipo de señales y así poder analizarlas.

Se indujeron diferentes fallas mecánicas (desbalance en un aspa, daño en el rodamiento y fisuras en un aspa) en un aerogenerador de baja potencia con la finalidad de obtener las señales de vibraciones correspondientes a cada falla inducida, así como del estado sano el cual sirve como referencia para la detección de la falla.

La aplicación de una técnica tiempo-frecuencia como lo es la transformada wavelet packet a las señales de vibraciones permitió la obtención de la información necesaria para la identificación de las fallas inducidas, debido a la posibilidad de seleccionarse el nodo a analizar lo cual es un aspecto de suma importancia ya que las fallas se identificaron en distintos nodos del árbol de descomposición wavelet, es decir en diferentes bandas frecuenciales. La extracción de parámetros o firmas características mediante la obtención de los valores de energía de cada una de las señales de vibraciones permitió la detección de las fallas inducidas al aerogenerador, gracias a que dichos valores de energía permiten la diferenciación entre señales del mismo tipo.

La falla de desbalance se pudo detectar al seleccionar el nodo 4,0 con los ejes "X" y "Z" al obtenerse un porcentaje de precisión del 95 % con la distribución Gaussiana realizada con la masa de 20 g. La falla de daño en el rodamiento se pudo detectar al elegir el nodo 4,1 con los tres ejes "X", "Y" y "Z" al obtenerse también un 95 % de precisión para esta falla debido a la ausencia de traslapes entre las funciones de densidad de la distribución Gaussiana. Por último, la falla de fisuras en el aspa se detectó al elegir el nodo 4,2 también con los tres ejes al obtenerse de

igual manera un 95 % de precisión ya que no hubo traslapes entre ninguna de las funciones de densidad de la distribución Gaussiana.

Se puede concluir que la técnica seleccionada fue correcta ya que la particularidad de seleccionar el nodo a analizarse y así elegir una sub-banda de frecuencia específica permitió la detección de las tres fallas mecánicas inducidas en el aerogenerador. Además, el índice de energía de las señales de cada nodo, fue un parámetro suficientemente bueno para discriminar las condiciones del aerogenerador y así poder detectar dichas fallas.

PROSPECTIVAS

Aunque los resultados de la detección de fallas son satisfactorios, el porcentaje de precisión para la detección podría ser más alto al lograr tres desviaciones estándar de separación entre las funciones a fin de obtener un 99.7% de precisión, para lograr esto, se pueden utilizar otros parámetros para la extracción de firmas características como la entropía de Shannon, fractales y homogeneidad.

Por otra parte, las masas utilizadas para la inducción de la falla de desbalance pueden ser situadas en diferentes posiciones a lo largo y ancho del aspa con la finalidad de obtener un escenario mucho más completo del comportamiento de las vibraciones asociadas a esta falla en específico.

Otro aspecto que se puede estudiar a futuro, es la posibilidad de inducir más de una falla a la vez en el aerogenerador con la finalidad de conocer el comportamiento de las señales de vibraciones y así estudiar si dicho comportamiento tiene relación con los comportamientos de las fallas individuales.

Por último, se comprobó que la metodología seguida funcionó para la detección de fallas mecánicas inducidas en un aerogenerador de baja escala, por lo que otro tipo de fallas mecánicas pueden ser inducidas y posiblemente detectadas al tenerse la posibilidad de analizar distintos nodos del árbol de descomposición (sub-bandas frecuenciales), con lo que se podría tener una falla asociada con un nodo en particular.

6. APÉNDICE

13



IEEE

Advancing Technology for Humanity
CENTRO OCCIDENTE SECTION

**THE ORGANIZING COMMITTEE OF THE
2017 IEEE AUTUMN MEETING ON POWER, ELECTRONICS
AND COMPUTING**

ROPEC 2017

GRANTS THIS

CERTIFICATE

TO

*Salvador Z. Hernandez-Michel, Uriel Hernandez-Osornio, Juan P.
Amezquita-Sanchez, Martin Valtierra-Rodriguez and David Granados-
Lieberman*

for the presentation of the paper

**Detection of Unbalance in a Wind Turbine by Using Wavelet Packet
Transform and Vibration Signals**



Dr. Jaime Cerda Jacobo
GENERAL CHAIR
ROPEC 2017



IEEE
SECCION
CENTRO
OCCIDENTE



M.C. Juan Carlos Olivares Rojas
CHAIR
IEEE CENTRO OCCIDENTE SECTION

Ixtapa, Zihuatanejo, México; November 7 - 9, 2017

THE INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS, INC.

Detection of Unbalance in a Wind Turbine by Using Wavelet Packet Transform and Vibration Signals

Salvador Z. Hernandez-Michel, Uriel Hernandez-Osornio, Juan P. Amezcuita-Sanchez, Martin Valtierra-Rodriguez

ENAP-RG-Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, Río Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807, San Juan del Río, Querétaro, México.
{zaid.hernandez, uriel.hernandez, juan.amezcuita, martin.valtierra}@enap-rg.org

David Granados-Lieberman

ENAP-RG-ITESI- Departamento de Ingeniería Electromecánica, Instituto Tecnológico Superior de Irapuato (ITESI), Carr. Irapuato-Silao km 12.5, Colonia El Copal, C. P. 36821, Irapuato, Guanajuato, México.
david.granados@enap-rg.org

Abstract— Wind turbines (WTs) are increasingly used in many countries for clean and green electric generation. Condition monitoring and fault detection of WT's reduce both downtimes and costs in the electric service. In this regard, it is important to ensure their safety and reliability. This paper presents a methodology based on the wavelet packet transform (WPT) for detection of unbalance fault in a WT. In general, the methodology consists of the acquisition and analysis of vibration signals coming from the WT. For vibration signals, WPT is firstly applied. Then, one node of the wavelet packet tree is analyzed using an energy index. This index is computed as a fault feature. Finally, a statistical analysis is carried out in order to observe the capability of discriminating between a nominal condition and a fault condition. Obtained results show that the proposal can detect the unbalance fault.

Keywords— Fault diagnostics; wind turbine; unbalance; vibration signals; wavelet packet transform

I. INTRODUCTION

Electric energy generation using fossil fuels represents a serious problem nowadays, due to the fact that almost 80% of the energy produced in the world comes from these scarce and limited fuels [1]. As alternatives, there are renewable sources, such as solar, geothermal, hydroelectric, and wind, for energy generation [2-4]. Among them, wind energy stands out for its profitability, in addition to be considered a clean source because it does not harm the environment. In fact, it plays an important role around the world due to the increasing production of electric energy through the use of wind turbines (WT) which supply large percentages of the total electric energy load in several countries [1, 5-6]. In this regard, a continuous and reliable operation of WT's becomes essential in order to ensure that areas and populations that directly depend on them can receive a consistent and uninterrupted supply of electric energy. However, for inherent operating conditions, WT's are adversely affected by many factors, e.g., sudden changes in temperature, humidity, air pressure, and wind flows, among others [7]. These changes can

cause failures in WT's, reducing their lifetime and performance [7]. Failures can be classified in two groups: electrical and mechanical. Although electrical faults are more frequent than mechanical faults, they are relatively faster to repair [8]. Some reported electrical faults are short-circuit in the rotor [9], short-circuit in the stator [9], variations in the magnetic field [8, 10]. On the other hand, mechanical faults occur with less recurrence but they have the disadvantage of seriously affecting the operation of the WT [8]. Some of the reported mechanical failures are: unbalance, cracks and fissures in blades [10], bearing failure [10], wear or rupture of gearbox teeth [11-12], and unbalance on the generator shaft [13], among others. The most common methods for monitoring faults in WT's are the measurement and analysis of vibrations, torque, temperature, oil residues, acoustic emissions, and electrical power/current [14]. Vibration monitoring offers the possibility of using data acquired by one or more sensors located at different parts of the WT. The analysis of these data can allow the detection and location of different faults [10]. Although vibration signals are an important source of information, their analysis may imply a challenge due to the nature of the acquired signals, i.e., they may have non-stationary and non-linear features, which can compromise the performance of some processing techniques.

Recently, different investigations present the detection of faults in WT's using either time, frequency, or time-frequency techniques. In [10], the power spectral density (PSD) is used to extract frequencies associated to faults in the generator. Also, the wavelet transform is used to remove the dominant components. This is carried out in order to separate the information related to the faults present in the WT. Finally, Hilbert-Huang transform is used to characterize the non-stationarity and non-linearity of the signals. In [12], the diagnostics of incipient faults in the gearbox of a WT is carried out using the discrete wavelet transform (DWT). The resulting wavelet coefficients are used for the training of a neural network in order to classify such faults. In [13], the fault diagnostics of an emulated WT system is carried out by means of the fusion of

This work is supported in part by FOFI-UAQ under the register FIN201633 and by the Mexican Council of Science and Technology (CONACyT) under the scholarships 598165 and 595936.

multiple vibration signals which are acquired from different accelerometers. The methodology of analysis is based on the empirical mode decomposition (EMD) algorithm, which is a useful tool for analyzing non-stationary signals [15]. For diagnosis purposes, several features of the signals with fault condition are extracted from the intrinsic mode functions obtained using EMD. It is important to mention that many works that perform research on fault diagnostics in WT's present either simulations of large-power WT's or real experimentations using low-power WT's. This may be due to the high costs and requirements of laboratory that are implied if large-power WT's are used. Other reason to study low-power WT's is that they have become more popular in urban zones, as they have the potential to meet the needs of electric demand [16-17], helping with the scarcity of fossil fuels and contributing to the reduction of pollutant emissions to the atmosphere [18]. From all the aforementioned ideas, the study of faults in low-power WT's is necessary, where the analysis of vibration signals is a promising tool for detecting both electrical and mechanical faults.

This paper presents a methodology for detection of unbalance in a WT using wavelet packet transform (WPT) and vibration signals. The vibration signals are measured using a tri-axial accelerometer. The unbalance is induced in a blade in two different locations with the aim of providing two levels of severity. After the application of WPT, the energy index of a specific node in the wavelet packet tree is computed as a fault feature. Finally, a statistical analysis is carried out, obtaining the Gaussian distribution functions. The WT used is a horizontal axis low-power wind turbine (400 W). The movement of the WT is generated by a constant wind speed of 4 m/s which is provided by a wind tunnel. Obtained results show that unbalance fault can be detected using the proposed methodology.

II. THEORETICAL BACKGROUND

A. Wavelet Packet Transform

In terms of signal processing, the wavelet transform is a processing method used for the analysis of non-stationary signals [19]. For these signals, wavelet transform can provide their time-frequency representation [20-21]. It has two principal algorithms, Mallat algorithm and wavelet packet method. In both algorithms, a signal is successively decomposed in multiple components of low and high frequencies [22-23]. For each decomposition, the set of low frequencies can be referred as approximation (a), whereas the set of high frequencies can be referred as detail (d). Unlike Mallat algorithm, wavelet packet method decomposes both approximation and detail coefficients in order to make a band decomposition, which is typically called binary decomposition tree [24]. An example of a wavelet packet decomposition tree is shown in Fig. 1. It is important to highlight that the obtained signals at each node need to be ordered with the purpose of having an ascending frequency increment [25].

In general, a wavelet packet function, $W_{j,k}^n(t)$, has three indices: n , j , and k . The index n is known as the modulation or oscillation parameter and, j and k are integer numbers and represent the scaling (frequency localization) and translation (time localization) parameters, respectively. The function is given by [23]:

$$W_{j,k}^n(t) = 2^{\frac{j}{2}} W^n(2^j t - k) \quad (1)$$

The first two wavelet packet functions ($n = 0$ and 1 , $j = 0$, and $k = 0$) are called the scaling function and the mother wavelet function, respectively. They are given by [23]:

$$W_{0,0}^0(t) = \varphi(t) \quad (2)$$

$$W_{0,0}^1(t) = \Psi(t) \quad (3)$$

Other wavelet functions for $n > 1$ can be obtained with the following recursive relations [23]:

$$W_{0,0}^{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) W_{1,k}^n(2t - k) \quad (4)$$

$$W_{0,0}^{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) W_{1,k}^n(2t - k) \quad (5)$$

where $h(k)$ is the low-pass filter (scaling) and $g(k)$ is the high-pass filter (wavelet). These filters are associated with the predefined scaling and wavelet functions. In this regard, the approximation (a) and detail (d) coefficients can be obtained using (4) and (5), respectively. In order to obtain specific time-frequency data, the inner product of the signal with the particular basis function is considered [26]. The wavelet packet coefficients of a function $x(t)$ can be calculated as follows [23]:

$$P_j^m(k) = \langle x, W_{j,k}^n \rangle = \int x(t) W_{j,k}^n(t) dt \quad (6)$$

where $P_j^m(k)$ represents the m th set of wavelet packet decomposition coefficients. Frequency components and their occurring times are reflected in $P_j^m(k)$ through the change of m , j , and k . Each set indicates a specific sub-band frequency

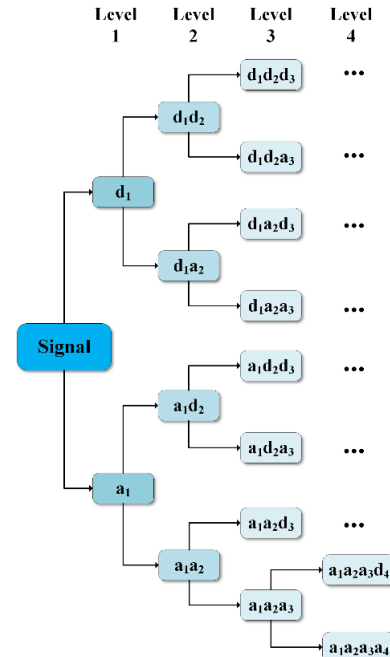


Fig. 1. Example of a wavelet packet decomposition tree.

content, which is regulated by the scaling parameter j and the oscillation parameter m .

In this work, the main objective of WPT is the filtering operation using $h(k)$ and $g(k)$. The obtained signals can have information that allows the extraction of features associated to the WT fault.

B. Energy Index.

The energy of a signal, i.e., its numerical value, can be used as a feature or parameter for differentiating among different signals. In [27], an energy damage index is presented. It is formulated on the energy of the intrinsic mode functions obtained by EMD method during the analysis of vibration signals. In this regard, the energy can be used as fault index during the analysis of vibration signals for a specific node of the wavelet packet tree. Energy is computed as follows [27]:

$$E = \int_0^{t_0} y(t)^2 dt \quad (7)$$

where t_0 is the signal duration and $y(t)$ is a continuous-time signal. For a discrete-time signal, equation (7) changes to:

$$E = \sum_{n=0}^N y^2(n) \quad (8)$$

where n is the number of sample, N is the total number of samples, and $y(n)$ is the discrete signal.

III. METHODOLOGY

Fig. 2 shows the proposed methodology. Firstly, a wind tunnel is used to provide an airflow with constant speed. The WT presents three different conditions: healthy and two unbalance conditions. The unbalance conditions correspond to two levels of severity. In the first level, the induced unbalance corresponds to a mass at the middle of a blade. The second level corresponds to a mass at the end of a blade. Once the WT is in movement, the vibration signals are sensed using a tri-axial accelerometer. A data acquisition system (DAS) is used for analog-to-digital conversion and sending of data to a personal computer (PC). By using Matlab software, the vibration signals

are firstly processed by the WPT. Then, the energy index using (8) is computed at one node of the resulting wavelet packet tree in order to obtain a fault feature according to the WT condition. Finally, a statistical analysis is carried out with the aim of evaluating the capability of discriminating between different conditions of the WT.

IV. EXPERIMENTAL SETUP

In Fig. 3, the experimental setup used to validate the proposed methodology is shown. Fig. 3a shows the wind tunnel, the wind tunnel control, and the DAS. The wind tunnel control provides a constant wind speed of 4 m/s. The DAS consists of a National Instruments USB-6211 board with analog-to-digital converters of 16 bits. Fig. 3b shows a top view of the WT. The WT used has five blades and a rated power of 400 W. The vibration sensor is a KISTLER tri-axial accelerometer model 8395A10 which is located at the nacelle. This accelerometer has a range of ± 10 g and a sensibility of 500 mV/g. Fig. 3c shows the blade with the induced unbalance. For the unbalance fault, a mass of 20 g is added. In the unbalance condition 1, the mass is added at the middle of the blade. In the unbalance condition 2, the mass is added at the end of the blade. Two blue circles in Fig. 3c depict the aforementioned locations. For each WT condition, i.e., healthy, unbalance condition 1, and unbalance condition 2, five tests using a sampling frequency of 6 kHz during 30 s are carried out.

V. RESULTS

According to the proposed methodology, the vibration signals for each condition, healthy (H), unbalance with mass at the middle (M), and unbalance with mass at the end (E), in the X, Y, and Z directions are acquired. Fig. 4 shows a set of the acquired vibration signals where, for example, H_x , H_y , and H_z represent the vibrations of a healthy condition in the X, Y, and Z directions, respectively. Once the signals are acquired, the WPT of each signal is computed with a decomposition level of four as shown in Fig. 1. The mother wavelet and its order are Daubechies and 45, respectively. From the wavelet packet tree, the node (4, 0) is selected. This node has a bandwidth of 0-187.5 Hz. This node is analyzed since the effects associated to unbalance faults may be at low frequencies. Fig. 5 shows the WPT signals at node (4, 0) for each condition and direction. As

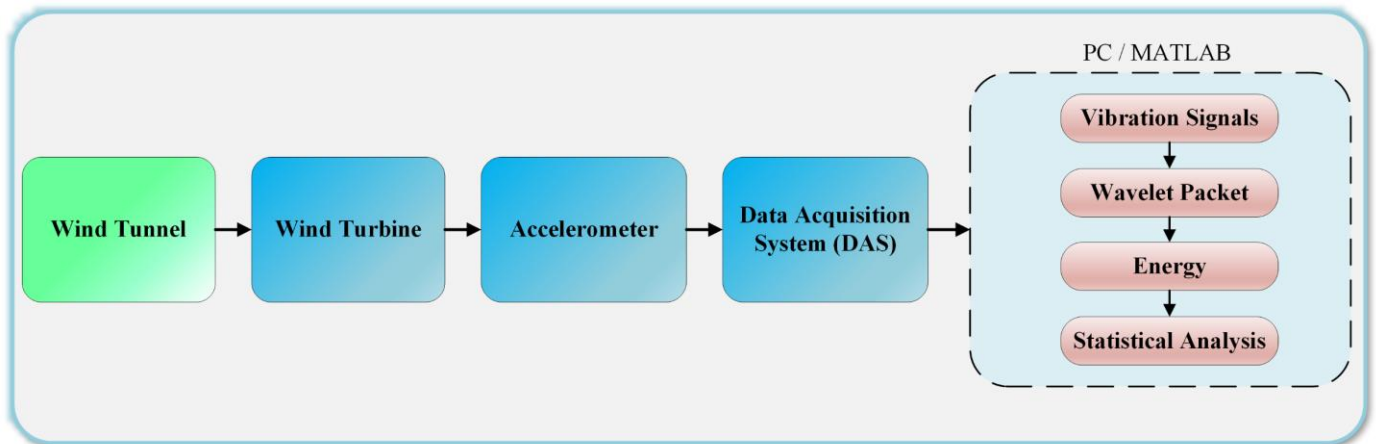


Fig. 2. Proposed methodology.

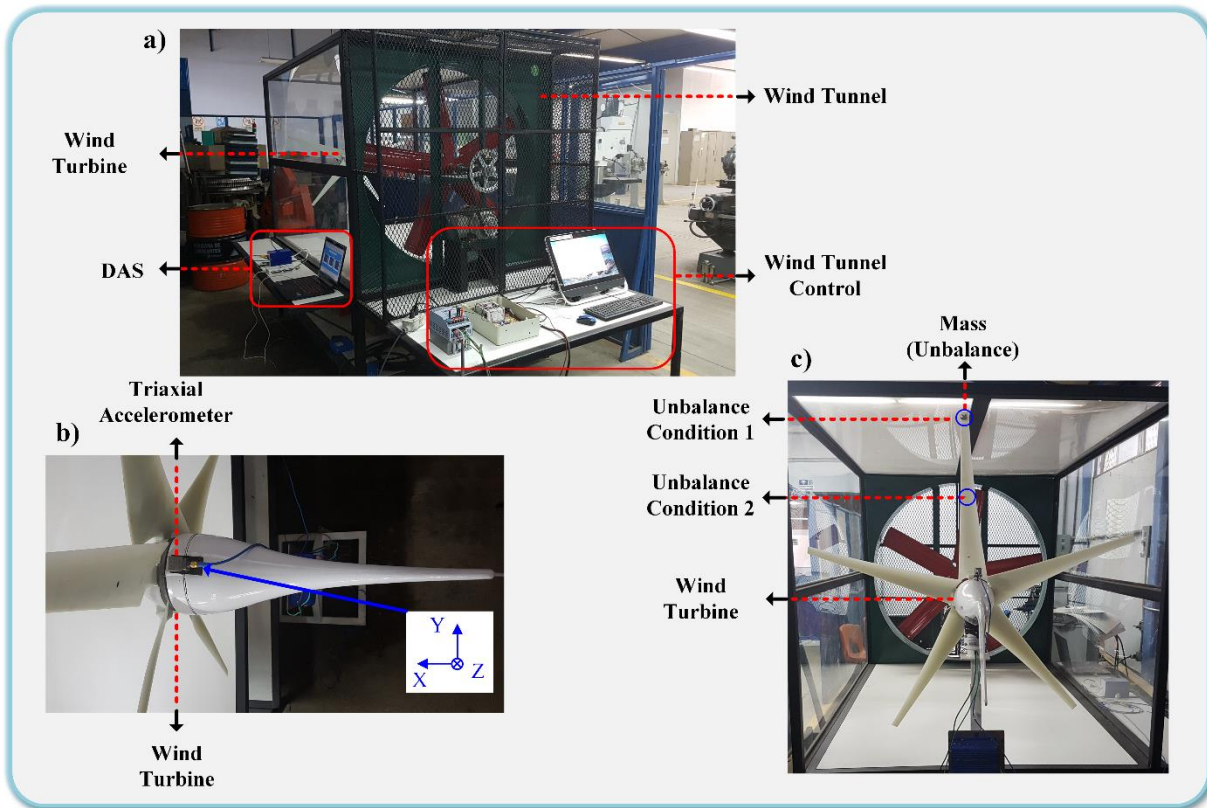


Fig. 3. Experimentation: a) experimental setup, b) top view of the wind turbine and the tri-axial accelerometer, c) wind turbine with unbalance condition.

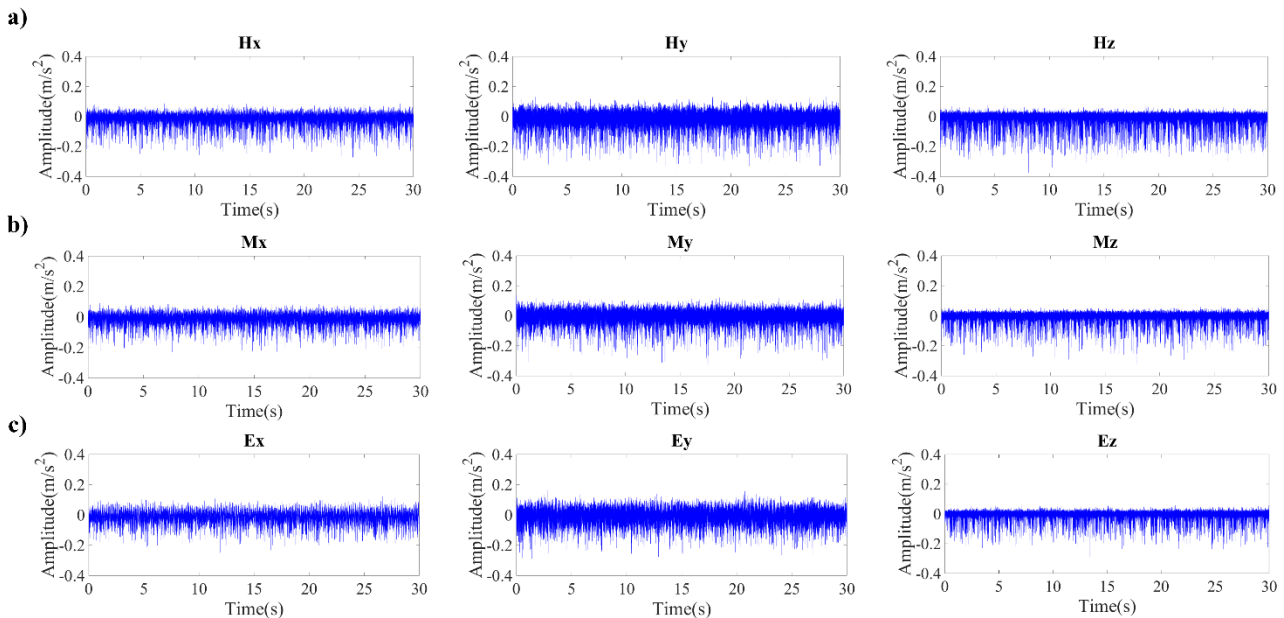


Fig. 4. Vibration signals for: a) healthy, b) unbalance condition 1 (M), c) unbalance condition 2 (E).

can be observed, these signals do not show the unbalance fault by themselves. In this regard, the energy index of each signal is computed. Table I shows the standard deviation (σ) and the average values (μ) of the obtained energy values. A statistical analysis is carried out in order to evaluate if the features extracted (energy values) can be associated with the fault. Fig. 6

shows the energy values as Gaussian distribution functions for each axis, X, Y, and Z. Analyzing the results, Figs 6a and 6c show that energy values corresponding to X-Axis and Z-Axis can be used as parameters for detecting unbalance faults in the WT. Although there is a small overlap in the X-Axis between healthy and mass at middle conditions, a fine detection can be

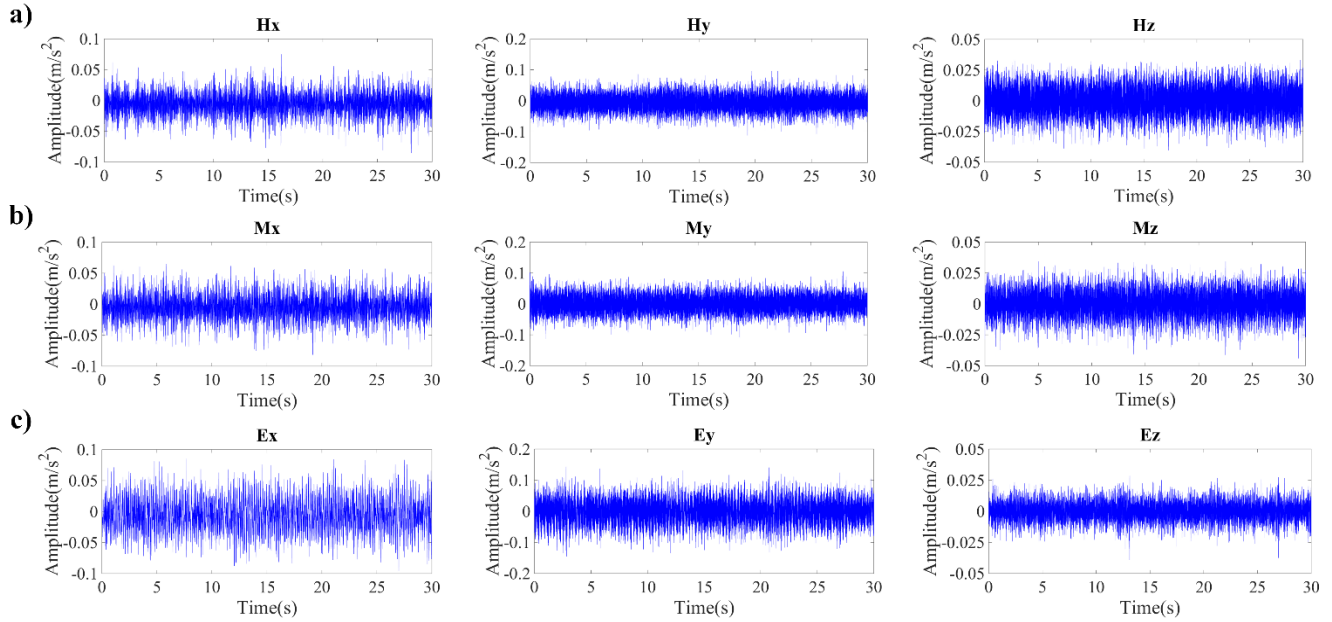


Fig. 5. WPT signals at node (4, 0) for: a) healthy, b) unbalance condition 1 (M), c) unbalance condition 2 (E).

TABLE I. STANDARD DEVIATION/ENERGY VALUES

	X-Axis (σ, μ)	Y-Axis (σ, μ)	Z-Axis (σ, μ)
Healthy	2.8488, 75.4381	18.3958, 146.6097	0.9254, 1.5522
Unbalance condition 1	4.5109, 85.8434	7.6238, 126.0102	0.4612, 18.1063
Unbalance condition 2	16.7004, 479.0840	32.5172, 284.6989	0.6797, 28.4655

achieved using information of both X-Axis and Z-Axis. It is worth noting that two-standard deviations are used in the Gaussian distribution functions, which represents a 95% of accuracy for classification as a fault feature [28]. Fig. 6b shows that energy values for Y-axis are overlapped, this indicates that these energy values cannot be used for discriminating between healthy condition and unbalance condition 1 (mass at the middle of the blade).

VI. CONCLUSIONS

This paper has analyzed the application of a time-frequency technique like WPT for detection of an unbalance fault in a WT. The presented methodology focuses on the analysis of vibration signals which are measured by a tri-axial accelerometer. The accelerometer is located on the WT. The vibration signals of each condition (healthy, mass at middle, and at end of a blade) and each direction (X, Y, and Z) are processed using the WPT. The mother wavelet and its order are Daubechies and 45, respectively. The energy of each WPT signal at the node (4, 0) is computed as a fault feature. Therefore, the energy values are used for detection of unbalance fault in the WT. The statistical analysis shows that energy values coming from Y-Axis are not a good enough parameter for the detection of the fault (unbalance condition 1: mass at the middle of the blade) because there is a small overlap in the density functions. Nonetheless, X-

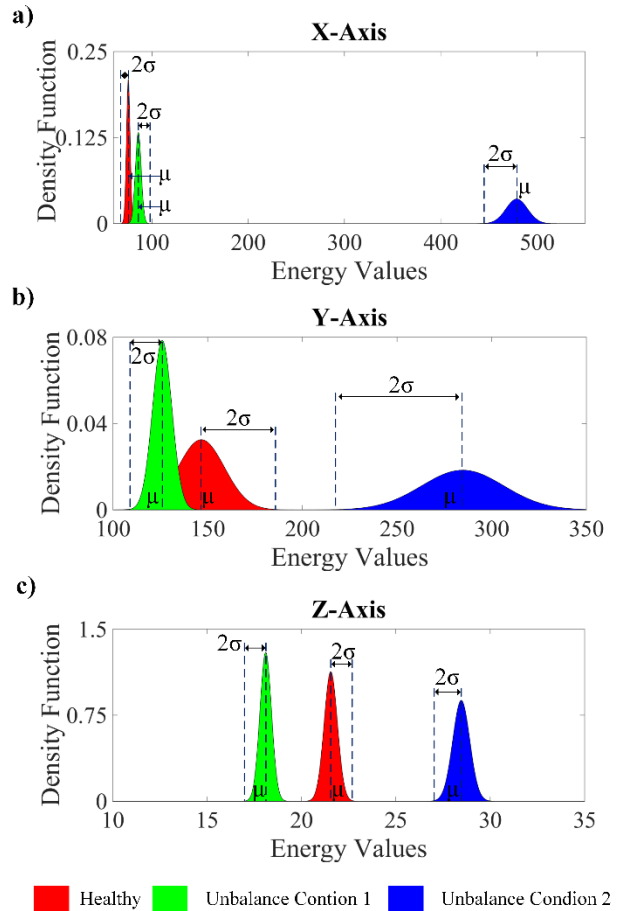


Fig. 6. Gaussian distribution functions for: a) X-Axis energy values, b) Y-Axis energy values, c) Z-Axis energy values.

axis and Z-axis show to be effective for fault detection in the WT, achieving an efficiency of 95%.

Although the proposed methodology present promising results, the efficiency of the density functions could be better. In this regard, other parameters such as Shannon entropy, fractals, and homogeneity, among others, can be used as fault features. Also, the mass (induced unbalance) can be located at many other positions of the blade in order to have a more complete scenario of the vibration effects associate to unbalance faults, even with different masses. On the other hand, this methodology can be used for the detection of other faults in the WT, as different nodes of the wavelet packet tree can be analyzed for this purpose; in fact, each fault could have a particular node where it can be found.

REFERENCES

- [1] S. Khan, A. Khan, M. Irfan, and S. Hussain, "Aerodynamic analysis and dynamic modeling of small horizontal axis wind turbine," in *Proc. International Conference of Robotics and Artificial Intelligence (ICRAI)*, Rawalpindi, Pakistan, 2012, pp. 117-124.
- [2] D. P. Chacón Troya, C. Méndez, J. Segarra, and J. M. Aller, "Modeling a permanent magnet generator and its controller for a wind turbine system," in *Proc. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 2015, pp. 1-6.
- [3] J. P. Painuly, "Barriers to renewable energy penetration: a framework for analysis," *Renew. Energy*, vol. 24, no. 1, pp. 73-89, Sep. 2001.
- [4] I. Molina-Moreno, A. Medina, and R. Cisneros-Magaña, "Methodology for optimal bus placement to integrate wind farm optimizing power flows," in *Proc. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 2015, pp. 1-6.
- [5] W. Yingying, L. Qing, and Q. Shiyao, "A new method of wind turbines modeling based on combined simulation," in *Proc. International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, Chengdu, China, 2014, pp. 2557-2563.
- [6] W. Tian, A. Ozbay, and H. Hu, "An experimental study on the effects of incoming wind conditions on wind turbine aeromechanics," in *Proc. International Symposium on Fluid Machinery and Fluid Engineering (ISFMFE)*, Wuhan, China, 2014, pp. 1-8.
- [7] W. X. Lu and F. L. Chu, "Condition monitoring and fault diagnostics of wind turbines," in *Proc. Prognostics and System Health Management Conference (PHM)*, Macao, China, 2010, pp. 1-11.
- [8] H. di Prátula, E. Guillermo, A. Rossi, and R. Bocero, "Turbinas eólicas: optimización en el pre-diagnóstico de fallas en el generador," *Información Tecnológica*, vol. 23, no. 1, pp. 153-162, 2012.
- [9] S. Djurovic, C. J. Crabtree, P. J. Tavner, and A. C. Smith, "Condition monitoring of wind turbine induction generators with rotor electrical asymmetry," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 6, no. 4, pp. 207-216, Apr. 2012.
- [10] X. Gong, "Online nonintrusive condition monitoring and fault detection for wind turbines," *Ph.D. Thesis, Department of Electrical Engineering, University of Nebraska-Lincoln, Lincoln, NE, USA*, August 2012.
- [11] A. Hajnayeb, A. Ghasemloonia, S. E. Khadem, and M. H. Moradi, "Application and comparison of an ANN-based feature selection method and genetic algorithm in gearbox fault diagnosis," *Exp. Syst. Applic.*, vol. 38, pp. 10205-10209, Aug. 2011.
- [12] N. Saravanan and K. I. Ramachandran, "Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN)," *Exp. Syst. Applic.*, vol. 37, pp. 4168-4181, Jun. 2010.
- [13] J. Hang, J. Zhang, and M. Cheng, "Fault diagnosis of wind turbine based on multi-sensors information fusion technology," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 8, no. 3, pp. 289-298, Aug. 2014.
- [14] S. Donders, V. Verdult, and M. Verhaegen, "Fault detection and identification for wind turbine systems: a closed-loop analysis," M. S. thesis, Faculty Appl. Phys., Univ. Twente, Enschede, The Netherlands, June 2002.
- [15] J. L. Gonzalez-Cordoba, A. Mejia-Barron, and M. Valtierra-Rodriguez, "Automatic detection and classification of electrical disturbances by means of empirical mode decomposition method," in *Proc. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 2015, pp. 1-6.
- [16] A. D. Peacock, D. Jenkins, M. Ahadzi, A. Berry, and S. Turan, "Micro wind turbines in the UK domestic sector," *Energy Build.*, vol. 40, no. 7, pp. 1324-1333, 2008.
- [17] H. Louie, V. Van Acker, S. Szablya and P. Dauenhauer "Opportunities and challenges for micro wind turbines in developing communities", in *Proc. IEEE Glob. Humanit. Tech. Conf. (GHTC)*, Seattle, USA, Dec. 2012, pp. 304-309.
- [18] A. S. Bahaj, L. Myers, and P. A. B James, "Urban energy generation: influence of micro-wind turbine output on electricity consumption in buildings," *Energy Build.*, vol. 39, no. 2, pp. 154-165, Feb. 2007.
- [19] E. Cabal-Yepey, R. Saucedo-Gallaga, A. G. Garcia-Ramirez, A. A. Fernandez-Jaramillo, M. Pena-Anaya, and M. Valtierra-Rodriguez, "FPGA-based online detection of multiple-combined faults through information entropy and neural networks," in *Proc. Int. Conf. Reconfigurable Comput. FPGAs (ReConFig)*, Cancun, Mexico, Dec. 2010, pp. 244-249.
- [20] J. E. Torres, M. Valtierra-Rodriguez, M. A. Juarez, and G. Vazquez, "Efficient discrete wavelet representation of electrical power disturbances by measuring energy concentration in the tiled timefrequency plane," in *Proc. IEEE international Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, Istanbul, Turkey, 2014, pp. 998-1003.
- [21] D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, L. A. Morales-Hernandez, J. P. Benitez-Rangel, and A. Dominguez-Gonzalez, "Time-frequency analysis of power quality signals using compact kernel distribution technique," in *Proc. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 2015, pp. 1-6.
- [22] K. Ramchandran and M. Vetterli, "Best wavelet packet bases in a rate-distortion sense," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 2, no. 2, pp. 160-175, Apr. 1993.
- [23] G. G. Yen and K.-C. Lin, "Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 47, no. 3, pp. 650-667, June 2000.
- [24] J. P. Amezcua-Sanchez and H. Adeli, "Signal processing techniques for vibration-based health monitoring of smart structures," *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 23, no. 1, pp. 1-15, Oct. 2014.
- [25] I. Urbina-Salas, J. R. Razo-Hernandez, D. Granados-Lieberman, M. Valtierra-Rodriguez, and J. E. Torres-Fernandez, "Instantaneous power quality indices based on single-sideband modulation and wavelet packet-Hilbert transform," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 66, no. 5, pp. 1021-1031, May. 2017.
- [26] X. Fan and M. J. Zuo, "Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform," *Mech. Sys. Signal Proc.*, vol. 20, no. 4, pp. 966-982, May. 2006.
- [27] N. Cheraghi and F. Taheri, "A damage index for structural health monitoring based on the empirical mode decomposition," *Mech. Mat. Struct.*, vol. 2, no. 1, pp. 43-62, Mar. 2007.
- [28] R. Valles-Novo, J. J. Rangel-Magdaleno, J. M. Ramirez-Cortes, H. Peregrina-Barreto, and R. Morales-Caporal, "Empirical mode decomposition analysis for broken-bar detection on squirrel cage induction motors," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 64, no. 5, pp. 1118-1128, Dec. 2014.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Amézquita, J. P. 2012. Monitoreo de Vibraciones en Tiempo Real Para Detectar Daños en Estructuras. Tesis Doctorado UAQ.
- Amézquita-Sanchez, J. P., Adeli, H. 2014. Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures. CIMNE.
- Arraña, I., Marino, E., Bertinat, P., Salerno, J., Chemes, J., Barone, M., Saenz, J. 2012. Estado Del Arte En El Desarrollo De Pequeños Generadores Eólicos. Asades.
- Camarena-Martinez, D., Valtierra-Rodriguez, M., Garcia-Perez, A., Osornio-Rios, R. A., Romero-Troncoso, R. J. 2014. Empirical Mode Decomposition and Neural Networks on FPGA for Fault Diagnosis in Induction Motors. The Scientific World Journal.
- Camarena-Martinez, D., Valtierra-Rodriguez, M., Perez-Ramirez, C. A., Amezquita-Sanchez, J. P. 2016. Broken-Rotor-Bar Diagnosis for Induction Motors based on Local Mean Decomposition. IEEE.
- Cheng, J., Yang, Y., Yang, Y. 2012. A rotating machinery fault diagnosis method based on local mean decomposition. Elsevier.
- di Prátula, H. R., Guillermo, E., Rossi, A., Bocero, R. 2012. Turbinas Eólicas: Optimización en el Pre-Diagnóstico de Fallas en el Generador. Información Tecnológica Universidad Tecnológica Nacional de Buenos Aires.
- Djurovic, S., Crabtree, C. J., Tavner, P. J., Smith, A. C. 2011. Condition monitoring of wind turbine induction generators with rotor electrical asymmetry. IET Journals.
- Donders, S. 2002. Fault Detection and Identification for Wind Turbine Systems: a closed-loop analysis. Master's Thesis University of Twente.
- Fan, X., Zuo, M. 2006. Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform. Elsevier.
- Fernández, A. 2007. Estudio de técnicas basadas en la transformada Wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales. Tesis Doctorado UPV.
- García, P., Tobias, A., Pinas, J., Papaelias, M. 2012. Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods. Elsevier.
- Gong, X. 2012. Online Nonintrusive Condition Monitoring And Fault Detection For Wind Turbines. Ph. D Thesis University of Lebraska-Lincoln.

- Hajnayeb, A., Ghasemloonia, A., Khadem, S.E., Moradi, M. H. 2011. Application and comparison of an ANN-based feature selection method and the genetic algorithm in gearbox fault diagnosis. Elsevier.
- Hameed, Z., Hong, Y.S., Cho, Y. M., Ahn, S. H., Song, C.K. 2009. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review. Elsevier.
- Hang, J., Zhang, J., Cheng, M. 2013. Fault diagnosis of wind turbine based on multi-sensors information fusion technology. IET Journals.
- Huang, N., Shen, Z., Long, S., Wu, M., Shih, H., Zheng, Q., Nai-Chyuan Y. 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society.
- Hernández, S. Z. 2016. Desarrollo de sistema de adquisición de datos basado en LABVIEW para aplicaciones en sistemas eléctricos monofásicos, bifásicos y trifásicos. Tesis Licenciatura UAQ.
- Lajara, J. R. 2007. LABVIEW: Entorno gráfico de programación. Editorial Marcombo.
- Laouti, N., Sheibat-Othman, Nida., Othman, S. 2011. Support Vector Machines for Fault Detection in Wind Turbines. IFAC.
- Nijiri, J., Söffker, D. 2016. State-of-the-art in wind turbine control: Trends and challenges. Elsevier.
- Razo-Hernandez, J. R., Camarena-Martinez, D., Valtierra-Rodriguez, M., Granados-Lieberman, D., Amezcua-Sanchez, J. P., Perez-Ramirez, C.A. 2015. The Application of EMD methods to Power Quality Signals. ROPEC.
- Ronald, W.L. 2011. LABVIEW for Engineers. Editorial Prentice Hall.
- Saravanan, N., Ramachandran, K.I. 2009. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN). Elsevier.
- Smith, J. 2005. The local mean decomposition and its application to EEG perception data. Proceedings of Royal Society.
- Tummala, A., Kishore, R., Kumar, D., Indrāja, V. 2015. A review on small scale wind turbines. Elsevier.