

ESTABLECER UNA METODOLOGÍA DE TRABAJO PARA ESTIMAR VIDA ÚTIL
DE PIEZAS MÓVILES EN AEROGENERADORES DE 2MW A PARTIR DE
DATOS EXPERIMENTALES Y HERRAMIENTAS COMPUTACIONALES

Renny Jesús Barrera Pérez

Placido León valle

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
ESPECIALIZACIÓN EN GERENCIA DE MANTENIMIENTO
BUCARAMANGA
2021

ESTABLECER UNA METODOLOGÍA DE TRABAJO PARA ESTIMAR VIDA ÚTIL
DE PIEZAS MÓVILES EN AEROGENERADORES DE 2 MW A PARTIR DE
DATOS EXPERIMENTALES Y HERRAMIENTAS COMPUTACIONALES

Renny Jesús Barrera Pérez

Placido León Valle

TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR EL TÍTULO DE ESPECIALISTA EN
GERENCIA DE MANTENIMIENTO

DIRECTOR

RAFAEL AUGUSTO NÚÑEZ RODRÍGUEZ
MAGÍSTER EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA

2021

DEDICATORIA, (Opcional)

A mis padres, a mi esposa Eliana, a mis hijos Paulina y Matías, que gracias a ellos encuentro motivos para continuar luchando y formando un mejor futuro. “Placido león”.

Dedicado a Valeria, Alejandra y Katerine. Tres rosas que perduraron este tiempo arduo y desértico. “Renny Barrera”.

AGRADECIMIENTOS (Opcional)

A Dios, por el soplo de vida, a mis padres por su abrazo incondicional y a David Boyle por su confianza. “Renny Barrera”.

Primero Gracias a Dios, por darme la tenacidad, a esos amigos que siempre me apoyan incondicionalmente, por ellos y aquellos momentos difíciles gracias. “Placido león”.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	12
1. CONTEXTUALIZACIÓN DEL PROBLEMA.....	15
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	15
1.3 OBJETIVOS.....	16
1.3.1 Objetivo General	16
1.3.2 Objetivos Específicos.....	16
1.4 JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO.....	17
2. MARCO TEÓRICO	19
2.1. ANTECEDENTES HISTÓRICOS.....	19
2.2. ENERGÍA EÓLICA EN COLOMBIA.....	20
2.3. MATLAB.....	23
2.4. SIMULINK	23
3. MARCO CONCEPTUAL	25
3.1. ENERGÍA EÓLICA.....	25
3.2. TURBINA EÓLICA	25
3.3. MODELO DE DEGRADACIÓN EXPONENCIAL	27
4. MARCO LEGAL	28
4.1. CONJUNTO DE DATOS.....	44
4.2 EXPLORACIÓN DE DATOS.....	47
4.3 IMPORTE DE DATOS	48
4.3 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS Y EXPLORACIÓN DE DATOS	49
4.4. Extracción de características en el dominio del tiempo	51

4.5 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	53
4.6. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DEL DOMINIO DE TIEMPO Y FRECUENCIA.....	55
4.7. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS	61
4.8. POST PROCESAMIENTO DE CARACTERÍSTICAS	63
4.9 ENTRENAMIENTO DE DATOS.....	66
5. MODELO PROPUESTO	67
5.1 CLASIFICACIÓN IMPORTANTE DE LAS CARACTERÍSTICAS	67
5.2 REDUCCIÓN DE LA DIMENSIÓN Y FUSIÓN DE CARACTERÍSTICAS	68
5.3 MODELO DE DEGRADACIÓN EXPONENCIAL.....	71
5.4. ANÁLISIS DE RENDIMIENTO.....	74
6. CONCLUSIONES	86
BIBLIOGRAFÍA.....	88

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Potencial Eólico en Colombia	21
Tabla 2. Normativa para promover la Energía Eólica en Colombia	28
Tabla 3. Marco de normatividad de la Ley 1517 de 2014	28

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Partes de una Turbina Eólica	26
Figura 2 Variación en el eje durante 6 segundos de toma de datos	45
Figura 3 Comparativa de algoritmo TSA y algoritmo remuestreado	47
Figura 4 datos adquiridos señal de vibración, tacómetro y fecha	48
Figura 5 Toma de datos de 6 segundos por día durante 50 días en total.....	49
Figura 6 Modelo para el diagnóstico de rodamientos en línea	51
Figura 7 Arquitectura ART2 de la red neuronal	57
Figura 8 Vibración de rodamiento ante fallo	57
Figura 9 Evolución de las características en el dominio del tiempo.....	58
Figura 10 Respuesta de Sk de impulsividad.....	59
Figura 11 Representación espectro kurtosis, tiempo y frecuencia.....	60
Figura 12 Valores de Kurtosis durante los 50 días de medición	61
Figura 13 Medición de vibración durante 50 días en índices clásicos	62
Figura 14 Medición de vibración durante 50 días índices derivados de SK.....	62
Figura 15 Valores de características independientes del sistema	63
Figura 16 Métrica de rendimiento de índice de monotonidad (a y d)	64
Figura 17 Métrica de rendimiento de índice de tendencia (b y c)	65
Figura 18 señal con filtrado de media móvil y sin filtrado de media móvil	66
Figura 19 Principales características basadas en la señal de monotonidad ...	67
Figura 20 Datos de la condición del sistema mediante análisis estadístico.....	68
Figura 21 Datos para predecir la condición del sistema	68

Figura 22 Visualización de primeros dos componentes principales.....	69
Figura 23 Indicador de primer componente principal.....	70
Figura 24 Degradación por día detectada	74
Figura 25 Sistema de progresión sistemática de métricas	76
Figura 26 Horizonte Pronóstico de dos algoritmos	78
Figura 27 Presentación de la RUL en el tiempo y RUL con error	80
Figura 28 Esquema de Precisión Relativa	82
Figura 29 Grafica para predicción RUL	83
Figura 30 Probabilidad dentro de los límites (alpha).....	84
Figura 31. Degradación detectada durante días del 1 al 50	84

RESUMEN

TÍTULO:

ESTABLECER UNA METODOLOGÍA DE TRABAJO PARA ESTIMAR LA VIDA ÚTIL DE PIEZAS MÓVILES EN AEROGENERADORES DE 2MW A PARTIR DE DATOS EXPERIMENTALES Y HERRAMIENTAS COMPUTACIONALES*

AUTOR:

RENNY JESÚS BARRERA PÉREZ
PLACIDO LEÓN VALLE

PALABRAS CLAVE:

AEROGENERADORES DE 2MW, DESGASTE DE PIEZAS POR VIBRACIÓN, SIMULACIÓN DE TURBINA EÓLICA EN MATLAB, ESTIMACIÓN DE VIDA ÚTIL DE TURBINAS DE VIENTO.

CONTENIDO:

La estimación del tiempo de vida útil de los sistemas aerogeneradores, se ha convertido en un proceso crucial para el diseño e implementación de estos sistemas mediante procesos de simulación basado en modelo y el procesamiento de bases de datos para generar estadísticos de comportamiento, que tienen en cuenta los factores de desgaste de las piezas, calentamiento y efectos de la vibración, entre otros, con el fin de detectar potenciales errores o fallas, realizar diseños mejorados que eviten paradas no programadas y ruptura de piezas, que representan pérdidas económicas y afectan el proceso de producción de energía.

Este proyecto de monografía tuvo como objetivo, identificar una metodología para estimar el tiempo de vida de sistemas aerogeneradores de 2 MW mediante técnicas de simulación, a partir de herramientas computacionales. En la parte inicial del proyecto, se realizó un preprocesamiento mediante la base de datos de vibración de sistemas aerogeneradores del repositorio GitHub® y Matlab®, para desarrollar un análisis en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Con base en los resultados de vibración, se realizó la extracción de características del sistema, para finalmente, definir los parámetros y el modelo con el cual, se calculó la vida útil de los cojinetes de los aerogeneradores de 2 MW, al tomar como base modelos matemáticos de degradación exponencial. En tal sentido, se logró estimar la vida útil de piezas móviles en este tipo de aerogeneradores a partir de análisis en el dominio del tiempo y el dominio de la frecuencia de vibraciones.

Dentro de los resultados generados por la investigación se pudo determinar un modelo de degradación exponencial que permite estimar el tiempo de vida útil de los cojinetes de un aerogenerador de 2 MW, de igual forma, se logró extraer características claves para ajustar el modelo a partir de análisis de componentes principales e indicadores de salud de las piezas móviles. En tal sentido, se logró plantear la zona de degradación, la zona de fallos y la zona de funcionamiento normal, a partir del análisis de la respuesta de impulsividad referente a la Kurtosis espectral.

*Monografía de grado

**Facultad de ingenierías Físico – Mecánicas. Especialización en Gerencia de Mantenimiento.

Director: David Henrique Juliao Fortich

ABSTRACT

TITLE:

TO ESTABLISH A WORKING METHODOLOGY TO ESTIMATE THE USEFUL LIFE OF MOVING PARTS IN 2MW WIND TURBINES FROM EXPERIMENTAL DATA AND COMPUTATIONAL TOOLS.

AUTHOR:

RENNY JESÚS BARRERA PÉREZ
PLACIDO LEÓN VALLE

KEYWORDS:

2MW WIND TURBINES, VIBRATION PART WEAR, WIND TURBINE SIMULATION IN MATLAB, WIND TURBINE LIFE ESTIMATION.

CONTENTS:

The estimation of the useful life time of wind turbine systems has become a crucial process for the design and implementation of these systems through simulation processes based on model and database processing to generate behavioral statistics, which take into account the factors of wear of parts, heating and vibration effects, among others, in order to detect potential errors or failures, make improved designs to avoid unscheduled shutdowns and breakage of parts, which represent economic losses and affect the energy production process.

The objective of this project was to identify a methodology to estimate the life time of 2 MW wind turbine systems by means of simulation techniques, using computational tools. In the initial part of the project, a preprocessing was performed using the vibration database of wind turbine systems from the GitHub® repository and Matlab®, to develop an analysis in the time and frequency domain. Based on the vibration results, the system characteristics were extracted to finally define the parameters and the model with which the useful life of the bearings of the 2 MW wind turbines was calculated, taking as a basis mathematical models of exponential degradation. In this sense, it was possible to estimate the useful life of moving parts in this type of wind turbines based on time domain and vibration frequency domain analyses.

Among the results generated by the research, it was possible to determine an exponential degradation model that allows estimating the useful life time of the bearings of a 2 MW wind turbine. Likewise, it was possible to extract key characteristics to adjust the model based on the analysis of main components and health indicators of the moving parts. In this sense, it was possible to establish the degradation zone, the failure zone and the normal operation zone, based on the analysis of the impulsivity response related to the spectral Kurtosis.

*Monograph

**Physical – Mechanical Faculty. Maintenance Management Specialization. Director David Henrique Juliao Fortich

INTRODUCCIÓN

Dada la necesidad de generar mejores estrategias para la producción de energía con sistemas más eficientes¹, capaces de suplir la demanda energética actual, que permitan la reducción de la contaminación producida por los esquemas de energía convencionales basados en combustibles fósiles y la emisión de gases de efecto invernadero de sistemas de alta carga eléctrica², las estrategias de generación de energías limpia, basadas en turbinas eólicas han ganado terreno y en los últimos años ha crecido su diseño, desarrollo e implementación. Investigaciones como las realizada por Hasaín *et al.*³, muestran que se han desarrollado proyectos para electrificación de áreas rurales⁴, edificios inteligentes, parques eólicos, adecuación de espacios y diseños arquitectónicos para generación de energía eléctrica en hoteles⁵.

Infelizmente, los sistemas eólicos pueden sufrir averías y fallas por ruptura de piezas, debido a un sobre esfuerzo operacional, exceso de horas de trabajo sin mantenimientos preventivos, lo que ocasiona paradas no programadas, retrasos en

¹ MURILLO RINCÓN, Jairo Albero y CABEZAS PORRAS, Cristian Camilo. Evaluación de materiales alternos para la fabricación de pequeñas turbinas eólicas en Colombia. Repositorio de la Fundación Universidad de América. (2017), p 1-75.

² HAKIMI, Seyed Mehdi y HASANKHANI, Arezoo. Intelligent energy management in off-grid smart buildings with energy interaction. Journal of Cleaner Production. Vol 244 (2020), p 1-14.

³ HUSAIN, Tausif; HASAN, Iftekhar; SOZER, Yilmaz; HUSAIN, Iqbal y MULJADI, Eduard. Design Considerations of a Transverse Flux Machine for Direct-Drive Wind Turbine Applications. IEEE Transactions on Industry Applications. Vol 54, no 4 (2018), p 1-15.

⁴ ERDEMIR, Gökhan; KUZUCUOĞLU, Ahmet Emin y SELÇUK, Fahri Anil. A mobile wind turbine design for emergencies in rural areas. Renewable Energy, vol 166 (2020), p 9-19.

⁵ ARUN, S; SELVAN, M. P. Intelligent Residential Energy Management System for Dynamic Demand Response in Smart Buildings, IEEE Systems Journal. Vol 12, no 2 (2017), p 1-14.

la producción, gastos en refacciones y pérdidas económicas para la empresa que, de igual forma perjudican a los sectores sociales que se benefician con estas técnicas ambientales sostenibles para la generación de energía eléctrica⁶. Para dar solución a estos inconvenientes, se han desarrollado estrategias basadas en herramientas computacionales, que permiten establecer los modelos matemáticos de comportamiento del sistema, basados en los cambios de velocidad del viento y otras variables⁷, de manera que se puede parametrizar y mejorar su rendimiento. Uno de los temas recurrentes de la literatura disponible se relaciona con los modelamientos vibracionales y su análisis dinámico y estacionario en el dominio de la frecuencia y el tiempo⁸, de manera que se logra por medio de bases de datos y sistemas estadísticos comprender el funcionamiento y desgaste de las piezas móviles de los aerogeneradores a fin de estimar la vida útil de los mismos.

Este proyecto presenta el desarrollo de un proceso de identificación metodológica para la estimación del tiempo de vida útil de las partes móviles de un aerogenerador de 2MW a partir de un modelo de degradación exponencial cuyos parámetros se derivan a partir del estudio de características relacionadas con Kurtosis espectral, la cual fue propuesta por Dwyer⁹ como una estadística espectral que complementa

⁶ MISHNAEVSKY, Leon Jr. Repair of wind turbine blades: Review of methods and related computational mechanics problems. *Renewable Energy*. Vol 140 (2019), p 828-839

⁷ MOLINA, Kevin; ORTEGA, Daniel; MARTINEZ, Manuel; Pinto-Hernández, William y GONZÁLEZ ESTRADA, Octavio Andrés. Modelado de la interacción fluido estructura (FSI) para el diseño de una turbina eólica HAWT. *Revista UIS Ingenierías*. Vol. 17, no. 2 (2018), p. 269-282.

⁸ LIU, Pu; BARLOW, Claire Y. Wind turbine blade waste in 2050. *Waste Management*. Vol 62, (2018), p. 229-240.

⁹ DWYER. Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation. ICASSP '83. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, p 1-14.

la densidad espectral de potencia clásica. La curtosis espectral se formuló inicialmente como un método de cuarto orden con base en la parte real de la transformada de Fourier, tal que, puede indicar componentes no gaussianos en señales; en este proyecto la curtosis espectral se empleó como estrategia que permite un entendimiento del comportamiento del sistema en ambientes controlados, bajo o por medio de algoritmos y herramientas experimentales.

Como parte de los alcances de este trabajo, el proyecto presenta un modelo computacional de aproximación que busca desarrollar una estimación del tiempo de vida útil de cojinetes de un aerogenerador de 2 MW, al tomar como base datos experimental de bases de datos habilitadas en Matlab® y Github®. Una de las dificultades del desarrollo de esta propuesta se encontró en el proceso de obtención de la información, pues se debe contar con una base de datos (*dataset*) del histórico de vibración de los sistemas aerogeneradores asociada a la información de las muestras, esto como base esencial del desarrollo, que permiten la generación del modelo de estimación objeto del proyecto. Para la realización de este proyecto se implementó un enfoque metodológico cuantitativo y descriptivo, al tomar como base un conjunto de datos, al cual se le realizó un análisis para identificar y establecer, las características y los componentes principales de la información empleada.

1. CONTEXTUALIZACIÓN DEL PROBLEMA

2.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En los sistemas de generación eléctrica basados en aerogeneradores de alta velocidad, se presentan múltiples problemáticas asociadas con el desempeño del dispositivo y las piezas mecánicas que generan un desgaste progresivo en el mismo, bajo el efecto directo de factores asociados a la temperatura, la vibración y las perturbaciones externas, lo cual disminuyen su rendimiento de forma significativa¹⁰. La importancia del análisis de vibraciones a partir de herramientas computacionales y modelos matemáticos en aerogeneradores, radica en establecer un análisis de datos a partir del comportamiento del sistema para estimar un máximo desempeño, lo que asegura un desgaste mínimo, que facilita la programación adecuada y oportuna del proceso de mantenimiento predictivo y correctivo. En este sentido, si este análisis no se realiza adecuadamente, no se podrá contar con elementos de juicio que permitan planificar actividades de mantenimiento y estimar el tiempo de vida útil del elemento, por tanto, la máquina tendrá un bajo rendimiento con un tiempo de vida corto y altos costos relacionados con pérdidas para las empresas que prestan servicios de generación eléctrica¹¹.

¹⁰ BAALIS COBLE, Jaime. Merging Data Sources to Predict Remaining Useful Life – An Automated Method to Identify Pronostic Parameter. {En línea}. Fecha. {22 de enero 2020}. Disponible en https://trace.tennessee.edu/utk_graddiss/683/

¹¹ GONZÁLEZ LÓPEZ, Miguel. Redes neuronales aplicadas a la detección de las anomalías de los diferentes componentes de un aerogenerador. Madrid, 2018, 140p. Trabajo de grado (Ingeniero Electrónico). Universidad Pontificia de Madrid. Facultad de Ingenierías.

Las fallas, rupturas, fatiga y agrietamiento mecánico de los componentes de los sistemas generadores de energía eólica o aerogeneradores en los rodamientos del eje de alta velocidad de la turbina de viento causan la parada no planeada de la producción de energía eléctrica, lo que en consecuencia acarrea problemas en tiempo de mantenimiento o reemplazo de la pieza, y altos costos económicos como efecto de la avería del sistema¹².

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo General

Establecer una metodología de trabajo para estimar la vida útil de piezas móviles en aerogeneradores de 2MW a partir de datos experimentales y herramientas computacionales.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Realizar el preprocesamiento de una base de datos de vibración en aerogeneradores de 2MW a partir de análisis espectral y temporal de la señal.
- Extraer información y características de los datos experimentales a partir del análisis estadístico e índices de tendencia de los datos en la señal de vibraciones objeto de estudio.

¹² VÁSQUEZ, Wilson Y JÁTIVA, Javier. Modelación, Simulación y Control de Aerogeneradores con Generador de Inducción Doblemente Alimentado Utilizando Matlab. En: Revista Técnica "energía". No 11 (sep, año); p. 143-152

- Definir un modelo y parámetros para el cálculo de vida útil de los cojinetes del aerogenerador de 2MW, tomando como referencia modelos de degradación exponencial.

1.4 JUSTIFICACIÓN DEL PROYECTO

Para evitar los costos derivados del mal funcionamiento de los componentes de las turbinas de viento o ruptura de los mismos por desgaste, disminuir los problemas asociados a la vibración causada por las variaciones externas y mantener el alto rendimiento de los sistemas generadores de energía, de manera que no se detenga la producción y disminuya la posibilidad de averías mecánicas y detenciones no programadas del sistema, se han desarrollado distintas estrategias para pronosticar el comportamiento de la turbina de modo que se asegure un rendimiento óptimo de la máquina y se estime la duración de su tiempo de vida útil a fin de establecer un adecuado programa de mantenimiento¹³.

Con el uso de sistemas y herramientas computacionales se logra un análisis acertado y preciso de las piezas y componentes en diferentes escenarios, los cuales buscan representar entornos muy próximos a la realidad, de manera que se logre establecer la vida útil de una máquina, dispositivo y sistema electromecánico. Los sistemas de pronóstico RUL (*Remaining Useful Life*) se han utilizado con éxito para caracterizar la degradación de los dispositivos, por lo general los parámetros tomados en cuenta son las caracterizaciones y modelamientos físicos del

¹³ TOBÍAS SALAS, Alfredo y RUBIO JIMÉNEZ, Carlos Alberto. Estado de Aerogeneradores de Eje Horizontal y Vertical. En: Jóvenes en la Ciencia. Vol; 3, No 2 (jun, 2017); p1965-1970.

comportamiento que se esperaría de un sistema en modo de operación, al llevar a cabo análisis de la temperatura, que afecta el desempeño por disipación de calor y las vibraciones¹⁴. El uso de sistemas de identificación y análisis de los parámetros de comportamiento en entornos de desarrollo integrado con el uso de herramientas computacionales, se presenta como una alternativa para obtener el máximo rendimiento de una turbina de viento y estimar el tiempo de vida útil, al lograr cuantificar su comportamiento mediante análisis estadístico de las variables involucradas y pronosticar su potencial desempeño, lo que ayudará en la toma de decisiones e identificación de posibles fallas de diseño, que resultarían en índices negativos de productividad y eficiencia en la generación de energía eléctrica¹⁵.

¹⁴ JIJÓN, Diego, CONSTANTE, Jessica y VILLACRESES, Geovanna. Estimación del rendimiento de aerogeneradores de 2 MW en el Ecuador: Potencial Eolo-Eléctrico. En: Revista Técnica Energía. Vol; 15, No 1(jul, 2018); p 62-69.

¹⁵ SAXENA, Abhinav, CELAYA, Jose, SAHA, Sankalita, GOEBEL, Kai y SAHA, Bhaskar. Metrics for Offline Evaluation of Prognostic Performance. En: International Journal of Prognostics and Health Management. Vol; 4, No 3(abr,2010); p 1-20.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES HISTÓRICOS

Históricamente, se ha reconocido el uso de la energía eólica como uno de los medios más antiguos usados por el hombre. Uno de los primeros vestigios identificados de la implementación de esta fuente de energía data del 3.000 A.C., al ser empleado como medio para impulsar las velas de los barcos, para navegar sobre el río Nilo, a la antigua civilización egipcia. Posteriormente, se dio la aparición de los molinos de viento para inicios de siglo VII en la antigua Persia, en Sistán, en lo que hoy se conoce como Afganistán, estos molinos contaban con 6 a 8 aspas hechas de tela, las cuales fueron usadas para moler el grano y extraer agua por medio de bombeo. Inglaterra y Francia fueron los primeros países en construir molinos de viento en el siglo XII¹⁶.

Tiempo después, en el auge de la Revolución Industrial y la invención de la máquina de vapor, el uso de los molinos y la energía eólica se desestimó, hasta que en 1802 se realizó el acoplamiento del generador eléctrico a un sistema que aprovechara la fuerza del viento por parte de Lord Kelvin, este evento se conoce como el inicio del autogenerador, el cual no se lograría desarrollar de manera completa hasta la invención del dínamo en 1850. En 1888 se creó la primera turbina eólica por parte de Charles Bush, con el fin de generar electricidad. Para 1894, Poul la Cour se

¹⁶ BEJARANO BALLESTEROS, Ana. Energía eólica en Andalucía. Posibles alternativas. Andalucía, 2009, p.93. Trabajo de grado (Grado en Ciencias Ambientales). Universidad de Jaén. Facultad de Ciencias Experimentales. Departamento de Física

convierte en el pionero de la energía eólica para la generación de corriente eléctrica¹⁷.

Al llegar el siglo XX, no hubo mucho desarrollo e interés hasta la década del 70 debido a la crisis petrolera y la necesidad de abastecimiento de energía. Esto permitió retomar el interés en países de Europa y Estados Unidos, de manera que para 1980 se logró una generación de energía eléctrica de 55 KW. Esto dio como resultado un crecimiento en la producción de sistemas de energía eólica con importantes avances, que la convirtieron en una alternativa de producción eficiente¹⁸.

El crecimiento de esta tecnología se dio con la creación de la *World Wind Association* en la ciudad de Bonn en 2001, para incentivar y promocionar el uso de la energía eólica. Como resultado de este trabajo, la asociación cuenta con más de 500 miembros en más de 100 países¹⁹.

2.2. ENERGÍA EÓLICA EN COLOMBIA

A pesar de que Colombia es un país dependiente de las fuentes de energía convencionales como carbón, gas y petróleo y también es fuente de suministro de

¹⁷ CASTRO, Rui. Introducción a la Energía Eólica. Lisboa, 2009, p.93. Universidad Técnica de Lisboa. Facultad de Energías Alternativas. Departamento de Ingeniería

¹⁸ GUILLOT FULA, Jordan y VILORIA, Adolfo. Estudio Sobre el Abastecimiento Constante de Energía Eólica. En: Investigación e Innovación en Ingenierías. Vol: 3 No 2 (jun, 2015); p. 1-10.

¹⁹ OVIEDO SALAZAR, José Luis y BADIL, Alejandro. Historia y Uso de Energías Renovables. En: International Journal of Good Conscience. Vol: 10 No 1 (abr, 2015); p. 1-18.

estos bienes, presenta dificultades para el suministro y abastecimiento a través de estas fuentes. En los últimos 10 años el país ha evidenciado un crecimiento en el uso de fuentes de energía alternativa debido a la demanda energética y la puesta en marcha del parque eólico Jepirachi²⁰.

Al hablar de la historia del país en materia de energía eólica, Álvaro Pinilla empleó esta estrategia para el bombo de agua por molino en 1910, y tomó fuerza en 1950, al llevarse a cabo gran cantidad de importaciones de sistemas y equipos de esta índole a la región de la Guajira. Para el año de 1977 se realizaron diseño de Aero bombas de doble efecto. El primer desarrollo de molino de viento comercial se realizó en 1979. Debido a una etapa de investigación y desarrollo, en Duitama (Boyacá) se desarrolló la Aero bomba Jober en 1984²¹.

Tabla 1. Potencial Eólico en Colombia

Áreas	Potencial Eólico (MW de Capacidad Instalada)
Valle del Cauca	500
Boyacá	1.000
Risaralda	1.000
Huila	2.000
Santanderes	5.000
Costa Norte	20.000

Fuente: Adaptado de Soto Gutiérrez (2016)

²⁰ SOTO GUTIÉRREZ, Juan José. Desarrollo De La Energía Eólica En Colombia. Bogotá, 2016, p. 108 Trabajo de grado (Especialista en Gestión Ambiental). Universidad de América. Facultad De Educación Avanzada Y Continuada. Ingeniería Ambiental.

²¹ PERDOMO DELGADO, Darlin Andrés, JAIMES HERRERA, María Teresa y Almeira, Juan Ernesto. La energía eólica como energía alternativa para el futuro de Colombia. En: Revista El Centauro. Vol: 6, No 9 (dic, 2014); p. 1-10

contar con velocidades de viento favorables, en algunos casos iguales o superiores a 5 m/s, según un informe del Atlas de los Vientos de IDEAM. Según un informe de la Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME) existe un alto potencial de producción eólica y capacidad instalada como lo muestra la Tabla 1, en primer lugar, se encuentra la Costa Norte con una capacidad instalada de 20.000 MW, le siguen los Santanderes con 5.000 MW, Huila con 2.000 MW, Risaralda y Boyacá con 1.000 MW y Valle del Cauca con 500 MW²².

La riqueza de Colombia en recursos hídricos ha conllevado a que actualmente, el 69,2% de la generación de energía se realice con fuentes hidráulicas. Esta dependencia tan alta genera ineficiencias en la definición del costo del kW/h, principalmente cuando se presentan épocas de sequía con el fenómeno del Niño. Según las Proyecciones 2019-2030 de la UPME, dentro de su objetivo esta llevar a cabo un apoyo a la demanda energética nacional, al suplir el 11% de las necesidades de este servicio para finales de la década²³.

²² JIMÉNEZ GÓMEZ Luis Miguel, ACEVEDO PRINS, Natalia María; ROJAS LÓPEZ, Miguel David. La valoración de proyectos de energía eólica en Colombia bajo el enfoque de opciones reales. En: Revista Cuadernos de Administración. Vol: 25, No 44 (oct, 2016); p. 1-26.

MAYA OCHOA, Cecilia, HERNÁNDEZ BETANCUR, Juan David y GALLEGU MÚNERA, Óscar Mauricio. Valoración de opción real en proyectos de generación de energía eólica en Colombia. En: Revista Espacios. Vol: 37, No 26 (dic, 2012); p. 193-231

²³ YAKIMENKO, Oleg A. Engineering Computations and Modeling in MATLAB®/Simulink®, Second Edition En: Revista Aerospace Research Central. Vol: 2, (oct, 2016); p. 1-54.

2.3. MATLAB

MATLAB es un software interactivo de alto rendimiento centrado en el cálculo numérico. *MATLAB* integra análisis numérico, cálculo de matriz, procesamiento, construcción de señales y gráficos en un entorno fácil de usar, en el cual, los problemas y soluciones se expresan sólo a medida que se escriben matemáticamente, a diferencia de la programación tradicional. *MATLAB* es un sistema interactivo, cuyo elemento básico de información es una matriz que no requiere escalado. Este sistema permite la resolución de muchos problemas numéricos en sólo una fracción del tiempo que se gastaría en escribir un problema similar en Fortran, Basic o C, esto debido a que los problemas numéricos se expresan en *MATLAB* casi exactamente como están escritos matemáticamente²⁴.

2.4. SIMULINK

Matlab/Simulink es un entorno de diseño basado en modelos, ampliamente utilizado en el desarrollo de sistemas integrados en numerosos dominios, que incluyen la automoción. Su popularidad puede ser atribuida a sus ricas capacidades de modelado y simulación, la generación automática de código y la disponibilidad de un gran número de *MathWorks* y herramientas de terceros que ayudan al desarrollo dentro del entorno (por ejemplo, la caja de herramientas del sistema de control de *MathWorks*). Mientras que una parte importante de la base de código que se ejecuta en los coches modernos se genera automáticamente desde *Simulink*, el ambiente

²⁴ MARTÍNEZ Wendy L., MARTÍNEZ, Ángel R. y SOKA, Jeffrey X. Exploratory Data Analysis with MATLAB. Third Edition. Florida: CRC Press Taylor and Francis Group LLC, 2017. 583p.

todavía carece de soporte adecuado para la aplicación de algunas prácticas tradicionales de ingeniería de software. Por ejemplo, los almacenes de datos, el análisis de variables, lenguajes de programación, no se pueden declarar por solo lectura. Además, *Simulink* carece de capacidades de auto documentación de lenguajes de programación. Por ejemplo, un análogo de una interfaz de módulo en C, tal como se define en los archivos de encabezado C, no existe en *Simulink*²⁵.

²⁵ KLEE, Harold y ALLEN, Randal. *Simulation of Dynamic Systems with MATLAB and Simulink*. Second Edition. Boca Ratón: CRC Press Taylor and Francis Group LLC, 2011. 456p.

3. MARCO CONCEPTUAL

3.1. ENERGÍA EÓLICA

La tecnología de energía eólica se basa en la capacidad de capturar la energía contenida en el movimiento del aire. La energía eólica cuantifica la velocidad de esta extracción de energía cinética. La energía eólica es también la velocidad del flujo de energía cinética que transporta el aire en movimiento. Debido a que el movimiento es tanto la fuente de la energía como los medios de su transporte, la eficiencia de la extracción de energía eólica es un equilibrio para frenar el viento mientras se mantiene un flujo suficiente²⁶.

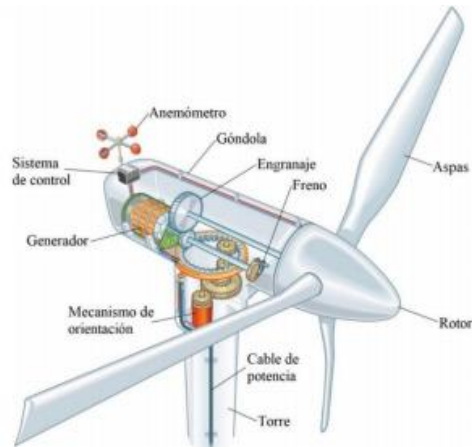
3.2. TURBINA EÓLICA

La turbina eólica está diseñada para convertir la energía eólica en energía eléctrica. El sistema de turbinas eólicas consta de tres partes principales: el rotor, que incluye las palas para convertir el viento en energía a una baja velocidad de energía rotacional. La segunda parte es el generador, que incluye el generador eléctrico, en el que se encuentran internamente, los circuitos de control con caja de cambios que convierten la baja velocidad rotacional en energía eléctrica. Finalmente, la estructura que contiene todos los componentes anteriores es la torre y la góndola²⁷.

²⁶ KALMIKOV, Alexander. Chapter 2 - Wind Power Fundamentals. En: Wind Energy Engineering A Handbook for Onshore and Offshore Wind Turbines. Academic Press. Cambridge, 17-27p.

²⁷ TONG, Wei. Wind Power Generation and Wind Turbine Design. Virginia: Kollmorgen Corporation, 2010. 715p.

Figura 1. Partes de una Turbina Eólica



Fuente: Tong (2010)

La turbina eólica se clasifica en dos grupos principales a partir del eje de giro de la turbina. se puede clasificar en eje horizontal y eje vertical. Debido a que el eje horizontal tiene la capacidad de recoger la cantidad máxima de energía eólica al ajustar la hora del día, y a que puede variar el ángulo de sus cuchillas para evitar altas tormentas de viento, se consideran más familiares y comunes que el eje vertical²⁸.

La comprensión de las propiedades eólicas es muy importante para la explotación de la energía eólica. La velocidad del viento es muy variable tanto geoméricamente de un lugar a otro como temporalmente, estacional y por hora. Además de los cambios estacionales en la velocidad del viento, hay algunas variaciones en la

²⁸ LETCHER, Trevor M. Wind Energy Engineering: A Handbook for Onshore and Offshore Wind Turbines. London: Academic Press, 2017. 587p.

escala de tiempo más cortas²⁹. Estas variaciones son llamadas variaciones sinópticas y tienen un pico alrededor de 4 días. Además de los componentes estacionales y sinópticos en el viento y velocidad, hay un componente de turbulencia. Esta turbulencia se refiere a fluctuaciones en la velocidad del viento en escala de tiempo relativamente rápida, menos de 10 minutos. Al estudiar el efecto de la energía eólica en un aerogenerador, es muy importante conocer la velocidad media del viento determinada por los efectos estacionales, sinópticos y diurnos, que varían según el tiempo, con fluctuaciones de turbulencia superpuestas³⁰.

3.3. MODELO DE DEGRADACIÓN EXPONENCIAL

El modelo de degradación es una debilidad que va causando fallas en un sistema debido al desgaste que sufren los equipos, cuando es posible medir puede proporcionar más información que los datos de tiempo en falla, esto con el fin de determinar y mejorar la confiabilidad de un elemento de trabajo. Los datos de degradación se dan en aplicaciones con pocas o ninguna falla, generando mucha confiabilidad que el método tradicional³¹.

²⁹ SOLIS GALLEGO, Irene. Caracterización del comportamiento aeroacústico de perfiles de turbinas eólicas en flujo turbulento. Repositorio Institucional de la Universidad de Oviedo. 1-45p.

³⁰ GARCÍA, Uriel A.; IBARGUENGOYTIA, Pablo; REYES Alberto y BORUNDA Mónica . Modelo de comportamiento de una turbina eólica. Instituto de Investigaciones Eléctricas. Universidad de Cuernavaca, México, 2017. 587p.

³¹ Sergio Y´anez C.*Ronald Andrés Granada G.**Mario Cesar Jaramillo E, 'Modelos y Análisis Para Datos de Degradación', *Revista Colombiana de Estadística*, Volumen 26 (2003), 41–59 <<https://revistas.unal.edu.co/index.php/estad/article/view/28676/28992>>.

4. MARCO LEGAL

Tabla 2. Normativa para promover la Energía Eólica en Colombia

Norma	Establece
Ley 697 de 2001	Fuentes de energía renovables no convencionales. Desarrollo sostenible mediante viabilidad económica. Programa de Uso Eficiente de la Energía (PROURE)
Ley 788 de 2002	Lineamientos tributarios y penales de orden nacional. La venta de energía con fuentes eólicas y biomasa se determina exenta de impuesto de renta en un plazo de 15 años. Ventas certificadas de emisiones y obras sociales.
Ley 1715 de 2014	Promover el desarrollo de energías renovables no convencionales. Deducción especial de impuesto sobre la renta, depreciación acelerada, exclusión de bienes y servicios del IVA y exención de gravámenes arancelarios.

Fuente: ANLA (2018)

En la Tabla 2 se presentan las leyes que se han desarrollado en Colombia con el fin de promover el uso de la energía eólica; en la Tabla 3 se muestra en marco normativo de la Ley 1715 de 2014 establecido por la ANLA³². En la Tabla 3 se muestre el marco normativo que rige la Ley 1715 de 2014³³ para el uso de energías renovables del ministerio de energías.

Tabla 3. Marco de normatividad de la Ley 1517 de 2014

Tipo	Establece
Ley	Establecidas para generar incentivos Ley 1715 de 2014 Artículos 11, 12, 13 y 14
Decreto	Decreto que desarrolla los incentivos previstos por la ley Decreto 2143 de Ministerio de Minas y Energía, Hacienda y Crédito Público, Comercio, Industria y Turismo y Ambiente y Desarrollo Sostenible
Resolución	Resoluciones sobre el procedimiento para acceder a incentivos Resolución 520 y 638 de 2007 y 045 de 2016 de UPME Resolución 143 de 2016 de UPME Resolución 186 de 2012 y 1283 de 2016 de Ministerio de Ambiente

Fuente: ANLA (2018)

³² LEY 1715 DE 2014. Guía práctica de los incentivos tributarios de la Ley 1715 de 2014 – Cartilla IGE

³³ COLOMBIA. CONGRESO DE LA REPÚBLICA. Ley 1517 de 2014 (13 de mayo). Por medio de la cual se regula la integración de las energías renovables no convencionales al Sistema Energético Nacional

ESTADO DEL ARTE

Al realizar una revisión documental se han encontrado distintos trabajos relacionados con procesos de simulación de sistemas de turbinas que permitieron establecer los avances relevantes, en referencia a los temas de interés del proyecto. A continuación, se presentan trabajos y artículos desarrollados que sirvieron como base bibliográfica para la ejecución de la monografía.

En el trabajo desarrollado por Jijón *et al.* (2018)³⁴ se realizó un estudio para estimar la generación de energía con base en aerogeneradores, con la selección de un modelo potencial de implementación, al desarrollar los datos de velocidad del viento, densidad producida por el aire y del comportamiento del sistema, con aproximación de la curva de potencia. Como parte de los resultados se presentaron mapas de presión atmosférica que además contienen densidad del aire; la estimación de la potencia media del sistema aerogenerador con base a las velocidades del viento anualmente a 80 metros de altura establecido en el Atlas Eólico del Ecuador.

En el trabajo realizado por Hernández Aréstegui, Rosas Ortiz y Ruiz Vega ³⁵se describió el modelamiento detallado de un aerogenerador de velocidad fija y con base en modelos matemáticos, para simulación en estado estacionario y dinámico. El modelo se validó con pruebas en Simulink® de Matlab® y la validación del modelo

³⁴ JIJÓN, CONSTANTE y VILLACRESES. Estimación del rendimiento de aerogeneradores de 2 MW en el Ecuador: Potencial Eolo-Eléctrico, Op. cit., p. 1

³⁵ HERNÁNDEZ ARÉSTEGUI, Moisés, ROSAS ORTIZ, Germán y RUIZ VEGA, Daniel. Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica. Vol; 125, No 7 (jul, 2013); p 1-8.

se da a partir de datos de una turbina con potencia nominal de 2 MW conectada a un bus infinito, para comparar el modelo mecánico de tres masas, dos masas y el modelo concentrado. Por último, se presenta el comportamiento del control del ángulo del aspa ante las variaciones de la velocidad del viento y el efecto que tiene en la velocidad del rotor del generador y la potencia de salida.

En la investigación planteada por Vázquez y Játiva³⁶ se presentó el modelado de los elementos eléctricos, mecánicos y sus partes aerodinámicas para un generador DFIG de alimentación doble. Para el desarrollo del modelo se empleó el método Runge Kutta en el software Matlab®. El control fue aplicado al convertidor PWM mediante técnica de control vectorial. Las pruebas de modelo se realizaron en diferentes condiciones de simulación de viento y fallas de corto circuito. Los resultados de simulación mostraron que la varianza de la potencia activa es influenciada por los cambios de velocidad de forma considerable, mientras que la potencia reactiva se mantuvo casi invariante.

Berrutti³⁷ propuso una estrategia de modelado para el control de turbinas con aerogeneradores de velocidad variante, a partir de un sistema de simulador que integra un control de las tres regiones de operación entre velocidades bajas, medias

³⁶ VÁSQUEZ y JÁTIVA. Modelación, Simulación y Control de Aerogeneradores con Generador de Inducción Doblemente Alimentado Utilizando Matlab, Op. cit. p. 2

³⁷ BERRUTTI, Fernando. Modelado y control de turbinas de aerogeneradores de velocidad variable. IEEE, 8° Encuentro de especialistas en Energía, Potencia, Instrumentación y Medidas. (2010); p 1-8.

y altas. Se desarrolló a partir de las herramientas que ofrece el software matemático Matlab, apoyado en el programa Simulink. Las simulaciones partieron de las ecuaciones de modelamiento matemático inicial, y se trabajó de acuerdo los cambios de velocidad del viento, a fin de identificar su comportamiento en diferentes situaciones y generar un control eficiente de las turbinas de 2 MW.

El artículo de la investigación desarrollada por Syahputra y Soesanti³⁸ propuso una estrategia para mejorar el rendimiento de los sistemas de turbinas eólicas a pequeña escala, al utilizar el control de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). En este estudio, los sistemas de turbinas eólicas que utilizan generadores síncronos de imanes permanentes y dispositivos convertidores se modelaron en el software Simulink-Matlab. Para aumentar la potencia generada, se utilizó el control MPPT basado en el método extendido de perturbación y observación (PO). Este algoritmo tiene la capacidad de mejorar la velocidad de la turbina sin oscilación. Para analizar la capacidad del MPPT basado en PO y maximizar la potencia de salida, se llevó a cabo un análisis del rendimiento de los sistemas de turbinas eólicas en el software Simulink-Matlab. El estudio se lleva a cabo con un dispositivo de turbina eólica de 3000 W que está en la capacidad de trabajar a diversas cargas eléctricas de 50 Ω , 100 Ω , 200 Ω y 300 Ω , y cada ohmio varía con una velocidad del viento entre 4 m/s y 10 m/s. El rendimiento general del sistema de turbina encontró

³⁸ SYAHPUTRA, Ramadoni y SOESANTI, Indah. Performance Improvement for Small-Scale Wind Turbine System Based on Maximum Power Point Tracking Control. *Energies*. Vol 12, No 20 (2019); p 1-18.

que el aumento máximo en la potencia de salida del sistema, se produce cuando se carga con 200Ω , al llegar a una velocidad del viento de 6,5 m/s. Durante esta combinación de 200Ω y 6,5 m/s, hay altos incrementos de potencia de salida al 135,62% provocados por la instalación de controladores MPPT, con un aumento medio de la potencia de salida del 50,77%. Los resultados de este estudio demostraron que el MPPT basado en PO, ha mejorado con éxito el rendimiento del sistema de turbinas eólicas.

Este artículo tomado de la literatura disponible, presenta un análisis de desempeño de un aerogenerador de 2 KW instalado en la Playa Sur de Bantul, En esta investigación llevada a cabo por Syahputra y Soesanti ³⁹, se realizó el diseño, construcción y prueba de un sistema de energía eólica con una capacidad máxima de 2 KW. Los resultados de la prueba mostraron que la generación de energía más alta ocurrió a las 12:40 PM y fue de 768.96 W, con una velocidad del viento de 8.76 m/s, el voltaje de CA del generador fue de 40.00 V, el generador de voltaje de CC después de rectificado fue de 53.40 V y la corriente de carga de 14.40 A. En esta condición, el aerogenerador de 2 KW tuvo una eficiencia del 38,4%. Además, los resultados de las pruebas con fecha del 6 de septiembre de 2015 encontraron que la generación de energía más alta se dio a las 10:50 p.m., con un total de 842.20 W, con una velocidad del viento de 9,53 m/s. En esta condición máxima, el voltaje

³⁹ SYAHPUTRA, Ramadoni y SOESANTI, Indah. Performance Analysis of a 2 kW Wind Turbine in the Southern Beach of Bantul. Journal Telkomnika. Vol 15, No 1 (2015); p 28-35.

de CA del generador resulta de 39 V, el voltaje de CC de 49.60 V, la corriente de carga de 17 A y el resultado es una eficiencia del 42,1%. Los resultados de la investigación indican que el aerogenerador es una solución alternativa en la región costera sur de Bantul para el suministro de fuentes de energía renovables.

Dado que los edificios representan una alta demanda eléctrica y emisiones de gases de efecto invernadero en Japón, se permite una mayor penetración de los sistemas híbridos de energía renovable, lo que puede reducir significativamente su demanda de carga. Este documento propuso un esquema de control de energía eficiente y un diseño para un sistema autónomo híbrido renovable instalado en el techo de un edificio en Kasuga-City, Japón, proyecto desarrollado por Shaqour *et al.*⁴⁰. El sistema propuesto consta de tres módulos fotovoltaicos con una potencia total de 480 W, una turbina eólica de 400 W, una batería de plomo-ácido (30 Ah), un inversor y controladores. El objetivo principal de esta investigación fue implementar un esquema de control bien definido para Sistemas Híbridos de Energía Renovable (HRES) independientes, que tiene un bajo nivel de complejidad en términos de Seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) con un número limitado de componentes en orden para reducir costos y proporcionar una salida de alta calidad de energía. Las principales capas de control del modelo incluyen el controlador Perturb and Observe (P&O) utilizado para MPPT, tanto de la turbina eólica como de los sistemas fotovoltaicos y un controlador PI utilizado para controlar la carga de la

⁴⁰ SHAQOUR Ayas; FARZANEH, Hooman; YOSHIDA, Yuichiro y HINOKUMA, Tatsuya. Power control and simulation of a building integrated stand-alone hybrid PV-wind-battery system in Kasuga City, Japan. Energy Reports. Vol 6 (2020); p 1528-1544.

batería y el inversor del sistema. El esquema de control propuesto también incluye dos modos de carga para la batería cuando no hay carga; Modo Bulk para una carga más rápida y modo Float para una carga más lenta, y así, mantener la batería completamente cargada, ya que su carga disminuye con el tiempo. El modelado y la simulación dinámicos se lograron mediante MATLAB-Simulink 9.3, con el fin de evaluar el rendimiento y la dinámica del sistema, en las pruebas se consideraron dos escenarios. En el primero se consideran las condiciones climáticas variables y en el segundo, diferentes modos de carga de la batería. Los resultados de la simulación revelaron que el sistema propuesto puede utilizar una configuración de control de carga de batería eficiente, lo que eliminó la necesidad de un convertidor de batería específico y proporcionó alta calidad de potencia de salida con distorsión armónica total (THD) por debajo del 1% en estado estable, y mantuvo la magnitud y frecuencia del voltaje de salida bajo la dinámica cambiante del sistema.

Cango Japón⁴¹ propuso un sistema de turbina de viento híbrido eólico (400 W) y pila combustible de membrana de intercambio protónico (PEM) a través de procesos de simulación mediante Simulink-Matlab. Debido a que el voltaje generado por la pila combustible está entre los 48 VDC y 80 VDC, el voltaje es elevado mediante un convertidor elevador DC-DC a 120 VDC, para luego ser transformado en corriente alterna 120 VAC, y de esta forma, alimentar una carga promedio de 650W por al

⁴¹ CANGO JAPÓN, Cristhian Andrés. Simulación dinámica de sistema híbrido Eólico y Pila - Combustible por Simulink/Matlab y validación de datos para una vivienda Tipo de hasta 2000 Wh. Repositorio Universidad Católica de Cuenca (2018), p 1-87

menos 3 horas al día, lo que produce hasta 2000Wh/día. Se realizaron mediciones de la pila combustible Tipo PEM, que dieron a entender que la eficiencia de este tipo de pilas de combustible es baja debido a la energía que necesita para poder obtener el hidrógeno y posteriormente, convertirla en energía eléctrica. La eficiencia puede ser incrementada al utilizar más celdas de combustible en serie y aumentar el área activa de la pila, pero este incremento no fue muy alto. El modelo matemático presentado en Matlab se validó con los datos experimentales de la pila combustible y se observó una concordancia entre los datos y el modelo presentado.

En el trabajo realizado por Icaza y Sami⁴² se presentaron el modelado, simulación y análisis de las ecuaciones de conversión de energía que describen el comportamiento de un sistema híbrido fotovoltaico y aerogenerador, y un sistema híbrido para generación de energía eléctrica. Se desarrolló un modelo numérico de ecuaciones, las cuales se codificaron en Simulink de Matlab®, se presentaron los resultados y se discutieron en comparación con los datos experimentales reportados en la literatura. El modelo está destinado a la optimización y como herramienta de diseño para tales sistemas híbridos. El modelo predijo resultados comparados bastante acertados con los datos experimentales en diversas condiciones. También se realizó un análisis de estabilidad mediante el modelado matemático del sistema híbrido.

⁴² ICAZA, Darius y SAMI, Sergy. Modeling, Simulation and Stability Analysis Using Matlab of a Hybrid System Solar Panel and Wind Turbine in the Locality of Punta Hacienda-Quingeo in Ecuador. International Journal of Management and Sustainability. Vol 7, No 1 (2018); p 1-24.

A pesar de sus varias ventajas, un control vectorial directo (DVC) tradicional de generadores de inducción de doble alimentación (DFIG) impulsados por turbinas eólicas de velocidad variable tiene algunos inconvenientes. Los investigadores Benbouhenni, Boudjema y Belaidi ⁴³, propusieron una modulación vectorial espacial simple y difusa (4L-FSVM) para controlar el convertidor de cuatro niveles, con el fin de reducir la distorsión armónica total (THD) de la corriente del rotor y las ondas de potencia. La validez de la técnica de control propuesta aplicada al DFIG es verificada por MATLAB / Simulink. El par electromagnético, la potencia reactiva del estator, la potencia activa del estator y la corriente del rotor se determinan y comparan con el esquema de control tradicional. Los resultados de la simulación presentados en este artículo muestran que el esquema de control propuesto reduce el valor de THD, las ondulaciones de par electromagnético y las ondulaciones de potencia en comparación con el control convencional en diversas condiciones de funcionamiento.

La utilización de sistemas eólicos para fines de generación de energía ha sido de gran interés para producción eléctrica, como resultado del fácil acceso al viento, a que no se ve afectado por ningún entorno y a que sea una fuente de energía limpia y sostenible. En esta investigación llevada a cabo por Ahmad y Abdul Hussain ⁴⁴se

⁴³ BENBOUHENNI, Habib; BOUDJEMA, Zinelaabidine y BELAIDI, Abdelkader. Intelligent SVM technique of a multi-level inverter for a DFIG-based wind turbine system. *International Journal of Digital Signals and Smart Systems*. Vol 3, No 1-3 (2019); p 1-6.

⁴⁴ AHMAD, Roshen y ABDUL HUSSAIN, Mahdi A. Modeling and Simulation of Wind Turbine Generator Using Matlab-Simulink. *Energy*. Vol 4, No 8 (2017); p 1-5.

estudió un modelo matemático y los parámetros que afectan la potencia de salida eléctrica generada por el aerogenerador. Estos parámetros son la velocidad del viento, afectada por la temperatura, causa cambios en la densidad del aire, que llevan a variar la velocidad del viento, el coeficiente de potencia en función del ángulo de inclinación y la velocidad de la punta de la pala. La técnica de modelado y simulación con Simulink de Matlab® jugó un gran papel en el diseño y análisis de estos aerogeneradores.

En este artículo, se presenta un estudio comparativo entre la estrategia de modulación de ancho de pulso (PWM) y modulación de vector de espacio neural (NSVM) asociada con un control de modo de neurodeslizamiento (NSMC) de estator reactivo y comando de potencia activa del estator de un generador de inducción doblemente alimentado (DFIG). Los resultados obtenidos mostraron que, el NSMC propuesto con estrategia NSVM tiene corriente de rotor con baja distorsión armónica y ondulaciones de baja potencia, en comparación con la estrategia PWM.

El trabajo presentado por Jan⁴⁵ propuso un diseño de convertidor de potencia adecuado para un Sistema de Conversión de Energía Eólica (WECS) conectado a un Generador Síncrono de Imán Permanente (PMSG) de velocidad variable para operaciones integradas a la red. En el presente trabajo, la energía se deriva del sistema eólico y alimenta al PMSG. Debido a la falta de uniformidad de las

⁴⁵ JAIN, Anjana. Simulation study of Permanent Magnet Synchronous Generator (PMSG) connected to variable speed Wind Energy Conversion System (WECS). International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICEI) (2017), p 1-14.

velocidades del viento, el voltaje y la frecuencia ganados como salida del generador son cantidades variables, por lo que no se puede sincronizar con la red. La salida del generador se rectifica mediante un rectificador de diodo trifásico no controlado y se logra un valor constante mediante un convertidor CC-CC de bucle cerrado. El convertidor CC-CC controlado está diseñado con un control de retroalimentación basado en un controlador PI. El voltaje de salida se detecta continuamente y el cambio correspondiente en la relación de trabajo del interruptor mantiene un voltaje de enlace de CC constante. El inversor de fuente de voltaje trifásico (VSI) recibe la salida del convertidor controlado. El inversor utiliza la técnica de modulación de ancho de pulso (PWM) y su salida se alimenta a una carga variable que está conectada a una red. La simulación del esquema propuesto se presenta mediante el modelo MATLAB-Simulink y los resultados demuestran la validez del modelo desarrollado.

Este artículo presenta los diseños de modelado y control de un generador de inducción de doble alimentación (DFIG) integrado en un sistema de conversión de energía eólica (WECS). El objetivo de los investigadores Nadour, Essadki y Nasser⁴⁶ diseñaron y compararon dos estrategias distintas de control independiente de la potencia activa y reactiva generada por un DFIG, con el fin de concluir sobre sus rendimientos en términos de respuesta dinámica, rechazo de perturbaciones y

⁴⁶ NADOUR, Mohamed; ESSADKI, Ahmed; NASSER Tamou. *Comparative Analysis between PI & Backstepping Control Strategies of DFIG Driven by Wind Turbine. International Journal of Renewable Energy. Vol 7, No 3 (2017).*

robustez. En primer lugar, se presenta un modelado de aerogenerador y DFIG. Luego, se desarrollaron el controlador PI, el enfoque Backstepping y una estrategia de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), que se utiliza para extraer el máximo de potencia durante la conversión. Los rendimientos de los sistemas se probaron y compararon con el software Matlab/Simulink® con resultados satisfactorios y prometedores.

Hossain et al.⁴⁷ realizaron un trabajo en investigación enfocada al uso de las energías limpias, específicamente, a los recursos de energía eólica y aerogeneradores. En el proyecto se desarrolló la modelización matemática del aerogenerador síncrono de imanes permanentes, la simulación de los diferentes aspectos y casos del sistema ante diferentes escenarios con la herramienta Simulink de Matlab. Después de eso, se analizó el rendimiento de la turbina eólica PMSG para los diferentes parámetros. Los resultados obtenidos contribuyeron de manera significativa a la implementación de esta tecnología en campos prácticos.

La generación fotovoltaica (PV) ha crecido de manera rápida como fuente de energía renovable. Sin embargo, el inconveniente del sistema fotovoltaico es intermitente debido a que depende de las condiciones climáticas. Por lo tanto, se puede considerar que la energía eólica ayuda a obtener una salida estable y

⁴⁷ HOSSAIN, Eklas; HOSSAIN, Jakir; SAKIB, Nazmus; BAYINDIR, Ramazan. Modelling and Simulation of Permanent Magnet Synchronous Generator Wind Turbine: A Step to Microgrid Technology. International Journal of Renewable Energy Research. Vol.7, No.1, (2017).

confiable del sistema de generación fotovoltaica para cargas y mejora el rendimiento dinámico de todo el sistema de generación en el modo conectado a la red. En este artículo, los investigadores Rezvani *et al.*⁴⁸ presentaron una topología novedosa de un sistema de generación híbrido inteligente con sistema fotovoltaico y aerogenerador. Para capturar la potencia máxima, se aplicó en el sistema fotovoltaico un método híbrido de seguimiento del punto de máxima potencia neuronal difusa (MPPT). La eficiencia de seguimiento promedio del híbrido neuronal difuso se incrementó en aproximadamente dos puntos porcentuales en comparación con los métodos convencionales. El ángulo de paso de la turbina eólica se controló mediante el modo de deslizamiento de red de función de base radial (RBFNSM). Se representaron diferentes condiciones en los resultados de la simulación que comparan los valores de potencia real con los de los métodos presentados. Los resultados obtenidos verificaron la efectividad y superioridad del método propuesto, que tiene las ventajas de robustez, rápida respuesta y buen desempeño. Se ha propuesto un modelo matemático detallado y un enfoque de control de un sistema híbrido inteligente trifásico conectado a la red al utilizar Matlab/Simulink.

⁴⁸ REZVANI, Alireza; ESMAEILY, Ali; ETAATI, Hasan y MOHAMMADINODOUSHAN, Mohammad Intelligent hybrid power generation system using new hybrid fuzzy-neural for photovoltaic system and RBFNSM for wind turbine in the grid connected mode. *Frontiers in Energy*. Vol 13. (2019), p 131-148.

En este trabajo se presentó la implementación hardware de algoritmos de control para emulador de viento basado en DC-Machine. Este proyecto desarrollado por Moussa *et al.*⁴⁹ se centró en el modelado de un aerogenerador de eje horizontal, una máquina de CC con excitación independiente y su control mediante controladores PI y una chopper de cuarto cuadrante, mediante la revisión de ecuaciones matemáticas. Además, los resultados de la simulación se analizan y discuten con la utilización de Simulink y XSG (Xilinx System Generator), lo que mostró el rendimiento de la aplicación, a través de la herramienta XSG, con algoritmos en FPGA (Virtex-5 LX50T).

En este estudio Bagh *et al.*⁵⁰ emplearon un motor de corriente continua (CC) excitado por separado para emular las características estáticas y dinámicas de una turbina eólica de eje horizontal (HAWT), que además impulsa un generador síncrono de imanes permanentes para la generación de energía. Este trabajo consideró e implementó una dinámica de la inercia del grupo turbina-generador; 3 oscilaciones de pulso causadas por efecto de sombra de torre (para un HAWT de 3 palas), y el modelado matemático de las características del rotor de una turbina. La referencia de la velocidad del viento, se da a partir de los datos de velocidad del viento

⁴⁹ MOUSSA, Intissar; BOUALLEGUE, Adel; KHEDHER, Adel. 3 kW Wind Turbine Emulator Implementation on FPGA Using Matlab/Simulink. International Journal of Renewable Energy Research. Vol.5, No.4, (2015), p 1-10.

⁵⁰ BAGH, S K; SAMUEL, P; SHARMA, R; BANERJEE, S. Emulation of static and dynamic characteristics of a Wind turbine using Matlab/Simulink. 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems, p 1-10.

registrados, a través de una tabla de consulta bidimensional o un generador de secuencia aleatoria disponible en Simulink. El PMSG conectado al emulador se mantiene a un voltaje de enlace de CC de 1 kV, por medio de un control de generador de circuito cerrado para proporcionar una carga eléctrica constante hacia el motor principal, es decir, el propio emulador. Todo este trabajo se desarrolla e implementa en el entorno de software de Matlab/Simulink 2009a.

Yin, Lei y Pan⁵¹ se centraron en el control directo óptimo de la generación de energía para un sistema de turbina de mareas de eje horizontal, mediante el uso de un ajuste de potencia difuso. La dinámica de este sistema de turbina de mareas se describe y modela primero con base al modelado de componentes individuales. La potencia del generador también se describe desde el lado del convertidor de potencia y del bus de CC. Luego se propone un método de ajuste de lógica difusa para derivar la potencia óptima del generador, al utilizar la corriente del convertidor de potencia y sus variaciones como variables de entrada. La potencia óptima del generador derivada se utiliza como referencia para el control directo de la potencia mediante el uso de lazos de control en cascada. La efectividad del control propuesto se ha verificado con un sistema de turbina mareomotriz de 50kW con una relación de transmisión de 2 en simulaciones MATLAB/Simulink. Los resultados de la prueba validan que el método de ajuste difuso propuesto es razonable y que la potencia del generador activo se puede maximizar fácilmente, mientras que la potencia reactiva

⁵¹ YIN, Xiuxing; Lei, Meizhen; PAN, Haipeng. Direct optimal power extraction control for a tidal turbine system based on fuzzy power tuning. Ocean Engineering. Vol 170, p 426-433.

se minimiza mediante el uso del método de control de potencia óptimo directo propuesto.

5. RECOPIACIÓN Y ANÁLISIS DE INFORMACIÓN

Durante el desarrollo metodológico del trabajo se descargó una base de datos referente a vibraciones en un aerogenerador de 2 MW, seguido esto se procedió al análisis exploratorio de datos de vibraciones, tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia, de tal forma que se pudieron extraer las características más relevantes del set de datos, en consecuencia se realiza el análisis de las componentes principales del set de datos para extraer los parámetros necesarios a fin de ajustar un modelo de degradación exponencial adecuado.

5.1. CONJUNTO DE DATOS

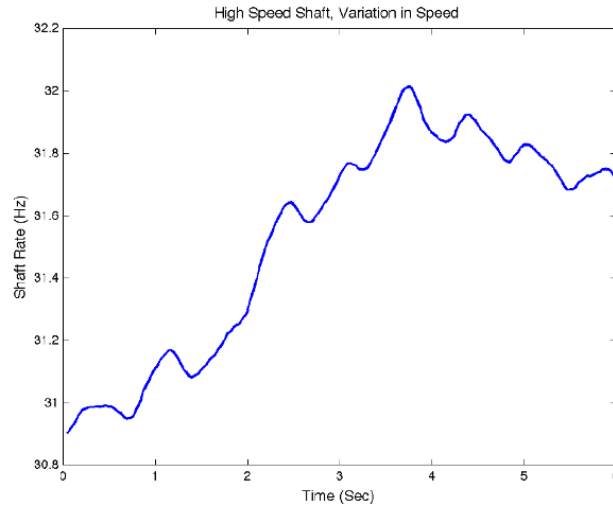
Para el desarrollo del dataset aplicado al eje de la turbina eólica de alta velocidad de 2MW se utiliza como base de información el monitoreo de los sistemas giratorios por medio de la Transformada Rápida de Fourier⁵². Como lo muestran distintas investigaciones, cada aerogenerador plantea un entorno difícil debido al viento al existir una variación con el tiempo, además, la velocidad del viento en la parte superior del arco del rotor es mayor que la parte inferior del arco⁵³. En la Figura 2 se visualiza la varianza que se presenta en el eje, con una velocidad instantánea de oscilación de 30,9 Hz y 32,01 Hz, con un tiempo de 6 segundos y un cambio de

⁵² MATHWORKS.INC. Transformada Rápida de Fourier, Mathworks/soporte/documentación/transformada rápida de Fourier, Mathworks, 1994-2021a.[consultado:23 de mayo de 2021]. Disponible en: https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/fft.html?searchHighlight=fft&s_tid=srchtitle

⁵³ JAIN. Simulation study of Permanent Magnet Synchronous Generator (PMSG) connected to variable speed Wind Energy Conversion System (WECS). Op. cit, p 4.,

velocidad de 3,6%. Los datos adquiridos por la variación en el eje de alta velocidad se toman durante 6 segundos cada día durante un periodo de 50 días.

Figura 2 Variación en el eje durante 6 segundos de toma de datos



Fuente: (Eric Bechhoefer, 2020)

La toma de medición desarrollada emplea datos en 5 días, la información adquirida se tomó del repositorio GitHub⁵⁴ y Matlab[®]. Las unidades de estas medidas están dadas en G, 1G (9,80665 m/s²) que corresponde a la aceleración gravitacional estándar. Existe una norma para la vibración de rotación en maquinarias industriales que contienen límites entre 10Hz y 200Hz. Estas medidas se dan en pulgadas/segundo, para hacer la conversión a aceleración gravitacional estándar se aplica la conversión a G que se muestra en la ecuación (1):

$$G = 0.0162 V f \tag{1}$$

⁵⁴ GitHub, Inc., Wind Turbine High-Speed Bearing Prognosis, GitHub, 2021 [Consultado: 23 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://github.com/mathworks/WindTurbineHighSpeedBearingPrognosis-Data>

Por su parte, para la estimación de la fórmula que permite modelar la vibración en el eje de un sistema se empleó la descripción matemática de la ecuación (2)⁵⁵.

$$x(t) = \sum_{i=1:k} X_i(1 + a_i(t)) \cos(2\pi fm(t) + \Phi_i) + b(t) \quad (2)$$

Donde:

X_i corresponde a la amplitud de la malla armónica k_{th}

$fm(t)$ corresponde a la frecuencia promedio de la malla

$a_i(t)$ representa la función de modulación de amplitud de i_{th} del armónico

$\Phi_i(t)$ Es la función de modulación de fase de i_{th} de la característica armónica

Φ_i Es la fase inicial del armónico k

$b(t)$ Es el ruido de fondo aditivo

La frecuencia de malla es la función de rotación del eje con una velocidad $fm = Nf(t)$, donde N es la cantidad de dientes en el engranaje y $f(t)$ es la velocidad del eje en función del tiempo. En los rodamientos n es la tasa de componentes, es un valor entero basado que depende de la geometría de la máquina. El cambio de velocidad se describe en manchas de energía de amplitud en el dominio de la frecuencia. En la ecuación (2) se toman los datos remitidos y se dividen por el número de revoluciones durante la adquisición, dado que, el radix-2 de la Transformada Rápida de Fourier es más usada para el número de punto de datos del eje (r_n), los cuales son interpolados dentro de m , que representa el número de

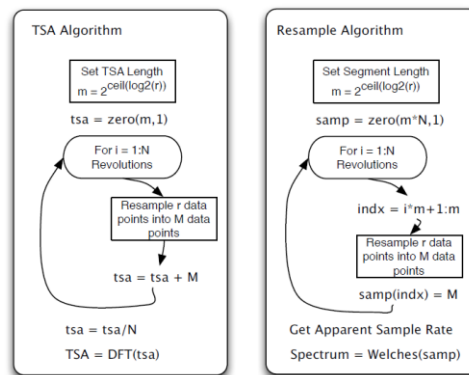
⁵⁵ p McFadden and J P., Smith, 'A Signal Processing Technique for Detecting Local Defects in a Gear from a Signal Average of the Vibration', 1958.

puntos de datos, por lo tanto, todas las revoluciones del eje n, m es mayor que r , luego se asume el valor de radix 2 DFT en la ecuación (3).

$$m = 2^{\text{ceiling}(\log_2(r))} \quad (3)$$

Para el análisis de la señal remitida (análisis envolvente) un radix -2, se utilizó la longitud de muestreo de m , el algoritmo en el índice r_i permite tomar la nueva concatenación en un nuevo vector. Al tomar todos los datos del algoritmo remuestreado se toma el espectro y se compara con el algoritmo TSA como se observa en la Figura 3.

Figura 3 Comparativa de algoritmo TSA y algoritmo remuestreado



Fuente: (Eric Bechhoefer, 2020)

5.2 EXPLORACIÓN DE DATOS

La exploración de datos permite establecer la información adquirida mediante el análisis del dominio del tiempo y el dominio de la frecuencia, con inspiración sobre las características de extracción con el fin de estimar pronóstico respecto a variables observadas.

La visualización de la información de las señales de vibración se da mediante el dominio del tiempo, esta información se toma a partir de 50 señales de vibración generadas en el eje del sistema durante 6 segundos por 50 días consecutivos. La información obtenida sobre las señales de vibración se grafica una a una consecutivamente, para comprender los cambios de degradación que se generan desde el día 1 hasta el día 50.

4.3 IMPORTE DE DATOS

Los datos adquiridos se obtuvieron mediante la herramienta Matlab®⁵⁶, cada dato contiene una señal de vibración y una señal de velocidad del generador medido en el tacómetro. Las señales se extraen de manera que, la información adquirida presenta la fecha y las variables independientes (vibración y velocidades del generador). Los datos adquiridos se tomaron a partir del 7 de marzo de 2013, los cuales se representan de forma ejemplificada en la Figura 4.

Figura 4 datos adquiridos señal de vibración, tacómetro y fecha

Date	vibration	tach
07-Mar-2013 01:57:46	[585936x1 double]	[2446x1 double]
08-Mar-2013 02:34:21	[585936x1 double]	[2411x1 double]
09-Mar-2013 02:33:43	[585936x1 double]	[2465x1 double]
10-Mar-2013 03:01:02	[585936x1 double]	[2461x1 double]
11-Mar-2013 03:00:24	[585936x1 double]	[2506x1 double]
12-Mar-2013 06:17:10	[585936x1 double]	[2447x1 double]
13-Mar-2013 06:34:04	[585936x1 double]	[2438x1 double]
14-Mar-2013 06:50:41	[585936x1 double]	[2390x1 double]
:	:	:
:	:	:

Fuente: (The MathWorks, 2021)

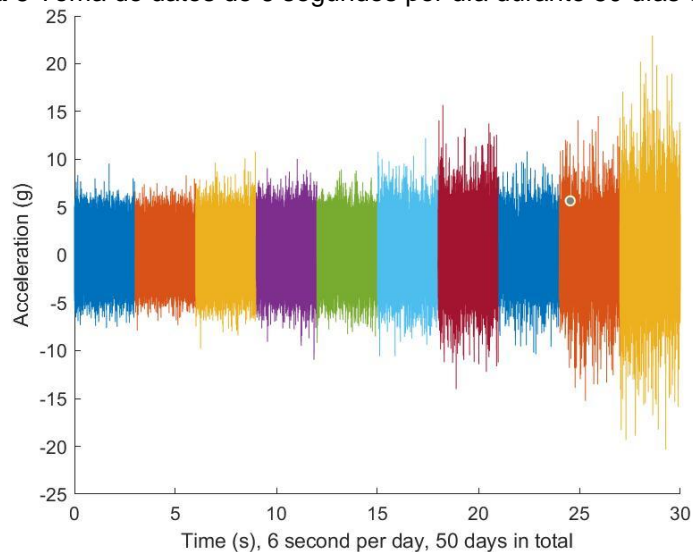
⁵⁶ Inc. The MathWorks, 'Wind Turbine High-Speed Bearing Prognosis', MathWorks, 2021, pp. 19 <<https://www.mathworks.com/help/predmaint/examples/wind-turbine-high-speed-bearing-prognosis.html>> [accessed 25 May 2021].

Estos datos se muestrean con una tasa en la señal de vibración de 97.656 Hz, la cual se parametriza con la finalidad de crear variables independientes como lo son: señal de vibración, señal de velocidad del generador y fecha. Al crear estas tres variables, se realiza una tabla con el fin de contrastar los valores que se dan por cada día de datos adquiridos. La información adquirida es almacenada en direcciones externas, con el fin de no saturar la memoria de procesamiento de la información.

5.3 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS Y EXPLORACIÓN DE DATOS

Al tomar como base el análisis desarrollado anteriormente, se extraen características derivadas de análisis estadísticos de la señal en el dominio del tiempo y Kurtosis espectral. Los análisis matemáticos implementados permiten establecer las características que proporcionan información importante para el desarrollo.

Figura 5 Toma de datos de 6 segundos por día durante 50 días en total



Fuente: (The MathWorks, 2021)

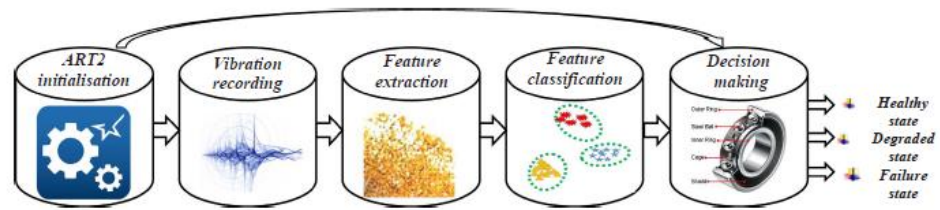
Las señales de vibración en el dominio del tiempo generan una tendencia creciente de la señal obtenida. Cada indicador cuantifica la impulsividad de la señal con los factores de *Kurtosis*, pico a pico (*peak to peak*) y factor de cresta (*crest factors*), estos contienen características de pronóstico para el conjunto de datos en los rodamientos de las turbinas eólicas. Para seleccionar la técnica de detección confiable en fallos a los rodamientos se utilizó método de vigilancia para vibraciones en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia, al tomar como base la investigación realizada por Lei *et al.*⁵⁷ para estimar que características son las necesarias. En la Figura 5 se visualizan las 50 señales de vibración de 6 segundos medidas en 50 días consecutivos, al graficar una señal seguida de la otra, al tomar como referencia el trabajo desarrollado por Ali *et al.*⁵⁸. Para el método de detección de fallos en los rodamientos se utiliza diagnóstico en línea de los *Wind Turbine Generators (WTGs)*, como paso principal se selecciona etapa de extracción de características y como segundo paso clasificación de características. Para comprender mejor este modelo se muestra la

Figura 6.

⁵⁷ LEI, Yaguo; LIN, Jing; HE, Zhengjia; ZUO, Ming J.. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol 35, no 1–2, (2013) p 108-126.

⁵⁸ Jaouher Ben Ali, Lotfi Saidi, and others, 'Online Automatic Diagnosis of Wind Turbine Bearings Progressive Degradations under Real Experimental Conditions Based on Unsupervised Machine Learning', *Applied Acoustics*, 132.November 2017 (2018), 167–81 <<https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.11.021>>.

Figura 6 Modelo para el diagnóstico de rodamientos en línea



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

5.4. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO

La descripción detallada de la extracción de características se da mediante un análisis estadístico tradicional ⁵⁹. Esta potente herramienta caracteriza el cambio de las vibraciones mecánicas cuando se genera un fallo en el sistema, donde X es el índice de la muestra y N es el número de la muestra. Las características en el dominio del tiempo son:

$$RMS = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

La ecuación (4) se asocia a la señal de vibración presenciando defectos que pueden ser detectados y estos van variando con el progreso de la falla.

$$Kurtosis = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - x)^4}{\rho^4} \quad (5)$$

La Kurtosis está definido en la ecuación (5) en el cuarto momento estadístico y el incremento indica el estado de la distribución en la vibración ya que no corresponde a una distribución Gaussiana.

⁵⁹ N. Tandon and A. Choudhury, 'Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings', *Tribology International*, 32.8 (1999), 469–80 <[https://doi.org/10.1016/S0301-679X\(99\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0301-679X(99)00077-8)>.

$$Skewness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - x)^3}{\rho^3} \quad (6)$$

Oblicuidad es la medida que permite una distribución a partir de la media como se observa en la ecuación (6)

$$Peaktpeak = Xmaxl - Xmin \quad (7)$$

$$crest fak = \frac{Xma}{RMS} \quad (8)$$

El valor de factor de rizado de la ecuación (8) está relacionado entre el valor pico y el valor RMS.

$$Shape factor = \frac{RMS}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X^i|} \quad (9)$$

$$Impulse factor = \frac{xmax}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X^i|} \quad (10)$$

$$Margin factor = \frac{xmax}{(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X^i|)^2} \quad (11)$$

$$Mean \bar{X} = \sum_{i=1}^N X_i \quad (12)$$

La variación se da como un valor sensible en las condiciones de funcionamiento dando lugar a la ecuación (12) que representa el valor medio de las muestras

$$\sigma = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \text{mean})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

$$\text{Energy} = \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (14)$$

$$\text{Energy entropy} = - \sum_{i=1}^N X_i \log(x_i) \quad (15)$$

5.5 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

El proceso de dominio de la frecuencia se basa principalmente en el estudio del análisis espectral sobre los equipos industriales. Este método es utilizado en la industria para diagnóstico de fallas⁶⁰. Para este análisis se genera un efecto entre la resonancia de la estructura del material interna y externa, entre la pista del rodamiento y el transductor de respuesta⁶¹. Por medio de la impulsividad de los golpes generados en el sistema, esta se analiza en el dominio de la frecuencia. Para detectar la impulsividad de la vibración se aplica la kurtosis espectral (SK), definiéndose como curtosis de los componentes espectrales de la señal⁶². La señal

⁶⁰ Tandon and Choudhury.

⁶¹ Jaouher Ben Ali, Brigitte Chebel-Morello, and others, 'Accurate Bearing Remaining Useful Life Prediction Based on Weibull Distribution and Artificial Neural Network', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 56 (2015), 150–72 <<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2014.10.014>>.

⁶² Maussion P. Obeid Z, Picot A, Poignant S, Regnier J, Darnis O, 'Experimental Comparison between Diagnostic Indicators for Bearing Fault Detection in Synchronous Machine by Spectral Kurtosis and Energy Analysis', *38th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, 2012, 3901–6.

SK se define en el cuarto orden normalizado del momento espectral como se aprecia en la Ecuación (16).

$$SK(f) = \frac{\langle |X^4(t, f)| \rangle}{\langle X^4(t, f) \rangle^2} \quad (16)$$

El operador de promedio de frecuencia de tiempo se denota como $\langle \cdot \rangle$, los valores $X^4(t, f)$ y $X^2(t, f)$, denotan el cuarto y segundo orden respectivamente de la señal filtrada de paso de banda $X(t)$ cerca a la frecuencia f . Para la aplicación del diagnóstico se utiliza algoritmo de filtrado basado en la SK, con el fin de llegar a la banda de frecuencia óptima, al recuperar las fallas impulsivas en la vibración de las señales que se utilizan en el kurtograma y el kurtograma rápido^{63 64}. Para minimizar el ruido generado en el sistema, se aplica la Transformada de Fourier de corta duración. Al calcular la Transformada Rápida de Fourier en el biespectro, se estima la señal de vibración N como se ve en la ecuación (17).

$$\hat{B}(f_1, f_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(f_1)X_i(f_2)X_i^*(f_1 + f_2) \approx E\{X_i(f_1)X_i(f_2)X_i^*(f_1 + f_2)\} \quad (17)$$

Las variables f_1, f_2 , equivalen a los índices de frecuencia, X^* es la versión conjugada de X , $X(f)$ es la transformada discreta de Fourier de la señal original en el dominio del tiempo para la señal X y E es la media de N .^{65 66} Luego de calcular el biespectro

⁶³ Obeid Z, Picot A, Poignant S, Regnier J, Darnis O.

⁶⁴ Jérôme Antoni, 'Fast Computation of the Kurtogram for the Detection of Transient Faults', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21.1 (2007), 108–24 <<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.12.002>>.

⁶⁵ Lotfi Saidi, Jaouher Ben Ali, and Farhat Fnaiech, 'Application of Higher Order Spectral Features and Support Vector Machines for Bearing Faults Classification', *ISA Transactions*, 54 (2015), 193–206 <<https://doi.org/10.1016/j.isatra.2014.08.007>>.

⁶⁶ Y. Zhou and others, 'Application of the Horizontal Slice of Cyclic Bispectrum in Rolling Element Bearings Diagnosis', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 26.1 (2012), 229–43 <<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.07.006>>.

de la señal de vibración, se obtienen once características que demuestran la eficacia para caracterizar las regularidades e irregularidades de la señal. El biespectro calculado se basa en la Transformada Discreta de Fourier, donde solo se toman las frecuencias positivas y en el dominio principal de \mathfrak{S} . La expresión matemática característica se presenta en la ecuación (18).

$$\mathfrak{S} = \{(f_1, f_2): 0 \leq f_2 \leq f_1 \leq \frac{f_e}{2}, f_2 \leq -2f_1 + f_e\} \quad (18)$$

Se observa que \mathfrak{S} es el número de puntos dentro de la zona no redundante en la región dada por la ecuación (18), la variable ϕ corresponde al ángulo de la fase en el biespectro e $I(\cdot)$ es el indicador de la función que da un valor de uno, donde la fase del ángulo ϕ está dada dentro del rango de Ψ_n dada en la ecuación (19)

$$\Psi_n = \{(\phi - \pi + \frac{2\pi n}{N} \leq \phi \leq -\pi + \frac{2\pi(n+1)}{N})\} \quad (19)$$

Además, las variables i y j son los índices de la bandeja de frecuencias en la región no redundante expresada por la ecuación (18).

5.6. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DEL DOMINIO DE TIEMPO Y FRECUENCIA

La técnica de obtención de las características para el dominio de la frecuencia se lleva a cabo por la descomposición modal empírica (EDM). Esta técnica es la técnica más potente y se utiliza en el diagnóstico de averías de máquinas rotativas, esta descomposición se da en la señal de vibración original no estacionaria. En el desarrollo del sistema se utiliza el método VDM, dado que este sistema está basado

en señales de vibración que se descomponen en modo de función intrínseca (IMFs) donde n asume las variables entre diferentes registros. Para la descomposición de las señales de vibración proporcionadas por los rodamientos, se da en más de siete FMI, de las cuales, las más importantes son las primeras cinco, especialmente la cuarta y la quinta. En la extracción de las cinco primeras FMI se aplicaron los siguientes pasos:

- Cálculo de energía como se indica en la ecuación (20), donde $i = 1..5$ que es el valor IMF y N es el número de muestras IMF

$$E_i = \sum_N (x_j)^2 \quad (20)$$

- Cálculo de la energía total como se aprecia en la ecuación (21), donde i es el IMF considerado y L es el número de todas las IMFs

$$E = \sum_{i=1}^L E_i \quad (21)$$

- Cálculo de la energía VDM para cada IMF como se muestra en la ecuación (22), donde $pi = \frac{E_i}{E}$, $i = 1 \dots 5$ es considerado en el IMF y L determinando el número de todos los IMFs.

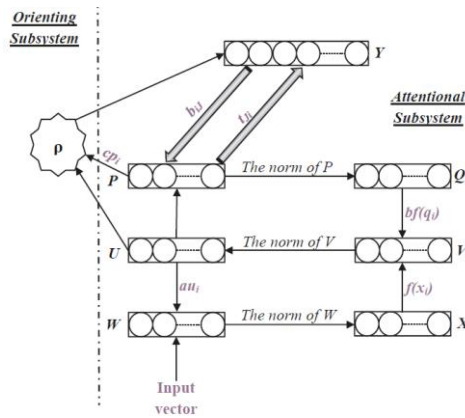
$$H_{en} = - \sum_L pi \log(pi) \quad (22)$$

Clasificando características no supervisadas en la resonancia de la teoría tipo 2 (ART2).

En la Figura 7 se observan las seis capas W, X, U, V, P y Q que están formadas por la variable N correspondiente a las neuronas, referente al tamaño de la entrada

del vector. Y es la capa donde la neurona seleccionada es la de mayor actividad. La capa m corresponde a la neurona con numero de clase predefinido por el operador.

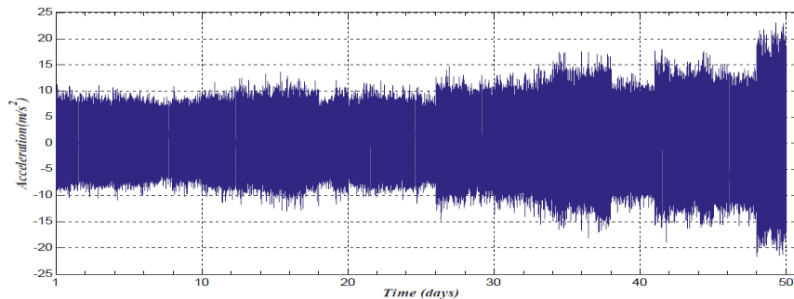
Figura 7 Arquitectura ART2 de la red neuronal



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

El algoritmo ART2 permite establecer el número de clase, por lo tanto, el usuario introduce los vectores de entrada, uno a uno, y este algoritmo de clasificación selecciona cada vector de entrada para enviarlos a la variable m, donde se le da una categoría como clase. La clasificación de las características extraídas en los vectores es (Estado Saludable (H), estado de degradación(D), estado de fallo(F)).

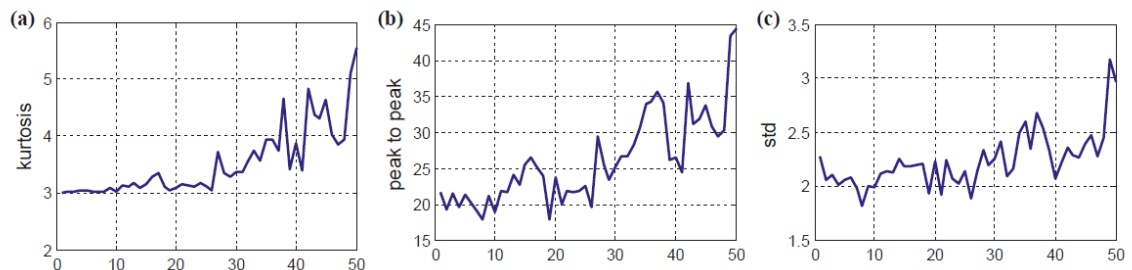
Figura 8 Vibración de rodamiento ante fallo



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

En la Figura 8 se observa la exploración de datos en el rodamiento, que termina con un fallo interior, el procedimiento se llevó a cabo sobre las señales de vibración en 6 segundos al día durante 50 días, lo que permite observar el historial de fallo que se genera en orden ascendente en los 50 cortes medidos. Para el cálculo se construye a partir de la ecuación **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, que presenta los 50 valores de cada característica dando así la evolución de los estados del rodamiento desde el día uno hasta el día 50 pasando del estado sano a estado de fallo.

Figura 9 Evolución de las características en el dominio del tiempo



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

Como se observa en la Figura 9, durante los 50 días de toma de mediciones de vibración se aplican técnicas como curtosis, pico a pico, desviación estándar. Las ecuaciones que permiten describir las características en el dominio de la frecuencia basadas en el biespectro se describen en las siguientes ecuaciones, donde la ecuación de suma logarítmica en amplitudes del biespectro está dada por la ecuación (23).

$$F_1 = \sum_{f_1, f_2} \in \tau \log(|B(f_1, f_2)|) \quad (23)$$

Como se observa en la Figura 9 durante los 50 días de toma de mediciones de vibración se aplican técnicas como kurtosis, pico a pico, desviación estándar. Las ecuaciones que permiten describir las características en el dominio de la frecuencia basadas en el biespectro se describen en las siguientes ecuaciones.

- Ecuación de suma logarítmica en amplitudes del biespectro

$$F_1 = \sum_{f_1, f_2} \tau \log(|B(f_1, f_2)|) \quad (24)$$

Luego de implementar la ecuación (25) se normaliza el modelo.

- Entropía cuadrada bi-espectral normalizada

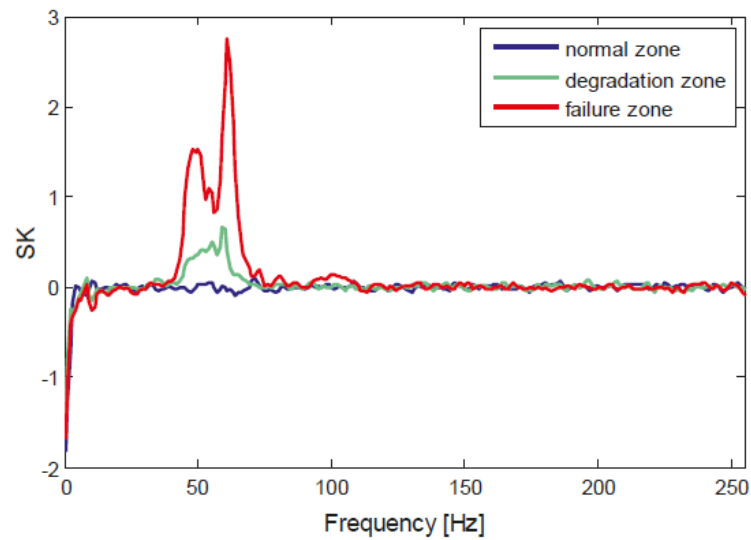
$$p_2 = - \sum_n \left\{ \left(\frac{|B_{(fk, fk)}|^2}{\sum_{f_1, f_2} |B_{(fk, fk)}|^2} \right) \log \left(\frac{|B_{(fk, fk)}|^2}{\sum_{f_1, f_2} |B_{(fk, fk)}|^2} \right) \right\} \quad (25)$$

Para lograr encontrar la entropía normalizada se establece la ecuación (26)

- Entropía bi-espectral normalizada

$$p_2 = - \sum_n \left\{ \left(\frac{|B_{(fk, fk)}|}{\sum_{f_1, f_2} |B_{(fk, fk)}|} \right) \log \left(\frac{|B_{(fk, fk)}|}{\sum_{f_1, f_2} |B_{(fk, fk)}|} \right) \right\} \quad (26)$$

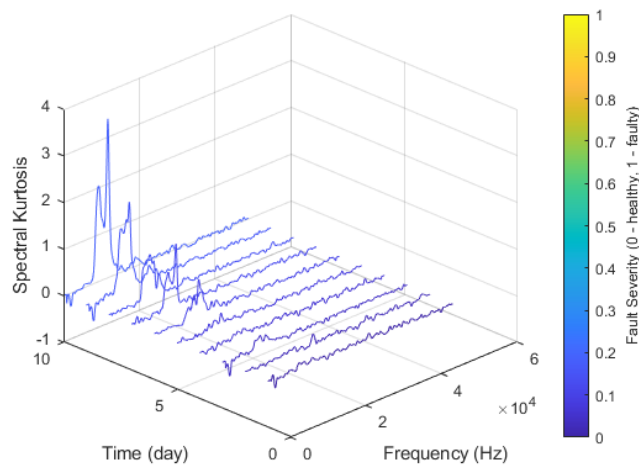
Figura 10 Respuesta de Sk de impulsividad



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

En la Figura 10 se presentan las doce características calculadas por medio de la base de SK, donde X será la señal de frecuencia muestreada a partir de la señal de 6 segundos y se aplica el dominio del tiempo para cada día. En esta figura se muestra la amplitud SK aumenta con la intensidad de las fluctuaciones por medio de impulsos de vibraciones en los rodamientos. Estas vibraciones contienen tres vibraciones registradas que son: zona normal, zona de degradación y zona de fracaso.

Figura 11 Representación espectro kurtosis, tiempo y frecuencia

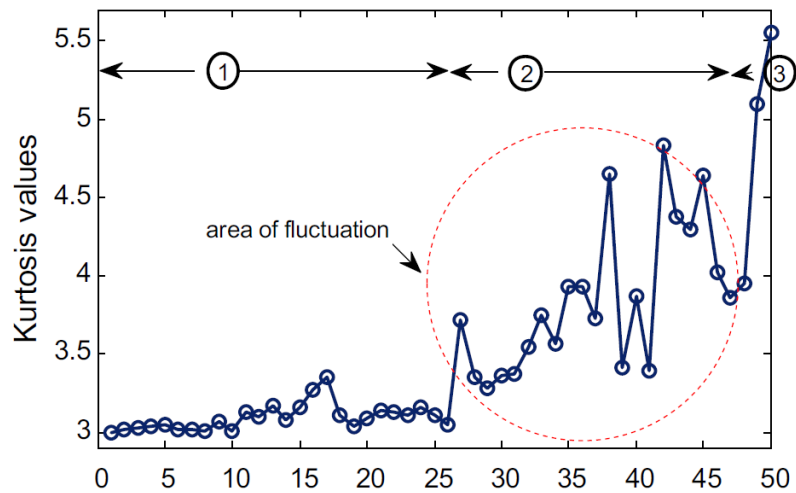


Fuente: (The MathWorks, 2021)

La curtosis espectral es considerada una herramienta potente para el pronóstico de las turbinas eólicas en el dominio de la frecuencia⁶⁷, en la Figura 11 se muestran los valores correspondientes al estado de vida útil del rodamiento, del cual parte de modo normalizado de 0 hasta 1, donde el valor cero corresponde a estado defectuoso y 1 corresponde a estado sano, por ende, estos estados permiten determinar el estado de gravedad de la falla. En la Figura 12 se identifica la medición mediante velocidad concreta (alta velocidad) donde las fluctuaciones o cambios fuertes se generan a partir del día 25.

Figura 12 Valores de Kurtosis durante los 50 días de medición

⁶⁷ Lotfi Saidi and others, 'Wind Turbine High-Speed Shaft Bearings Health Prognosis through a Spectral Kurtosis-Derived Indices and SVR', *Applied Acoustics*, 120 (2017), 1–8 <<https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.01.005>>.



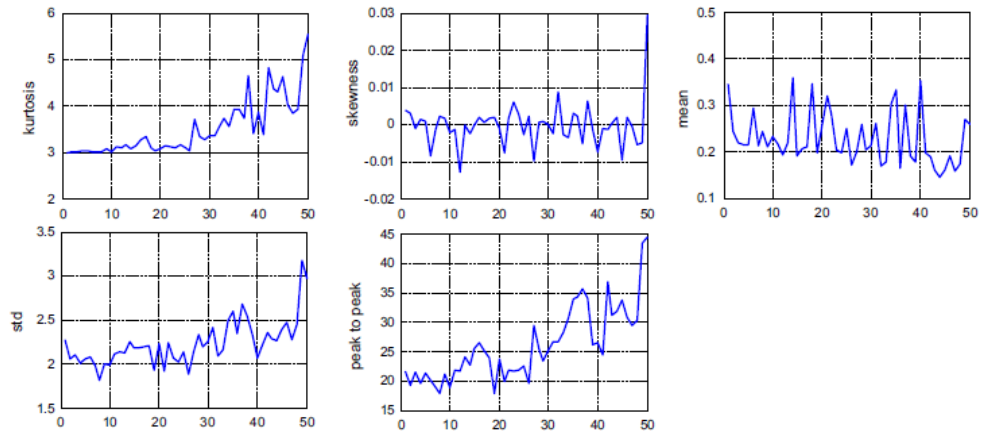
50- days of vibration measurements
(from March 7, 2015 to 25 April, 2015)

Fuente: (Lotfi Saidi a, 2017)

5.7. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

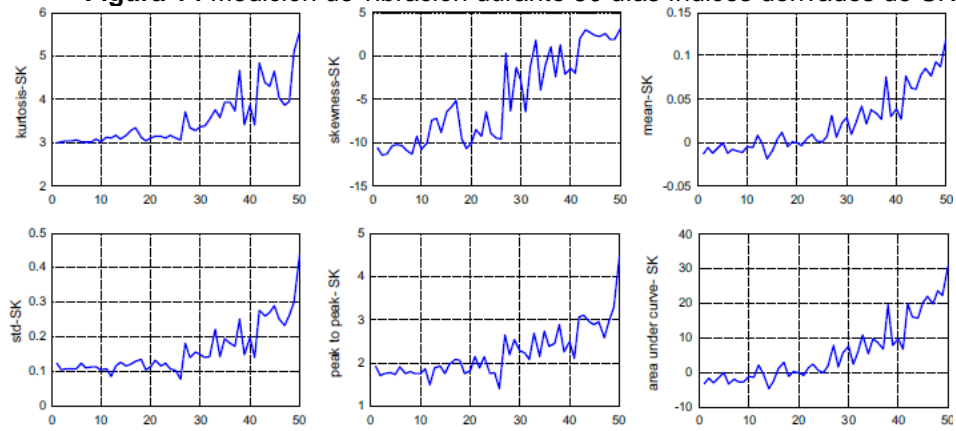
Con el análisis desarrollado en la sección anterior se extrae una colección de características estadísticas derivadas de la señal del dominio del tiempo. El análisis de evaluación de los índices se da mediante la kurtosis, la asimetría, la media, la desviación estándar, y el pico a pico para el HSSB descrito en la Figura 13 y Figura 14. Se observa que la asimetría y la media oscilan alrededor de sus valores de amplitud cero para que la degradación temprana en HSSB no pueda ser identificada, lo que permitirá aumentar la dificultad de construir modelos de pronóstico. Además, las características son significativamente divergentes a los últimos valores de fracaso bajo la misma condición de carga, lo que aumenta la dificultad de definir un fallo umbral, por lo que se establece obtener características tendenciales y que se correlacionen con la progresión del fracaso.

Figura 13 Medición de vibración durante 50 días en índices clásicos



Fuente: (Lotfi Saidi a, 2017)

Figura 14 Medición de vibración durante 50 días índices derivados de SK



Fuente: (Lotfi Saidi a, 2017)

En la Figura 15 se asocian los valores de los datos independientes asignados a la hora, para generar la información y construir la información utilizada para el post procesamiento.

Figura 15 Valores de características independientes del sistema

	Date	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Peak2Peak	RMS	CrestFactor
2	18-Mar-2013 06:56:43	0.2328	1.9755	-0.0081	3.0069	17.3361	1.9892	4.3183
3	21-Mar-2013 00:33:14	0.1890	2.1852	0.0004	3.1416	24.8842	2.1934	6.0332
4	26-Mar-2013 01:41:50	0.2574	2.2293	0.0042	3.0975	23.7116	2.2441	5.3639
5	31-Mar-2013 19:38:18	0.2503	2.1337	-0.0037	3.0971	20.5133	2.1483	5.1751
6	05-Apr-2013 21:35:37	0.2118	2.2492	0.0080	3.3807	25.0880	2.2592	5.7628
7	10-Apr-2013 23:14:07	0.3343	2.6118	0.0022	3.8872	33.8332	2.6331	6.8096
8	15-Apr-2013 22:55:24	0.3521	2.0334	-0.0118	3.9380	26.4453	2.0636	6.4372
9	20-Apr-2013 15:13:07	0.1590	2.4311	-0.0102	4.6055	33.6220	2.4363	7.2259
10	25-Apr-2013 23:22:02	0.2578	2.9787	0.0259	5.4370	43.4445	2.9899	7.8824

ShapeFactor	ImpulseFactor	MarginFactor	Energy	SKMean	SKStd	SKSkewness	SKKurtosis
1.2556	6.2009	3.7076	1.2919e+06	0.0116	0.0421	-0.7430	7.4929
1.2540	5.4151	3.4137	1.1592e+06	0.0092	0.0405	1.0312	6.4795
1.2592	7.5972	4.3616	1.4094e+06	0.0009	0.0664	-0.3705	11.2229
1.2575	6.7451	3.7797	1.4754e+06	0.0116	0.0409	0.1694	3.3830
1.2583	6.5119	3.8141	1.3521e+06	0.0157	0.0455	1.5822	7.4152
1.2691	7.3138	4.1087	1.4953e+06	0.0472	0.1290	3.0500	13.2540
1.2837	8.4847	4.1365	2.0312e+06	0.0618	0.1982	3.7265	17.7340
1.2869	8.2839	5.1658	1.2476e+06	0.0684	0.2073	2.9257	10.4518
1.3030	9.4153	5.0356	1.7389e+06	0.1175	0.3563	3.0578	11.7008
1.3298	10.2162	4.5439	2.6189e+06	0.1660	0.5290	3.5759	16.2767

Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

5.8. POST PROCESAMIENTO DE CARACTERÍSTICAS

Al extraer las características en la sección anteriormente descrita, se observa que la información está asociada con ruido. Esto genera que se observe una tendencia contraria de ruido que puede ser perjudicial para la detección de RUL. Además, las métricas de rendimiento de las características como lo son la monotonidad que se introduce en la ecuación (27) no es robusta al ruido, por lo tanto, se aplica un filtro de media móvil⁶⁸ causal con una ventana de 5 pasos a las características extraídas, donde el suavizado del filtro introduce un retardo, el cual puede controlarse mediante el umbral adecuado de predicción del RUL.

$$monotonicidad = media \left(\left| \frac{positivo(diff(x_i)) - negativo(diff(x_i))}{n - 1} \right| \right) \quad (27)$$

Donde $i = 1, 2, \dots, n$, n es el número de puntos de tiempo y m es el número de sistemas supervisados. En el desarrollo del modelo se aplica un valor de $m=1$ desde 1HSSB, donde se probó el funcionamiento hasta el fracaso del sistema. La tendencialidad especifica el grado en que los indicadores de una población en el sistema tienen la forma fundamental y se define mediante la forma de función

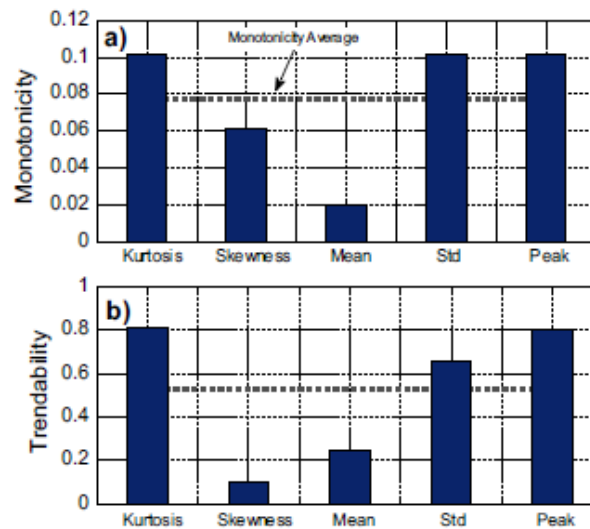
⁶⁸ The MathWorks.

similar. Lo que permite simplificar el progreso de un modelo específico de degradación o pronóstico. La tendencia se calcula mediante la correlación absoluta mínima en una población de indicadores como se aprecia en la ecuación (28).

$$Trendability = \min(|corrcoef(x_i x_j)|) \quad (28)$$

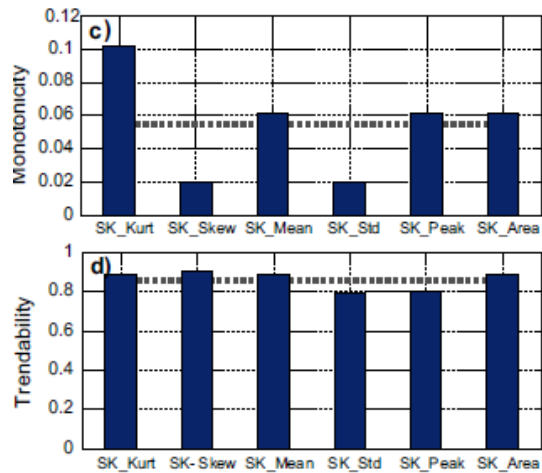
La variable $i = 1, 2, \dots, m$ y $j = 1, 2, \dots, m$, permite obtener las métricas de rendimiento para cada degradación de índices como se muestra en la Figura 16 y Figura 17, los índices derivados de SK, evitan el efecto del ruido al utilizar el filtrado STFT óptimo.

Figura 16 Métrica de rendimiento de índice de monotonicidad (a y d)



Fuente: (The MathWorks, 2021)

Figura 17 Métrica de rendimiento de índice de tendencia (b y c)

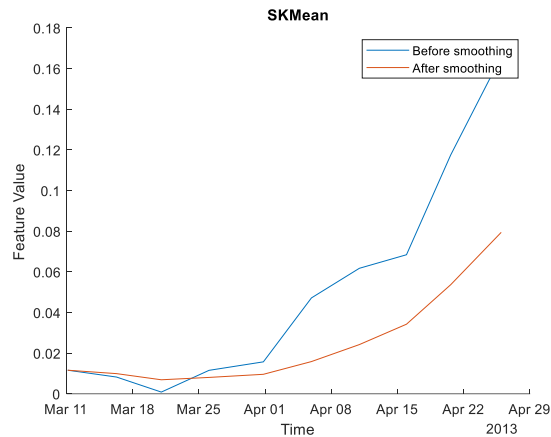


Fuente: (The MathWorks, 2021)

En la Figura 18 se observa la toma de información sin la señal filtrada con línea naranja y la señal filtrada con media móvil generando un suavizado en la señal seleccionando una obra adecuada y se representa con color azul. El filtro de media móvil azul. un método común utilizado para suavizar datos ruidosos mediante la función filter de Matlab⁶⁹

Figura 18 señal con filtrado de media móvil y sin filtrado de media móvil

⁶⁹ MATHWORKS INC. Filter. Mathworks/soporte/documentación/filter. Mathworks. [Consultado: 28 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/help/matlab/ref/filter.html#:~:text=Un%20filtro%20de%20media%20m%C3%B3vil,est%C3%A9%20da%20por%20ruido%20aleatorio.>



Fuente: (The MathWorks, 2021)

5.9 ENTRENAMIENTO DE DATOS

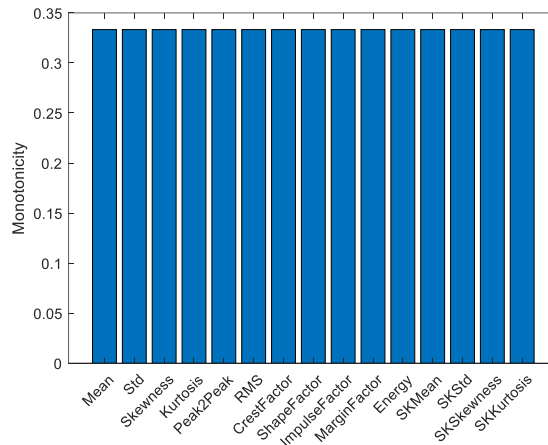
Al ejecutar trabajos reales para la adquisición de datos, no se dispone de todo el ciclo de vida cuando se desarrolla un algoritmo de pronóstico, lo que se supone que, al recolectar algunos datos en la fase inicial del ciclo de vida del sistema, en este caso son los primeros 20 días un equivalente de 40% se tratan como datos de entrenamiento. Estos datos de entrenamiento se utilizan específicamente para obtener características óptimas.

6. MODELO PROPUESTO

6.1 CLASIFICACIÓN IMPORTANTE DE LAS CARACTERÍSTICAS

En la Figura 19 se observan las características de cada método estadístico para predecir la monotonicidad utilizando estimaciones de las vibraciones del sistema. los datos tomados de cada muestra permiten medir, cuantificar las variables y se realiza el análisis descriptivo categorizando las vibraciones, la velocidad de movimiento en el sistema y la fecha.

Figura 19 Principales características basadas en la señal de monotonicidad



Fuente:

La señal kurtosis es la señal principal que se basa en la monotonicidad, las características de importe con una puntuación de importancia superior al 0.3, se va a tomar la fusión como se muestra en la Figura 20.

Figura 20 Datos de la condición del sistema mediante análisis estadístico

	Date	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Peak2Peak	RMS	CrestFactor
1		0.2139	2.0890	0.0066	3.0405	21.2170	2.0999	4.9387
2		0.2234	2.0322	0.0003	3.0237	19.2765	2.0445	4.6285
3		0.2119	2.0832	0.0003	3.0630	21.1458	2.0941	5.0967
4		0.2233	2.1197	0.0013	3.0716	21.7872	2.1316	5.1635
5		0.2287	2.1225	0.0003	3.0767	21.5324	2.1350	5.1658
6		0.2259	2.1437	0.0012	3.1274	22.1250	2.1557	5.2653
7		0.2459	2.2308	0.0005	3.2685	24.2277	2.2445	5.5438
8		0.2658	2.2404	-0.0005	3.4237	25.7459	2.2570	5.8969
9		0.2608	2.2814	-0.0022	3.6677	27.2022	2.2974	6.0957
10		0.2609	2.4063	0.0014	4.0576	30.4910	2.4217	6.4821

Fuente: (The MathWorks, 2021)

Figura 21 Datos para predecir la condición del sistema

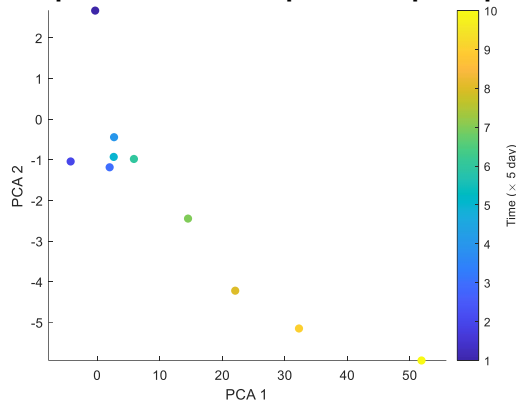
ShapeFactor	ImpulseFactor	MarginFactor	Energy	SKMean	SKStd	SKSkewness	SKKurtosis
1.2556	6.2009	3.7076	1.2919e+06	0.0116	0.0421	-0.7430	7.4929
1.2548	5.8080	3.5607	1.2255e+06	0.0099	0.0413	0.1441	6.9862
1.2563	6.4044	3.8276	1.2868e+06	0.0069	0.0496	-0.0274	8.3984
1.2566	6.4896	3.8157	1.3340e+06	0.0081	0.0474	0.0218	7.1446
1.2569	6.4940	3.8153	1.3376e+06	0.0096	0.0471	0.3339	7.1987
1.2590	6.6306	3.8642	1.3639e+06	0.0159	0.0607	0.7866	8.2079
1.2636	7.0113	3.9357	1.4871e+06	0.0242	0.0867	1.5315	9.9148
1.2691	7.4894	4.2277	1.5018e+06	0.0343	0.1145	1.8472	10.5768
1.2764	7.7924	4.3401	1.5568e+06	0.0537	0.1629	2.4186	10.6565
1.2885	8.3709	4.4674	1.7473e+06	0.0794	0.2442	2.9863	12.8054

Fuente: (The MathWorks, 2021)

6.2 REDUCCIÓN DE LA DIMENSIÓN Y FUSIÓN DE CARACTERÍSTICAS

El análisis principal del componente (PCA) para la reducción de dimensiones y la fusión característica, se emplea mediante la normalización de las características en la escala de trabajo, donde los coeficientes del PCA, la media y la desviación estándar utilizadas en la normalización se obtienen a partir de los datos de entrenamiento como se muestra en la Figura 22, lo que permite aplicarlo a todo el conjunto de información.

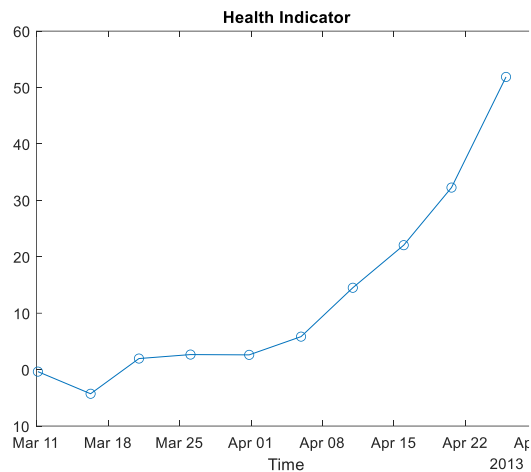
Figura 22 Visualización de primeros dos componentes principales



Fuente: (The MathWorks, 2021)

El análisis principal de componentes cuenta con un método cuantitativamente riguroso con el fin de lograr simplificación. Este método genera un conjunto de variables, con componentes principales cuya combinación lineal. Los componentes principales son ortogonales entre sí, ya que no cuenta con información redundante. Los componentes principales en su conjunto establecen una base ortogonal para el espacio de los datos. El componente principal contiene un único eje en el espacio. La proyección de observación en ese eje y los valores resultantes forman una nueva variable. La varianza de la variable establece estar entre todas las opciones posibles del primer eje. El segundo componente contiene otro eje en el espacio, conformándose de modo perpendicular al primero. Al proyectar el análisis de observación del eje se plantea generar otra nueva variable. La varianza contenida en esta variable está dentro de la máxima opciones posibles del segundo eje.

Figura 23 Indicador de primer componente principal



Fuente (The MathWorks, 2021)

El conjunto de componentes principales es tan amplio como las variables originales del sistema. La sumatoria de la varianza de los primeros componentes supera el 80% de la varianza total de los datos. Al revisar las tramas las variables nuevas se genera datos que contienen información relevante para el análisis, los investigadores a menudo desarrollan una comprensión más profunda de las fuerzas motrices que generaron los datos originales⁷⁰.

La **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** permite evidenciar el componente principal, al hacer que la máquina se aproxime al fallo encontrado, por lo tanto, este componente es un prometedor indicador de salud fusionado

⁷⁰ MATWORKS INC. Análisis de componentes principales (PCA), mathworks/soporte. Mathworks, 1994-2021b. [consultado: .28 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://es.mathworks.com/help/stats/principal-component-analysis-pca.html>.

6.3 Modelo de degradación exponencial

La vida útil restante (RUL) es la vida útil que queda en un activo en un momento determinado de la operación. Su estimación es fundamental para el mantenimiento basado en la condición, el pronóstico y la gestión de la salud. RUL es típicamente aleatorio y desconocido, y como tal debe ser estimado a partir de fuentes disponibles de información tales como, la información obtenida en la condición y la vigilancia de la salud y bases de datos disponibles para pronóstico⁷¹. El modelo de degradación se define en:

$$h(t) = \phi + \theta \exp(\beta t + e - \frac{\sigma^2}{2}) \quad (29)$$

El valor de $h(t)$ es el indicador en función del tiempo, ϕ es el termino de intercepción que se considera una constante. θ y β son valores aleatorios que establecen la pendiente del modelo, el valor de θ tiene una distribución-lognormal y β es una distribución gaussiana. En cada paso del tiempo t , la distribución de θ y β se actualiza basándose en la última observación de $h(t)$, e es un ruido blanco gaussiano $N(0, \sigma^2)$. El término $-\frac{\sigma^2}{2}$ de la exponencial permite establecer $h(t)$, de manera que, se satisface la ecuación (30):

$$E[h(t)\theta, \beta] = \phi + \theta \exp(\beta t) \quad (30)$$

En la ecuación (30) se ajusta el modelo de degradación exponencial, mediante el indicador de salud extraído de la última sección y los rendimientos se evalúan

⁷¹ SI, Xiao Sheng. Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches. European Journal of Operational Research. Vol 213, no 1, (2011), p 1-14

mediante la inicialización del indicador en cero, es decir, que el indicador se representa en la ecuación (31).

$$\text{indicador de salud} = \text{indicador de salud} - \text{indicador de salud}(1) \quad (31)$$

La selección del umbral se basa en los registros históricos del sistema o más específicamente en el dominio del conocimiento. Al no contar con datos históricos en el conjunto de datos, se toma el último umbral como indicador de salud. Es recomendable elegir el umbral basándose en los datos suavizados (históricos) para que el efecto de retardo del filtrado sea parcialmente mitigado. Solo si los datos históricos están disponibles, se utiliza el método de ajuste proporcionado por el modelo exponencial de degradación, con el cual se estiman la prioridad y el intercepto. La prioridad que toma los parámetros de la pendiente se elige arbitrariamente con la varianza ($E(\theta) = 1, Var(\theta) = 10^6, E(\beta) = 10^6$), el modelo se basa principalmente en los datos observados. La base de la ecuación (32) tiene en cuenta el intercepto ϕ y toma el valor de -1 para que el modelo inicie desde 0.

$$E[h(0) = \phi + E(\theta)] \quad (32)$$

La variación que hay entre el indicador de salud y el ruido se deriva en la ecuación (33)

$$\Delta h(t) \approx (h(t) - \phi)\Delta e(t) \quad (33)$$

En el análisis desarrollado a la desviación estándar del ruido, se tiene en cuenta que, el ruido causa el 10% de la variación del indicador de salud cuando está cerca

al umbral⁷². Por lo tanto, la desviación estándar del ruido se representa en la ecuación (34).

$$\frac{10\%.umbral}{umbral - \phi} \quad (34)$$

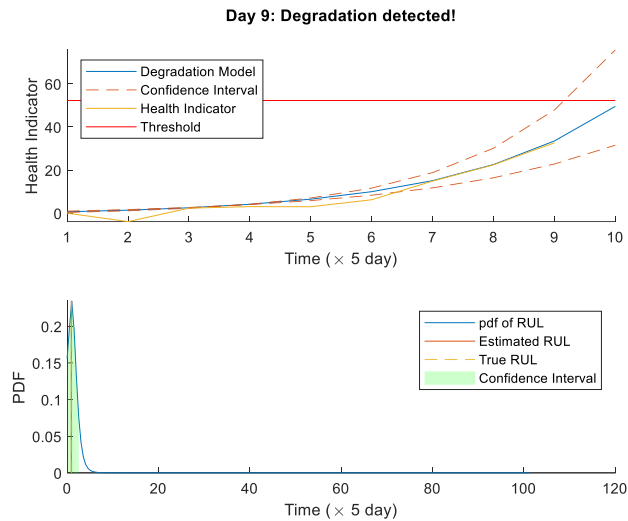
El modelo de degradación exponencial proporciona una funcionalidad para evaluar la pendiente. Es decir, cuando se detecta la pendiente significativa en el indicador de salud, el modelo olvidará las observaciones anteriores y se reiniciará la estimación, basándose en los priores originales. La sensibilidad que tiene el algoritmo en la detección puede ajustarse especificando la detección de nivel. Si la variable de la pendiente es menor al valor de detección de nivel, se tomará como referencia 0.05., lo que permite crear un modelo de degradación exponencial.

La estrategia de control de la función de densidad de probabilidad (PDF), investiga los enfoques de diseño del controlador donde las variables aleatorias para los procesos estocásticos se ajustaron para seguir las distribuciones deseables. En otras palabras, la forma del PDF del sistema se puede regular mediante el diseño del controlador. A diferencia de los métodos de optimización y control estocástico existentes, el problema más importante del control de PDF es establecer la evolución de las expresiones PDF de las variables del sistema. Una vez que se formula la relación entre la entrada de control y el PDF de salida, el objetivo de control se puede describir como la obtención de las señales de entrada de control

⁷² The MathWorks.

que ajustarían los PDF de salida del sistema para seguir los PDF de destino especificados previamente⁷³.

Figura 24 Degradación por día detectada



Fuente: (The MathWorks, 2021)

64. ANÁLISIS DE RENDIMIENTO

Para el análisis de rendimiento se establecen parámetros que contienen métricas de uso común en los pronósticos de exactitud precisión (bias), exactitud (spread) MSE y MAPE. Estas métricas cuentan con desarrollos que incorporen problemas no cubiertos de sus predecesores⁷⁴. Las métricas proporcionan una contabilidad estadística con información significativa donde la predicción de pronósticos de rendimiento como es exactitud y precisión tienden a ser más críticos a medida que avanza el tiempo y el sistema se acerca a su final de vida.

⁷³ REN, Mifeng; ZHANG, Qichun y ZHANG, Ianhua. An introductory survey of probability density function control. *Systems Science & Control Engineering*, Vol 70, no 1 (2019), p 1-12.

⁷⁴ S. Saha y K. Goebel A. Saxena, J. Celaya, B. Saha, 'Evaluación de Métricas de Rendimiento de Algoritmos Adaptadas Para Pronósticos', *Conferencia Aeroespacial IEEE 2009*, 2009, 1-13 <<https://ieeexplore.ieee.org/document/4839666>>.

La progresión sistemática de la información se da mediante cuatro métricas partiendo de: Horizonte de pronóstico que identifica si el algoritmo predice dentro del error especificado, métrica de rendimiento $\alpha\lambda$ donde es utilizada para el análisis de rendimiento de pronóstico⁷⁵⁷⁶, donde α establece el límite en el 20%. La probabilidad de estimación de RUL, se encuentra entre el límite α de la RUL verdadera, la ecuación 35 representa la métrica de rendimiento de modelo:

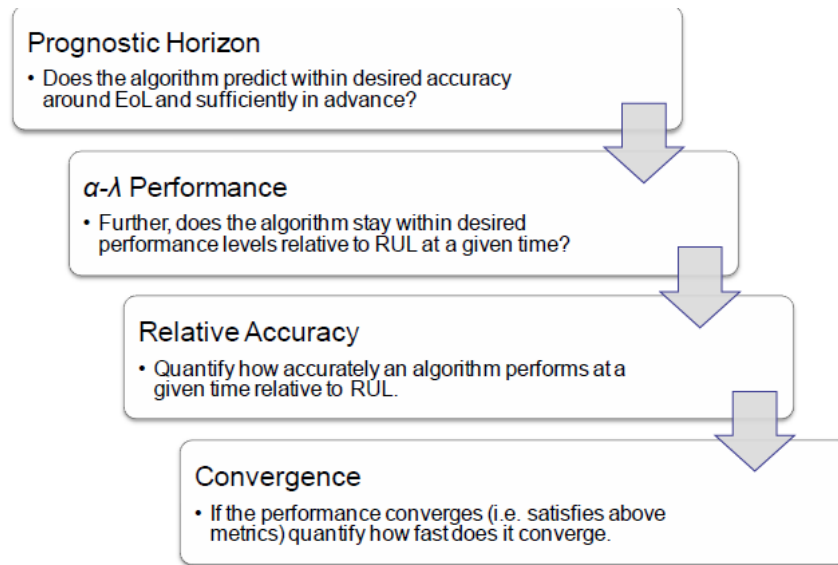
$$\Pr(r^*(t) - \alpha r^*(t) < r(t) < r^*(t) + \alpha r^*(t)\theta(t)) \quad (35)$$

Donde $r(t)$ es la estimación RUL del momento, $t, r^*(t)$ es la verdadera RUL del momento y $t(\theta(t))$ es la estimación métrica del modelo. El algoritmo debe funcionar dentro de los márgenes de error deseados manteniéndose dentro del cono de convergencia de margen de error cuando el sistema se acerca. Métrica de exactitud y precisión relativas acumulable las cuales suponen que el rendimiento del pronóstico mejora a medida que se cuenta con información disponible a medida que avanza el tiempo lo que permite satisfacer los criterios de convergencia. La métrica de convergencia cuantifica la rapidez en el que el algoritmo converge y satisface las métricas anteriores, lo cual mediante pruebas jerárquicas proporciona varios niveles de comparación entre diferentes algoritmos con información específica. En la Figura 25 se describe las cuatro métricas anteriormente descritas

⁷⁵ ELASHA, Faris. Prognosis of a Wind Turbine Gearbox Bearing Using Supervised Machine Learning. *Sensors*, (2019), vol 19 no 14, p 1-12.

⁷⁶ DJENZIRI, M.A. Hybrid method for remaining useful life prediction in wind turbine systems. *Renewable Energy*. Vol 116, no 2. (2018), p 173-187.

Figura 25 Sistema de progresión sistemática de métricas



Fuente: (Jaouher Ben Ali, 2017)

Para tener mayor información acerca de las métricas se describen de la siguiente manera.

Horizonte de pronóstico (*prognostic Horizon o PH*): Esta definida como la diferencia entre el índice de tiempo i y las predicciones que cumplen el rendimiento especificado del índice de tiempo EoL (end of Live). El rendimiento se especifica en términos del límite de error α en torno al verdadero EoL. La elección de α depende de la estimación necesario para tomar una acción correctiva ya sea realización de mantenimiento o modo de funcionamiento seguro. En la ecuación (36)

$$PH = t_{EoL} - t_{i_{\alpha\beta}} \quad (36)$$

Donde:

$i_{\alpha\beta} = \min\{j | (j \in p) \wedge (\pi[r(j)] \pm \alpha) \geq \beta\}$ es el primero que satisface las predicciones del criterio β dado α

P Es el conjunto de todos los índices temporales

i es el índice para l^{th} unidad bajo prueba (UUT)

β es la masa de probabilidad mínima aceptable

$r(j)$ es la predicción de distribución RUL de tiempo t_j

t_{EoL} en la predicción EoL (End of Line)

$\pi[r(j)]_{-\alpha}^{+\alpha}$ es la masa de probabilidad de la predicción PDF dentro de los límites

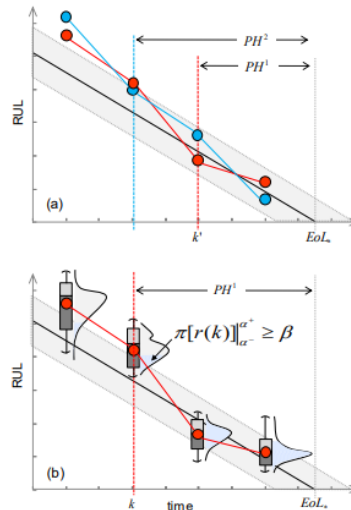
α que vienen dados por $\alpha^+ = r * \alpha \cdot t_{EoL}$ y $\alpha^- = r * -\alpha \cdot t_{EoL}$

El Horizonte Pronóstico (PH) se define como la diferencia entre el índice de tiempo i , cuando las predicciones cumplen por primera vez los criterios de rendimiento especificados (basados en los datos acumulados hasta el índice de tiempo i) y el índice de tiempo para EoL. El requisito de rendimiento puede especificarse en términos de un límite de error permitido (α) alrededor de la verdadera EoL. La elección de α depende de la estimación del tiempo necesario para tomar una acción correctiva. Dependiendo de la situación, esta acción correctiva puede corresponder a realizar mantenimiento (plantas de fabricación) o llevar el sistema a un modo de funcionamiento seguro (operaciones en una zona de combate).

Como se muestra en la Figura 26, el nivel deseado de precisión con respecto a la verdad del terreno EoL se especifica como $\pm\alpha$ bounds (banda sombreada). Las distribuciones RUL se trazan contra el tiempo para todos los algoritmos que se van a comparar. En casos simples, la evaluación puede basarse en estimaciones puntuales (media, mediana, etc.) de las distribuciones. El PH de un algoritmo se

declara tan pronto como la predicción correspondiente entra en la banda de precisión deseada⁷⁷.

Figura 26 Horizonte Pronóstico de dos algoritmos



Fuente Saxena et al (2010)

Como se desprende de la ilustración de la Figura 26(a), el segundo algoritmo (A2) tiene un PH más largo. Sin embargo, mirando de cerca las gráficas, A1 no tiene un rendimiento mucho peor que A2, pero este método, al ser menos robusto debido al uso de solo una estimación puntual, da como resultado valores de PH muy diferentes para los dos algoritmos. Esto se puede mejorar mediante el uso del criterio de β , como se muestra en la Figura 26(b).

El horizonte pronóstico produce una puntuación que depende de la duración de la vida enferma de un sistema y las escalas de tiempo en el problema en cuestión. El rango de PH está entre $(tEoL_tP)$ y $\max\{0, tEoL - tEoP\}$. La mejor puntuación

⁷⁷ SAXENA, Abhinav, CELAYA, Jose, SAHA, Sankalita, GOEBEL, Kai y SAHA, Bhaskar. Metrics for Offline Evaluation of Prognostic Performance, p 16-18

para PH se obtiene, cuando un algoritmo siempre predice dentro de la zona de precisión deseada y la peor puntuación, cuando nunca predice dentro de la zona de precisión. La noción de Horizonte de Predicción ha sido largamente discutida en la literatura desde un punto de vista conceptual. Esta métrica indica si las estimaciones predichas están dentro de los límites especificados alrededor del EoL real para que las predicciones se consideren confiables. Está claro que un horizonte pronóstico más largo, resulta en más tiempo disponible para actuar en base a una predicción que tiene cierta credibilidad deseada. Por lo tanto, al comparar algoritmos, se preferiría un algoritmo con un horizonte de predicción más largo⁷⁸.

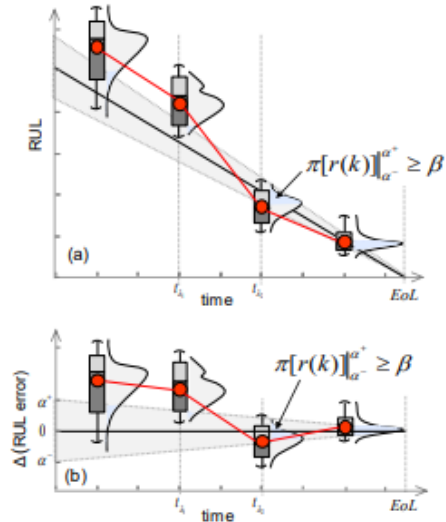
Rendimiento $\alpha - \lambda$:

Esta métrica cuantifica la calidad de la predicción determinando si la predicción se encuentra dentro de los límites especificados en momentos concretos con respecto a una medida de rendimiento. Estas instancias de tiempo se pueden especificar como porcentaje de la vida total enferma del sistema. El debate a partir de ahora se presenta en el contexto de la precisión como medida del rendimiento, por lo tanto, $\alpha - \lambda$ la precisión, pero cualquier medida del rendimiento de interés puede encajar en este marco⁷⁹.

⁷⁸ SAIDI, Lotfi. Wind turbine high-speed shaft bearings health prognosis through a spectral Kurtosis-derived indices and SVR. Applied Acoustics. Vol 120, (2017), p 1-7.

⁷⁹ TSOUTSANIS, Elias; MESKIN, Nader. Derivative-driven window-based regression method for gas turbine performance prognostics. Vol 128, no 3 (2017), 302-311.

Figura 27 Presentación de la RUL en el tiempo y RUL con error



Fuente: Saxena et al (2010)

$\alpha - \lambda$ precisión se define como una métrica binaria que evalúa si la precisión de la predicción en la instancia de tiempo específico t_λ cae dentro de los límites de α especificados (Figura 27). Aquí t_λ es una fracción de tiempo entre t_P y el t_{EoL} real. Los límites α aquí se expresan como un porcentaje del RUL real $r(i_\lambda)$ en t_λ . La expresión matemática de α - λ precisión se muestra en la ecuación (37)

$$\alpha = \lambda = \begin{cases} 1 & \text{if } \pi[r(j)]_{-\alpha}^{+\alpha} \geq \beta \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad (37)$$

λ es el modificador de la venta de tiempo

$$t_\lambda = t_p + \lambda(t_{EoL} - t_p)$$

β es la probabilidad mínima aceptable para el criterio

$r(i_\lambda)$ es la RUL prevista en el índice de tiempo i_λ

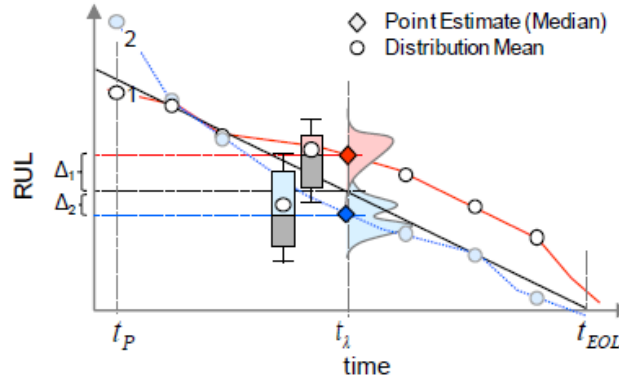
$\pi[r(i_\lambda)]_{-\alpha}^{+\alpha}$ es la masa de probabilidad de la predicción PDF dentro de los límites

α que vienen dados por $\alpha^+ = r * (i_\lambda) + \alpha \cdot r_{i_\lambda}$ y $\alpha^- = r * (i_\lambda) + \alpha \cdot r_{(i_\lambda)}$

Como ejemplo, esta métrica determinaría si una predicción cae dentro del 10% de precisión ($\alpha = 0.1$) del RUL verdadero a mitad de camino hasta el error desde el momento en que se realiza la primera predicción ($\lambda = 0.5$). La salida de esta métrica es binaria (1=Sí o 0=No) que indica si se cumple la condición deseada en un momento determinado. Este es un requisito más estricto en comparación con el horizonte de predicción, ya que requiere que las predicciones permanezcan dentro de un cono de precisión, es decir, los límites que se reducen a medida que pasa el tiempo, como se muestra en la Figura 27(a). Para facilitar la interpretabilidad α - λ precisión también se puede trazar como se muestra en la Figura 27 (b). Debe tenerse en cuenta que el conjunto de todos los índices de tiempo (p) donde se realiza una predicción que determina la frecuencia del paso de predicción en un PA. Por lo tanto, es posible que para un λ dado no haya una predicción evaluada en el tiempo $t\lambda$ si $i\lambda \in p$ correspondiente. En tales casos se pueden hacer arreglos alternativos como elegir otro λ' más cercano a λ tal que $i\lambda' \in p$.

La precisión relativa (RA) se define como una medida de error en la predicción de RUL en relación con el RUL $r^*(i\lambda)$ real en un índice de tiempo específico. Esta es una noción similar a la precisión de $\alpha - \lambda$ donde, en lugar de averiguar si las predicciones caen dentro de un nivel de precisión dado en un instante de tiempo dado, la precisión se mide cuantitativamente (Ver Figura 28). En primer lugar, se obtiene una estimación de punto de tendencia central adecuada de la distribución de probabilidad de predicción y luego se emplea la ecuación (38)

Figura 28 Esquema de Precisión Relativa



Fuente: Saxena et al (2010)

$$RA_\lambda^l = 1 - \frac{|r^l(i_\lambda) - \langle r^l(i_\lambda) \rangle|}{r^l(i_\lambda)} \quad (38)$$

λ es el modificador de la ventana de tiempo tal que $t_\lambda = t_p + \lambda(t_{EoL} - t_p)$,

l es el índice de la l^{th} unidad sometida a prueba (UUT)

$r(i_\lambda)$ Es el valor real de RUL en el índice de i_λ

$\langle r^l(i_\lambda) \rangle$ es un punto de tendencia central apropiado a la estimación de la distribución prevista por la vuelta al tiempo i_λ .

La precisión relativa (RA) transmite información en un momento específico. Se puede evaluar en varias instancias de tiempo antes de t_λ para tener en cuenta el comportamiento general del algoritmo a lo largo del tiempo. Para agregar estos niveles de precisión, la precisión relativa acumulativa (CRA) se puede definir como una suma ponderada normalizada de precisiones relativas en instancias de tiempo específicas. Su expresión matemática se muestra en la ecuación (39)

$$CRA_\lambda^l = \frac{1}{|P_\lambda|} \sum_{i \in P_\lambda} w(r^l(i)) RA_\lambda^l \quad (39)$$

Donde:

$w(r^l(i))$ es un factor de peso en función de la regla de los índices de tiempo

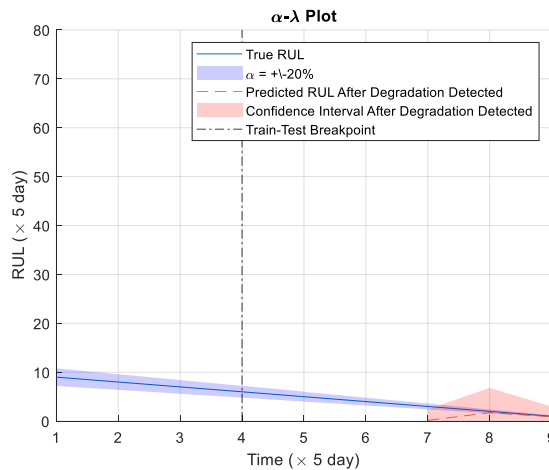
P_λ es el conjunto de todos los índices de tiempo antes de t_λ cuando se hace una predicción, $|P_\lambda|$ es la cardinalidad del set.

La convergencia es una métrica definida para cuantificar la velocidad a la que cualquier métrica (M) como la exactitud o la precisión mejora con el tiempo. Se define como la distancia entre el origen y el centroide del área bajo la curva para una métrica es una medida de la tasa de convergencia. La definición matemática de la convergencia se muestra en la ecuación (40)(41).

$$C_M = \sqrt{(x_c - t_p)^2 + y_c^2} \quad (40)$$

$$X_c = \frac{\frac{1}{2} \sum_{i=P}^{EOUP} (t_{i+1}^2 - t_i^2) M(i)}{\sum_{i=P}^{EOUP} (t_{i+1} - t_i) M(i)} \quad (41)$$

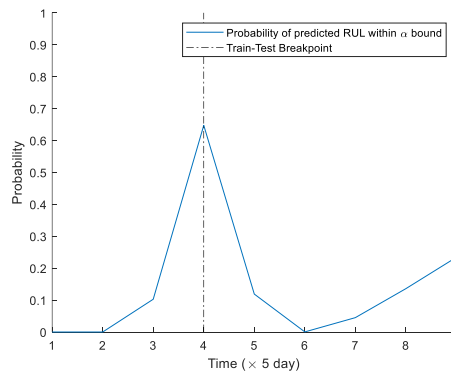
Figura 29 Grafica para predicción RUL



Fuente: (The MathWorks, 2021)

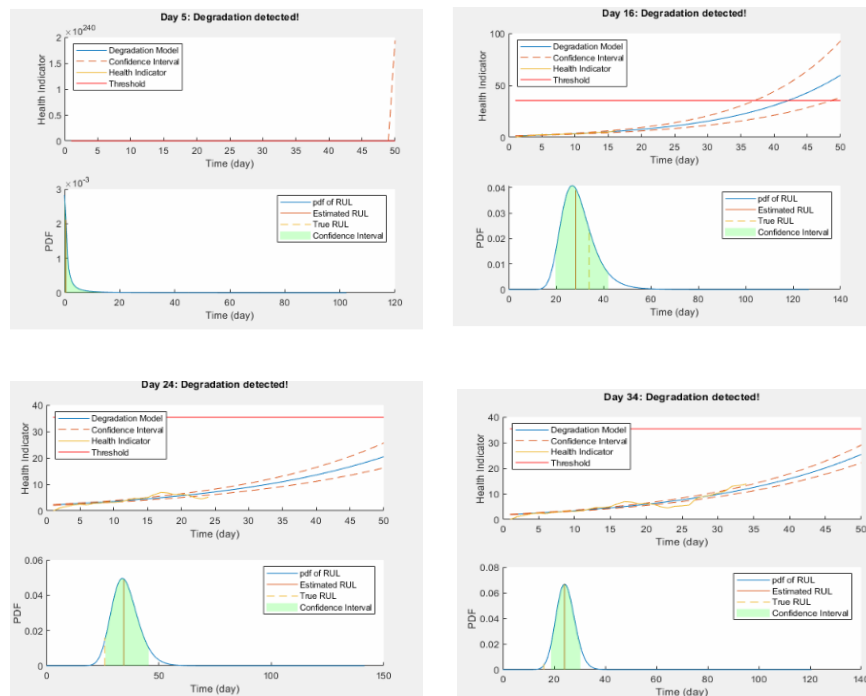
Dada que la prioridad preestablecida no refleja la verdadera prioridad, el modelo necesita unos espacios de tiempo para ajustar la distribución de parámetros adecuada. La predicción es más precisa a medida que se dispone de más puntos de los datos tomados.

Figura 30 Probabilidad dentro de los límites (alpha)



Fuente: (The MathWorks, 2021)

Figura 31. Degradación detectada durante días del 1 al 50



Fuente: (The MathWorks, 2021)

Del día 1 al 9 se tiene los indicadores de salud que se tomaron de los datos experimentales, del 9 al 10 se estima pronostico del modelo de degradación exponencial, las punteadas son el intervalo de confianza en la cual el estado de salud se encuentra dentro del intervalo de confianza garantizando que el indicador de salud se encuentre dentro del umbral.

6. CONCLUSIONES

Este trabajo compila una estrategia que estima la degradación de los rodamientos de alta velocidad de un aerogenerador de 2 MW en tres estados (sano, degradado y fallo). El proceso de monitorización y estimación de la vibración en los rodamientos se llevó a cabo a partir de *dataset* en condiciones experimentales acordes con variables reales. En tal sentido, el método estudiado presenta ventajas referentes a la eficacia frente al ruido, dado que permitió implementar un filtro de media móvil, y las condiciones industriales extremas propios de este tipo de sistema. De hecho, los datos de la señal de vibración registrada fueron procesados en el dominio del tiempo y dominio de la frecuencia, lo cual permitió estimar inmediatamente el indicador de salud el nivel de degradación en lugar de observar las tendencias durante un largo periodo.

Por otra parte, se presentan métodos basados en características derivadas de la Kurtosis Espectral (SK) para extraer las características la vibración del rodamiento. Esto permitió calcular los índices de salud para evaluar la gravedad de la degradación de los cojinetes. Con base en estos resultados, se logró demostrar que las características derivadas de SK pueden proporcionar la estimación de los defectos de los rodamientos lo que finalmente contribuye con el proceso de evaluación de la degradación de los rodamientos.

Los resultados obtenidos indican que el SK es factible para ser utilizado con éxito en el diagnóstico de fallos de los cojinetes en aerogeneradores. Esto teniendo en

cuenta que, utilizando los datos históricos de vibración de funcionamiento hasta el fallo e índices del dominio del tiempo,

BIBLIOGRAFÍA

A. SAXENA, J. CELAYA, B. SAHA, S. SAHA Y K. GOEBEL, 'Evaluación de Métricas de Rendimiento de Algoritmos Adaptadas Para Pronósticos', *Conferencia Aeroespacial IEEE 2009*, 2009, 1–13
<<https://ieeexplore.ieee.org/document/4839666>>

BEN ALI, JAOUHER, BRIGITTE CHEBEL-MORELLO, LOTFI SAIDI, SIMON MALINOWSKI, AND FARHAT FNAIECH, 'Accurate Bearing Remaining Useful Life Prediction Based on Weibull Distribution and Artificial Neural Network', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 56 (2015), 150–72
<<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2014.10.014>>

BEN ALI, JAOUHER, LOTFI SAIDI, SALMA HARRATH, ERIC BECHHOEFER, AND MOHAMED BENBOUZID, 'Online Automatic Diagnosis of Wind Turbine Bearings Progressive Degradations under Real Experimental Conditions Based on Unsupervised Machine Learning', *Applied Acoustics*, 132 (2018), 167–81
<<https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.11.021>>

ANTONI, JÉRÔME, 'Fast Computation of the Kurtogram for the Detection of Transient Faults', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (2007), 108–24
<<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.12.002>>

E, SERGIO YÁNEZ C.*RONALD ANDRÉS GRANADA G.**MARIO CESAR JARAMILLO, 'Modelos y Análisis Para Datos de Degradación', *Revista Colombiana de Estadística*, Volumen 26 (2003), 41–59 <<https://revistas.unal.edu.co/index.php/estad/article/view/28676/28992>>

MCFADDEN, P, AND J P., SMITH, 'A Signal Processing Technique for Detecting Local Defects in a Gear from a Signal Average of the Vibration', 1958

OBEID Z, PICOT A, POIGNANT S, REGNIER J, DARNIS O, MAUSSION P., 'Experimental Comparison between Diagnostic Indicators for Bearing Fault Detection in Synchronous Machine by Spectral Kurtosis and Energy Analysis', *38th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, 2012, 3901–6

SAIDI, LOTFI, JAOUHER BEN ALI, ERIC BECHHOEFER, AND MOHAMED BENBOUZID, 'Wind Turbine High-Speed Shaft Bearings Health Prognosis through a Spectral Kurtosis-Derived Indices and SVR', *Applied Acoustics*, 120 (2017), 1–8 <<https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.01.005>>

SAIDI, LOTFI, JAOUHER BEN ALI, AND FARHAT FNAIECH, 'Application of Higher Order Spectral Features and Support Vector Machines for Bearing Faults Classification', *ISA Transactions*, 54 (2015), 193–206

<<https://doi.org/10.1016/j.isatra.2014.08.007>>

TANDON, N., AND A. CHOUDHURY, 'Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings', *Tribology International*, 32 (1999), 469–80
<[https://doi.org/10.1016/S0301-679X\(99\)00077-8](https://doi.org/10.1016/S0301-679X(99)00077-8)>

The MathWorks, Inc., 'Wind Turbine High-Speed Bearing Prognosis', *MathWorks*, 2021, pp. 1–9
<<https://www.mathworks.com/help/predmaint/examples/wind-turbine-high-speed-bearing-prognosis.html>> [accessed 25 May 2021]

Zhou, Y., J. Chen, G. M. Dong, W. B. Xiao, and Z. Y. Wang, 'Application of the Horizontal Slice of Cyclic Bispectrum in Rolling Element Bearings Diagnosis', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 26 (2012), 229–43
<<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.07.006>>