



EDUCACIÓN

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Tesis de Maestría

Análisis Comparativo de Esquemas de Detección y
Diagnóstico de Fallas en un Sistema de Conversión de
Energía Eólica

presentada por

Ing. Diego Enrique Rivera Espinoza

como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica

Director de tesis

Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez

Codirector de tesis

Dr. Manuel Adam Medina

Cuernavaca, Morelos, México. Agosto 2020



"2020, Año de Leonor Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

Cuernavaca, Mor.,	24/agosto/2020
No. de Oficio:	DIE/441/20
Asunto:	Aceptación de documentos de tesis

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del **C. Ing. Diego Enrique Rivera Espinoza**, con número de control **M18CE089** de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado **"Análisis comparativo de esquemas de detección y diagnóstico de fallas en sistemas de conversión de energía eólica"** y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez
Doctor en Ingeniería
Cédula profesional 3431842

CODIRECTOR DE TESIS

Dr. Manuel Adam Medina
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
Cédula profesional 5992003

REVISOR 1

Dr. Carlos Daniel Garcia Beltrán
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
Cédula profesional 8699605

REVISOR 2

Dr. Victor Manuel Alvarado Martínez
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
Cédula profesional 8031070

C.p. M.E. Guadalupe Gamdo Rivera- Jefa del Departamento de Servicios Escolares
Estudiante
Expediente

MPS/Dr.



"2020. Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

Cuernavaca, Morelos **24 agosto 2020**

OFICIO No. SAC/246/2020

Asunto: Autorización de impresión de tesis

**DIEGO ENRIQUE RIVERA ESPINOZA
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
P R E S E N T E**

Por este conducto tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "Análisis comparativo de esquemas de detección y diagnóstico de fallas en sistemas de conversión de energía eólica", ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

A T E N T A M E N T E

Excelencia en Educación Tecnológica
"Conocimiento y tecnología al servicio de México"

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO

C.c.p. M.E. Guadalupe Carrido Rivera, Jefa del Departamento de Servicios Escolares
Expediente
GVGRCHG



**CENTRO NACIONAL
DE INVESTIGACIÓN
Y DESARROLLO
TECNOLÓGICO
SUBDIRECCIÓN
ACADÉMICA**

DEDICATORIA

A mi amadas y bellas mujeres, mi esposa e hija, por ser el motor, las ganas, la inspiración, la fuerza, la templanza, el amor, la dulzura, la felicidad, la paciencia, el entendimiento y la perseverancia de ésta extraordinaria y magnífica vida. Las amo.

A mis padres, por siempre estar, respetar, aconsejar, proteger y apoyar en todo momento y situación, sin esperar nada a cambio. Por darme la oportunidad de existir y disfrutar ésta vida.

A mis tres hermanos por ser la chispa, alegría y sobre todo mis tres fieles compañeros de vida. Con su apoyo todo resulta ser siempre más fácil y sumamente divertido.

Gracias por existir, compartir y coincidir...

AGRADECIMIENTOS

Agradezco infinitamente a Dios por iluminar, guiar y bendecir mi camino día a día.

A mi madre por siempre cuidar de mí y de los míos a donde quiera que vaya.

Al Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez por recordarme siempre dar lo mejor de mí y alentarme a continuar preparándome profesionalmente día a día. Agradezco su formalidad y propiedad del manejo de cualquier situación es un gran ejemplo para mí.

Al Dr. Manuel Adam Medina por ser esa voz de aliento en momentos complicados, esa voz de ánimo que es capaz de sacarte de cualquier situación agobiante, Gracias por siempre estar disponible para mí.

Al Dr. Carlos Daniel García Beltrán por dar siempre soluciones prácticas y efectivas para cualquier problema. Gracias por las asesorías, revisiones y sobre todo, gracias por los consejos.

Al Dr, Víctor Alvarado Martínez por su simplicidad para ver las cosas, gracias por las pláticas y el gran sentido del humor.

Al Dr. Jarniel García Morales por el tiempo, la gran amistad y sobre todo la disposición y las ganas para poder atender amablemente cualquier dificultad existente. Gracia mi hermano.

A mis compañeros y amigos, Alexis, Donaciano, Zuly, Yussef, Isael y Samuel, por ser mis acompañantes en momentos de felicidad, relajamiento y frustración. Ha sido un enorme placer poder coincidir durante dos años y compartir éste instante de vida con ustedes.

A la Lic. Lorena Ruiz Ramírez por su calidez y buen trato, por siempre estar al pendiente de todo y por el gran apoyo para poder consolidar administrativamente éste trabajo.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por proporcionarme el sustento económico para culminar en tiempo y forma mis estudios de posgrado.

Al Tecnológico Nacional de México / Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET), por siempre brindarme la infraestructura necesaria para desarrollar mi formación académica.

Gracias a todos.

RESUMEN

En este documento de tesis de maestría se presenta un análisis comparativo de estrategias de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica. Las estrategias consideradas para realizar las estrategias de detección y diagnóstico de fallas se clasifican en métodos de detección basados en modelo y algoritmos inteligentes basados en el procesamiento de señales.

Durante el desarrollo de este trabajo se realiza un análisis del desempeño de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas seleccionadas evaluando los residuos generados de la simulación de diez escenarios de fallas en sensores y actuadores para los subsistemas *Pitch* y eléctrico de un sistema de referencia (*Benchmark*), el cual emula el comportamiento dinámico de una turbina horizontal de tres aspas con una capacidad de 4.8 MW. Los criterios de evaluación considerados son: raíz cuadrada del error cuadrático medio, varianza y desviación estándar.

Se presenta un análisis de robustez de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas mediante la evaluación de tres escenarios fundamentados en la variación de parámetros esenciales del sistema de conversión de energía eólica, velocidad del viento, coeficiente de par y la potencia de referencia del sistema. Los criterios de evaluación considerados son: Tiempo de detección, omisión de alarmas y falsas alarmas.

Con el objetivo de incrementar la sensibilidad de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas, se realiza el cálculo de un umbral adaptativo reduciendo el índice de omisión y falsas alarmas de los algoritmos diseñados, evaluando los resultados mediante la réplica del análisis comparativo y de robustez.

Finalmente se presenta un análisis modo efecto falla, el cual justifica la importancia de realizar una oportuna detección de fallas en los sensores de medición de un sistema de conversión de energía eólica.

ABSTRACT

This thesis presents a comparative analysis of failure detection and diagnosis strategies applied to a wind energy conversion system. The strategies considered to perform fault detection and diagnosis are classified into model-based detection methods and intelligent algorithms based on signal processing.

During the development of this work, an analysis of the performance of the selected fault detection and diagnosis strategies is performed, evaluating the residuals generated from the simulation of ten sensor and actuator failure scenarios for the Pitch and electrical subsystems of a Benchmark system, which emulates the dynamic behavior of a horizontal three-bladed turbine with a capacity of 4.8 MW. The evaluation criteria considered are: square root of the mean square error, variance and standard deviation.

A robustness analysis of fault detection and diagnosis schemes is presented by evaluating three scenarios based on the variation of essential parameters of the wind energy conversion system, wind speed, torque coefficient and the reference power of the system. The evaluation criteria considered are: Detection time, omission of alarms and false alarms.

In order to increase the sensitivity of failure detection and diagnosis strategies, an adaptive threshold calculation is performed to reduce the omission rate and false alarms of the designed algorithms, evaluating the results by replicating the comparative and robustness analysis.

Finally, a failure mode analysis is presented, which justifies the importance of making a timely detection of failures in the measurement sensors of a wind energy conversion system.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	I
ABSTRACT	II
ÍNDICE GENERAL	III
ÍNDICE DE TABLAS.....	VI
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VIII
NOMENCLATURA.....	XII
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Antecedentes.....	1
1.2 Planteamiento del problema	2
1.3 Objetivos	3
1.3.1 Objetivo general	3
1.3.2 Objetivos específicos.....	3
1.4 Metas.....	3
1.5 Alcance.....	3
1.6 Estado del arte	4
1.6.1 Fallas en los subsistemas del WECS.....	5
1.6.2 Sistema de referencia.....	5
1.6.3 Modelo matemático del subsistema <i>Pitch</i>	5
1.6.4 Modelo matemático del subsistema eléctrico.....	6
1.6.5 Análisis Modo Efecto Falla.....	6
1.6.6 Escenarios de falla	7
1.6.7 Filtro de Kalman	7
1.6.8 Observador por modos deslizantes <i>super-twisting</i>	8
1.6.9 Observador Luenberger.....	8
1.6.10 Observador UIO	8
1.6.11 Red Neuronal Artificial	9
1.6.12 Transformada Rápida de Fourier	9
1.6.13 Análisis comparativo.....	10
1.7 Justificación.....	13
1.8 Aportaciones.....	13

1.9	Originalidad	14
1.10	Estructura del documento	14
2.	MARCO TEÓRICO	16
2.1	Sistema de conversión de energía eólica	16
2.1.1	Buje	17
2.1.2	Palas	17
2.1.3	Sistema Pitch.....	17
2.1.4	Tren de transmisión	17
2.1.5	Generador eléctrico	17
2.1.6	Sistema <i>Yaw</i>	18
2.1.7	Torre soporte	18
2.1.8	Sensores de viento	18
2.2	Arreglos de sistemas de conversión de energía eólica	18
2.3	Falla	21
2.4	Detección de fallas	21
2.5	Diagnóstico de fallas.....	21
2.6	Estrategia de detección y diagnóstico de fallas basada en modelo.....	21
2.6.1	Filtro de Kalman	22
2.6.2	Observador por modos deslizantes <i>super-twisting</i>	23
2.6.3	Observador Luenberger.....	23
2.6.4	Observador UIO	24
2.6.5	Estrategias de detección y diagnóstico de fallas inteligente.....	24
2.6.6	Red Neuronal Artificial	24
2.7	Transformada rápida de Fourier	25
2.8	Análisis Modo Efecto Falla.....	26
3.	CASO DE ESTUDIO: TURBINA EÓLICA	28
3.1	Modelo del sistema de referencia <i>Benchmark</i>	28
3.1.1	Subsistema aerodinámico.....	28
3.1.2	Subsistema <i>Pitch</i>	29
3.1.3	Subsistema del tren de transmisión	30
3.1.4	Subsistema eléctrico.....	31
3.1.5	Subsistema de control	31
3.2	Estrategias de detección y diagnóstico de fallas propuestas	32

3.2.1	Filtro de Kalman	32
3.2.2	Observador por modos deslizantes <i>super-twisting</i>	34
3.2.3	Observador Luenberger.....	35
3.2.4	Observador UIO	35
3.2.5	Red Neuronal Artificial	37
4.	RESULTADOS	42
4.1	Análisis modo efecto falla	42
4.2	Análisis de casos de falla.....	46
4.3	Generación de residuos del subsistema <i>Pitch</i>	47
4.4	Generación de residuos del subsistema eléctrico	61
4.5	Análisis comparativo.....	79
4.6	Análisis de robustez.....	81
4.6.1	Subsistema <i>Pitch</i> – Umbral fijo	82
4.6.2	Subsistema eléctrico – Umbral fijo.....	86
4.6.3	Subsistema <i>Pitch</i> – Umbral adaptativo	90
4.6.4	Subsistema eléctrico – Umbral adaptativo	94
5.	CONCLUSIONES	100
5.1	TRABAJOS FUTUROS.....	102
6.	REFERENCIAS	103
	APÉNDICES.....	108

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 Resumen de referencias bibliográficas consultadas	10
Tabla 4.1 Análisis Modo Efecto Falla del Sistema de Conversión de Energía Eólica.....	43
Tabla 4.2 Casos de falla considerados para el análisis comparativo de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas.....	46
Tabla 4.3 Caracterización de los casos de falla considerados.....	47
Tabla 4.4 Comparativa del desempeño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. Subsistema Pitch.....	80
Tabla 4.5 Comparativa del desempeño de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas. Subsistema eléctrico.....	80
Tabla 4.6 Escenarios de prueba para la evaluación de la robustez de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas.....	81
Tabla 4.7 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0	82
Tabla 4.8 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1	83
Tabla 4.9 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2	84
Tabla 4.10 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3	85
Tabla 4.11 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0	86
Tabla 4.12 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1	87
Tabla 4.13 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2	88
Tabla 4.14 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3	89
Tabla 4.15 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0	90
Tabla 4.16 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1	91
Tabla 4.17 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2	92
Tabla 4.18 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3	93
Tabla 4.19 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0	94
Tabla 4.20 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1	95
Tabla 4.21 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2	96
Tabla 4.22 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3	97
Tabla 4.23 Evaluación del desempeño de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas durante los escenarios de prueba del análisis de robustez. Subsistema Pitch.....	98
Tabla 4.24 Evaluación del desempeño de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas durante los escenarios de prueba del análisis de robustez. Subsistema eléctrico.....	99

Tabla A.1 Comportamiento de las señales de medición del sistema de referencia Benchmark bajo condiciones de falla del subsistema Pitch.....	119
Tabla A.2 Comportamiento de las señales de medición del sistema de referencia Benchmark bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico	122

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1	Producción mundial aproximada de energía eléctrica durante el 2018.....	1
Figura 1.2	Líderes mundiales en la obtención de energía eléctrica a través de recursos eólicos	2
Figura 1.3	Arquitectura básica de la condición de monitoreo y diagnóstico de un WECS [11]	4
Figura 2.1	Diagrama de bloques del sistema de conversión de energía eólica	16
Figura 2.2	Componentes del sistema de conversión de energía eólica.....	16
Figura 2.3	Arreglos de un sistema de conversión de energía eólica.....	20
Figura 2.4	Procedimiento para realizar la detección y diagnóstico de fallas	21
Figura 2.5	Algoritmo del filtro de Kalman.....	22
Figura 2.6	Modelo del observador por modos deslizantes basado en el algoritmo super-twisting	23
Figura 2.7	Estructura del observador Luenberger	24
Figura 2.8	Estructura del observador de entradas desconocidas UIO.....	24
Figura 2.9	Red Neuronal tipo Perceptron multicapa.....	25
Figura 3.1	Diagrama de bloques de los subsistemas que conforman el Benchmark	28
Figura 3.2	Actuador del sistema <i>Pitch</i> [67].....	29
Figura 3.3	Zonas de operación de una turbina eólica [6].....	32
Figura 3.4	RNA para la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema <i>Pitch</i>	38
Figura 3.5	RNA para la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico	40
Figura 4.1	Perfil del viento contenido en el Benchmark.....	47
Figura 4.2	Esquema de generación de residuos para el subsistema <i>Pitch</i>	48
Figura 4.3	Umbrales de operación aplicados a la señal residuo del ángulo <i>Pitch</i> . OMDST	51
Figura 4.4	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> - OMDST	51
Figura 4.5	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> - UIO.....	52
Figura 4.6	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> - OLUEN.....	52
Figura 4.7	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> - FK	52
Figura 4.8	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> – RNA.....	53
Figura 4.9	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> – RNA FFT	53
Figura 4.10	Extracto de la señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> – OMDST.....	55
Figura 4.11	Señal de residuo del ángulo <i>Pitch</i> – OMDST – Umbral adaptativo	55

Figura 4.12 Señal de residuo del ángulo Pitch – UIO – Umbral adaptativo	56
Figura 4.13 Señal de residuo del ángulo Pitch – OLUEN – Umbral adaptativo.....	56
Figura 4.14 Señal de residuo del ángulo Pitch – FK – Umbral adaptativo	56
Figura 4.15 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA – Umbral Adaptativo	57
Figura 4.16 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA FFT – Umbral Adaptativo	57
Figura 4.17 Perfil de falla del ángulo de <i>Pitch</i>	58
Figura 4.18 Señal de alarma del residuo del ángulo de Pitch – OMDST	59
Figura 4.19 Señal de alarma del residuo del ángulo de Pitch – UIO.....	59
Figura 4.20 Señal de alarma del residuo del ángulo de Pitch – OLUEN.....	60
Figura 4.21 Señal de alarma del residuo del ángulo de Pitch – FK	60
Figura 4.22 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA.....	60
Figura 4.23 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA FFT	61
Figura 4.24 Esquema de generación de residuos para el subsistema eléctrico.....	62
Figura 4.25 Extracto de la señal de residuo del par generado – OMDST	63
Figura 4.26 Señal de residuo de par generado – OMDST.....	64
Figura 4.27 Señal de residuo de par generado – OLUEN	64
Figura 4.28 Señal de residuo de par generado – FK.....	65
Figura 4.29 Señal de residuo de par generado – RNA	65
Figura 4.30 Señal de residuo de par generado – RNA FFT.....	65
Figura 4.31 Señal de residuo de la potencia generada – OMDST.....	66
Figura 4.32 Señal de residuo de la potencia generada – OLUEN	66
Figura 4.33 Señal de residuo de la potencia generada – FK.....	67
Figura 4.34 Señal de residuo de la potencia generada – RNA	67
Figura 4.35 Señal de residuo de la potencia generada – RNA FFT.....	67
Figura 4.36 Extracto de la señal de residuo de par generado – OMDST – Umbral Adaptativo	68
Figura 4.37 Señal de residuo del par generado – OMDST – Umbral Adaptativo	69
Figura 4.38 Señal de residuo del par generado – OLUEN – Umbral Adaptativo.....	69
Figura 4.39 Señal de residuo del par generado – FK – Umbral Adaptativo	69
Figura 4.40 Señal de residuo del par generado – RNA – Umbral Adaptativo	70
Figura 4.41 Señal de residuo del par generado – RNA FFT – Umbral Adaptativo	70
Figura 4.42 Señal de residuo de la potencia generada – OMDST – Umbral Adaptativo..	71
Figura 4.43 Señal de residuo de la potencia generada – OLUEN – Umbral Adaptativo ..	71

Figura 4.44	Señal de residuo de la potencia generada – FK– Umbral Adaptativo	72
Figura 4.45	Señal de residuo de la potencia generada – RNA– Umbral Adaptativo	72
Figura 4.46	Señal de residuo de la potencia generada – RNA FFT– Umbral Adaptativo.	72
Figura 4.47	Perfil de falla de par generado	73
Figura 4.48	Señal de alarma del residuo del par generado – OMDST	74
Figura 4.49	Señal de alarma del residuo del par generado – OLUEN.....	74
Figura 4.50	Señal de alarma del residuo del par generado – FK.....	75
Figura 4.51	Señal de alarma del residuo del par generado – RNA.....	75
Figura 4.52	Señal de alarma del residuo del par generado – RNA FFT	76
Figura 4.53	Perfil de falla de potencia generada	76
Figura 4.54	Señal de alarma del residuo de la potencia generada – OMDST	77
Figura 4.55	Señal de alarma del residuo de la potencia generada – OLUEN.....	77
Figura 4.56	Señal de alarma del residuo de la potencia generada – FK.....	78
Figura 4.57	Señal de alarma del residuo de la potencia generada – RNA.....	78
Figura 4.58	Señal de alarma del residuo de la potencia generada – RNA FFT	79
Figura A.1	Perfil de viento del <i>Benchmark</i>	108
Figura A.2	Par aerodinámico de la turbina eólica.....	108
Figura A.3	Velocidad angular del rotor de la turbina eólica – Variable de estado del subsistema dinámico	109
Figura A.4	Velocidad angular del generador eléctrico – Variable de estado del subsistema dinámico	109
Figura A.5	Ángulo de <i>Pitch</i> de referencia requerido por el subsistema de control.....	110
Figura A.6	Par de referencia requerido por el subsistema de control.....	110
Figura A.7	Señal de medición del ángulo de <i>Pitch</i>	110
Figura A.8	Señal de medición de la velocidad angular del rotor de la turbina eólica	111
Figura A.9	Señal de medición de la velocidad angular del generador eléctrico	111
Figura A.10	Señal de medición del par generado	111
Figura A.11	Señal de medición de la potencia generada	112
Figura A.12	Gráficas de residuos de la señal del ángulo de <i>Pitch</i> de los algoritmos detección y diagnóstico de fallas.....	113
Figura A.13	Gráficas de residuos de la señal de potencia generada de los algoritmos detección y diagnóstico de fallas.....	114
Figura A.14	Gráficas de residuos de la señal de par generado de los algoritmos detección y diagnóstico de fallas.....	115

Figura A.15 Comportamiento de la señal del ángulo de <i>Pitch</i> bajo condiciones de falla del subsistema <i>Pitch</i>	116
Figura A.16 Comportamiento de la señal velocidad angular del rotor de la turbina eólica bajo condiciones de falla del subsistema <i>Pitch</i>	117
Figura A.17 Comportamiento de la señal velocidad angular del generador eléctrico bajo condiciones de falla del subsistema <i>Pitch</i>	117
Figura A.18 Comportamiento de la señal del par generado bajo condiciones de falla del subsistema <i>Pitch</i>	118
Figura A.19 Comportamiento de la señal de la potencia generada bajo condiciones de falla del subsistema <i>Pitch</i>	118
Figura A.20 Comportamiento de la señal del ángulo de <i>Pitch</i> bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico	120
Figura A.21 Comportamiento de la señal velocidad angular del rotor de la turbina eólica bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico	120
Figura A.22 Comportamiento de la señal velocidad angular del generador eléctrico bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico.....	121
Figura A.23 Comportamiento de la señal del par generado bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico	121
Figura A.24 Comportamiento de la señal de la potencia generada bajo condiciones de falla del subsistema Eléctrico	122
Figura A.25 Filtrado de la señal del ángulo de <i>Pitch</i> – FFT	124
Figura A.26 Espectro de amplitud de la señal del ángulo de <i>Pitch</i>	124
Figura A.27 Filtrado de la señal de referencia del ángulo de <i>Pitch</i> – FFT	125
Figura A.28 Espectro de amplitud de la señal de referencia del ángulo de <i>Pitch</i>	125
Figura A.29 Filtrado de la señal de medición del par generado – FFT	126
Figura A.30 Espectro de amplitud de la señal de medición del par generado	126
Figura A.31 Filtrado de la señal de referencia del par generado – FFT.....	127
Figura A.32 Espectro de amplitud de la señal de referencia del par generado.....	127
Figura A.33 Filtrado de la señal de la velocidad angular del generador eléctrico – FFT	128
Figura A.34 Espectro de amplitud de la señal de la velocidad angular del generador eléctrico	128
Figura A.35 Configuración de un WECS de velocidad variable con DFIG y convertidor de potencia <i>back to back</i>	129
Figura A.36 Arreglo del RSC.....	132
Figura A.37 Arreglo del GSC	134

NOMENCLATURA

Símbolos

R	Matriz de ruido en las salidas del sistema
P	Matriz de covarianza del error
Q	Matriz de covarianza debido al ruido en los estados
y_λ	Salida del subsistema
$f_\lambda(x)$ y $g_\lambda(x)$	Funciones suaves
$u_\lambda \in \mathbb{R}$	Entrada del control
$w_\lambda(x)$	Perturbación desconocida
$(y(t) - \hat{y}(t))$	Diferencia entre las señales de salida y la señal generada por el observador
L	Matriz de ganancias del observador
N, G_1, L y H_2	Grados de libertad
j, i	Elemento j-ésima e i-ésima
k	k-ésima capa
x_i	Vector de señales de entrada
$b_j(n)$	<i>Bias</i>
$\omega(n)$	Peso sináptico
$\varphi(\bullet)$	Función de activación
$\omega(n)$	Número de iteración
$y_i =$	Vector de señales de salida
R	Radio de las aspas del rotor
$v_w(t)$	Velocidad del viento
$C_q(\lambda(t), \beta_i(t))$	Coefficiente de par mecánico
$\lambda(t)$	Velocidad específica o periférica

$\beta_i(t)$	Ángulo de <i>Pitch</i>
ξ	Coefficiente de amortiguamiento
ω_n	Frecuencia natural del sistema
$\beta_r(s)$	Ángulo de inclinación requerido por el sistema de control del WECS
ω_r	Velocidad angular del rotor de la turbina eólica
ω_g	Velocidad angular del generador eléctrico
θ_Δ	Diferencia entre el desplazamiento angular del tren de baja y alta velocidad
τ_r	Par producido por la turbina eólica
τ_g	Par producido por el generador eléctrico
B_{dt}	Coefficiente de fricción viscosa del tren de transmisión
B_r	Coefficiente de fricción viscosa del rotor de la turbina eólica
K_{dt}	Constante de rigidez del tren de transmisión
J_g	Momento de inercia del eje de alta velocidad
N_g	Relación de engranaje de la caja de cambios
η	Eficiencia del tren de transmisión
τ_{gr}	Par de referencia del generador
α_{gc}	Características del generador y convertidor
η_g	Eficiencia del generador eléctrico
T_u	Umbral adaptativo superior
T_l	Umbral adaptativo inferior
y_m	Salida del sistema
y_e	Error del sistema
t_β	Nivel de significación

v	Desviación estándar del error
v_w	Velocidad del viento
θ_r	Ángulo de referencia del <i>Yaw</i>
θ_m	Ángulo medido del <i>Yaw</i>
β_r	Ángulo de referencia del <i>Pitch</i>
β_m	Ángulo medido del <i>Pitch</i>
τ_r	Par de referencia
τ_g	Par generado
τ_{gm}	Par generado medido
ω_{gm}	Velocidad angular del generador medida
ω_{rm}	Velocidad del rotor medida
P_g	Potencia generada
P_r	Potencia de referencia
θ	Ángulo del <i>Yaw</i>
β	Ángulo del <i>Pitch</i>
i	Número de pala

Abreviaturas

GW	Gigawatt
WECS	Sistema de conversión de energía eólica. <i>Wind Energy Conversion System.</i>
MW	Megawatt
WWEA	Asociación mundial de energía eólica. <i>Wind World Energy Association.</i>
FMEA	Análisis modo efecto falla <i>Failure Mode and Effect Analysis</i>
PI	Proporcional integral <i>Proportional and Integral</i>
FDI	Detección y asilamiento de fallas. <i>Falut Detection and Isolation</i>
PD	Proporcional derivativo <i>Proportional and Derivative</i>
DFIG	Generador de inducción doblemente alimentado <i>Double Feed Induction Generator</i>
SVD	Descomposición singular de valores <i>Singular Value Decomposition</i>
DFT	Transformada discreta de Fourier <i>Discret Fourier Transform</i>
FFT	Transformada rápida de Fourier <i>Fast Fourier Transform</i>
UIO	Observador de entradas desconocidas <i>Unknow Input Observer</i>
RNA	Red Neuronal Artificial
OMDST	Observador por Modos Deslizantes <i>Super-Twisting</i>
OLUEN	Observador Luenberger
FK	Filtro de Kalman

SVM	Máquina de vectores soporte <i>Support Vector Machine</i>
VOC	Control de voltaje orientado <i>Voltage Oriented Control</i>
MPPT	Seguimiento del punto máximo de potencia <i>Maximun Power Point Tracker</i>
NREL	Laboratorio nacional de energías renovables <i>National Renewable Energy Laboratory</i>
FAST	<i>Formative Assessment System for Teachers</i>
SCIG	Generador de inducción jaula de ardilla <i>Squirrel Cage Induction Generator</i>
WRIG	Generador de inducción de rotor devanado <i>Wound Rotor Induction Generator</i>
PMSG	Generador síncrono de imanes permanentes <i>Permanent Magnet Synchronous Generator</i>
WRSG	Generador síncrono de rotor devanado <i>Wound Rotor Synchronous Generator</i>
RPN	Número de prioridad de riesgo <i>Risk Priority Number</i>
p.u.	Por unidad
RMSE	Raíz cuadrática del error cuadrático medio <i>Root Mean Square Deviation</i>
VAR	Varianza
STD	Desviación estándar
TD	Tiempo de Detección
OA	Omisión de Alarmas
FA	Falsas Alarmas

1.INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

En los últimos años, dentro del rubro de producción de energía eléctrica, las fuentes de energía renovable han multiplicado su nivel de trascendencia debido al incremento de los costos, reservas limitadas y el impacto ambiental que generan los combustibles fósiles. La producción de energía eléctrica por medio de la energía procedente del viento se ha convertido en una de las principales fuentes de generación de energías limpias. Al mismo tiempo, los avances tecnológicos, la reducción de costos de producción y las iniciativas gubernamentales han hecho que las fuentes de energías limpias incrementen su plusvalía dentro del mercado energético a nivel mundial.

La asociación internacional REN21 en [1] notifica el porcentaje de producción de energía eléctrica a nivel mundial mediante el uso de fuentes renovables y no renovables. En la **Figura 1.1**, se presenta la distribución de la producción mundial aproximada de energía eléctrica durante el 2018 [1]. En donde se observa que el porcentaje correspondiente a la producción de energía eléctrica a través de fuentes renovables es del orden de 26.2 %. Dentro de este porcentaje, la producción de energía eléctrica por medio de la energía cinética del viento ocupa el segundo lugar con un porcentaje del 5.5 %. Al mismo tiempo, REN21 a finales del 2018 reportó una capacidad eólica instalada aproximada de 591 GW (51 GW más que en el 2017) a nivel mundial. En donde China, Estados Unidos, Alemania e India son considerados como los países con mayor capacidad de producción de energía eléctrica proveniente de la potencia del viento, ver **Figura 1.2**. [1]

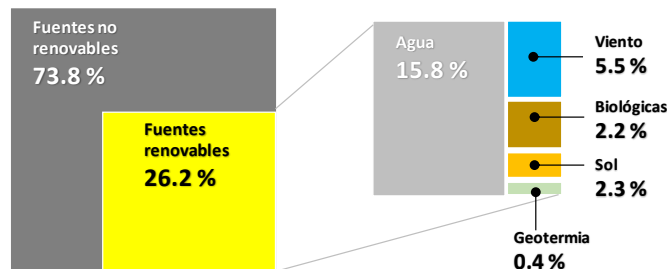


Figura 1.1 Producción mundial aproximada de energía eléctrica durante el 2018

De acuerdo con los índices mostrados en la **Figura 1.1**, se puede considerar que la energía eólica es una de las fuentes de energía renovables con mayor crecimiento en los últimos años. Por lo anterior, el desarrollo de nuevas turbinas de viento y sistemas de conversión de energía eólica que garanticen el incremento de la eficiencia y confiabilidad del proceso de conversión de energía, se ha convertido en una de las principales actividades y retos de la industria eléctrica, así como el diseño de nuevos esquemas de detección y diagnóstico de comportamientos anómalos del sistema.

Durante el periodo 1997-2005 [2], se realizó un estudio a los parques eólicos de Suecia, en donde se presenta la distribución de fallas reportadas durante el ciclo del 2000-2004, así como el tiempo fuera de operación correspondiente a los subsistemas dañados, siendo el sistema eléctrico el subsistema con mayor índice de fallas reportadas. Así mismo se reporta que las fallas en la caja de engranes ocasionan el máximo tiempo de paro a diferencia de los otros subsistemas que conforman al sistema de conversión de energía eólica (WECS, por sus siglas en inglés).

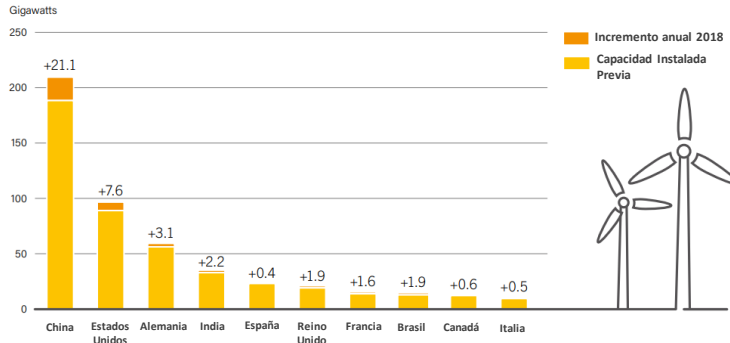


Figura 1.2 Líderes mundiales en la obtención de energía eléctrica a través de recursos eólicos

En el 2013 el Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL), presentó un análisis de confiabilidad de los principales subsistemas que conforman al WECS, analizando una base de datos de los registros de operación obtenidos de dos parques eólicos instalados en Europa, en donde se indica que el sistema *Pitch* resulta como el subsistema con mayor número de incidencias reportadas durante el periodo de estudio. [3]

En China a lo largo del lapso comprendido entre 2009-2013, se realizó un análisis de la frecuencia de falla de los diferentes componentes del WECS de una granja eólica local, en donde el sistema de control presentó la tasa de falla más elevada durante el periodo de estudio. [4]

Dentro de [5] se realizó un análisis de confiabilidad basado en los trabajos previos a nivel mundial, dentro del ámbito de fallas en granjas eólicas para realizar la identificación y clasificación de los tipos de fallas presentes en los sistemas de conversión de energía eólica. En [5], el sistema *Pitch* presenta el mayor número de reportes de falla en comparación con los subsistemas del tren de transmisión, *Yaw*, convertidor de potencia y generador eléctrico. Por otra parte, durante el año 2018 se realizó un análisis de confiabilidad de las turbinas de viento instaladas en los principales países generadores de energía eléctrica por medio de la energía cinética del viento en donde destaca el subsistema eléctrico como el principal elemento susceptible a falla, seguido por los sensores de medición y subsistema del *Pitch*. Adicionalmente en [5] se indica el tiempo que transcurre para poder rehabilitarse un elemento dañado.

Actualmente, en las instalaciones del CENIDET, se realiza un estudio doctoral el cual desarrolla un control tolerante a fallas para un WECS utilizando un enfoque basado en modelo [68]. El método de modelado utilizado para realizar la detección de fallas es una Máquina de Soporte Vectorial. El análisis considera fallas en el sistema del *Pitch*, eje de transmisión y sensor de velocidad del motor.

1.2 Planteamiento del problema

Dentro del ámbito de los sistemas de conversión de energía eólica aún permanece la disyuntiva técnica al momento de realizar la detección y diagnóstico de fallas en los diferentes subsistemas del WECS durante la etapa de selección del algoritmo a implementar, ya sea una estrategia basada en modelo matemático o en su defecto un método inteligente fundamentado en el procesamiento de señales. La presencia de sensores de medición para las señales diferentes señales de salida de los subsistemas del WECS representa una condición primordial en cuanto a la selección del algoritmo de detección de fallas.

La importancia de realizar una adecuada elección de un algoritmo de detección y diagnóstico de fallas radica en la naturaleza de los datos característicos que describen la dinámica del sistema (señales provenientes de los sensores de medición y/o datos generados por el modelo matemático respectivo), así como la esencia característica de la información que define el comportamiento anómalo presente en el instante de falla del subsistema concerniente, es decir, características de la falla y mediciones históricas y en tiempo real del subsistema objeto de análisis.

En la actualidad, uno de los elementos con mayor susceptibilidad a falla dentro de un sistema de conversión de energía eólica, son los sensores de medición de las variables de entrada y salida de los distintos subsistemas que lo conforman [1]. La indecisión al realizar la selección de un algoritmo el cual garantice una detección oportuna y un diagnóstico integral de la falla, puede ocasionar la alteración de las mediciones en tiempo real, falsas alarmas, omisión de alarmas y por ende toma de decisiones erróneas por parte del sistema de control, ocasionando el paro definitivo de la turbina eólica.

Por lo anterior, en este trabajo de tesis de maestría se realiza un análisis comparativo entre algoritmos de detección y diagnóstico de fallas basados en modelo y en procesamiento de señales, considerando los diferentes tipos de fallas que pueden presentarse en los sensores y actuadores del WECS.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Realizar análisis comparativos de estrategias de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica.

1.3.2 Objetivos específicos

- a. Realizar un método para la detección y diagnóstico de fallas basado en observadores (estimador de estados).
- b. Realizar un método inteligente para la detección y diagnóstico de fallas basado en redes neuronales.

1.4 Metas

- a. Realizar la detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica utilizando un estimador de estados y un método inteligente basado en redes neuronales.
- b. Realizar un análisis comparativo de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas seleccionadas.
- c. Realizar un análisis de robustez de los algoritmos considerados para la detección y diagnóstico de fallas.

1.5 Alcance

Elaboración de un análisis comparativo de dos estrategias de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica, una basada en modelo y la otra basada en señales. Para el caso del método basado en modelo se considerará un observador de estado (estimador de variables de estado), mientras que para el método inteligente se utilizará una red neuronal. Ambas estrategias serán diseñadas para realizar la detección y diagnóstico de fallas en los subsistemas *Pitch* y generador eléctrico del WECS.

La evaluación del desempeño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas se realizará mediante la simulación de las estrategias en un sistema de referencia (*Benchmark*) [6], el cual emula el comportamiento dinámico de una turbina eólica horizontal de tres aspas con una capacidad de 4.8 MW. Únicamente serán consideradas fallas en sensores y actuadores.

Los resultados obtenidos serán comparados mediante un análisis de robustez en donde se considerará el tiempo de detección de falla, falsas alarmas y omisión de alarmas como los rubros de evaluación para las estrategias de detección y diagnóstico seleccionadas.

1.6 Estado del arte

La energía procedente del viento se ha convertido en la fuente de energía limpia con mayor crecimiento a nivel mundial. De acuerdo con las estadísticas de la asociación mundial de energía eólica (WWEA, por sus siglas en inglés) a finales del 2017 el mundo contaba con una capacidad eólica instalada de 539,291 MW, es decir, 52,552 MW más que en el 2016. Esta capacidad instalada era capaz de cubrir más del 5 % de las necesidades de energía eléctrica de la población mundial. Durante el 2016, la potencia eólica generada incrementó 51,402 MW cifra récord con relación a las cantidades registradas en 2014 y 2015. [7]

Actualmente, ha incrementado la tendencia de generar energía eléctrica a través de la energía cinética producida por el movimiento del viento, lo que ha incitado a los fabricantes a desarrollar diferentes diseños de sistemas eólicos que involucren combinaciones de dispositivos de control, velocidad variable del rotor, cajas de engranajes y convertidores de potencia que reduzcan los tiempos de inactividad ocasionados por fallas en los diferentes subsistemas del WECS, garantizando el incremento en la confiabilidad del sistema [8].

En [57] se presenta una revisión bibliográfica de los sistemas de control tolerantes a fallas reconfigurables. Los enfoques existentes para la detección y diagnóstico de fallas y el control tolerante a fallas, clasificándolos bajo diferentes criterios, como las metodologías de diseño y las aplicaciones. Dentro de [57] se realiza una clasificación general de algoritmos basados en modelo e inteligentes entre otros.

La configuración básica utilizada para el monitoreo y diagnóstico de fallas se presenta en la **Figura 1.3**, en donde se muestra que las señales de entrada y salida de los principales subsistemas, así como la velocidad y dirección del viento, son monitoreadas en línea por el sistema de monitoreo y posteriormente enviadas al sistema de control para la toma de decisiones. [11]

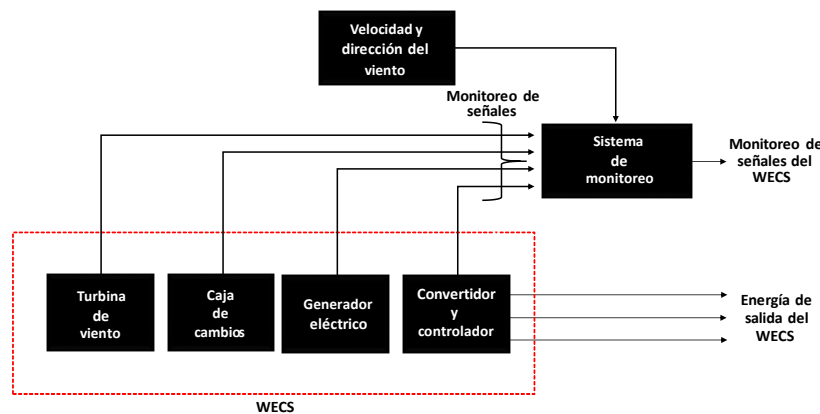


Figura 1.3 Arquitectura básica de la condición de monitoreo y diagnóstico de un WECS [11]

1.6.1 Fallas en los subsistemas del WECS

Un estudio realizado en Suecia de las plantas de energía eólica instaladas en ese país, demostró que la mayoría de las fallas presentadas dentro de los diferentes subsistemas del WECS, se vinculaban al sistema eléctrico de la turbina de viento la cual fue sometida a condiciones irregulares de carga procedente de condiciones turbulentas del viento. [9]

En [10] se desarrolla un estudio realizado para las plantas de energía eólica en Alemania y Dinamarca durante el periodo de 1994-2004 en donde los subsistemas control eléctrico, *Yaw* y control mecánico del *Pitch* presentan una tasa elevada de falla a diferencia de los demás subsistemas.

En [24] se realiza un análisis estadístico de fallas a una granja eólica instalada en China, conformada por 134 aerogeneradores con una capacidad individual por aerogenerador de 1.5 MW. Los resultados del análisis presentan al sistema *Pitch* como el sistema más susceptible a fallas, seguido por las fallas en los circuitos eléctrico del aerogenerador. Adicionalmente se presenta el tiempo fuera operación por subsistema fallado.

En [25] desarrollaron un análisis de confiabilidad para evaluar el desempeño de las turbinas eólicas instaladas en tierra y costa afuera, en los diferentes países líderes de producción de energía eléctrica por medio de la energía procedente del viento, entre los que destacan: España, Estados Unidos, China, Suecia, Alemania, Holanda, India, Japón, Reino Unido, Finlandia y Dinamarca. El resultado del estudio indica que el rotor presenta el mayor número de incidencia de fallas, seguido por el sistema *Pitch*, tren de transmisión y sistema de control.

1.6.2 Sistema de referencia

En [6] se presenta un *Benchmark* para realizar la simulación de la detección de fallas en un sistema de conversión de energía eólica, en donde se considera una turbina eólica horizontal de tres aspas acoplada a un generador eléctrico con una capacidad de 4.8 MW. El modelo simula fallas de actuador, sensor y sistema en actuadores de paso, tren de transmisión y sistema convertidor. Adicionalmente, ofrece la posibilidad de analizar el funcionamiento de diferentes tipos de esquemas detección y aislamiento de fallas en un modelo de aerogenerador realista.

En [47] se desarrolla un método de detección y diagnóstico de fallas para turbinas eólicas basado en el modelo de sistema de referencia. En [47] utilizan un banco de estimadores para realizar la detección y aislamiento de fallas. Cada estimador es diseñado en función del escenario particular de falla. Los subsistemas objeto de estudio son: Tren de transmisión, sensor de velocidad del rotor de la turbina y del generador eléctrico, y convertidor de potencia.

1.6.3 Modelo matemático del subsistema *Pitch*

En [21] se realizó el análisis de un controlador no lineal PI/PID para un sistema de conversión de energía eólica para el control del ángulo del *Pitch*. El controlador consiste en un control PI/PD clásico con una tabla de ganancias no lineal. Conjuntamente se realizó el modelo matemático extendido del *Pitch* el cual considera un actuador por motor a pasos y el comportamiento dinámico de las palas del aerogenerador.

En [22] presentan las ventajas de emplear un control en lazo cerrado a diferencia de un control a lazo abierto. Adicionalmente, desarrollan el modelo matemático extendido del *Pitch* el cual considera la dinámica de las aspas del generador en conjunto con un actuador accionado por motor a pasos con retorno por resorte. Así mismo, realizan la validación del

modelo matemático del sistema *Pitch* simulando el efecto de resonancia originado debido a la variación de la frecuencia natural del sistema.

1.6.4 Modelo matemático del subsistema eléctrico

En [14] se realiza el modelado matemático de la máquina de inducción trifásica y monofásica, así como de la máquina síncrona y de imanes permanentes. Adicionalmente, se desarrolla la teoría del marco de referencia empleada para la simplificación del modelado de la máquina.

En [15] se desarrollan el modelo matemático y la simulación de cada una de las partes que conforman a un sistema de generación eólico de velocidad variable interconectado a la red eléctrica. En donde se considera un arreglo de generación eléctrica formado por una máquina de inducción trifásica doblemente alimentada y un convertidor de potencia *back to back*. Conjuntamente se realiza el diseño de controladores para el arreglo eólico considerado.

En [53] desarrollan un control orientado al campo por modos deslizantes para un WECS basado en un generador de inducción doblemente alimentado conectado a la red eléctrica. El controlador es utilizado para rastrear la referencia de voltaje de corriente continua en el enlace de corriente continua, para mantener el factor de potencia de la red en las terminales del transformador interconectado con el convertidor de potencia.

En [56] desarrollan un esquema de control de eficiencia óptimo que minimiza las pérdidas en el DFIG y realiza el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en la turbina eólica, logrando la máxima generación de energía eléctrica por el mismo potencial de energía eólica.

En [66] se describe una técnica mejorada para la detección de fallas basada en la combinación de las mediciones de las corrientes y el par generado por un DFIG, desarrollando una técnica de detección de fallas robusta para los sistemas del convertidor de potencia.

1.6.5 Análisis Modo Efecto Falla

En [16] se implementa un análisis modo efecto falla (FMEA, por sus siglas en inglés) al diseño de una turbina eólica de 2 MW, evaluando la confiabilidad de tres tipos de turbina eólica con diferentes arreglos propuestos para reducir la tasa general de falla en los aerogeneradores. El primer arreglo considera un generador de inducción doblemente alimentado con un convertidor *back to back* acoplado y un transformador de potencia tipo elevador para realizar la conexión a la red eléctrica. El segundo arreglo propone un convertidor hidráulico acoplado a un generador síncrono sin transformador de enlace con la red eléctrica. El tercer arreglo incorpora un innovador generador de inducción jaula de ardilla doblemente alimentado, sin escobillas, con un convertidor *back to back* y un transformador de enlace (con cambiador de derivaciones) a la red eléctrica.

En [17] se analiza la confiabilidad de las turbinas eólicas a nivel mundial. Agrupando los modos de falla, causas raíz y los métodos de detección en los componentes claves de los aerogeneradores. Adicionalmente, se realiza un análisis del proceso de monitoreo de condición, control de supervisión y adquisición de datos de los aerogeneradores, así como de la importancia de reducir el costo de operación y mantenimiento para incrementar la confiabilidad y seguridad de los aerogeneradores.

1.6.6 Escenarios de falla

En [46] se presenta una guía de protección contra incendio para turbinas de viento. En donde se muestran algunos ejemplos de incendios causados por fallas en la instalación eléctrica, circuitos resonantes, avería de algún componente y descargas atmosféricas. Simultáneamente se indican las medidas de protección recomendadas para reducir incendios en el WECS debidos al mal estado de los sistemas eléctricos, manejo de materiales combustibles, existencia de fuentes de ignición, mantenimientos no programados y trabajos realizados en áreas peligrosas. Adicionalmente se describe el procedimiento para realizar una correcta detección y combate del fuego en una turbina eólica.

En [48] se realiza la detección y aislamiento de fallas mediante el foque de una máquina de soporte vectorial (SVM, por sus siglas en inglés). Mediante la implementación de ésta estrategia se efectúa la detección de fallas múltiples en sensores y actuadores simultáneamente. Se consideran siete escenarios de falla en los subsistemas, *Pitch*, tren de transmisión y convertidor de potencia.

En [49] se presenta el resultado de la investigación de una función de membresía para realizar la estimación de estados en una turbina eólica y posteriormente realizar la detección de fallas. Se proponen cinco escenarios de falla en sensores, los cuales consideran fallas en ángulo de *Pitch* y la velocidad angular de la turbina y el generador.

En [54] se diseña una estrategia de control tolerante a fallas en sensores, la cual combina el control de potencia constante basado en un observador de estados y un filtro de Kalman de dos etapas, para mejorar la tolerancia a fallas de un WECS basado en un DFIG. Las fallas fueron consideradas en el sensor de corrientes del rotor y estator.

En [65] se presenta un estudio sobre el sistema de conversión de energía eólica basado en un DFIG, el cual proporciona servicios auxiliares a la red junto como el desempeño de sus tareas habituales, incluyendo el control de la potencia reactiva durante los grandes cambios de carga y la integración con la red eléctrica.

1.6.7 Filtro de Kalman

En [23] presentan un control tolerante a fallas basado en un banco de filtros de Kalman aplicado para un generador de inducción doblemente alimentado conectado a la red eléctrica, considerando fallas en los sensores de corriente y voltaje. El banco de filtros de Kalman está compuesto por seis filtros de Kalman diseñados en paralelo para estimar el voltaje y las componentes de corriente ante la presencia de ruido en mediciones. Las fallas en los sensores son detectadas y aisladas por medio de la generación de residuos obtenidos por la diferencia entre las señales medidas y las señales estimadas por los filtros de Kalman. Las señales con fallas fueron sustituidas con las señales estimadas derivadas del banco de filtros para realizar la reconfiguración del sistema de control del DFIG.

Dentro de [43], se desarrolla un estimador de la velocidad del viento efectiva para subsanar las imprecisiones en la medición de un solo punto en la góndola del WECS, utilizando el filtro de Kalman discreto para realizar la estimación del par aerodinámico y posteriormente calcular la velocidad del viento efectiva. El procedimiento de diseño, cálculo y estimación es repetido mediante la implementación de un filtro de Kalman extendido. Los resultados de ambos algoritmos son comparados mediante simulación.

En [55] realizan la detección y diagnóstico de fallas mediante un banco de filtros de Kalman estructurados de acuerdo con el esquema de un observador dedicado, para detectar y aislar fallas múltiples y simultaneas de los seres de corriente de un DFIG.

En [58] se describe el algoritmo de un filtro de Kalman de dos etapas desarrollado para sistemas generales de tiempo discreto y lineales de tiempo discreto. Mejorando el desempeño de un filtro de Kalman de una etapa, ya su vez reduciendo las cargas potenciales implementadas para la solución del mismo.

1.6.8 Observador por modos deslizantes *super-twisting*

En [18] realizan la implementación de un sistema de diagnóstico de fallas basado en modelo matemático el cual permite estimar y aislar las fallas mediante el diseño de un observador por modos deslizantes tipo *super-twisting*. El sistema de diagnóstico presenta la posibilidad de aislar dos fallas simultáneas en los sensores de temperatura de un intercambiador de calor.

En [19] desarrollan un controlador por modos deslizantes con algoritmo *super-twisting* de una frecuencia de conmutación fija, aplicado a un sistema de conversión de energía eólica, velocidad variable y paso fijo con un generador de inducción doblemente alimentado. El objetivo del controlador es maximizar la potencia activa entregada por el sistema y regular potencia reactiva inyectada por el convertidor de corriente. El controlador presenta rechazo a variaciones paramétricas y perturbaciones externas debidas a la variación de velocidad del viento.

En [62] se propone un enfoque nuevo para realizar el diagnóstico y la mitigación del mal funcionamiento de los sensores de un sistema de conversión de energía eólica de velocidad variable, basado en un generador síncrono de imanes permanentes. La estrategia de detección y diagnóstico de fallas utilizada es un observador por modos deslizantes, el cual detecta el error inducido en las mediciones de corriente del lado de la red y de la máquina debido al funcionamiento anómalo del sensor.

En [63] se aborda la problemática de controlar la generación de energía en un WECS de velocidad variable. Dentro de [63], se propone utilizar una estrategia de control por modos deslizantes robusta ante incertidumbres del modelo. La validación del método se realiza mediante simulación en un aerogenerador del laboratorio nacional de energía renovable (NREL, por sus siglas en inglés) conocido como código de fatiga y aerodinámica (FAST, por sus siglas en inglés). La estrategia de control seleccionada es capaz de soportar vibraciones en el par generado.

1.6.9 Observador Luenberger

En [59] se diseña un nuevo control sin sensores de velocidad del rotor y/o del viento para un WECS basado en un DFIG. El control se realiza extrayendo la energía eólica máxima, controlando la generación de energía mediante la adquisición de datos de las tensiones y corrientes de fase. Se introduce un observador neuronal para estimar la velocidad del rotor, mientras que para MPPT se utiliza un observador Luenberger de orden extendido en cascada para poder estimar el par aerodinámico. Adicionalmente el observador neuronal es utilizado para estimar la velocidad del viento y posteriormente agregar los resultados de los observadores al sistema de control para definir el MPPT.

En [33] se presenta un observador Luenberger que reconstruye aproximadamente la variable de estado no disponible requerida para el sistema de control. Conjuntamente se desarrollan las propiedades de estabilidad del observador

1.6.10 Observador UIO

En [45] se lleva a cabo la detección y diagnóstico de fallas en sensores y actuadores de un WECS, mediante la implementación de un observador de entradas desconocidas (UIO).

Conjuntamente se realiza la estimación de una falla tipo *bias*, considerando los estados estimados de un observador UIO en conjunto con la señal de entrada controlada y las variables medidas del WECS. La efectividad del método es evaluada mediante la simulación de una turbina eólica de 2 MW.

En [60] se realiza el diagnóstico de fallas de sistemas representados por un enfoque multimodelo. A lo largo de [60], se realiza el desarrollo y diseño de un observador de entradas desconocidas UIO politópico dedicado, permitiendo la optimización de la matriz de distribución de la matriz de errores de modelado, diseñando una estrategia de amplio rango operativo.

En [62] se presentan nuevos métodos para la estabilidad de un sistema neutral y el análisis de diagnóstico. Basado en la estabilidad de Kharitonov, se propone un nuevo teorema para el sistema neutral de retraso con control robusto. Para el sistema neutral estabilizado, se propone un observador de entradas desconocidas con una nueva estructura realizar el diagnóstico de fallas en este tipo de sistemas.

1.6.11 Red Neuronal Artificial

En [20] presentan los fundamentos básicos de las Redes Neuronales Artificiales, desde su semejanza con el cerebro humano, componentes, procesos de aprendizaje y entrenamiento de las redes neuronales, así como los diferentes tipos de redes y sus diversas aplicaciones: máquinas estocásticas y estadísticas, programación neuro-dinámica, redes dinámicas y recurrentes entre otras.

En [44], se realiza el diseño de dos controladores para mantener un par constante a la salida de la turbina eólica. Las estrategias de control utilizadas son PI y red neuronal. Las variables manipuladas son el ángulo de inclinación y la velocidad en la punta de las palas.

En [50] se desarrolla una estrategia de control de potencia directa basada en una Red Neuronal Artificial para realizar el control del flujo de energía y sincronización de un generador de inducción doblemente alimentado con la red eléctrica mediante la estrategia de control de voltaje orientado (VOC, por sus siglas en inglés). La red neuronal utilizada emplea un entrenamiento individual con pesos fijos y modelos supervisados.

En [52] se propone una estrategia de control de potencia directa para un sistema de generación de energía eólica, basado en un generador de inducción doblemente alimentado, utilizando un controlador neuronal *perceptron* multicapa. El controlador propuesto reemplaza la tabla de búsqueda de potencia constante, permitiendo que el convertidor de potencia conectado a las terminales del rotor funcione con una frecuencia de conmutación constante. El esquema de control considera una red neuronal de alto orden entrenada mediante un filtro de Kalman extendido, el cual se utiliza para aproximar el enlace de corriente de corto circuito y los modelos matemáticos del DFIG, reduciendo los efectos de perturbaciones y dinámicas desconocidas en el esquema de control.

1.6.12 Transformada Rápida de Fourier

En [40] presentan algoritmos de reducción y transformación, como es el caso de la descomposición singular de valores (SVD, por sus siglas en inglés), series y transformadas de Fourier, así como las características de la transformada discreta de Fourier (DFT, por sus siglas en inglés) y la transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés) y el algoritmo correspondiente a la transformada Wavelet. Adicionalmente desarrollan los conceptos de selección de modelos y regresiones, redes neuronales y *Deep Learning*, en conjunto con los conceptos fundamentales de la teoría de control lineal y los modelos de orden reducido.

En [41] se proporciona una descripción del algoritmo de la transformada rápida de Fourier y su programación requerida, en conjunto con un teorema el cual relaciona los modos de operación, las secuencias de muestras finitas con las que las funciones continuas se pretenden aproximar. Generando un análisis del error debido al muestreo discreto en rangos finitos. Adicionalmente, se describen los procedimientos para calcular las integrales de Fourier, convoluciones y productos rezagados.

En [42] se describe un método eficiente para el cálculo de interacciones de un experimento factorial de orden 2^m . Éste método es aplicado a las series de Fourier y resulta de gran utilidad cuando el número de datos es un número de datos altamente compuesto, reduciendo el orden del algoritmo a $(\log(JV))$.

1.6.13 Análisis comparativo

Dentro del ámbito de los sistemas de conversión de energía eólica el diagnóstico oportuno y la adecuada localización representan una parte medular del funcionamiento óptimo y confiable de las turbinas eólicas. En [13] se realiza la comparativa de tres esquemas de detección, diagnóstico y aislamiento aplicados a los subsistemas del tren de transmisión y generador-convertidor. El primer esquema se basa en un filtro de Kalman tipo cascada utilizado para aliviar el efecto de par aerodinámico no lineal producido en la dinámica del tren motriz. La segunda estrategia emplea un banco de observadores dedicados para sistemas con retroalimentación estática no lineal. El tercer método corresponde a un mecanismo secundario que implementa un filtro H^∞ construido a partir de ecuaciones de paridad al tratar la no linealidad como una incertidumbre limitada. El rendimiento de cada esquema es evaluado mediante la simulación del modelo matemático que describe la dinámica del aerogenerador. La robustez de los esquemas es analizada en términos de incertidumbre paramétrica y diferente tiempo de aparición de las fallas consideradas para el análisis.

En [51] se describen diversas estrategias de control para sistemas de conversión de energía eólica. Dentro de las cuales destacan, sistema de control distribuido y cooperativo, control avanzado para la mitigación de armónicos, sistema de control supervisor basado en lógica difusa, *machine learning*, *meta-heuristic*, control neuronal y control adaptativo. Conjuntamente en [50] se instruye como realizar el modelado del WECS desde un enfoque no lineal y como realizar un análisis de sensibilidad.

En [64] se desarrolla un control adaptativo sin modelo para un controlador de flujo de potencia unificado, con el fin de mejorar el rendimiento dinámico general del WECS, basado en un DFIG sometido a ráfagas de viento, mejorando la capacidad de conducción de fallas del DFIG ante la presencia de cualquier perturbación.

En la **Tabla 1.1**, se presenta un resumen de las referencias bibliográficas consultadas para el desarrollo de esta investigación.

Tabla 1.1 Resumen de referencias bibliográficas consultadas

	Título	Autor	Palabras clave
WECS			
1	Power conversion and control of wind energy systems. [27]	Wu, B.; Lang, Y.; Zargari, N.; and Kouro, S. (2011)	<ul style="list-style-type: none"> • Principios de operación. • Diferentes arreglos de WECS.

	Título	Autor	Palabras clave
Fallas en los subsistemas del WECS			
2	Reliability analysis for wind turbines.[10]	Tavner, P.; Xiang, J.; and Spinato, F. (2006)	<ul style="list-style-type: none"> Tasa de incidencias en los subsistemas de control eléctrico, Yaw y control mecánico del sistema Pitch. Alemania y Dinamarca.
3	A review of the state of the art in wind energy reliability analysis. [5]	Alhmoud, L.; and Wang, B. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> Estado del arte de las fallas reportadas en los subsistemas del WECS.
4	Reliability analysis of wind turbines. [17]	Zhu, C.; and Li, Y. (2018)	<ul style="list-style-type: none"> Porcentaje de falla y tiempo fuera de operación de los principales elementos del WECS.
5	Failures analysis of wind turbines: case study of a Chinese wind farm. [4]	Su, C.; Yang, Y.; Wang, X.; and Hu, Z. (2016)	<ul style="list-style-type: none"> Fallas en los subsistemas del WECS para un parque eólico instalado en China.
Detección y diagnóstico de fallas			
6	Monitoreo y diagnóstico automático de fallas en sistemas dinámicos. [29]	Verde, C.; Gentil, S. and Morales, R. (2013)	<ul style="list-style-type: none"> Detección y diagnóstico de fallas.
Detección de fallas en los subsistemas del WECS			
7	Fault tolerant control of wind turbines a <i>Benchmark</i> model. [6]	Odgaard, P.; Stroustrup, J.; and Kinnaert, M. (2009)	<ul style="list-style-type: none"> <i>Metodología:</i> SVM <i>Fallas WECS:</i> Sistema Pitch, en el tren de transmisión, generador eléctrico y el convertidor.
8	A comparative study of three fault diagnosis schemes for wind turbines. [13]	Dey, S.; Pisu, P.; and Ayalew, B. (2015)	<ul style="list-style-type: none"> <i>Metodología:</i> Filtro de Kalman, banco de observadores dedicados, filtro H^∞ construido a partir de ecuaciones de paridad. <i>Fallas WECS:</i> Sistema Pitch, palas, tren de transmisión, generador eléctrico y convertidor.
9	A robust fault detection of wind energy conversion systems based on dynamic neural networks. [38]	Talebi, N.; Ali, M.; and Darabi, A. (2014)	<ul style="list-style-type: none"> <i>Metodología:</i> RNA <i>Fallas WECS:</i> Velocidad angular del generador y ángulo de <i>Pitch</i>.
Modelo matemático del subsistema Pitch			
10	Wind energy explained – Theory, design and application. [22]	Manwell, J.; McGowan, J. and Rogers, A. (2009)	<ul style="list-style-type: none"> Modelo matemático del sistema Pitch.
Modelo matemático del subsistema eléctrico			

	Título	Autor	Palabras clave
11	Analysis of Electric Machinery and Drive Systems. [14]	Krauze, P., Wasynczuk, O., Sudhoff, S. & Pekarek, S. (2013)	<ul style="list-style-type: none"> Modelo matemático del DFIG.
Análisis Modo Efecto Falla			
12	Using an FMEA method to compare prospective wind turbine design reliabilities. [16]	Tavner, P.; Higgins, A.; Arabian, H.; Long, H. and Feng, Y. (2010)	<ul style="list-style-type: none"> Análisis Modo Efecto Fallas para el diseño de turbinas eólicas.
Estrategias de detección y diagnóstico de fallas			
13	Second-order sliding-mode observer for mechanical systems. [32]	Davila, J.; Fridman, L.; and Levant, A. (2005)	<ul style="list-style-type: none"> Adaptación y prueba de convergencia de un observador por modos deslizantes de segundo orden <i>super-twisting</i> para diseñar un observador de velocidad para sistemas mecánicos inciertos.
14	Neural networks - A comprehensive foundation. [20]	Haykin, S. (2005)	<ul style="list-style-type: none"> Fundamentos básicos de las Redes Neuronales Artificiales. Tipos de redes y sus diversas aplicaciones.
15	Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes. [36]	Patan, K. (2008)	<ul style="list-style-type: none"> Aplicación de las redes neuronales para la detección de fallas en procesos técnicos.
16	State estimation for polytopic LPV descriptor systems: application to fault diagnosis. [34]	Hamdi, H.; Rodrigues, M.; Mechmeche, C.; Theilliol, D. and Benhadj, B. (2009)	<ul style="list-style-type: none"> Observador de entradas desconocidas UIO.
17	An introduction to observers [33].	Luenberger, D. (1971)	<ul style="list-style-type: none"> Observador Luenberger.

En conclusión, las fallas que se presentan en un sistema WECS, en general son originadas debido a las condiciones ambientales y anomalías físicas en los componentes del sistema. Las fallas originadas por la naturaleza corresponden particularmente a las condiciones ambientales y la biodiversidad de cada país en donde se encuentran instalados aerogeneradores [26]. Mientras que las fallas debidas al funcionamiento anómalo de los mecanismos, comúnmente se presentan en el sistema eléctrico, electrónica de control, tren de transmisión, sensores, alabes, freno mecánico y en los sistemas *Pitch* y *Yaw*. Ambos tipos de fallas deben ser detectadas y localizadas con precisión, rapidez y exactitud, para evitar la operación en falso del sistema de liberación de fallas y a su vez la interrupción de generación de energía eléctrica. En el ámbito de la investigación científica dentro de la detección y diagnóstico de fallas en WECS, los algoritmos basados en modelo son recurridos con mayor frecuencia a diferencia de los métodos inteligentes basados en

procesamiento de señales, debido a la dificultad para obtener las señales de falla reales, generalmente estas señales únicamente son del dominio y manejo de los propietarios y/o fabricantes del WECS. Por lo anterior, esta restricción comúnmente induce las investigaciones al uso de sistemas de referencia (*Benchmark*) para el diseño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas.

1.7 Justificación

En general, las estrategias de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica son muy conservadoras, es decir, carecen de profundidad en su análisis y resultados. Hoy en día, como medida preventiva las turbinas de viento de última generación cuentan con un sistema de liberación de fallas, el cual ante la presencia de una falla simple actúa de forma inmediata dejando fuera de operación los alabes y la turbina de viento. Esta medida ocasionalmente se considera impráctica si la falla presentada en el sistema es considerada de bajo impacto, es decir, cuando la falla no genera una afectación directa en el proceso de conversión de energía eléctrica, disminuyendo la sensibilidad del método de detección y diagnóstico de fallas.

Tomando en cuenta los resultados de la revisión del análisis del arte y la necesidad de encontrar la estrategia de detección y diagnóstico más apropiada para realizar una oportuna detección y diagnóstico de fallas considerando los subsistemas con mayor número de incidentes, en este proyecto de investigación de tesis de maestría se plantea la alternativa de realizar un análisis comparativo de al menos dos algoritmos de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica, uno basada en modelo y otro inteligente. Inicialmente, para el caso del algoritmo basado en modelo se considera un observador de estado (estimador de variables de estado), mientras que para el algoritmo inteligente se propone utilizar una red neuronal. Ambos algoritmos realizarán la detección y diagnóstico de fallas tomando en cuenta las mismas condiciones iniciales, características de los subsistemas y tiempo de simulación.

1.8 Aportaciones

A continuación, se describen las aportaciones de este trabajo de tesis:

Desarrollo de un análisis modo efecto falla para los principales subsistemas del WECS.

Diseño de cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas para los subsistemas *Pitch* y eléctrico de un sistema de conversión de energía eólica. Cuatro algoritmos basados en modelo y uno basado en el procesamiento de señales.

Evaluación de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas mediante la simulación de diez casos de falla, cinco aplicados al subsistema *Pitch* y cinco al subsistema eléctrico. Los diez casos de falla consideran fallas en sensores y actuadores originados debido a la presencia de comportamientos anómalos de esencia mecánica y eléctrica en los subsistemas mencionados.

Un análisis comparativo del desempeño de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de falla bajo los criterios de evaluación de la raíz cuadrática del error medio, varianza y desviación estándar.

Evaluación de la sensibilidad de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas mediante el análisis de los residuos generados en función del tiempo de detección de falla, omisión de alarmas y falsas alarmas.

Determinación e implementación de un umbral adaptativo para el incremento de la sensibilidad de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas,

Elaboración de un análisis de robustez para los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestas en este trabajo considerando la variación de parámetros esenciales del WECS, velocidad del viento, coeficiente de par de la turbina eólica y potencia de referencia del sistema.

1.9 Originalidad

Con el objetivo de respaldar la importancia de realizar una apropiada detección y diagnóstico de fallas en los sensores de medición de un WECS, se realizó un análisis modo efecto falla (FMEA, por sus siglas en inglés), basado en la literatura y aplicado a los principales componentes del sistema de conversión de energía eólica, analizando las posibles causas de falla, los efectos producidos y la caracterización del modo de falla mediante la ponderación de la severidad, ocurrencia y detectabilidad del mismo. Los resultados del FMEA reafirman la importancia de analizar los posibles casos de falla de los sensores y actuadores de un WECS y exhortan a realizar una precisa detección y diagnóstico de fallas en sensores y actuadores en función del número de ocurrencia de las mismas.

Considerando los resultados del FMEA en conjunto con la revisión del estado del arte en cuanto al número y tipo de incidencias reportadas a nivel mundial en los elementos de un WECS, se definieron diez casos de falla en sensores y actuadores para los subsistemas *Pitch* y eléctrico. Posteriormente los diez casos de falla fueron analizados mediante el diseño de cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, generando señales de residuo las cuales fueron evaluadas en función del umbral máximo de operación y el umbral fijo calculado. Durante el desarrollo de la evaluación de las señales de residuo, se presentó un gran número de falsas alarmas y omisión de las mismas ocasionando la reducción de sensibilidad de los algoritmos de detección de fallas diseñados.

Debido a la necesidad de incrementar la sensibilidad de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, se realizó la determinación de un umbral adaptativo fundamentado en el error del sistema, la desviación estándar y varianza de la señal de los residuos, dando como resultado la reducción de los índices de falsas alarmas y omisión de las mismas y por consiguiente un incremento en la sensibilidad

La conjunción del análisis modo efecto falla utilizado como método de fundamento para la selección de los casos de falla, con la implementación de un umbral adaptativo para la evaluación de las señales de residuo generadas por los algoritmos de detección de fallas diseñados, constituyen la originalidad de éste trabajo de tesis al realizar el análisis comparativo de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas en un sistema de conversión de energía eólica.

1.10 Estructura del documento

El presente documento de tesis de maestría se encuentra dividido en seis secciones.

En la primera sección se indican los objetivos de la investigación, las metas establecidas para el cumplimiento de la investigación, así como la justificación técnica en donde se establece la gran importancia del desarrollo de esta investigación. Así mismo se indican las aportaciones y la originalidad del trabajo de investigación desarrollado. Conjuntamente se presenta el resultado del estudio del estado del arte, es decir, la búsqueda e interpretación

de los trabajos previos realizados dentro del ámbito de detección y diagnóstico de fallas en sistemas de conversión de energía eólica.

En la segunda sección se presenta el marco teórico de la investigación en donde se definen los elementos que componen un sistema de conversión de energía eólica y los conceptos técnicos de falla, detección y diagnóstico de falla. Así mismo se describe la estructura general de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas utilizadas en este trabajo de tesis de maestría. Adicionalmente se detallan las características de un análisis modo efecto falla.

La tercera sección contiene el modelo matemático de los elementos que conforman el sistema de referencia *Benchmark* utilizado para la simulación de los casos de falla propuestos en sensores y actuadores. Conjuntamente se presenta el desarrollo matemático de los algoritmos de detección diagnóstico de fallas diseñados en éste trabajo.

La cuarta sección muestra los resultados obtenidos del análisis modo efecto falla, el análisis comparativo y de robustez de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas consideradas.

Dentro de la quinta sección se presentan las conclusiones obtenidas del desarrollo de este proyecto de investigación de maestría y se proponen algunos trabajos futuros posibles de considerar.

Finalmente, en la sexta sección se enlistan las referencias bibliográficas consultadas para el desarrollo de las actividades realizadas durante la investigación de tesis de maestría.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 Sistema de conversión de energía eólica

Un sistema de conversión de energía eólica transforma la energía cinética proveniente del viento en energía mecánica por medio del movimiento de las palas del rotor de la turbina eólica. Posteriormente, esta energía es transmitida mediante un tren de transmisión conformado por un eje de baja velocidad el cual interconecta el rotor de la turbina eólica con la caja de cambios. La caja de cambios posee una relación de engranaje multiplicadora, la cual eleva la velocidad de giro proveniente del eje de baja velocidad y es transmitida hacia el generador eléctrico mediante la interconexión de la caja de cambios y el generador eléctrico a través de un eje de alta velocidad, convirtiendo la energía mecánica en energía eléctrica. Los componentes que conforman el sistema de conversión eólico se muestran en la **Figura 2.1**. Los principales subsistemas del WECS son: aerodinámico, tren de transmisión, *Pitch*, *Yaw*, eléctrico y de control.

Adicionalmente, en la **Figura 2.1**, se presenta la relación existente entre las variables de entrada y salida entre los diferentes elementos del WECS.

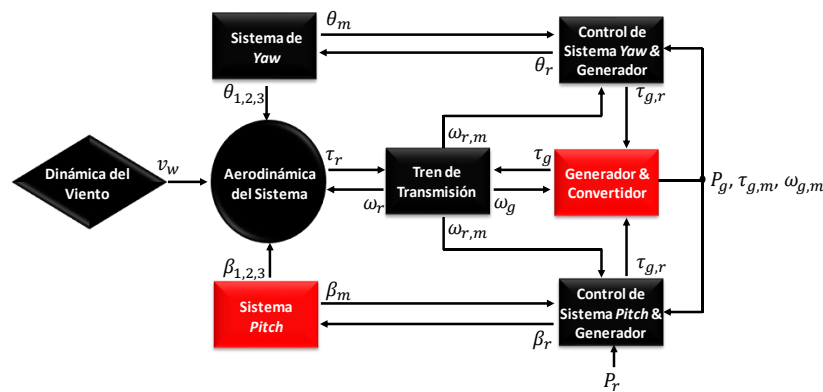


Figura 2.1 Diagrama de bloques del sistema de conversión de energía eólica

Los principales componentes de un sistema de conversión de energía eólico son: buje, palas, sistema *Pitch*, tren de transmisión conformado por la caja de engranes y los ejes de baja y alta velocidad, generador eléctrico, sensores de viento, sistema *Yaw* y torre soporte [27]. Ver **Figura 2.2**.

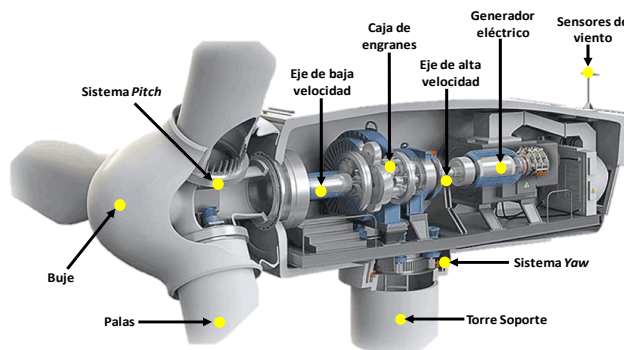


Figura 2.2 Componentes del sistema de conversión de energía eólica

2.1.1 Buje

Elemento de sujeción de las palas de la turbina eólica, puede ser rígido oscilante y oscilante con bisagras de sujeción [28].

2.1.2 Palas

Las palas (Alabes) son los componentes más distintivos y visibles de una turbina de viento; son las responsables de llevar a cabo la actividad fundamental del proceso de conversión de energía: es decir, transformar la energía cinética del viento en energía mecánica rotacional. En la actualidad las palas son hechas de aluminio, fibra de vidrio, compuestos de fibra de carbono.

2.1.3 Sistema Pitch

El sistema *Pitch* es el encargado de modificar el ángulo de ataque con respecto del viento considerando las características aerodinámicas de la pala. Este sistema proporciona un grado de control sobre la potencia del viento capturada para mejorar la conversión de energía y proteger la turbina de ventarrones. Cuando la velocidad del viento es igual o menor a la velocidad nominal de la turbina eólica, el ángulo de inclinación de las palas se ajusta a cero grados de tal manera que la turbina sea capaz de capturar la mayor cantidad de potencia de viento posible. Contrariamente, si la velocidad del viento excede el valor nominal, el mecanismo de *Pitch* se activa para regular y limitar la salida de potencia de acuerdo con las capacidades del sistema. El mecanismo de *Pitch* puede ser hidráulico o eléctrico.

2.1.4 Tren de transmisión

El tren de transmisión está conformado por dos partes giratorias: eje de baja velocidad y eje de alta velocidad. El eje de baja velocidad interconecta el rotor de la turbina eólica y la caja de engranes mientras que el eje de alta velocidad interconecta la caja de engranes y el generador eléctrico.

La función de la caja de engranes es adaptar la baja velocidad del rotor de la turbina con la alta velocidad del generador. La caja de cambios contiene múltiples etapas de engranes para lograr la alta relación de conversión requerida para acoplar el rotor de la turbina con el generador. Generalmente, las cajas de cambios están hechas de aleaciones de aluminio, acero inoxidable y hierro fundido.

2.1.5 Generador eléctrico

El generador es la parte del WECS que se encarga de realizar la conversión de la energía mecánica rotacional en energía eléctrica. A lo largo de los años, una gran variedad de generadores ha sido utilizada en los sistemas eólicos de energía, entre los que destacan el generador de inducción de jaula de ardilla, generador de inducción doblemente alimentado y el generador síncrono. La máquina de inducción de jaula de ardilla requiere mínimo mantenimiento, es de bajo costo y de construcción simple. Los WECS que utilizan una máquina de inducción de jaula de ardilla operan con velocidades fijas, a diferencia de los WECS que poseen un generador de inducción doblemente alimentado los cuales son capaces de operar con velocidades variables. El generador de inducción doblemente alimentado es el más utilizado en la industria de la energía eólica. En donde el estator del generador es conectado directamente a la red mientras que el rotor es interconectado con la red a través de un sistema convertidor de potencia con capacidad de potencia reducida. El generador síncrono es el más adecuado para aerogeneradores de transmisión directa. Los generadores de rotor síncrono y de imanes permanentes, son los más utilizados en

WECS con una potencia máxima de 7.5 MW [27]. Los generadores de imanes permanentes presentan una mayor eficiencia y densidad de carga a diferencia de los generadores de inducción de jaula de ardilla y los generadores de inducción doblemente alimentados.

2.1.6 Sistema Yaw

La función principal del sistema Yaw es maximizar la energía del viento captada manteniendo la turbina en dirección del viento. Usualmente el sistema Yaw está conformado por más de un motor eléctrico, engranajes y un cojinete. Un conjunto de interruptores se encuentra instalado alrededor de los engranajes del sistema Yaw para mantener la posición de la turbina en dirección del viento y/o cuando esta se encuentre en mantenimiento. Los motores del sistema Yaw son controlados con la misma señal de bloqueo al alcanzar la posición deseada con relación al movimiento del viento.

2.1.7 Torre soporte

La función principal de la torre es soportar la góndola y el rotor de la turbina. A su vez, le proporciona al rotor la elevación necesaria para aprovechar al máximo las condiciones de viento. La mayoría de las torres de los WECS están hechas de acero. La elevación de la turbina incrementa en función del diámetro del rotor de la turbina y la capacidad de potencia requerida. La altura de la torre soporte debe ser de 20-30 m para evitar la turbulencia causadas por árboles y edificios. La torre soporte almacena en su interior los cables que interconectan el generador y/o convertidor de potencia con el transformador localizado en la base de la torre. En algunos casos el transformador y los cables de conexión se encuentran contenidos dentro de la góndola del aerogenerador.

2.1.8 Sensores de viento

Los sistemas de control del Yaw y Pitch requieren de la medición de la dirección y velocidad del viento, respectivamente. El sistema de control del Pitch necesita la velocidad del viento para determinar el ángulo de ataque de la pala para una adecuada operación. El sistema de control del Yaw requiere la dirección del viento para ubicar la turbina en dirección del viento de tal forma que pueda alcanzarse la máxima adquisición de potencia posible. Adicionalmente, en turbinas con velocidad variable, la velocidad del viento es requerida para determinar la velocidad del generador requerida para la máxima potencia de extracción. Las turbinas de gran tamaño son equipadas con sensores conocidos como anemómetros para la recopilación y procesamiento de datos eólicos. La dirección del viento es medida con una veleta de viento conectada a un transductor de ángulo optoelectrónica. Usualmente la veleta se encuentra ubicada en la parte posterior de la góndola.

2.2 Arreglos de sistemas de conversión de energía eólica

El subsistema eléctrico es conformado por el generador eléctrico y el convertidor de potencia los cuales son dos de los elementos más importantes de un sistema de conversión de energía eólica.

En la actualidad existen diferentes configuraciones de interconexión de estos componentes, las cuales pueden ser clasificadas en los siguientes tres grupos [27]:

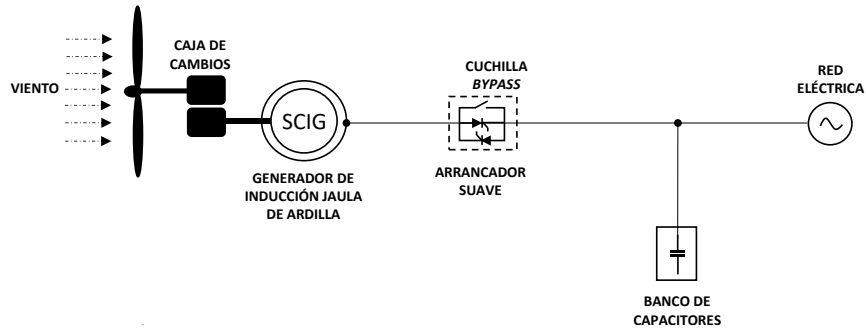
- a) **Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad fija, sin la presencia del convertidor de potencia.** Éste tipo de sistemas están conformados por un generador de inducción de jaula de ardilla y son capaces de entregar su potencia nominal a la velocidad nominal del viento. Comúnmente, ésta configuración requiere de un arranque suave para limitar las corrientes de *inrush*, el cual es desactivado

cuando el sistema alcanza su modo de operación normal. Las ventajas de implementar éste tipo de arreglo radican en la simplicidad de la instalación, bajo costo de mantenimiento y operación confiable. Sin embargo, existen algunas desventajas considerables al realizar el uso de ésta configuración: Únicamente a una velocidad establecida, el sistema es capaz de entregar la potencia nominal a la red, lo cual produce una baja eficiencia de conversión de a diferentes velocidades del viento. Adicionalmente, la potencia entregada a la red fluctúa en función de la velocidad del viento causando disturbios en la red eléctrica.

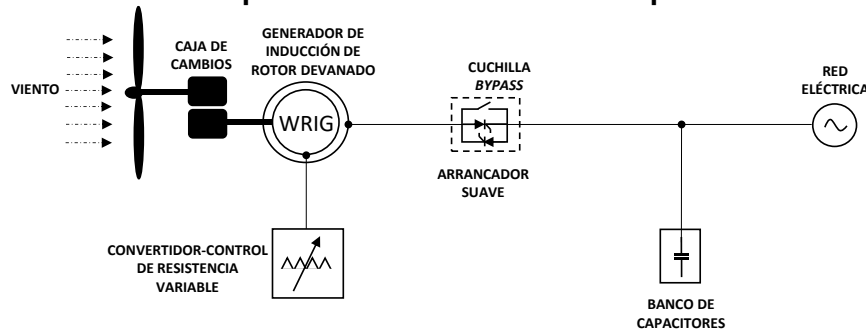
- b) **Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad variable, con un convertidor de capacidad reducida.** Es tipo de configuración, incrementa la eficiencia del sistema de conversión de energía eólica reduciendo el estrés mecánico causado por las ráfagas de viento, dando como resultado la posibilidad de realizar un diseño de la estructura mecánica que permita la construcción de turbinas eólicas de mayor tamaño. Conjuntamente, al reducir el estrés mecánico producido por los vientos de alta velocidad este tipo de arreglo reduce el desgaste de la caja de engranes, incrementando el ciclo de vida del sistema y reduciendo los requisitos de mantenimiento. El principal inconveniente de este tipo de configuraciones es la necesidad de un convertidor de potencia para realizar el control de la velocidad del generador, lo cual incrementa considerablemente el costo y la complejidad del sistema. Sin embargo, la adición de un convertidor de potencia permite el control de la potencia activa y reactiva de lado de la red eléctrica. En general este tipo de arreglos pueden utilizar un generador de inducción de rotor devanado. Para el caso de un generador de inducción de rotor devanado, la operación con velocidad variable puede efectuarse mediante el cambio de la resistencia del devanado del rotor, lo cual influye simultáneamente en la manipulación del par y la velocidad del generador. Comúnmente la resistencia del generador es ajustada mediante el convertidor de potencia. El rango de ajuste de velocidad es limitado al 10 % por encima de la velocidad síncrona del generador. Al igual que los WECS de velocidad fija, ésta configuración requiere un arranque suave y compensación de potencia reactiva. En el caso del uso de un generador de inducción doblemente alimentado, a diferencia del generador de inducción de rotor devanado, no requiere de un arranque suave y/o compensación de potencia reactiva. El convertidor de potencia es el encargado de realizar el ajuste del factor de potencia del sistema, mediante la manipulación del 30 % de la potencia nominal del generador eléctrico, reduciendo considerablemente el costo del arreglo general. En ésta configuración el uso del convertidor permite el flujo bidireccional en el rotor, incrementando la velocidad de giro del generador. La implementación de un generador de inducción doblemente alimentado mejora el rendimiento dinámico y la eficiencia de la conversión de energía del sistema en el orden de un 30 % a diferencia de un WECS de velocidad fija.
- c) **Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad variable, con un convertidor de potencia de capacidad plena.** El uso de un convertidor de potencia de capacidad plena permite mejorar el rendimiento del sistema, permitiendo el desacoplo del generador de la red eléctrica pudiendo operar en el rango de su velocidad total. Para éste tipo de arreglos el convertidor debe ser de la misma potencia que el generador eléctrico para poder realizar la compensación de la

potencia reactiva y a su vez suavizar la conexión a la red. El principal inconveniente de éste arreglo es el elevado costo debido a la complejidad del sistema.

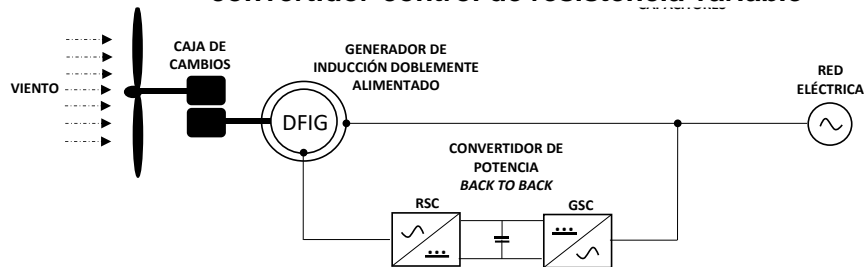
En la **Figura 2.3**, se presentan los arreglos de velocidad variable y fija para un sistema de conversión de energía eólica.



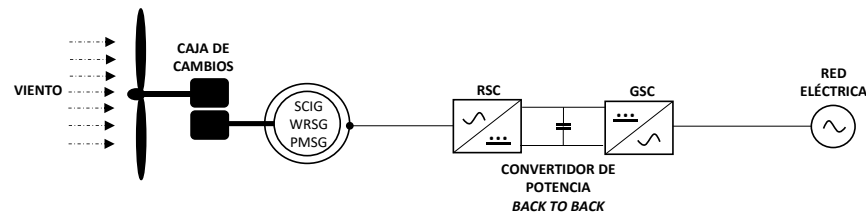
a) Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad fija, sin la presencia del convertidor de potencia



b) Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad variable, con convertidor-control de resistencia variable



b) Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad variable, con un convertidor de capacidad reducida



c) Sistemas de conversión de energía eólica de velocidad variable, con un convertidor de potencia de capacidad plena

Figura 2.3 Arreglos de un sistema de conversión de energía eólica

2.3 Falla

La definición de falla refiere a la desviación de una propiedad característica de un sistema con respecto de las condiciones nominales de operación. [29]

Tomando en cuenta la dependencia temporal de las fallas, es posible clasificar el tipo de falla de la siguiente forma:

Falla abrupta: Tiene como característica la manifestación de un cambio repentino y puede ser modelada mediante una función tipo escalón donde se desconoce el tiempo de ocurrencia de la falla.

Falla incipiente: Se manifiesta como un cambio en magnitud de las variables del sistema, aumentado paulatinamente con respecto al tiempo. Puede ser modelada como una función tipo rampa con un tiempo de ocurrencia desconocido.

Falla intermitente: Este tipo de falla no presenta una evolución determinada en el tiempo, únicamente se presenta en ciclos de trabajo de manera aleatoria desapareciendo de la misma forma.

2.4 Detección de fallas

La detección de fallas es considerada como la identificación instantánea de la presencia de un comportamiento erróneo en el sistema [30].

2.5 Diagnóstico de fallas

El diagnóstico de fallas consiste en realizar la localización del componente en el cual se ha producido la falla y determinación de la magnitud de la misma [28]. En la **Figura 2.4**, se indica el procedimiento general para realizar la detección y diagnóstico de un sistema cualquiera. [31]

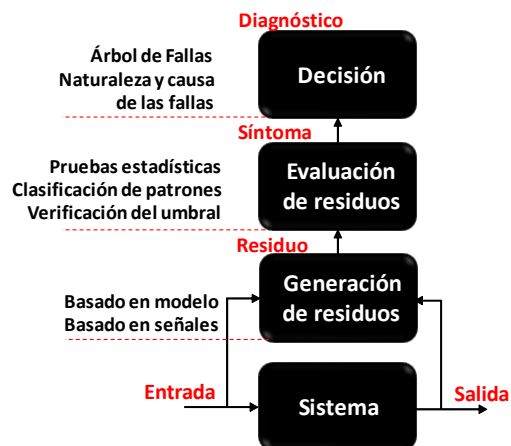


Figura 2.4 Procedimiento para realizar la detección y diagnóstico de fallas

2.6 Estrategia de detección y diagnóstico de fallas basada en modelo

Básicamente el principio de detección y diagnóstico de fallas consiste en utilizar un modelo matemático que representa la dinámica del sistema en condiciones nominales de operación, suministrándole como señales de entrada las observaciones adquiridas del sistema físico. Posteriormente, se realiza la comparación entre las señales provenientes del modelo matemático y de los datos observados, dando como resultado una diferencia entre

ambas señales, conocida como residuo. La señal de residuo es comparada contra el umbral máximo de operación del sistema para determinar un posible funcionamiento anormal.

2.6.1 Filtro de Kalman

El filtro de Kalman es un algoritmo matemático óptimo recursivo. Es considerado un método basado en modelo capaz de estimar estados y señales de salida a través de la minimización del índice del error cuadrático medio, tomando en cuenta el ruido en las observaciones de las variables y la incertidumbre implícita en la dinámica del sistema. El objetivo principal del filtro de Kalman es estimar el vector de estados del sistema y las salidas no medibles, basándose en las mediciones con ruido de las señales de salida conocidas. La estructura del algoritmo del filtro de Kalman se divide en dos etapas fundamentales: predicción y corrección.

Comúnmente, el filtro de Kalman es aplicado en tres ámbitos característicos: predicción, filtrado y alisado. En el caso de predicción, se obtiene la estimación del estado en el instante próximo partiendo de la medición de las señales de salida del instante actual. Para realizar el filtrado, es necesario obtener la estimación del estado actual a partir de las señales de salida del instante actual, mientras, que para el alisado se obtiene la estimación del estado anterior adquiriendo las mediciones de las señales de salida.

Básicamente, el algoritmo del filtro de Kalman inicia con la definición de las condiciones iniciales del vector de estados estimados y la matriz de covarianza del error. Una vez definidas las condiciones iniciales, se realiza la predicción del estado *a priori* del instante próximo y de la matriz de covarianza del error. Posteriormente, se realiza el cálculo de las ganancias propias del filtro para poder realizar la actualización del vector de estados estimado. Conjuntamente, se lleva a cabo la actualización de la matriz de covarianza *a posteriori* para realizar la estimación de las señales de salida desconocidas. Este método se considera recursivo, debido a que el proceso de cálculo previamente descrito y mostrado en la **Figura 2.5**, es repetido hasta minimizar índice del error cuadrático medio. [23]

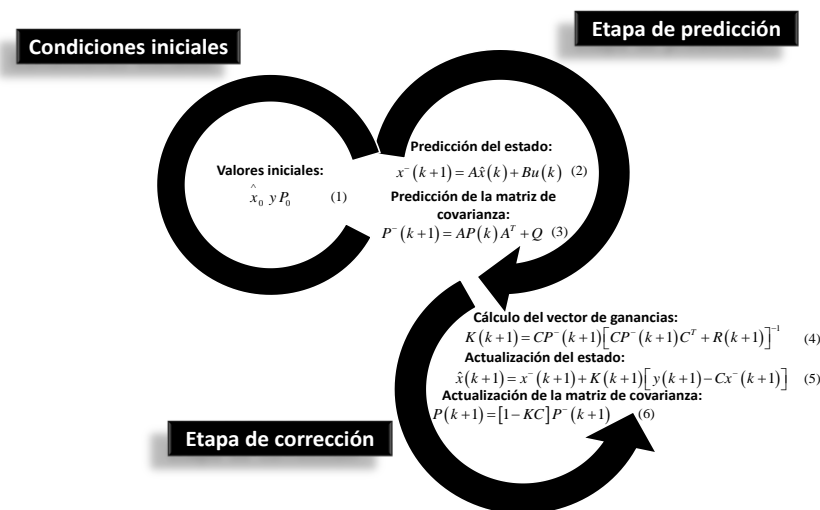


Figura 2.5 Algoritmo del filtro de Kalman

Las ecuaciones (1) a (6) de la **Figura 2.5**, definen el algoritmo matemático del filtro de Kalman. En donde las matrices A , B y C describen el comportamiento dinámico del sistema,

R es la matriz de ruido en las salidas del sistema, P es la matriz de covarianza del error y Q es la matriz de covarianza debido al ruido en los estados.

2.6.2 Observador por modos deslizantes *super-twisting*

Una de las principales características que posee el observador por modos deslizantes basado en el algoritmo *super-twisting* es su robustez ante perturbaciones e incertidumbre paramétrica, con amplitud y derivadas acotadas, que satisfacen las condiciones de acoplamiento, garantizando la convergencia en tiempo finito. El algoritmo es capaz de reconstruir una señal con falla a partir de cualquier señal emitida por un sensor de entrada o salida, garantizando el funcionamiento aceptable del sistema bajo condiciones de falla. Es considerado como un estimador preciso de estados y funciones desconocidas. Adicionalmente, el observador es capaz de detectar y aislar fallas simultáneas, el observador puede ser aplicado para sistemas lineales y no lineales de fase mínima. [18]

Las ecuaciones (13) a (15) de la **Figura 2.6**, describen el modelo del observador por modos deslizantes basado en el algoritmo *super-twisting*. [32]

MODELO DEL OBSERVADOR	
$\dot{\hat{x}}_{\lambda i} = \hat{x}_{\lambda i+1}, \quad i = 1, \dots, m-1$	(7)
$\dot{\hat{x}}_{\lambda m} = f_{\lambda}(x) + g_{\lambda}(x)u_{\lambda} + w_{\lambda}(x)$	(8)
$y_{\lambda} = x_{\lambda 1}$	(9)
$\lambda = \text{subsistemas}$	$\lambda = 1 \dots k$

Figura 2.6 Modelo del observador por modos deslizantes basado en el algoritmo *super-twisting*

En donde λ corresponde al número de subsistema, mientras que i se refiere al estado analizado. El vector de estados es representado por $x_{\lambda} = [x_{\lambda 1}, \dots, x_{\lambda m-1}]^T \in \mathbb{R}^m$, mientras que y_{λ} representa la salida del subsistema. $f_{\lambda}(x)$ y $g_{\lambda}(x)$ son consideradas como funciones suaves, $u_{\lambda} \in \mathbb{R}$ es la entrada del control y $w_{\lambda}(x)$ define una perturbación desconocida que depende del estado del sistema y es acotada en $|w_{\lambda}(x)| \leq \delta_{\lambda}, |\dot{w}_{\lambda}(x)| \leq \delta'_{\lambda}$, δ es considerada como la cota del subsistema.

2.6.3 Observador Luenberger

En general un observador de estado es un sistema dinámico que permite estimar los estados no medibles basándose en las mediciones de las variables de salida, las entradas del sistema y la dinámica del error. Típicamente el observador Luenberger es diseñado de tal forma que la estimación del estado garantice la convergencia al valor del estado actual, realizando la determinación de un matriz de ganancias que sea capaz de garantizar la estabilidad de la dinámica del error. El error es definido como la diferencia entre la señal de salida del sistema y la señal resultante de la estimación del observador. [29]

En la **Figura 2.7**, las ecuaciones (10) y (11) presentan la estructura que define la dinámica del observador Luenberger, en donde $\hat{x}(t) \in \mathbb{R}^n, \hat{y}(t) \in \mathbb{R}^p$ y $u(t) \in \mathbb{R}^r$, corresponden a los vectores que contienen los estados, salidas estimadas y entradas de sistema, mientras que $A(t) \in \mathbb{R}^{n \times n}, B(t) \in \mathbb{R}^{n \times r}$ y $C(t) \in \mathbb{R}^{p \times n}$ representan las matrices de parámetros, entradas y salidas del sistema, respectivamente. El término $(y(t) - \hat{y}(t))$ indica la diferencia entre las señales de salida y la señal generada por el observador y L hace referencia a la matriz de ganancias del observador. [33]

OBSERVADOR LUENBERGER	
$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t))$	(10)
$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$	(11)

Figura 2.7 Estructura del observador Luenberger

2.6.4 Observador UIO

El objetivo del observador de entradas desconocidas es generar una señal estimada que converja asintóticamente con la señal actual rechazando los efectos de ruido y los errores de modelado del sistema. Generalmente es considerado como un método robusto ante perturbaciones, aplicado a sistema lineales y no lineales.

La estructura del observador UIO se presenta en la **Figura 2.8**, en donde N , G_1 , L y H_2 son matrices de orden completo, diseñadas para garantizar la convergencia y estabilidad del error de estimación y a su vez, lograr el desacoplamiento de las entradas desconocidas. Las matrices N , G_1 , L y H_2 son consideradas como grados de libertad los cuales incrementan la robustez del observador ante perturbaciones. [34]

OBSERVADOR UIO	
$\dot{Z}(t) = NZ(t) + G_1u(t) + Ly(t)$	(12)
$\hat{x}(t) = Z(t) + H_2y(t)$	(13)
$\hat{y}_0(t) = C_0\hat{x}(t)$	(14)

Figura 2.8 Estructura del observador de entradas desconocidas UIO

2.6.5 Estrategias de detección y diagnóstico de fallas inteligente

La importancia de los métodos inteligentes basados en el procesamiento de señales radica en la falta de un modelo matemático que defina el comportamiento dinámico de un sistema. Los métodos basados en señales se utilizan para procesar información con gran volumen de datos (mediciones históricas o en tiempo real), son recomendables para procesos con pocas señales, pero con una idea clara de lo que ocurre globalmente en el proceso. Generalmente, los métodos basados en señales se dividen en dos grupos: el primero describe la información de las señales en matrices de datos de acuerdo con los modos de funcionamiento de los datos y el segundo corresponde al manejo de los datos a través del conocimiento de la energía de la señal en el dominio de la frecuencia [29].

2.6.6 Red Neuronal Artificial

Típicamente una red neuronal es conformada por un conjunto de nodos clasificados en tres capas: entrada, oculta y salida. Básicamente las señales de entrada se propagan en dirección hacia delante a través de las diferentes capas interconectadas entre sí. Este tipo de redes neuronales es conocido como *Perceptron* Multicapa. Las redes *Perceptron* Multicapa en general son entrenadas para solucionar problemas de identificación de sistemas y estimación de variables. Generalmente utilizan el algoritmo de retro propagación del error. El mecanismo de aprendizaje de retro propagación se divide en dos pasos, hacia delante y atrás. Dentro del paso hacia delante, el vector de entradas es propagado capa por capa por capa, mientras que, para el paso hacia atrás los pesos sinápticos son ajustados de acuerdo a la señal de error obtenida de la diferencia entre la señal de salida deseada y la señal salida obtenida de la respuesta de la red neuronal. Esta señal de error es propagada hacia atrás capa por capa para realizar la actualización y ajuste de los pesos sinápticos para lograr el emparejamiento entre la señal de repuesta de la red neuronal y la salida deseada. [35]

En la **Figura 2.9**, se muestran los componentes principales de una red neuronal: señales de entrada y salida, pesos sinápticos, funciones de activación y bias. Todos los elementos son distribuidos en las tres capas que conforman la red neuronal.

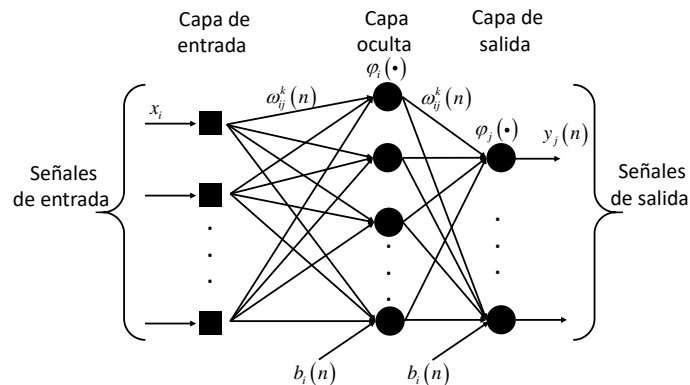


Figura 2.9 Red Neuronal tipo *Perceptron* multicapa

En donde:

- j, i = Elemento j -ésima e i -ésima
- k = k -ésima capa
- x_i = Vector de señales de entrada
- $b_i(n)$ = *Bias*
- $\omega(n)$ = Peso sináptico
- $\varphi(\bullet)$ = Función de activación
- m = Número de neuronas
- y_i = Vector de señales de entrada

La señal de salida de la red neuronal se define mediante la ecuación (15). La cual, en conjunto con el algoritmo de aprendizaje por retro propagación, aproximan y/o identifican la señal deseada. [35]

$$y_i(n) = \varphi_i \left(\sum_{i=0}^m \omega_{ij}^k(n) x_i(n) + b_i(n) \right)$$

$$y_j(n) = \varphi_j \left(\sum_{i=0}^m \omega_{ij}^k(n) y_i(n) + b_j(n) \right) \quad (15)$$

2.7 Transformada rápida de Fourier

En 1965, James W. Cooley (IBM) y John W. Tukey (Princeton) desarrollaron la transformación rápida de Fourier (FFT), considerado un algoritmo calculador de escala $\vartheta(n \log(n))$ en donde n adquiere un valor grande y $\log(n)$ incrementa lentamente el algoritmo acercándose a una escala lineal. El algoritmo se basa en una simetría fractal de la transformada de Fourier que permite resolver la transformada discreta de Fourier (DFT, por sus siglas en inglés), reduciendo las dimensiones de la matriz cuadrática de la DFT y a su vez el costo computacional requerido. Cabe resaltar que el algoritmo fue desarrollado por primera vez por Gauss en 1805, para aproximar las órbitas de los asteroides Pallas y Juno, requiriendo un esquema de interpolación altamente preciso [42].

La transformada discreta de Fourier es un mapeo de datos en f en el dominio de la frecuencia \hat{f} como es muestra en (16).

$$\{f_1, f_2, \dots, f_n\} \Rightarrow \{\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_n\} \quad (16)$$

Para un número dado de puntos n , la DFT representa los datos utilizando funciones seno y coseno con múltiplos enteros de una frecuencia fundamental $\omega_n = e^{-2\pi i/n}$. La DFT puede ser definida como se indica en (17).

$$\begin{bmatrix} \hat{f}_1 \\ \hat{f}_2 \\ \hat{f}_3 \\ \vdots \\ \hat{f}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \omega_n & \omega_n^2 & \dots & \omega_n^{n-1} \\ 1 & \omega_n^2 & \omega_n^4 & \dots & \omega_n^{2(n-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega_n^{n-1} & \omega_n^{2(n-1)} & \dots & \omega_n^{(n-1)^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix} \quad (17)$$

El vector de salida \hat{f} contiene los coeficientes de Fourier para el vector de entrada f , la matriz F de la DFT es una matriz unitaria Vandermonde. La matriz F está compuesta por valores complejos, de tal forma que el vector de salida \hat{f} posee magnitud y fase. La multiplicación de la matriz F de la DFT involucra operaciones de orden cuadrático $\vartheta(n^2)$, por lo que la ventaja de utilizar la FFT es el escalamiento de las operaciones hasta alcanzar una escala de $\vartheta(n \log(n))$, la cual es utilizada en comunicaciones satelitales, red para celular y filtrado de ruido en señales de audio y video, entre otras aplicaciones.

La idea básica de la FFT es que la DFT pueda ser implementada eficientemente si el número de datos n es una potencia de 2. Por ejemplo, considerando $n = 1024 = 2^{10}$ e la matriz F de la DFT se define mediante (18).

$$\hat{f} = F_{1024} f = \begin{bmatrix} I_{512} & -D_{512} \\ I_{512} & -D_{512} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{512} & 0 \\ 0 & F_{512} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{pares} \\ f_{impares} \end{bmatrix} \quad (18)$$

En donde f_{pares} representa a los elementos pares de f y $f_{impares}$ representa los elementos impares de f . I_{512} representa una matriz identidad de 512 x 512 y D_{512} adquiere la forma de (19).

$$D_{512} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \omega & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \omega^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \omega^{511} \end{bmatrix} \quad (19)$$

Si $n = 2^p$, el proceso de reacomodo mostrado en (18) de los términos de (17), puede ser repetido mediante el desarrollo de iteraciones y F_{512} puede ser representado por F_{256} y posteriormente por $F_{128} \rightarrow F_{64} \rightarrow F_{32} \rightarrow \dots$. Si $n \neq 2^p$, el vector puede ser complementado con ceros hasta alcanzar una potencia de 2. En general, la FFT implica el desarrollo eficiente de intervalos pares e impares de sub-vectores de f y el cálculo de una matriz DFT de 2×2 .

2.8 Análisis Modo Efecto Falla

Comúnmente el Análisis Modo Efecto Falla (FMEA, pos sus siglas en inglés), es una herramienta utilizada para evaluar la confiabilidad de cualquier sistema. Analiza los posibles efectos causados por componentes instalados y/o agregados, los cuales presentan comportamientos anormales durante su etapa de operación normal, es decir dejan de cumplir el objetivo para el cual fueron diseñados. [30]

El FMEA parte de un listado de componentes en donde se indica las diferentes formas en las cuales pueden presentar fallas. Esta característica es conocida como modos de falla. En la actualidad dentro de la industria, existen bases datos las cuales contienen la información de los posibles modos de falla que pueden aparecer para cada componente. Dentro de un FMEA, el efecto que produciría la falla en el sistema y cuáles serían las consecuencias en el entorno del componente con falla es cuantificado dentro de una etapa conocida como efecto falla. La información resultante de la etapa efecto falla proporciona información firmemente vinculada a la arquitectura del sistema conocida como modo de falla. Cada modo de falla en conjunto con su efecto ocasionado, es evaluado en función de su severidad, ocurrencia, detectabilidad y número de prioridad de riesgo. [37]

La información resultante es considerada de gran utilidad al momento de realizar la detección y diagnóstico de fallas, proporcionando un bosquejo de las fallas asequibles del sistema objeto de estudio.

3. CASO DE ESTUDIO: TURBINA EÓLICA

Para la simulación de los diez casos de estudio de falla propuestos en los subsistemas *Pitch* y eléctrico, en conjunto con los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de falla propuestos, se utilizó un sistema de referencia (*Benchmark*) que emula el comportamiento dinámico de una turbina eólica horizontal de tres aspas con una capacidad de 4.8 MW [6].

3.1 Modelo del sistema de referencia *Benchmark*

Los subsistemas que conforman al sistema de referencia *Benchmark* son: aerodinámico, *Pitch*, tren de transmisión, eléctrico y de control. En la **Figura 3.1**, se muestra un diagrama de bloques con los subsistemas que conforman al sistema de referencia *Benchmark* indicados con un recuadro sombreado en color azul.

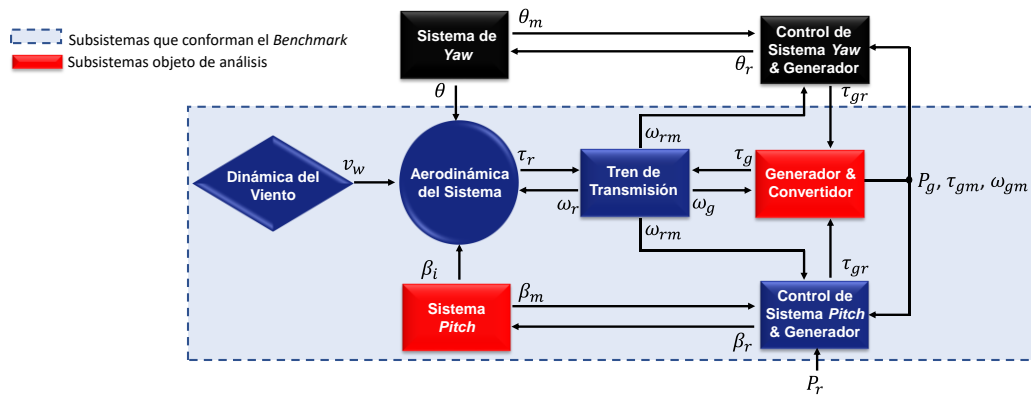


Figura 3.1 Diagrama de bloques de los subsistemas que conforman el *Benchmark*

A continuación, se describen las características y el modelo matemático que define el comportamiento de cada subsistema.

3.1.1 Subsistema aerodinámico

Dentro del subsistema aerodinámico se considera una turbina eólica horizontal de tres aspas, en donde la posición de cada aspa es medida de forma redundante [6]. Considerando que el viento impacta directamente las aspas de la turbina eólica generando un par aerodinámico definido en la ecuación (20).

$$\tau_r(t) = \sum_{i=1}^3 \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_q(\lambda(t), \beta_i(t)) v_w^2(t) \quad (20)$$

Donde:

$\tau_r(t)$ = Par aerodinámico.

ρ = Densidad del aire.

R = Radio de las aspas del rotor.

$v_w(t)$ = Velocidad del viento.

$C_q(\lambda(t), \beta_i(t))$ = Coeficiente de par mecánico.

$\lambda(t)$ = Velocidad específica o periférica.

$\beta_i(t)$ = Ángulo de inclinación del aspa correspondiente del rotor (ángulo de *Pitch*).

C_q corresponde al coeficiente de par en función del ángulo de *Pitch* y de la relación de velocidad en la punta del aspa de la turbina eólica. La relación que existe entre la velocidad de la punta del aspa y la velocidad de viento se define en (21).

$$\lambda = \frac{\omega_r \cdot R}{v_w^2} \quad (21)$$

Donde ω_r se refiere a la velocidad angular del rotor de la turbina eólica.

3.1.2 Subsistema *Pitch*

El sistema *Pitch* considerado dentro del modelo del sistema de referencia *Benchmark* se divide físicamente en dos arreglos principales. El primero corresponde a las aspas de la turbina eólica las cuales son las encargadas de capturar la mayor cantidad de la energía cinética procedente del viento. El segundo arreglo corresponde al actuador de paso simple tipo motor a pasos con retorno por resorte. En la **Figura 3.2**, se presenta una imagen general del actuador el cual realiza el movimiento para ajustar el ángulo de inclinación del aspa de la turbina de viento.

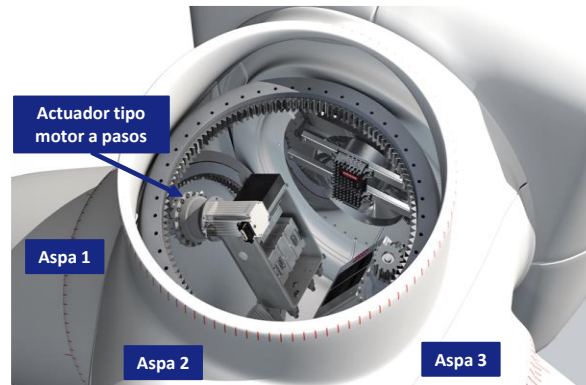


Figura 3.2 Actuador del sistema *Pitch* [67]

El modelo matemático que describe la dinámica del *Pitch* se define en la ecuación (22) en donde se establece una sumatoria de pares los cuales definen la dinámica del sistema (lado izquierdo de la ecuación), es decir la interacción de las palas con el movimiento del viento. Mientras que el lado derecho de la ecuación (22) representa el comportamiento dinámico del actuador del sistema *Pitch*.

$$J\ddot{\theta}_p + B\dot{\theta}_p + K\theta_p = kv(t) + m\dot{\theta}_p + Q_p \quad (22)$$

Donde:

θ_p = Posición angular del motor.

J = Inercia total de las palas de la turbina eólica.

B = Coeficiente de fricción viscosa de las palas de la turbina eólica.

K = Constante de rigidez de las palas de la turbina eólica.

k = Relación par/voltaje del motor.

$v(t)$ = Voltaje aplicado en las terminales del motor.

m = Relación par/velocidad del motor.

Q_p = Perturbaciones externas (*Pitching*).

Agrupando términos semejantes y aplicando la transformada de Laplace, en condiciones ideales es posible obtener la función de transferencia indicada en (22), homóloga a la ecuación general para un sistema de segundo orden. En (24) se define el espacio de estados correspondiente a la función de transferencia establecida en (23). Ambos arreglos matemáticos representan la dinámica del subsistema *Pitch* como lo define [6] y contenidos dentro del modelo matemático del sistema de referencia *Benchmark*.

$$\frac{\theta_p(s)}{\theta_{Pref}(s)} = \frac{K}{Js^2 + (B-m)s + K} \cong \frac{\beta(s)}{\beta_r(s)} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (23)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{K}{J} & -\frac{B-m}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K}{J} \end{bmatrix} [\beta_{ref}] \quad (24)$$

$$y = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

En donde ξ y ω_n , corresponden al coeficiente de amortiguamiento y la frecuencia natural del sistema respectivamente [6]. $\beta_r(s)$ corresponde a la señal de referencia del ángulo de inclinación requerida por el sistema de control del WECS. \dot{x}_1 y \dot{x}_2 representan las variables de estado del sistema, físicamente velocidad angular y posición angular respectivamente.

El espacio de estados de (24) retomado de [6], será utilizado para el diseño de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. En donde, β_{ref} , representa el ángulo de *Pitch* de referencia requerido por el sistema de control.

Parámetros del subsistema *Pitch* contenidos en [6]: $R=5.75$, $\rho=1.225$, $\xi=0.6$, $\omega_n=11.11$, $\xi_2=0.45$, $\omega_{n2}=5.73$, $\xi_3=0.9$, $\omega_{n3}=3.42$.

3.1.3 Subsistema del tren de transmisión

El tren de transmisión es modelado como un acoplamiento de dos masas, es decir representa la interconexión del eje de baja velocidad proveniente del rotor de la turbina eólica y el eje de alta velocidad acoplado al generador eléctrico. La interconexión de ambos ejes es realizada por medio de una caja de engranes multiplicadora elevadora. El modelo en espacio de estados que define el comportamiento dinámico del tren de transmisión se presenta en (25).

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_r(t) \\ \dot{\omega}_g(t) \\ \dot{\theta}_\Lambda(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B_{dt} - B_r}{J_r} & -\frac{B_{dt}}{N_g J_r} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ \frac{\eta B_{dt}}{N_g J_g} & -\frac{\eta B_{dt}}{N_g^2 J_g} & \frac{\eta K_{dt}}{N_g J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_g(t) \\ \theta_\Lambda(t) \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$+ \begin{bmatrix} \frac{1}{J_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J_g} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_r(t) \\ \tau_g(t) \end{bmatrix}$$

Donde:

ω_r = Velocidad angular del rotor de la turbina eólica.

ω_g = Velocidad angular del generador eléctrico.

θ_Δ = Diferencia que existe entre el desplazamiento angular del tren de baja y alta velocidad.

τ_r = Par producido por la turbina eólica.

τ_g = Par producido por el generador eléctrico.

B_{dt} = Coeficiente de fricción viscosa del tren de transmisión.

B_r = Coeficiente de fricción viscosa del rotor de la turbina eólica.

K_{dt} = Constante de rigidez del tren de transmisión.

J_g = Momento de inercia del eje de alta velocidad.

N_g = Relación de engranaje de la caja de cambios.

η = Eficiencia del tren de transmisión.

Parámetros del subsistema del tren de transmisión contenidos en [6]: $B_{dt}=9.45$, $B_r=0$, $B_g=0$, $N_g=95$, $K_{dt}=2.7e9$, $\eta_{dt}=0.97$, $J_g=390$, $J_r=55e6$.

3.1.4 Subsistema eléctrico

La dinámica del subsistema eléctrico es representada mediante la función de transferencia de primer orden indicada en (26), la cual representa la relación entre el par producido por el subsistema eléctrico y el par de referencia requerido por el sistema de control del WECS. En donde τ_{gr} corresponde al par de referencia del generador y α_{gc} depende las características del generador y convertidor. Adicionalmente, en (27) se presenta el espacio de estados equivalente a la función de transferencia de primer orden [6].

$$\frac{\tau_g(s)}{\tau_{gr}(s)} = \frac{\alpha_{gc}}{s + \alpha_{gc}} \quad (26)$$

$$\dot{x}_1 = [-\alpha_{gc}][x_1] + [\alpha_{gc}][\tau_{gr}] \quad (27)$$

La potencia producida por el generador eléctrico se define en (28). En donde el par generado es multiplicado por la velocidad angular del generador eléctrico y la eficiencia propia de la máquina.

$$P_g(t) = \eta_g \omega_g(t) \tau_g(t) \quad (28)$$

En donde η_g representa la eficiencia del generador eléctrico.

El espacio de estados de [6] e indicado en (27) será utilizado para el diseño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas.

Parámetros del subsistema eléctrico contenidos en [6]: $\alpha_{gc}=50$, $\eta_{gc}=0.98$.

3.1.5 Subsistema de control

El modo de operación de una turbina eólica puede ser dividido en cuatro zonas fundamentales. La primera zona corresponde a la etapa de arranque de la turbina. La segunda zona comprende la optimización de la potencia de la turbina. La tercera zona

considera la producción de potencia constante, mientras que la cuarta zona se refiere a la máxima potencia producida, tal como se muestra en la gráfica de la **Figura 3.3**.

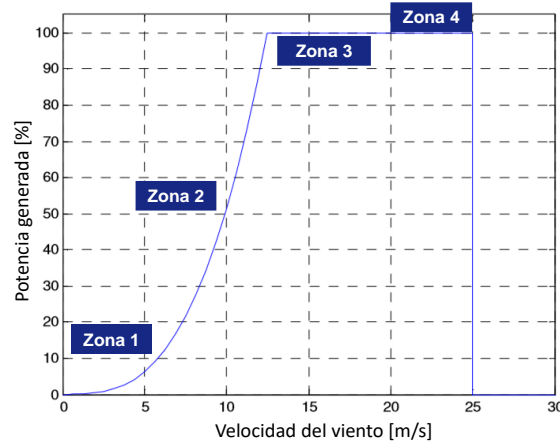


Figura 3.3 Zonas de operación de una turbina eólica [6]

El *Benchmark* utilizado para realizar la simulación y evaluación de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas, presenta una estrategia de control que incide directamente en la segunda y tercera zona de operación de la turbina eólica.

En el **Apéndice A**, se muestran las gráficas de las señales de medición, control y variables de estado del sistema de referencia *Benchmark* bajo condiciones de operación normal, es decir libre de falla.

3.2 Estrategias de detección y diagnóstico de fallas propuestas

A continuación, se describe el procedimiento realizado para el diseño de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas consideradas para los subsistemas *Pitch* y eléctrico.

3.2.1 Filtro de Kalman

Subsistema *Pitch*

A continuación, se presenta la estructura del filtro de Kalman adaptado para el modelo matemático del subsistema *Pitch*, partiendo de la estructura general del filtro de Kalman descrita en la **sección 2.6.1** y los parámetros del *Benchmark* indicados en la **sección 4.2**.

En (29) se muestra el espacio de estados resultante de la sustitución de los parámetros del subsistema *Pitch* indicados en la **sección 4.2**, en el arreglo definido en (24).

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -123.43 & -13.33 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 123.43 \end{bmatrix} \beta_r ; \quad y = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (29)$$

En donde β_r es el vector del ángulo de referencia requerido por el sistema de control. En (30) se presenta el espacio de estados en tiempo discreto de (29), contenido en el sistema de referencia *Benchmark* [6].

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ -1.15 & 0.87 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.01 \\ 1.15 \end{bmatrix} \beta_r(k) ; \quad \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \end{bmatrix} \quad (30)$$

Definición de condiciones iniciales:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad P = \begin{bmatrix} 1E6 & 0 \\ 0 & 1E6 \end{bmatrix}; \quad \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} 2.5 & 0 \\ 0 & 2.5 \end{bmatrix}; \quad Q = \begin{bmatrix} 3E-06 & 0 \\ 0 & 3E-06 \end{bmatrix} \quad (31)$$

En donde R la matriz de ruido en las salidas del sistema, P la matriz de covarianza del error y Q la matriz de covarianza, fueron definidas en función de las características de la señal de medición del ángulo de *Pitch*. El algoritmo del subsistema *Pitch* se indica de (32) a (36).

Etaapa de predicción:

Predicción del estado:

$$\begin{bmatrix} x_1^-(k+1) \\ x_2^-(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ -1.15 & 0.87 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_1(k) \\ \hat{x}_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.01 \\ 1.15 \end{bmatrix} \beta_r(k) \quad (32)$$

Predicción de la matriz de covarianza:

$$\begin{bmatrix} P_1^-(k+1) & 0 \\ 0 & P_2^-(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ -1.15 & 0.87 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^-(k) & 0 \\ 0 & P_2^-(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ -1.15 & 0.87 \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} 3E-06 & 0 \\ 0 & 3E-06 \end{bmatrix} \quad (33)$$

Cálculo del vector de ganancias:

$$\begin{bmatrix} K_1(k+1) & 0 \\ K_2(k+1) & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1^-(k+1) & 0 \\ 0 & P_2^-(k+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^-(k+1) & 0 \\ 0 & P_2^-(k+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} R_1(k+1) & 0 \\ 0 & R_2(k+1) \end{bmatrix}^{-1} \quad (34)$$

Etaapa de actualización:

Actualización del estado:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1(k+1) \\ \hat{x}_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^-(k+1) \\ x_2^-(k+1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_1(k+1) & 0 \\ K_2(k+1) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k+1) \\ y_2(k+1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^-(k+1) \\ x_2^-(k+1) \end{bmatrix} \quad (35)$$

Actualización de la matriz de covarianza:

$$\begin{bmatrix} P_1(k+1) & 0 \\ 0 & P_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_1(k+1) & 0 \\ K_2(k+1) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^-(k) & 0 \\ 0 & P_2^-(k) \end{bmatrix} \quad (36)$$

Subsistema eléctrico

Considerando la estructura general del filtro de Kalman descrita en la **sección 2.6.1** y los parámetros del *Benchmark* indicados en la **sección 4.2** para el subsistema eléctrico, a continuación, se presenta la estructura del filtro de Kalman adecuada para el modelo matemático del subsistema eléctrico definido en (27).

$$\dot{x}_1 = [-50][x_1] + [50][\tau_{gr}] \quad ; \quad y = x_1 \quad (37)$$

En donde τ_{gr} es el vector del par generado de referencia requerido por el sistema de control. En (38) se presenta el espacio de estados en tiempo discreto de (37), contenido en el sistema de referencia *Benchmark* [6].

$$x_1(k+1) = [0.61][x_1(k)] + [0.39][\tau_{gr}(k)] ; y(k) = x_1(k) \quad (38)$$

Definición de condiciones iniciales:

$$\begin{aligned} [\hat{x}_1] &= [0]; \quad P = [1E06]; \quad [y_1] = [0] \\ R &= [1E-06]; \quad Q = [1E-06] \end{aligned} \quad (39)$$

En donde R el ruido en las salidas del sistema, P la covarianza del error y Q la covarianza, fueron definidas en función de las características de la señal de medición del par generado. El algoritmo del filtro de Kalman para el subsistema eléctrico se describe de (40) a (44).

Etapa de predicción:

Predicción del estado:

$$[x_1^-(k+1)] = [0.61][x_1(k)] + [0.39][\tau_{gr}(k)] \quad (40)$$

Predicción de la matriz de covarianza:

$$[P_1^-(k+1)] = [0.61] [P_1^-(k)] [0.61]^T + [1e-06] \quad (41)$$

Cálculo del vector de ganancias:

$$[K_1(k+1)] = [P_1^-(k+1)][1]^T [1] [P_1^-(k+1)][1]^T + [R_1(k+1)]^{-1} \quad (42)$$

Etapa de actualización:

Actualización del estado:

$$[\hat{x}_1(k+1)] = [x_1^-(k+1)] + [K_1(k+1)] \left([y_1(k+1)] - [1] [x_1^-(k+1)] \right) \quad (43)$$

Actualización de la matriz de covarianza:

$$[P_1(k+1)] = [1] - [K_1(k+1)] [P_1^-(k)] \quad (44)$$

3.2.2 Observador por modos deslizantes *super-twisting*

Subsistema Pitch

Considerando la estructura general del observador por modos deslizantes *super-twisting*, descrito en la **sección 2.6.2** y el espacio de estados del subsistema *Pitch* definido en (24), en las ecuaciones (45) a (51) se describe el algoritmo OMDST adaptado al modelo matemático del subsistema *Pitch*.

$$e = x_1 - \hat{x}_1 ; \quad \dot{e} = z_1 - \hat{x}_1 \quad (45)$$

$$\dot{\hat{x}}_1 = z_1 + c_{11} |e_1|^{1/2} \text{sigm}(x_1 - \hat{x}_1) \quad (46)$$

$$\dot{\hat{z}}_1 = c_{21} \text{sigm}(x_1 - \hat{x}_1) \quad (47)$$

$$e = z_1 - \hat{x}_2 \quad (48)$$

$$\dot{\hat{x}}_2 = -13.33 x_2 - 123.43 x_1 + 123.43 \beta_{ref} + z_2 + c_{12} |z_1 - \hat{x}_2|^{1/2} \text{sigm}(z_1 - \hat{x}_2) \quad (49)$$

$$\dot{\hat{z}}_2 = c_{22} \text{sigm}(z_1 - \hat{x}_2) \quad (50)$$

$$\hat{y}_2 = \hat{x}_1 \quad (51)$$

Subsistema eléctrico

Tomando en cuenta la estructura del observador descrito en la **sección 2.6.2** y el espacio de estados del subsistema eléctrico definido en (35), se muestra en (52) a (54) el arreglo OMDST acondicionado para el modelo matemático del subsistema eléctrico.

$$z_1 = x_1; e = z_1 - \hat{x}_1 \quad (52)$$

$$\dot{\hat{x}}_1 = -50 y_1 + 50 \tau_{gr} + z_1 + c_{11} |z_1 - \hat{x}_1|^{1/2} \text{sigm}(z_1 - \hat{x}_1) \quad (53)$$

$$\dot{\hat{z}}_1 = c_{21} \text{sigm}(z_1 - \hat{x}_1) \quad (54)$$

3.2.3 Observador Luenberger

Subsistema Pitch

Considerando la forma general del observador Luenberger indicado en la **Figura 2.7**, y el espacio de estados del subsistema *Pitch* definido en (24), en (55) el algoritmo adaptado del observador OLUEN para el espacio de estados del subsistema *Pitch*.

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_1(t) \\ \dot{\hat{x}}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -123.43 & -13.33 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 123.43 \end{bmatrix} \beta_r + \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} \right) \quad (55)$$

La dinámica del error del observador Luenberger se define en (56).

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e \quad (56)$$

Subsistema eléctrico

En (57) se describe el arreglo general del OLUEN adaptado al subsistema eléctrico.

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_1(t) \end{bmatrix} = [-50]x_1 + [50]\tau_{gr} + L(y - \hat{x}_1) \quad (57)$$

3.2.4 Observador UIO

De acuerdo con el espacio de estados indicado en (24) y la forma general del observador UIO descrita en la **sección 2.6.4**, a continuación de (58) a (75), se describe el proceso del diseño del observador UIO adaptado al subsistema *Pitch*.

Trabajando con la dinámica del error:

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (58)$$

$$e(t) = (I_n + H_2 C)x(t) - Z(t) \quad (59)$$

Considerando:

$$H_1 = I_n + H_2 C ; Z(t) = H_1 x(t) - e(t) \quad (60)$$

$$e(t) = H_1 x(t) - Z(t) ; \dot{e}(t) = H_1 \dot{x}(t) - \dot{Z}(t) \quad (61)$$

Sustituyendo el sistema de (12) y (13) en la ecuación (59):

$$\dot{e}(t) = H_1 A x(t) + H_1 B u(t) + H_1 D_w - N Z(t) + G_1 u(t) + L y(t) \quad (62)$$

Sustituyendo en (62) las consideraciones establecidas en (60) y (61):

$$\dot{e}(t) = H_1 A x(t) + H_1 B u(t) + H_1 D_w - N (H_1 x(t) - e(t)) + G_1 u(t) + L y(t) \quad (63)$$

$$\dot{e}(t) = (H_1 A - L C - N H_1) x(t) + (H_1 B - G_1) u(t) + N e(t) + H_1 D_w \quad (64)$$

Condiciones a satisfacer:

$$H_1 A - L C - N H_1 = 0 ; H_1 B = G_1 ; H_1 D_w = 0 \quad (65)$$

$$\dot{e}(t) = N e(t) \quad (66)$$

Condiciones de estabilidad y convergencia:

$$D = D^T > 0 \quad (67)$$

$$N^T D + D N < 0 \quad (68)$$

$$\dot{v}(e) = e^T (N^T D + D N) e < 0 \quad (69)$$

$$N = H_1 A + (N H_2 - L) C \quad (70)$$

Considerando:

$$K = N H_2 - L ; L = N H_2 - K \quad (71)$$

Sustituyendo en (65) en (69):

$$\dot{v}(e) = e^T \left((H_1 A + K C)^T D + D (H_1 A + K C) \right) e < 0 \quad (72)$$

$$\dot{v}(e) = e^T \left[C^T K^T D + A^T H_1^T D + D H_1 A + D K C \right] e < 0 \quad (73)$$

Considerando:

$$W = D K ; K = D^{-1} W \quad (74)$$

$$LMI = C^T W^T + A^T H_1^T D + W C \quad (75)$$

Al determinar el valor de las expresiones mostradas en (74) utilizando la herramienta YALMILP de MATLAB, es posible calcular las matrices K, N, L y G las cuales deben satisfacer las igualdades definidas en (65). A continuación, se presentan las matrices resultantes:

$$D = \begin{bmatrix} -1.0522 & -0.0190 \\ -0.0190 & -0.0416 \end{bmatrix}; W = \begin{bmatrix} -1.8131 \\ -4.8607 \end{bmatrix}; K = \begin{bmatrix} -0.3848 \\ 117.0331 \end{bmatrix};$$

$$N = \begin{bmatrix} -0.3848 & 0.5000 \\ -6.3990 & -13.3320 \end{bmatrix}; \quad L = \begin{bmatrix} 0.1924 \\ -120.2326 \end{bmatrix}; \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 123.4321 \end{bmatrix};$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} 0.5000 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (76)$$

Finalmente, las matrices K, N, L y G mostradas en (76), son sustituidas en el esquema general del observador UIO mostrado en la **Figura 2.8**, para obtener la señal estimada del ángulo de *Pitch*, dando como resultado la estructura indicada en (77), (78) y (79).

$$\dot{Z}(t) = \begin{bmatrix} -0.3848 & 0.5000 \\ -6.3990 & -13.3320 \end{bmatrix} Z(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 123.4321 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0.1924 \\ -120.2326 \end{bmatrix} y(t) \quad (77)$$

$$\hat{x}(t) = Z(t) + \begin{bmatrix} 0.5000 \\ 0 \end{bmatrix} y(t) \quad (78)$$

$$\hat{y}_0(t) = C_0 \hat{x}(t) \quad (79)$$

3.2.5 Red Neuronal Artificial

Subsistema *Pitch*

La RNA diseñada para el subsistema *Pitch*, se conforma de tres capas: entrada, oculta y salida. Para la capa de entrada se consideraron tres señales de entrada: velocidad del viento, ángulo de *Pitch* de referencia requerido por el subsistema de control y medición del ángulo de *Pitch* de la pala correspondiente. La capa oculta es conformada por siete neuronas con una función de activación tipo tangente hiperbólica para cada neurona oculta. En la capa de salida se consideró una neurona, con una función de activación lineal obteniendo la señal estimada del ángulo de inclinación.

Para el entrenamiento de la RNA se consideró el algoritmo *Levenberg-Marquardt*, 500 épocas de simulación, con una razón de aprendizaje de 1E-05.

Inicialmente se realizó el entrenamiento con la mitad de los datos de los vectores de entrada y posteriormente la red fue validada con la segunda mitad de los valores del vector de entrada.

En la **Figura 3.4**, se presenta el arreglo esquemático de la Red Neuronal Artificial diseñada para el subsistema *Pitch*.

En (80) se indica la ecuación de salida de la RNA correspondiente al subsistema *Pitch*.

$$y_1 = \varphi_1 \left(y_1 w_{11} + y_2 w_{21} + y_3 w_{31} + y_4 w_{41} + y_5 w_{51} + y_6 w_{61} + y_7 w_{71} + \theta_1 \right) \quad (80)$$

$$\varphi_1 = \text{purelin}(u_1)$$

Donde:

$${}^l y_1 = \varphi_1 \left(v_w {}^l w_{11} + \beta_{ref} {}^l w_{21} + \beta_{1m1} {}^l w_{31} + {}^l \theta_1 \right) ; \varphi_1 = \tanh \left({}^l u_1 \right) \quad (81)$$

$${}^l y_2 = \varphi_2 \left(v_w {}^l w_{12} + \beta_{ref} {}^l w_{22} + \beta_{1m1} {}^l w_{32} + {}^l \theta_2 \right) ; \varphi_2 = \tanh \left({}^l u_2 \right) \quad (82)$$

$${}^l y_3 = \varphi_3 \left(v_w {}^l w_{13} + \beta_{ref} {}^l w_{23} + \beta_{1m1} {}^l w_{33} + {}^l \theta_3 \right) ; \varphi_3 = \tanh \left({}^l u_3 \right) \quad (83)$$

$${}^l y_4 = \varphi_4 \left(v_w {}^l w_{14} + \beta_{ref} {}^l w_{24} + \beta_{1m1} {}^l w_{34} + {}^l \theta_4 \right) ; \varphi_4 = \tanh \left({}^l u_4 \right) \quad (84)$$

$${}^l y_5 = \varphi_5 \left(v_w {}^l w_{15} + \beta_{ref} {}^l w_{25} + \beta_{1m1} {}^l w_{35} + {}^l \theta_5 \right) ; \varphi_5 = \tanh \left({}^l u_5 \right) \quad (85)$$

$${}^l y_6 = \varphi_6 \left(v_w {}^l w_{16} + \beta_{ref} {}^l w_{26} + \beta_{1m1} {}^l w_{36} + {}^l \theta_6 \right) ; \varphi_6 = \tanh \left({}^l u_6 \right) \quad (86)$$

$${}^l y_7 = \varphi_7 \left(v_w {}^l w_{17} + \beta_{ref} {}^l w_{27} + \beta_{1m1} {}^l w_{37} + {}^l \theta_7 \right) ; \varphi_7 = \tanh \left({}^l u_7 \right) \quad (87)$$

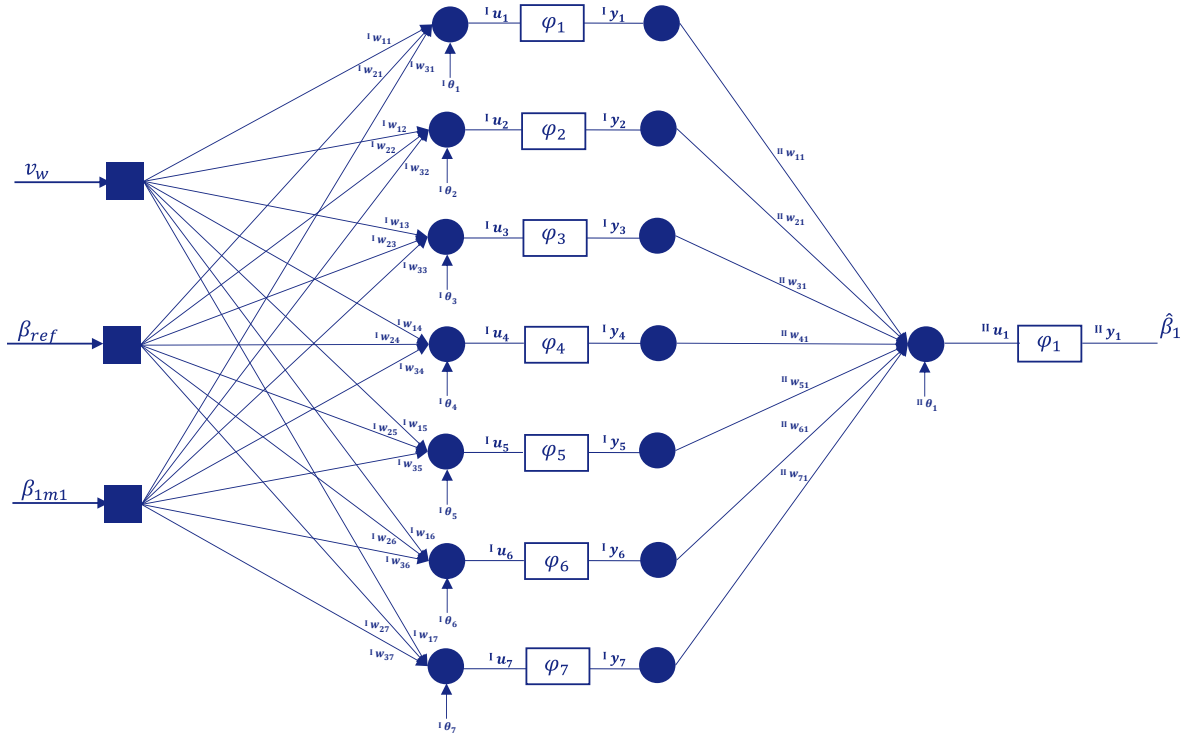


Figura 3.4 RNA para la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema *Pitch*

A continuación, en (88) se presentan los resultados correspondientes a los pesos sinápticos y *bias* de la red neuronal propuesta en la **Figura 3.4**.

$$\begin{aligned}
{}^I w_{11} &= 4.4659; & {}^I w_{21} &= -0.2424; & {}^I w_{31} &= -2.7240; & & {}^I \theta_1 &= 4.2683; \\
{}^I w_{12} &= 3.0131; & {}^I w_{22} &= 2.3652; & {}^I w_{32} &= -1.9354; & & {}^I \theta_2 &= -1.7623; \\
{}^I w_{13} &= -5.1760; & {}^I w_{23} &= -0.1872; & {}^I w_{33} &= -1.4138; & & {}^I \theta_3 &= 2.1181; \\
{}^I w_{14} &= -4.5390; & {}^I w_{24} &= -1.4994; & {}^I w_{34} &= -3.2511; & ; & {}^I \theta_4 &= 3.6413; \\
{}^I w_{15} &= 0.0003; & {}^I w_{25} &= 0.0025; & {}^I w_{35} &= -0.3699; & & {}^I \theta_5 &= 0.0916; \\
{}^I w_{16} &= -4.0070; & {}^I w_{26} &= 2.4247; & {}^I w_{36} &= 2.5710; & & {}^I \theta_6 &= -2.3937; \\
{}^I w_{17} &= 0.3715; & {}^I w_{27} &= 0.3512; & {}^I w_{37} &= -5.2232; & & {}^I \theta_7 &= 4.4797; \\
{}^II w_{11} &= -0.0071; \\
{}^II w_{21} &= 0.0036; \\
{}^II w_{31} &= 0.0012; \\
{}^II w_{41} &= 0.0012; & ; & {}^II \theta_1 &= 0.2654; & & & & (88) \\
{}^II w_{51} &= -2.7276; \\
{}^II w_{61} &= 0.0071; \\
{}^II w_{71} &= -0.0150;
\end{aligned}$$

Subsistema eléctrico

La RNA diseñada para el subsistema eléctrico, se conforma de tres capas: entrada, oculta y salida. Para la capa de entrada se consideraron tres señales de entrada: velocidad angular del generador, par generado y par de referencia requerido por el sistema de control. La capa oculta es conformada por siete neuronas con una función de activación tipo tangente hiperbólica para cada neurona oculta. En la capa de salida se consideró una neurona, con una función de activación logarítmica obteniendo la señal estimada del par generado.

Para el entrenamiento de la RNA se consideró el algoritmo *Levenberg-Marquardt*, 300 épocas de simulación, con una razón de aprendizaje de 1E-04.

Inicialmente se realizó el entrenamiento con la mitad de los datos de los vectores de entrada y posteriormente la red fue validada con la segunda mitad de los valores del vector de entrada.

En la **Figura 3.5**, se presenta el arreglo esquemático de la Red Neuronal Artificial diseñada para el subsistema eléctrico.

En (89) se indica la ecuación de salida de la RNA correspondiente al subsistema eléctrico.

$$\begin{aligned}
{}^II y_1 &= \varphi_1 \left({}^I y_1 {}^II w_{11} + {}^I y_2 {}^II w_{21} + {}^I y_3 {}^II w_{31} + {}^I y_4 {}^II w_{41} + {}^I y_5 {}^II w_{51} + {}^I y_6 {}^II w_{61} + {}^I y_7 {}^II w_{71} + {}^II \theta_1 \right) \quad (89) \\
\varphi_1 &= \log sig \left({}^II u_1 \right)
\end{aligned}$$

Donde:

$${}^I y_1 = \varphi_1 \left(\omega_g {}^I w_{11} + \tau_{gr} {}^I w_{21} + \tau_g {}^I w_{31} + {}^I \theta_1 \right); \quad \varphi_1 = \tanh \left({}^I u_1 \right) \quad (90)$$

$${}^I y_2 = \varphi_2 \left(\omega_g {}^I w_{12} + \tau_{gr} {}^I w_{22} + \tau_g {}^I w_{32} + {}^I \theta_2 \right); \quad \varphi_2 = \tanh \left({}^I u_2 \right) \quad (91)$$

$${}^I y_3 = \varphi_3 \left(\omega_g {}^I w_{13} + \tau_{gr} {}^I w_{23} + \tau_r {}^I w_{33} + {}^I \theta_3 \right); \varphi_3 = \tanh \left({}^I u_3 \right) \quad (92)$$

$${}^I y_4 = \varphi_4 \left(\omega_g {}^I w_{14} + \tau_{gr} {}^I w_{24} + \tau_g {}^I w_{34} + {}^I \theta_4 \right); \varphi_4 = \tanh \left({}^I u_4 \right) \quad (93)$$

$${}^I y_5 = \varphi_5 \left(\omega_g {}^I w_{15} + \tau_{gr} {}^I w_{25} + \tau_g {}^I w_{35} + {}^I \theta_5 \right); \varphi_5 = \tanh \left({}^I u_5 \right) \quad (94)$$

$${}^I y_6 = \varphi_6 \left(\omega_g {}^I w_{16} + \tau_{gr} {}^I w_{26} + \tau_g {}^I w_{36} + {}^I \theta_6 \right); \varphi_6 = \tanh \left({}^I u_6 \right) \quad (95)$$

$${}^I y_7 = \varphi_7 \left(\omega_g {}^I w_{17} + \tau_{gr} {}^I w_{27} + \tau_g {}^I w_{37} + {}^I \theta_7 \right); \varphi_7 = \tanh \left({}^I u_7 \right) \quad (96)$$

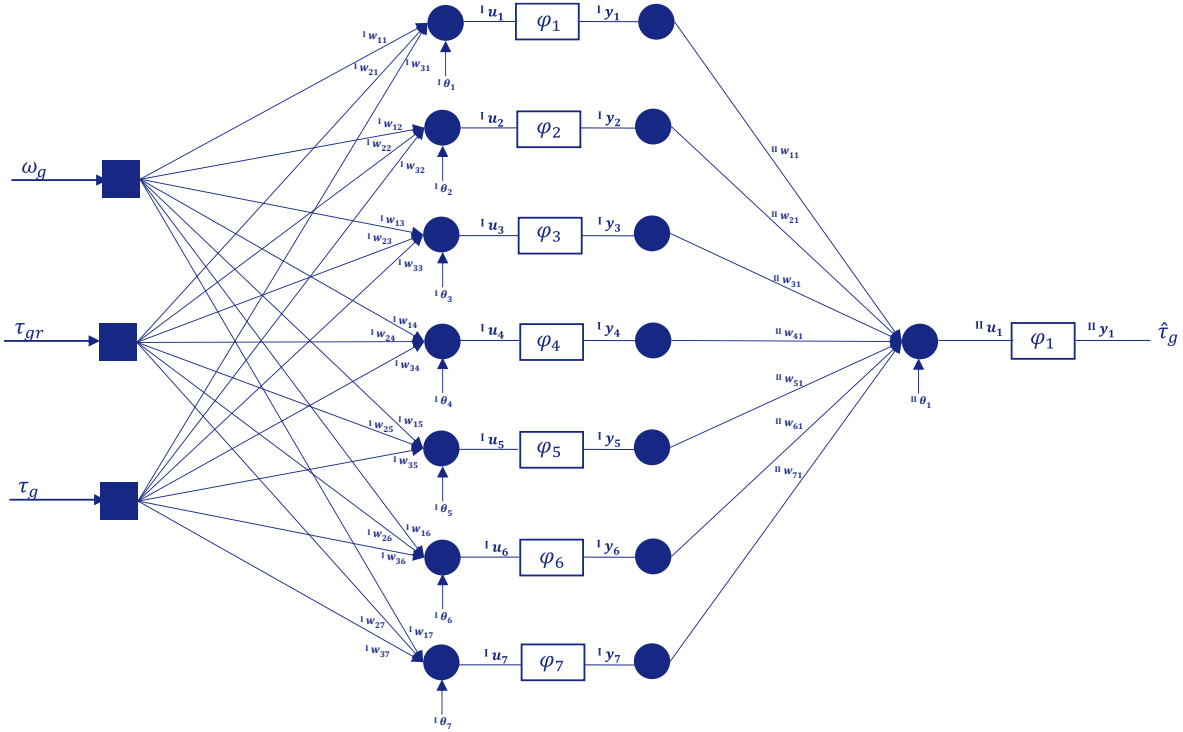


Figura 3.5 RNA para la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico

A continuación, en (97) se presentan los resultados correspondientes a los pesos sinápticos y *bias* de la red neuronal propuesta en la **Figura 3.5**.

$$\begin{aligned} {}^I w_{11} &= -3.3201; & {}^I w_{21} &= 3.6600; & {}^I w_{31} &= -1.8556; & {}^I \theta_1 &= 4.9184; \\ {}^I w_{12} &= -0.1049; & {}^I w_{22} &= -0.2150; & {}^I w_{32} &= 2.2624; & {}^I \theta_2 &= 0.6527; \\ {}^I w_{13} &= 4.1902; & {}^I w_{23} &= -2.8414; & {}^I w_{33} &= 27.4549; & {}^I \theta_3 &= -30.1753; \\ {}^I w_{14} &= -0.8318; & {}^I w_{24} &= -2.7771; & {}^I w_{34} &= -3.6332; & {}^I \theta_4 &= 7.0229; \\ {}^I w_{15} &= 0.1074; & {}^I w_{25} &= 0.0784; & {}^I w_{35} &= 1.3594; & {}^I \theta_5 &= -1.8559; \\ {}^I w_{16} &= 0.6127; & {}^I w_{26} &= 1.7086; & {}^I w_{36} &= 3.7333; & {}^I \theta_6 &= -1.1588; \\ {}^I w_{17} &= -0.4671; & {}^I w_{27} &= 0.7572; & {}^I w_{37} &= 6.5845; & {}^I \theta_7 &= -7.5039; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
{}^{\prime\prime}w_{11} &= 4.7940; \\
{}^{\prime\prime}w_{21} &= 5.6688; \\
{}^{\prime\prime}w_{31} &= 11.3265; \\
{}^{\prime\prime}w_{41} &= 0.4230; \quad ; \quad {}^{\prime\prime}\theta_1 = 4.2214; \\
{}^{\prime\prime}w_{51} &= 4.0994; \\
{}^{\prime\prime}w_{61} &= 4.4634; \\
{}^{\prime\prime}w_{71} &= 4.5556;
\end{aligned}
\tag{97}$$

En el **Apéndice B**, se muestran las gráficas de los residuos resultantes de la comparación realizada entre las señales de salida de los subsistemas *Pitch* y eléctrico y las señales estimadas por los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas bajo condiciones de operación libre de falla.

4.RESULTADOS

4.1 Análisis modo efecto falla

En la **Tabla 4.1**, se presenta un análisis modo efecto falla de los principales componentes de un sistema de conversión de energía eólica: Palas, buje, sistema *Pitch*, ejes de alta y baja velocidad, caja de engranes, sistema *Yaw* y generador eléctrico [36]. Dentro de la **Tabla 4.1**, se muestra el resultado de la evaluación del Número de Prioridad de Riesgo (RPN, por sus siglas en inglés) el cual especifica el riesgo de falla latente de cada componente en función de la causa raíz considerada.

Inicialmente, se describe la función correspondiente para cada elemento. Posteriormente se enlistan las principales causas raíz que originan un comportamiento anómalo en cada elemento. Conjuntamente se define el efecto generado por la aparición de cada causa/raíz en el elemento correspondiente. Consecutivamente cada grupo de causa y efecto es conceptualizado en un modo falla el cual precisa el comportamiento y los efectos que produce la causa/raíz considerada. Finalmente, cada modo falla es evaluado considerando los siguientes criterios: Severidad, es decir la magnitud del efecto final en un sistema fallado. Ocurrencia, la frecuencia con la que las causas raíz pueden presentarse. Detección, la cual se refiere a la capacidad de detectar una causa/raíz antes de que la falla ocurra.

En la **Tabla 4.1**, se consideró una escala de 1 a 4 para el criterio de severidad, siendo 1 el valor de menor severidad y 4 el grado de severidad catastrófica. Para el criterio de ocurrencia, se considera una escala de 1 a 5, en donde 1 representa un grado de ocurrencia poco probable y 5 el grado de mayor frecuencia. La escala de evaluación considerada para el criterio detectabilidad es de 1 a 10, concurriendo en 1 como el grado de una detección completamente segura y 10 una detección imposible. El resultado de la evaluación de estos tres criterios, es ponderado y definido como RPN. El FMEA fue realizado para los principales componentes del WECS. Considerando el alcance del proyecto de maestría indicado en la **sección 1.5**, dentro del sistema *Pitch* el modo falla denominado Falla Mecánica, causado por una fatiga mecánica presenta un índice RPN de 30, superior a los índices RPN de los modos falla originados por causas derivadas de errores de calibración y diseño erróneo. Éste resultado es originado debido a la accesibilidad para detectar un error de calibración al igual que un defecto de diseño, a diferencia de un comportamiento anómalo causado por una fatiga mecánica la cual evoluciona en función del tiempo de operación del componente.

Los resultados del análisis FMEA para el caso del generador eléctrico, muestran un índice de prioridad de riesgo de 80 para el modo falla eléctrico, causado por descargas atmosféricas las cuáles ocasionalmente son capaces de originar un corto circuito en los componentes eléctricos del generador. Siendo los modos de falla eléctricos los que presentan un mayor RPN a diferencia de los modos de falla mecánicos. Para el caso del modo falla en la adquisición de datos, causados por una mala calibración, se presenta un RPN de 20 debido a la practicidad para realizar la detección previa de la causa raíz que pudiera ocasionar la pérdida de adquisición de datos del sensor de potencia eléctrica, velocidad angular y par mecánico.

Tabla 4.1 Análisis Modo Efecto Falla del Sistema de Conversión de Energía Eólica

No.	Componente	Función	Causa Raíz	Efecto	Modo Falla	Descripción del Modo Falla	Severidad	Ocurrencia	Detectabilidad	RPN
1	Alabes/Palas	Captura del viento	Ventarrones	Grietas	Falla de salida intermitente	Falla en los componentes debido a condiciones climáticas superiores a las especificaciones técnicas del sistema	2	3	1	6
			Rotación fuera de control	Rupturas	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	4	1	2	8
			Descargas atmosféricas	Cortocircuito	Falla Eléctrica	Falla de un componente debido a un defecto eléctrico	4	1	7	28
					Falla Eléctrica	Falla de los componentes debido a condiciones climáticas superiores a las especificaciones técnicas del sistema	4	1	4	16
			Carga excesiva	Fractura	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	1	3	4	12
			Desbalance	Alabes desalineados	Falla de Calibración	Falla de un componente debido a la mala calibración. Medición errónea de un componente	2	3	1	6
2	Buje	Trasmite el par proveniente de los alabes hacia la el eje de baja velocidad	Sobredimensionamiento de los alabes	Rodamiento del rotor	Falla Estructural	Falla de los componentes que forman parte de la estructura soporte	1	5	10	50
			Corrosión	Ruptura de tornillos de sujeción	Falla por Desgaste	Falla de un componente por envejecimiento o deterioro	2	2	10	40
3	Sistema <i>Pitch</i>	Ajusta ángulo de los alabes para la captura óptima del viento	Error de calibración	Medición errónea	Falla de Calibración	Falla de un componente debido a la mala calibración. Medición errónea de un componente.	2	5	1	10
			Sobrecarga mecánica	Fatiga mecánica	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	3	3	5	30
			Diseño erróneo del sistema	Vibración	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	2	3	1	6
4	Eje de baja de Velocidad	Trasmite el par de baja velocidad a la caja de engranes	Cargas subestimadas	Fatiga mecánica	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	3	3	4	36
			Operación en condiciones fuera de diseño	Pérdida de adquisición de datos del sensor de baja velocidad	Falla de Adquisición de Datos	Falla de un componente debido a la inexactitud de la señal de salida	2	5	1	10

No.	Componente	Función	Causa Raíz	Efecto	Modo Falla	Descripción del Modo Falla	Severidad	Ocurrencia	Detectabilidad	RPN
			Propiedades del material por debajo de las especificaciones técnicas	Vibración, rupturas, agrietamientos, fatiga mecánica	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	4	2	10	80
					Falla Material	Falla de un componente o ensamble debido a un defecto en su composición no homogénea	4	2	10	80
5	Caja de Engranés	Transmite el par del eje de baja velocidad hacia el eje de alta velocidad	Presencia de partículas contaminantes	Agrietamiento y atasco de los dientes del engranaje	Falla Material	Falla de un componente o ensamble debido a un defecto en su composición no homogénea	4	3	7	84
			Frecuente salida y puesta en operación	Juego en los engranes / Ruptura de los dientes del engranaje	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	2	5	1	10
			Sobrecarga de operación	Calentamiento	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	2	5	1	10
			Sobredimensionamiento	Conversión y transmisión errónea de velocidad	Falla Estructural	Falla de los componentes que forman parte de la estructura soporte	2	3	10	60
6	Eje de alta Velocidad	Transmite el par mecánico al generador eléctrico	Carga subestimada	Fatiga mecánica	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	3	3	10	90
			Operación en condiciones fuera de diseño	Pérdida de adquisición de datos del sensor de alta velocidad	Falla en Adquisición de Datos	Falla de un componente debido a la inexactitud de la señal de salida	2	5	1	10
			Propiedades del material por debajo de las especificaciones técnicas	Vibración, rupturas, agrietamientos, fatiga mecánica en el acoplamiento con el generador eléctrico	Falla Mecánica	Falla de un componente debido a la fatiga mecánica	4	3	7	84
Falla Material	Falla de un componente o ensamble debido a un defecto en su composición no homogénea	4			2	10	80			
7	Sistema Yaw	Permite que la góndola gire sobre la torre soporte	Condiciones climáticas extremas	Agrietamiento de los ejes Formación de hielo en los ejes	Falla de salida intermitente	Falla de los componentes debido a condiciones climáticas superiores a las especificaciones técnicas del sistema	3	3	1	9
			Vibración durante sobrecarga	Fractura de los dientes de engranaje Ruptura de los pernos de montaje	Falla Estructural	Falla de los componentes que forman parte de la estructura soporte	2	3	4	24

No.	Componente	Función	Causa Raíz	Efecto	Modo Falla	Descripción del Modo Falla	Severidad	Ocurrencia	Detectabilidad	RPN
			Error de calibración	Medición errónea	Falla de Calibración	Falla de un componente debido a la mala calibración Medición errónea de un componente	4	3	1	12
			Diseño erróneo del sistema	Fricción en los rodamientos del sistema	Falla Estructural	Falla de los componentes que forman parte de la estructura soporte	2	3	10	60
8	Generador Eléctrico	Genera potencia eléctrica	Descargas atmosféricas	Cortocircuito	Falla Eléctrica	Falla de los componentes debido a condiciones climáticas superiores a las especificaciones técnicas del sistema	4	2	7	56
					Falla Eléctrica	Falla de un componente debido a un defecto eléctrico	4	5	4	80
			Instalación eléctrica fuera de diseño	Sobre tensión /Baja Tensión Alta velocidad de giro Par insuficiente para realizar el arranque	Falla Eléctrica	Falla de un componente debido a un defecto eléctrico y/o de diseño	3	3	4	36
			Subdimensionamiento	Calentamiento	Falla Eléctrica	Falla de un componente debido a un defecto eléctrico	2	3	1	6
			Mala calibración	Pérdida de adquisición de datos del sensor de potencia eléctrica, velocidad angular y par	Falla en Adquisición de Datos	Falla de un componente debido a la inexactitud de la señal de salida	4	5	1	20
			Degradación del aislamiento	Resonancia (RC)	Falla en el Aislamiento Eléctrico	Falla de un componente debido a la alta/baja resistencia al flujo de corriente eléctrica	3	2	4	24
			Variación en la frecuencia del Convertidor	Presencia de armónicos Degradación del tiempo de respuesta	Falla Eléctrica	Falla de un componente debido a un defecto eléctrico	3	5	2	30

4.2 Análisis de casos de falla

Se realizó el estudio de diez casos de falla propuestos con base en los resultados del FMEA y el estudio del estado del arte. Cinco de los diez casos corresponden al subsistema *Pitch* y cinco al subsistema eléctrico. Los casos de falla propuestos describen la presencia de comportamientos anómalos en sensores de medición y actuadores de los subsistemas objeto de estudio.

En la **Tabla 4.2**, se presenta la descripción general de los casos de falla considerados. Dentro del primer caso de falla correspondiente al subsistema *Pitch*, se define el comportamiento de una falla aditiva en la señal de medición del ángulo de *Pitch* $\beta_1 m_1$. En el segundo caso se presenta una falla decreciente de la señal proveniente del sensor de medición $\beta_2 m_1$. El tercer caso de falla corresponde a una falla tipo incipiente la cual degrada paulatinamente la señal de medición del sensor $\beta_1 m_2$. La falla del cuarto caso presenta un comportamiento anómalo del sensor $\beta_2 m_1$, la cual incide en el comportamiento de la medición del ángulo *Pitch*. El quinto caso presenta una falla tipo intermitente en el sensor de medición $\beta_1 m_1$. Para el subsistema eléctrico, el primer caso describe la presencia de una falla incipiente que incrementa la medición del sensor de par generado. La falla del segundo caso presenta una falla intermitente en la señal del par generado. El tercer caso de falla define un comportamiento anómalo tipo incipiente en la señal de medición del par generado. La falla del cuarto caso presenta una falla intermitente multiplicativa, mientras que la falla del quinto caso describe una dinámica oscilatoria de la velocidad angular del generador.

Tabla 4.2 Casos de falla considerados para el análisis comparativo de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas

Caso	Elemento con falla	Tipo de falla	Severidad
1	$\beta_1 m_1$	Abrupta/Aditiva	Media
2	$\beta_2 m_1$	Abrupta/Sustractiva	Media
3	$\beta_1 m_2$	Incipiente/Abrupta	Media
4	$\beta_2 m_1$	Incipiente	Alta
5	$\beta_1 m_1$	Intermitente	Alta
6	τ_g	Incipiente	Alta
7	τ_g	Intermitente	Alta
8	τ_g	Incipiente/Abrupta	Media
9	τ_g	Intermitente	Alta
10	ω_g	Abrupta/Oscilante	Alta

A continuación, se enlistan los parámetros del sistema de referencia retomado de [6], utilizado para realizar el análisis de los casos de falla mostrados en la **Tabla 4.2**.

- Subsistema *Pitch*: $R=5.75$, $\rho=1.225$, $\xi=0.6$, $\omega_n=11.11$, $\xi_2=0.45$, $\omega_{n2}=5.73$, $\xi_3=0.9$, $\omega_{n3}=3.42$.
- Subsistema del tren de transmisión: $B_{dt}=9.45$, $B_r=0$, $B_g=0$, $N_g=95$, $K_{dt}=2.7e9$, $\eta_{dt}=0.97$, $J_g=390$, $J_r=55e6$.
- Subsistema eléctrico: $\alpha_{gc}=50$, $\eta_{gc}=0.98$.
- Control del WECS: $K_{opt}=1.2171$, $K_i=1$, $K_p=4$, $\omega_{nom}=162$, $P_r=4.8e6$.

- Sensores: $m_w=1.5$, $\sigma_w=0.5$, $m_{wr}=0$, $\sigma_{wr}=0.025$, $m_{wg}=0$, $\sigma_{wg}=90$, $m_{pg}=0$, $\sigma_{Pg}=1e3$, $m_\beta=0$, $\sigma_\beta=0.2$.
- Tiempo de simulación: 4400 s. Tiempo de muestreo: 0.01 s.
- El perfil del viento propio del sistema de referencia *Benchmark* se ilustra en la **Figura 4.1**.

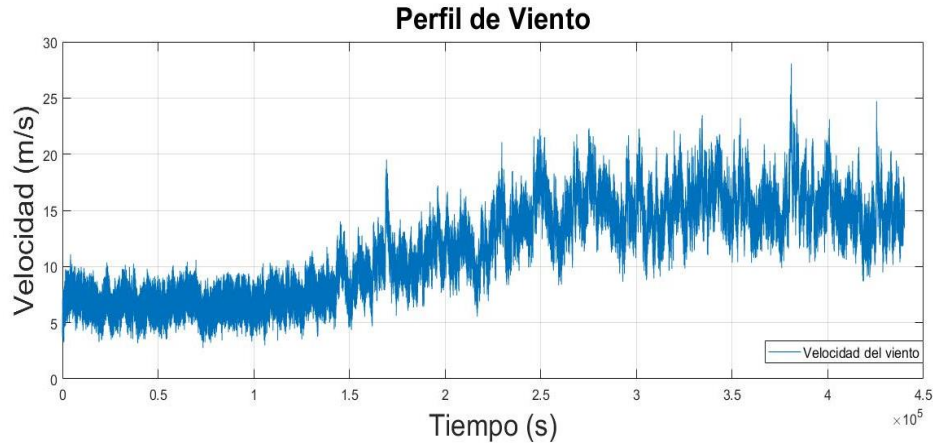


Figura 4.1 Perfil del viento contenido en el *Benchmark*

En la **Tabla 4.3**, se presenta la especificación de los diez casos de falla utilizados para realizar el análisis comparativo de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos, tomando en cuenta los parámetros previamente enlistados y contenidos en el modelo de referencia de [6]. Así mismo, se presenta la caracterización de las fallas, su tiempo de aparición y los elementos considerados como saludables y con falla para el desarrollo de las simulaciones requeridas para la ejecución del análisis comparativo.

Tabla 4.3 Caracterización de los casos de falla considerados

Caso	Falla	Tiempo de aparición	Elemento fallado	Elemento saludable
1	$\beta_1 m_1 + 2.5^\circ$	500-600 s	$\beta_1 m_1$	$\beta_1 m_2$
2	$\beta_2 m_1 - 2.5^\circ$	1000-1100 s	$\beta_2 m_1$	$\beta_2 m_2$
3	$0.85\beta_1 m_2$	1700-2500 s	$\beta_1 m_2$	$\beta_1 m_1$
4	$1.1\beta_2 m_1$	2800-3600 s	$\beta_2 m_2$	$\beta_2 m_1$
5	$1.15\beta_1 m_1$	3800-4300 s	$\beta_1 m_1$	$\beta_1 m_2$
6	$1.1\tau_g$	100-600 s	τ_g	P_g
7	$1.25\tau_g - 1.15\tau_g$	900-1600 s	τ_g	P_g
8	$0.85\tau_g$	2500-3300 s	τ_g	P_g
9	$1.1\tau_g/0.9\tau_g$	3500-4300 s	τ_g	P_g
10	$\omega_g * \sin(6.47t + 90)$	1800-2300 s	P_g	τ_g

4.3 Generación de residuos del subsistema *Pitch*

Se realizó el análisis de los cinco primeros casos de falla indicados en el **Tabla 4.3**, implementando los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos: Filtro de Kalman (FK), observador Luenberger (OLUEN), observador de entradas desconocidas (OUIO), observador por modos deslizantes *super-twisting* (OMDST) y Red Neuronal Artificial (RNA), bajo las mismas condiciones de operación, señales de entrada/salida y tiempo de simulación, comparando la señal con falla del ángulo de *Pitch* contra las señales

resultantes de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas seleccionados. La diferencia entre ambas señales es denominada señal de residuos. Posteriormente, las señales de residuos fueron comparadas contra el umbral de operación máximo permisible de $\pm 0.8^\circ$ establecido de acuerdo con lo indicado en [6] [13] [36].

Debido a la correlación existente entre las señales de entrada y salida de los subsistemas *Pitch* y aerodinámico, las ecuaciones matemáticas que rigen el comportamiento dinámico del subsistema *Pitch* se encuentran agrupadas dentro del bloque de ecuaciones correspondientes al subsistema aerodinámico del sistema de referencia *Benchmark*. El ángulo de inclinación de referencia de las palas, requerido por el sistema de control del WECS para lograr la máxima captura de la potencia del viento, es considerado como la señal de entrada al subsistema *Pitch*. Mientras que la señal de salida medible es el ángulo de inclinación de las palas de la turbina.

Al igual que en el subsistema *Pitch*, las estrategias de detección y diagnóstico de fallas son alimentadas por la señal del ángulo de referencia requerido por el sistema de control del WECS y la señal de medición del ángulo de inclinación del aspa de la turbina eólica, tal como se muestra en la **Figura 4.2**.

Básicamente la generación de residuos consiste en determinar la diferencia existente entre la señal de medición del ángulo de *Pitch* con falla y la señal de salida generada por las estrategias de detección y diagnóstico de fallas.

El arreglo mostrado en la **Figura 4.2** indica la configuración utilizada para realizar la generación de residuos de los primeros cinco escenarios de falla indicados en la **Tabla 4.3**, en donde β_r es la señal de referencia del ángulo de inclinación requerida por el sistema de control del WECS, β_i es el ángulo de inclinación de la pala correspondiente. $\hat{\beta}_i$ describe el ángulo de inclinación estimado correspondiente a cada estrategia de detección y diagnóstico de fallas. v_w es la velocidad del viento, ω_r define la velocidad angular del rotor de la turbina y τ_r representa el par aerodinámico de la turbina eólica.

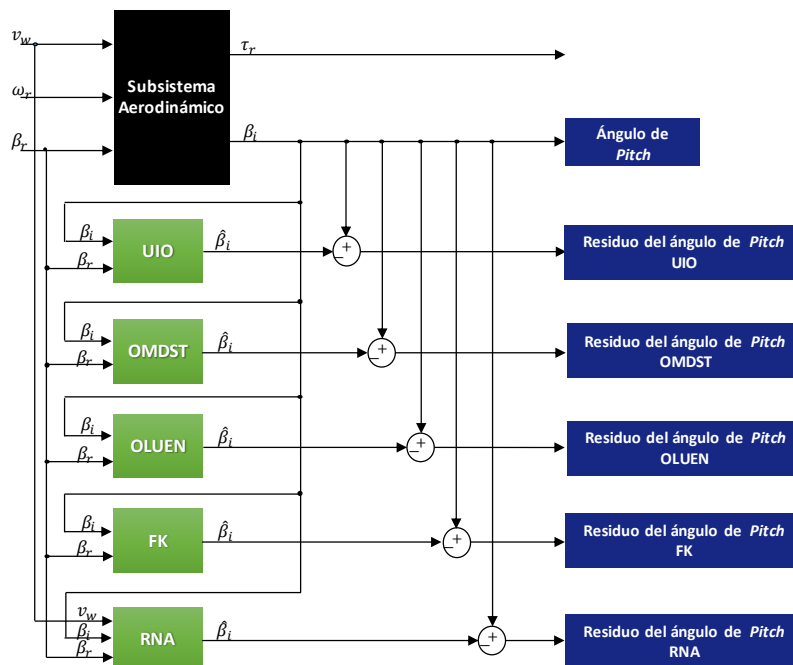


Figura 4.2 Esquema de generación de residuos para el subsistema *Pitch*

De acuerdo con las especificaciones de falla indicadas en la **Tabla 4.3**, para el primer caso de falla se establece una adición abrupta de 2.5° equivalente al 10% del margen de operación del ángulo de *Pitch*, con un tiempo de aparición a los 500 s de simulación y duración de 100 s. Para el segundo caso se presenta una sustracción abrupta de 2.5° de la señal de medición del ángulo de inclinación β_2 equivalente al 10% del margen de operación del ángulo de *Pitch*, con una duración de 100 s y un tiempo de aparición a los 1000 s de simulación. El tercer caso define una falla incipiente con valor máximo de $0.85\beta_1$ a los 2100 s de simulación, con un tiempo de aparición de 1700 s y una duración de 800 s de falla. En el cuarto caso se inserta una falla tipo incipiente con un valor máximo del 10% adicional de la señal de medición del ángulo β_2 . El valor máximo es consumado a los 3000 s, manteniéndose durante 400 s y posteriormente regresando al estado normal de medición. El tiempo de duración de la falla para éste escenario es de 800 s. Para el quinto caso de falla se presenta una falla intermitente con valores máximos de $1.15\beta_1$ a los 3800, 4000 y 4200 s de simulación, manteniéndose en éste valor durante 100 s. El tiempo de falla considerado es de 500 s.

A continuación, se presentan las gráficas de las señales de residuo resultantes de la comparación realizada entre la señal de medición del ángulo de *Pitch*, bajo las características de falla indicadas en los primeros cinco casos de falla de la **Tabla 4.3**, y cada una de las señales estimadas del ángulo de *Pitch* de los cinco algoritmos propuestos para realizar la detección y diagnóstico de fallas en los sensores de medición del subsistema *Pitch*.

Los cinco casos de falla correspondientes al subsistema *Pitch* fueron agrupados en un patrón característico de falla aplicado a la señal de medición del ángulo de inclinación de la pala correspondiente, y a su vez implementado en la detección y diagnóstico de fallas para cada algoritmo de detección y diagnóstico de fallas.

Inicialmente, el umbral máximo de operación considerado para el subsistema *Pitch* fue de $\pm 0.8^\circ$ de acuerdo con lo indicado en [6] [13] [36], equivalente al 3% del margen de operación del subsistema *Pitch*. Dicho valor fue considerado como el umbral fijo utilizado en las simulaciones realizadas para la evaluación de las señales de residuo de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas seleccionados, tal como se muestra en las **Figuras 4.4 a 4.9**. Sin embargo, al evaluar las señales de residuo generadas por la comparación realizada entre las señales del ángulo de *Pitch* estimadas por los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas y la señal de medición del ángulo de *Pitch*, la magnitud de la señal de residuo supera el valor del umbral máximo de operación de $\pm 0.8^\circ$, prácticamente durante el transcurso del tiempo de simulación. Éste fenómeno se presenta debido a la magnitud del ruido contenido en la señal de medición del ángulo de *Pitch* de las palas de la turbina eólica, disminuyendo considerablemente la sensibilidad de los algoritmos de detección propuestos

Considerando el elevado índice de falsas alarmas presente en los residuos de los algoritmos de detección de fallas considerados, se propuso incrementar 0.2° el umbral máximo de operación, estableciendo un umbral alternativo en $\pm 1.0^\circ$ equivalente al 7.4% del rango de operación del ángulo de inclinación del subsistema *Pitch*, con el objetivo de superar la magnitud de las señales que pudieran originar falsas alarmas. Éste incremento redujo el índice de falsas alarmas tal como se muestra en la **Figura 4.3**, sin embargo, a pesar de la reducción del índice de falsas alarmas como se observa en la **Figura 4.3**, continua presente un número considerable de falsas alarmas ocasionadas por el ruido de la señal de medición del ángulo *Pitch*. Por tal motivo, se realizó el cálculo de un nuevo

umbral de operación basado en la media aritmética, desviación estándar y el nivel de significación de la señal de medición del ángulo de *Pitch* tal como se muestra en la ecuación (98) retomada de [36].

$$T_{\beta_{imi}} = t_{\beta} v_{\beta_{imi}} + m_{\beta_{imi}} \quad (98)$$

En donde:

T = Umbral fijo calculado.

t_{β} = Nivel de significación.

v = Desviación estándar.

m = Media aritmética.

β_{imi} = Señal de medición del ángulo *Pitch* correspondiente al sensor de la pala objeto del cálculo.

i = Número de pala objeto del cálculo.

Para el caso de la señal de medición del ángulo *Pitch* $\beta_1 m_1$, se calculó una desviación estándar de 3.2004, una media aritmética igual a 1.3203 y un nivel de significación equivalente al 0.05 (límite máximo aceptable de variación en los resultados con respecto de la señal evaluada [36]), obteniendo un umbral fijo calculado del orden de $\pm 1.48^\circ$. Como se muestra en la **Figura 4.4**, el umbral calculado disminuye notablemente el índice de falsas alarmas a lo largo del tiempo de simulación del esquema de fallas. Sin embargo, es importante resaltar que al considerar un umbral fijo de operación del orden de 1.48° los algoritmos de detección de fallas únicamente serán capaces de realizar una detección oportuna de fallas para señales de falla de una magnitud superior a 1.48° . Es decir no será posible realizar la detección de fallas en una señal con una magnitud inferior a 1.48° .

En la **Figura 4.3**, se presenta un extracto de la señal de residuo del ángulo de *Pitch* resultante de la comparación realizada entre la señal estimada por el OMDST y la señal de medición del sensor $\beta_1 m_1$, en la cual se indican los tres umbrales de operación propuestos para la evaluación de las señales de residuos del ángulo de *Pitch*. Dentro de la **Figura 4.3**, con una línea segmentada en color rojo se indica el umbral fijo de $\pm 0.8^\circ$, en color magenta con una línea segmentada se muestra el umbral de ± 1.0 y en color negro con una línea segmentada se presenta el umbral calculado de $\pm 1.48^\circ$, el cuál será considerado como el umbral máximo de operación utilizado para realizar la evaluación de las señales residuos generados por los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, debido a su bajo índice de falsas alarmas. Adicionalmente, como apoyo para la interpretación de la gráfica mostrada, en la **Figura 4.3** se adiciona la señal de residuo libre ruido de medición. Cabe resaltar que ésta señal únicamente se considera como auxiliar en la interpretación de la gráfica mostrada y no es considerada en la evaluación de los residuos con respecto al umbral fijo definido.

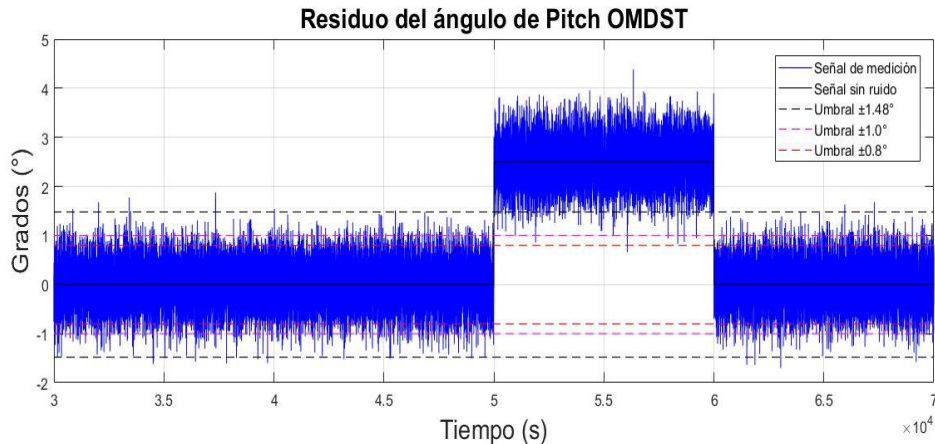


Figura 4.3 Umbrales de operación aplicados a la señal residuo del ángulo *Pitch*. OMDST

En las **Figuras 4.4 a 4.9** se presentan las gráficas de las señales de residuos correspondientes a los algoritmos de detección y diagnóstico considerados para la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema *Pitch*. Cada gráfica de residuo muestra la diferencia existente entre el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos de la **Tabla 4.3** y la señal estimada del ángulo de *Pitch* por el algoritmo correspondiente. Adicionalmente cada figura presenta el umbral fijo calculado de $\pm 1.48^\circ$ indicado con un línea segmentada en color rojo. Para una mejor comprensión, se adiciona la señal de residuo del ángulo de *Pitch* libre de ruido. La **Figura 4.4**, presenta los residuos correspondientes al OMDST, la **Figura 4.5** los residuos del UIO, la **Figura 4.6** muestra los residuos del OLUEN, la **Figura 4.7** ilustra los residuos del FK y las **Figuras 4.8 y 4.9** exhiben los residuos correspondientes a la RNA y RNA FFT.

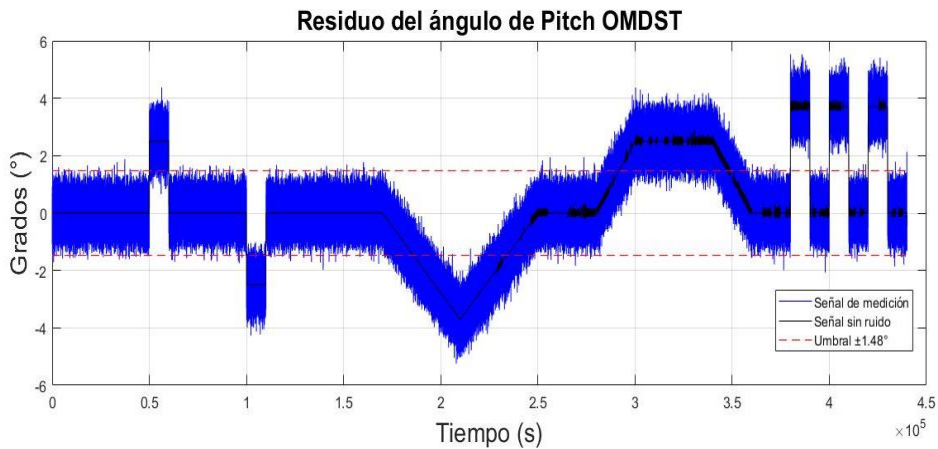


Figura 4.4 Señal de residuo del ángulo *Pitch* - OMDST

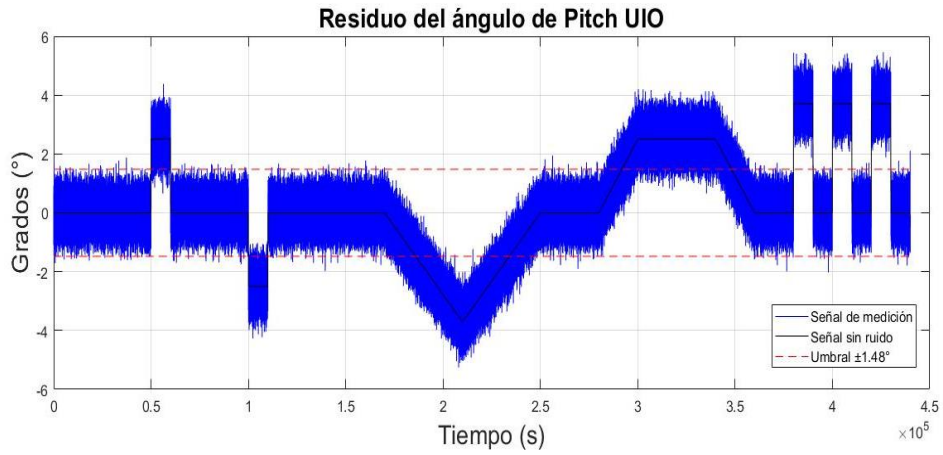


Figura 4.5 Señal de residuo del ángulo *Pitch* - UIO

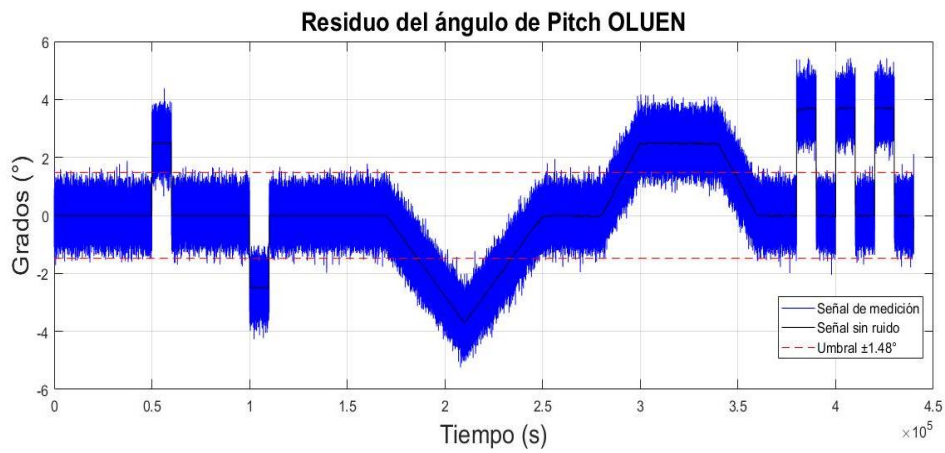


Figura 4.6 Señal de residuo del ángulo *Pitch* - OLUEN

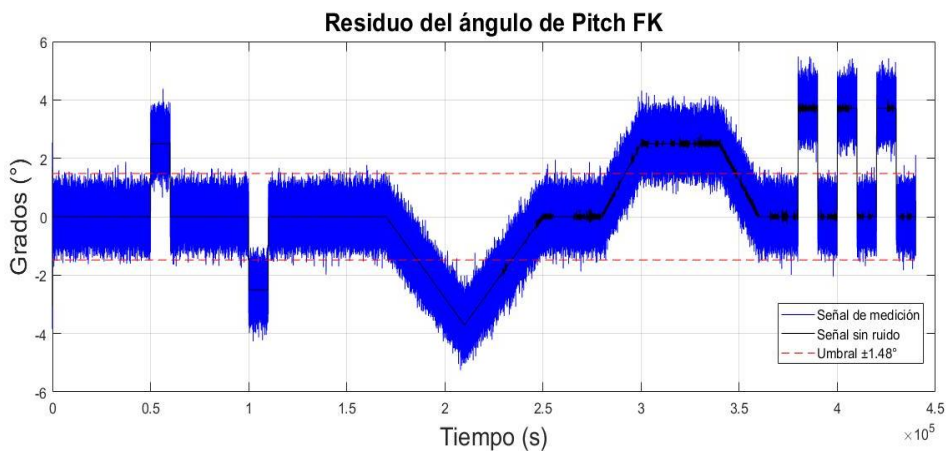


Figura 4.7 Señal de residuo del ángulo *Pitch* - FK

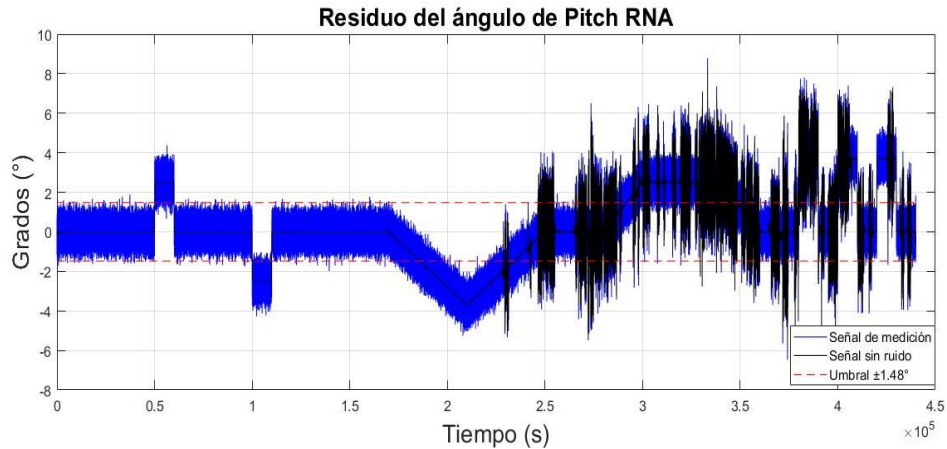


Figura 4.8 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – RNA

En la **Figura 4.8** correspondiente a la RNA se observa una señal de residuo de magnitud superior con respecto a las señales de residuos del resto de los algoritmos propuestos. Con el objetivo de mejorar el desempeño de la RNA, se implementó la transformada rápida de Fourier (FFT) a las señales de alimentación de la red neuronal. Inicialmente, se realizó un escalamiento de las señales de alimentación de la RNA para poder aplicar la FFT y a su vez, determinar el espectro de frecuencias que conforman las señales. Posteriormente, se realizó la selección de las frecuencias con mayor amplitud, para poder aplicarles la transformada inversa de Fourier y de ésta forma eliminar el ruido de la señal de origen. Como resultado de la implementación transformada inversa de Fourier se obtuvo un vector de datos complejos que representa el comportamiento de la señal de origen. Finalmente, para poder obtener el vector de datos corregido fue necesario remover la parte imaginaria del vector de datos, considerando únicamente la parte real del vector, la cual representa la señal de origen sin ruido y fue utilizado para el entrenamiento, la determinación de los pesos sinápticos y validación de la RNA. El algoritmo utilizado para la aplicación de la FFT, fue desarrollado en la herramienta computacional MATLAB empleando la propia arquitectura computacional del software. En el **Apéndice D**, se muestran las gráficas resultantes de la implementación de la FFT a las señales de entrada de la RNA.

En la **Figura 4.9**, se muestra la gráfica de la señal de residuo correspondiente a la RNA FFT. En donde se indica con una línea segmentada en color rojo el umbral fijo calculado de $\pm 1.48^\circ$.

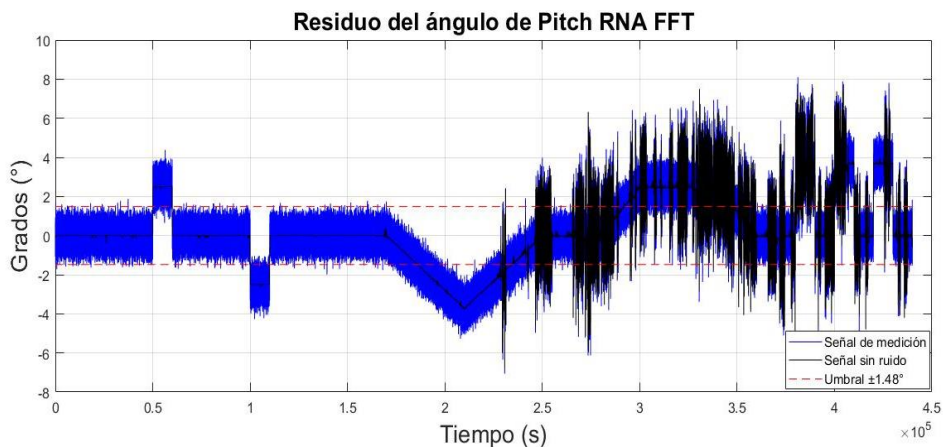


Figura 4.9 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – RNA FFT

Como se observa en la **Figura 4.9**, prácticamente no se presenta una disminución considerable del ruido de la señal estimada del ángulo de *Pitch* y por ende en la señal de residuos de la RNA. La naturaleza estocástica de la señal de la velocidad del viento influye directamente en la operación de los modos de control descritos en la **sección 3.1.5** y en el comportamiento de la señal de referencia del ángulo de *Pitch* requerido por el sistema de control del WECS, la cual es definida como una señal de alimentación de la RNA. Lo cual representa un obstáculo en cuanto a la precisión de la estimación del ángulo de *Pitch* mediante la RNA propuesta y a su vez produce un efecto desfavorable al momento de realizar la detección de fallas.

Considerando los resultados presentados en las **Figuras 4.4 a 4.9**, en donde se mantiene presente un reducido número de falsas alarmas y omisión de la misma, se realizó la determinación de un umbral adaptativo el cuál disminuye el índice de falsas alarmas y omisión de alarmas, incrementando la sensibilidad de cada diseñado para realizar la detección de fallas.

En el arreglo algebraico descrito en (99) se presentan las ecuaciones consideradas para realizar la determinación del umbral adaptativo [36].

$$\begin{aligned} T_u &= y_m + y_e + t_\beta v \\ T_l &= y_m + y_e - t_\beta v \end{aligned} \tag{99}$$

En donde:

T_u = Umbral adaptativo superior.

T_l = Umbral adaptativo inferior.

y_m = Salida del sistema.

y_e = Error del sistema.

v = Desviación estándar.

t_β = Nivel de significación.

El nivel de significación considerado es de 0.05, de acuerdo con lo establecido en [36] y [38]. El error del sistema es definido por la diferencia existente entre la señal de medición del ángulo de *Pitch* y la señal del ángulo de *Pitch* estimada por los algoritmos propuestos. La señal de medición del ángulo de *Pitch* de la pala concerniente, es considerada como la salida del sistema.

El umbral adaptativo fue implementado para realizar la evaluación de los residuos generados por la diferencia existente entre las señales de salida del sistema y las señales estimadas por los algoritmos de detección y diagnóstico propuestos, ante las condiciones de falla establecidas en la **Tabla 4.3**, logrando reducir el número de falsas alarmas y omisión de las mismas. En condiciones normales de operación el umbral adaptativo calculado envuelve la señal de residuo objeto de análisis. Al momento de presentarse una falla, la señal incrementa o decrementa su magnitud abandonando el umbral adaptativo. De esta forma se reduce el índice de falsas alarmas y omisión de las mismas que se presentan al realizar la evaluación de la señal de residuo en función del umbral fijo de operación, tal como se muestra en la **Figura 4.10**.

La configuración descrita fue implementada en los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos.

En la **Figura 4.11**, se presenta la señal de residuo del ángulo de *Pitch* para el OMDST. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos con las características descritas en la **Tabla 4.3**. Conjuntamente se muestra el umbral fijo

calculado con una línea segmentada en color negro. Como se observa en la **Figura 4.11**, el umbral adaptativo incrementa la sensibilidad de los algoritmos de detección de fallas reduciendo el número de omisión de alarmas y falsas alarma debidas a la implantación de un umbral fijo. Así mismo como se observa en la **Figura 4.11**, el umbral adaptativo envuelve la señal en condiciones normales de operación, manteniendo dicho comportamiento hasta el instante correspondiente a la presencia de una falla; en donde la señal abandona súbitamente el umbral adaptativo calculado.

En la **Figura 4.12**, se presenta la señal de residuo del ángulo de *Pitch* para el UIO. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos indicados en la **Tabla 4.3** y con una línea en color rojo se muestra el umbral adaptativo calculado.

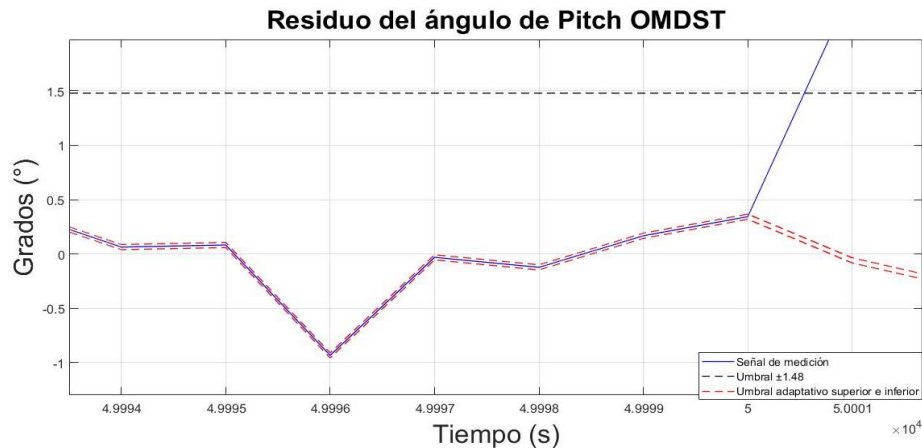


Figura 4.10 Extracto de la señal de residuo del ángulo *Pitch* – OMDST

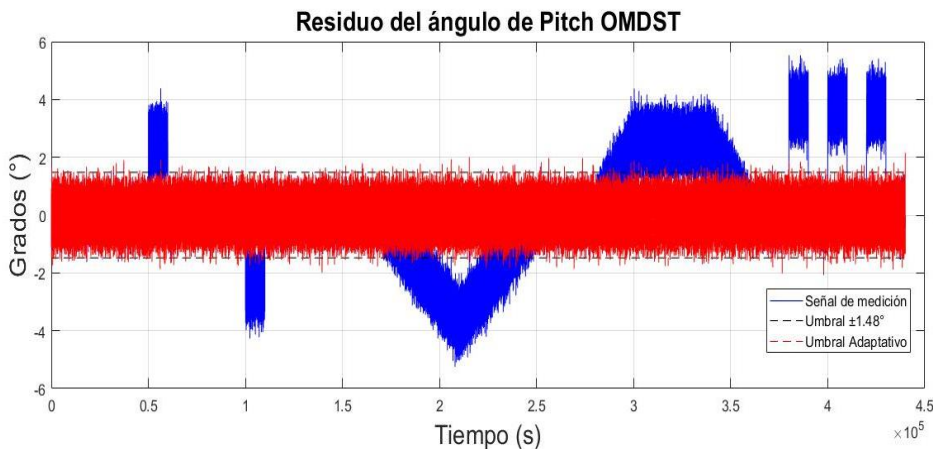


Figura 4.11 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – OMDST – Umbral adaptativo

En la **Figura 4.13**, se presenta la señal de residuo del ángulo de *Pitch* para el OLUEN. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos indicados en la **Tabla 4.3** y con una línea en color rojo se muestra el umbral adaptativo calculado.

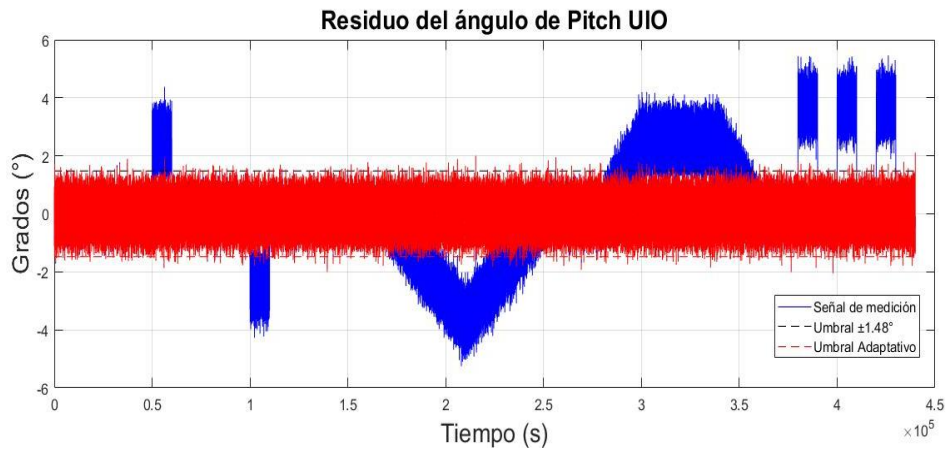


Figura 4.12 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – UIO – Umbral adaptativo

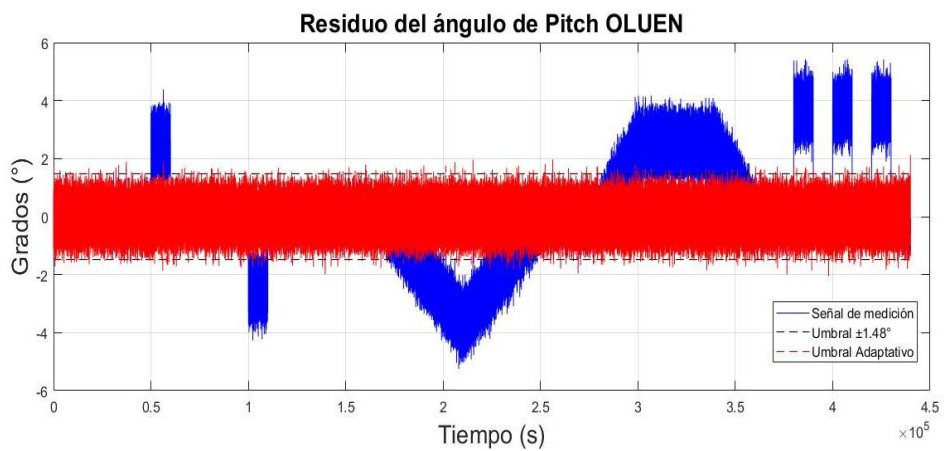


Figura 4.13 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – OLUEN – Umbral adaptativo

En la **Figura 4.14**, se presenta la señal de residuo del ángulo de *Pitch* para el FK. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos indicados en la **Tabla 4.3** y con una línea en color rojo se muestra el umbral adaptativo calculado.

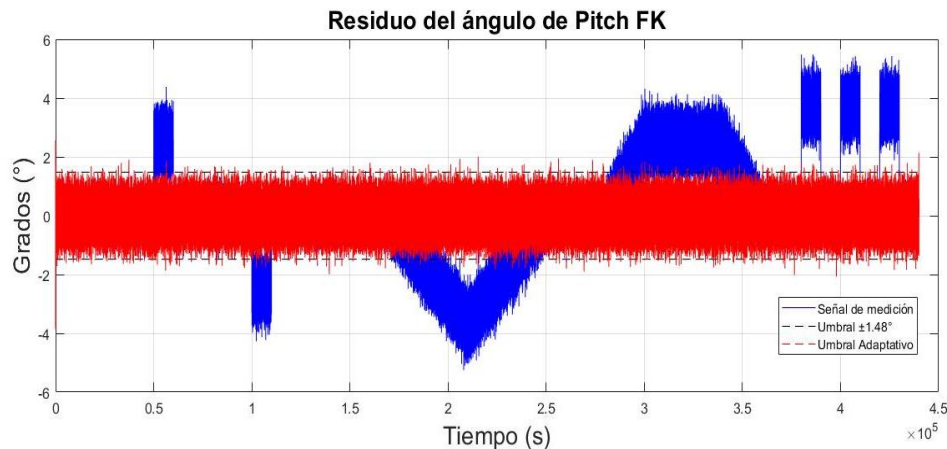


Figura 4.14 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – FK – Umbral adaptativo

En las **Figuras 4.15** y **4.16**, se muestran las señales de residuo correspondientes a la RNA y RNA FFT respectivamente. Ambas gráficas contienen un esquema de fallas definido por las características de los primeros cinco casos de falla establecidos en la **Tabla 4.3**. Como se puede observar en las **Figuras 4.15** y **4.16**, la forma de los umbrales adaptativos de la RNA y RNA FFT difiere de las formas de los umbrales adaptativos correspondientes a los otros cuatro algoritmos de detección, debido a la precisión del método para realizar la estimación de la señal del ángulo de inclinación del *Pitch*. Es decir, visualmente podemos identificar que el error de estimación de la RNA es superior al error de estimación del resto de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos.

En la **sección 4.5**, se presenta el análisis comparativo del desempeño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, en donde se presenta el valor correspondiente al error de estimación, desviación estándar y varianza para cada algoritmo.

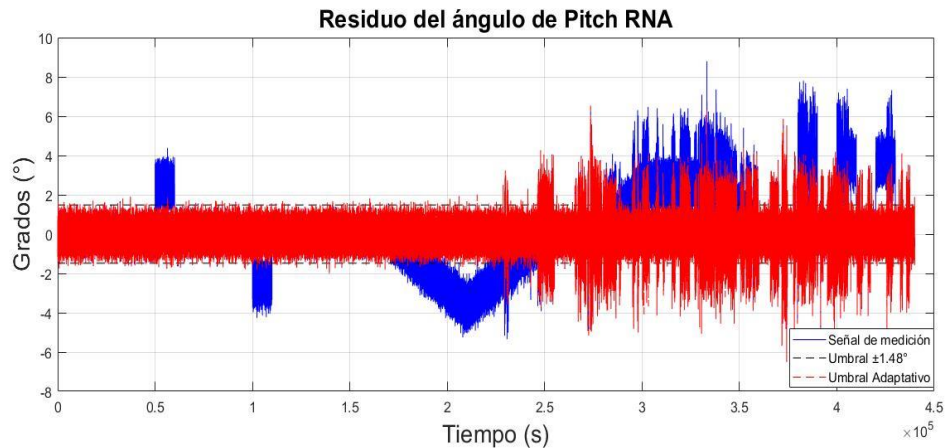


Figura 4.15 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA – Umbral Adaptativo

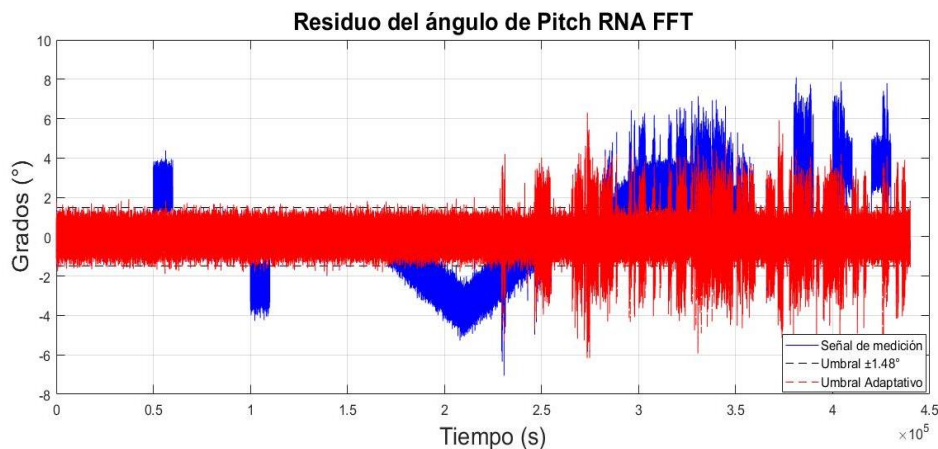


Figura 4.16 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – RNA FFT – Umbral Adaptativo

Con el objetivo de incrementar la sensibilidad de los algoritmos diseñados para realizar la detección de fallas utilizando un umbral fijo calculado, se definió una condición de permanencia en función del tiempo muestreo para determinar si una señal es considerada o no como falla. De tal forma que si la señal de residuo supera el umbral fijo calculado de $\pm 1.48^\circ$, deberá mantenerse por más de diez instantes de muestreo para poder ser considerada como una falla, de acuerdo con las recomendaciones establecidas en [6]. Es

decir, si $\Delta\beta \text{ en } t > 10 TD$, la señal analizada será considerada como falla. La condición definida en función del tiempo de muestreo en conjunto con el umbral fijo calculado de $\pm 1.48^\circ$, fueron implementadas en cada uno de las señales de residuo de los cinco algoritmos considerados para realizar la detección oportuna y el diagnóstico preciso de fallas en el subsistema *Pitch*, generando una reducción en el número de omisión y falsas alarmas.

Tomando como base la condición de permanencia descrita, se diseñó un algoritmo de alarma el cuál compara las señales de residuo de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas contra al umbral fijo calculado y el tiempo de duración de la señal con un comportamiento anómalo, asignando el valor de 1 (alarma) cuando la señal de residuo rebasa el umbral fijo calculado, manteniendo su magnitud por más de diez instantes de muestreo, y el valor de 0 (no alarma) cuando no se cumpla con alguna de las dos condiciones previamente mencionadas.

La **Figura 4.18** presenta en **(a)**, el patrón de alarma resultante de la comparación exclusiva realizada entre la señal de residuo del OMDST y el umbral fijo calculado de $\pm 1.48^\circ$. En donde se observa una gran cantidad de falsas alarmas durante el modo de operación normal, es decir, durante el tiempo libre de falla. Simultáneamente, es posible identificar visualmente la presencia de omisión de alarmas durante los tiempos de falla definidos en la **Tabla 4.3**. En **(b)**, se muestra la gráfica de la señal de alarma resultante de la comparación de la señal de residuo del ángulo de *Pitch* contra el umbral fijo calculado y la condición de permanencia definida en función de la duración de la señal anómala. Dando como resultado la reducción considerable del índice de falsas alarmas durante el tiempo de operación normal. Sin embargo, continúa presente un número reducido de omisión de alarmas durante los primeros cuatro casos de fallas indicados en la **Tabla 4.3**. Finalmente, en **(c)** se exhibe el patrón de alarma originado debido a la evaluación de la señal de residuos con respecto al umbral adaptativo calculado. En donde se percibe la reducción al máximo de los índices de falsas alarmas y omisión de las mismas, durante el tiempo efectivo de simulación.

En la **Figura 4.17** se muestra el perfil de falla aplicado a la señal ángulo de *Pitch*. El perfil indicado representa los primeros cinco casos de fallas indicados en la **Tabla 4.3**.

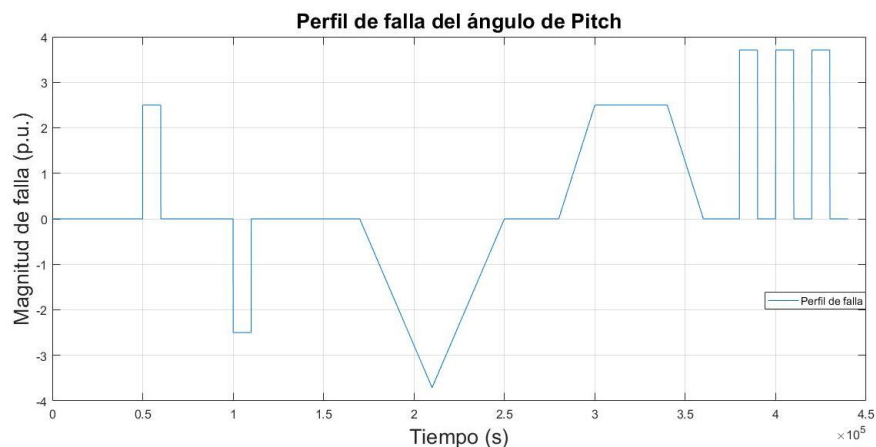


Figura 4.17 Perfil de falla del ángulo de *Pitch*

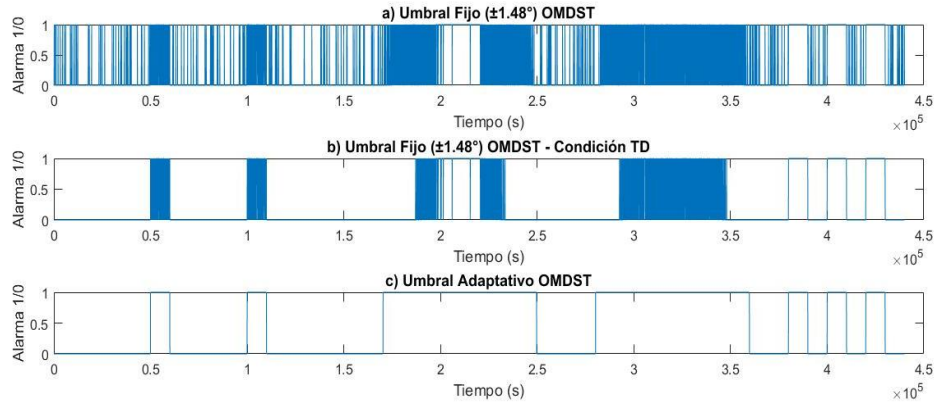


Figura 4.18 Señal de alarma del residuo del ángulo de *Pitch* – OMDST

Los resultados de los patrones de alarmas generados por la evaluación de los residuos de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, se muestran en las **Figuras 4.19 a 4.23**. En donde al igual que en la **Figura 4.18** correspondiente a la señal de alarma del OMDST, en **(a)**, se presenta el resultado de la evaluación de los residuos del algoritmo concerniente en función del umbral fijo calculado. En **(b)** se indica la señal de alarma resultante de la evaluación de la señal de residuos en función del umbral fijo y la condición de permanencia establecida para la identificación de fallas. En **(c)**, se ilustra la señal de alarma resultante de la evaluación de los residuos en función del umbral adaptativo.

La **Figura 4.19** corresponde a la señal de alarma del residuo del UIO. La **Figura 4.20** muestra la señal de alarma para el residuo del OLUEN y las **Figuras 4.21, 4.22 y 4.23** ilustran la señal de alarma de los residuos del FK, RNA y RNA FFT respectivamente.

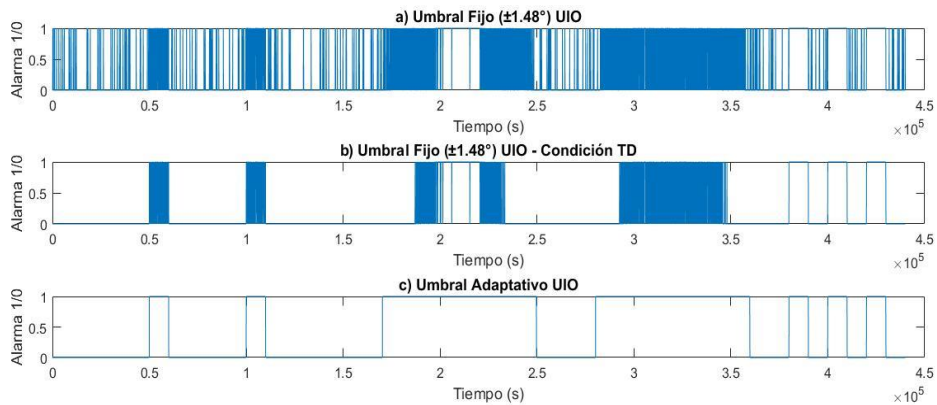


Figura 4.19 Señal de alarma del residuo del ángulo de *Pitch* – UIO

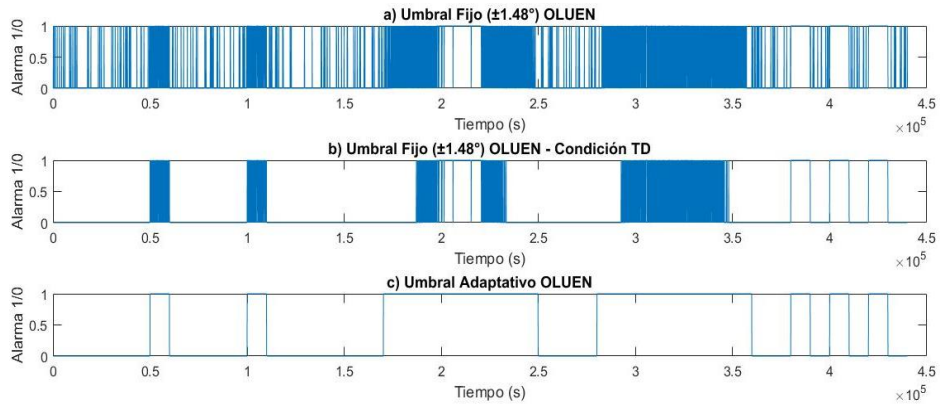


Figura 4.20 Señal de alarma del residuo del ángulo de *Pitch* – OLUEN

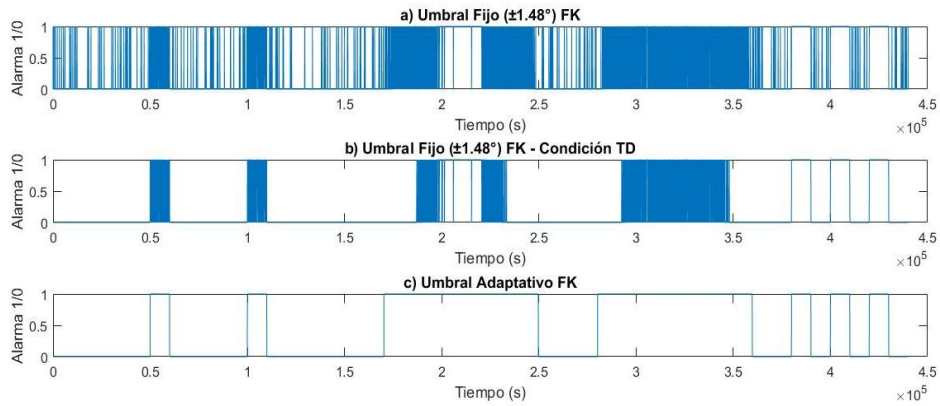


Figura 4.21 Señal de alarma del residuo del ángulo de *Pitch* – FK

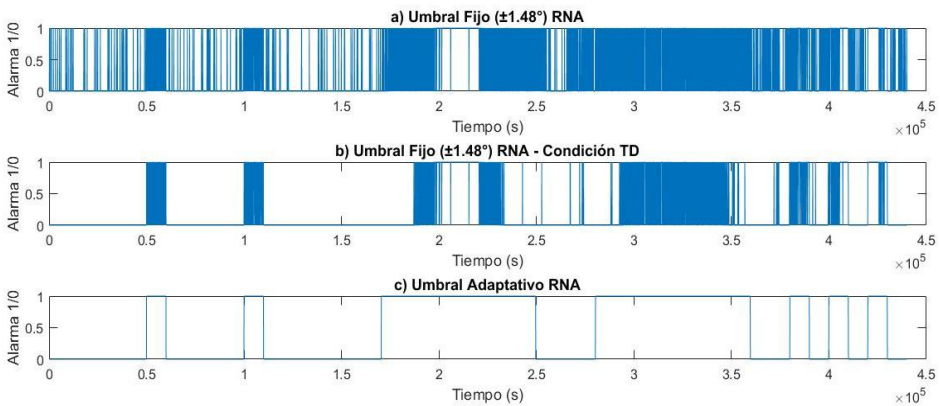


Figura 4.22 Señal de residuo del ángulo *Pitch* – RNA

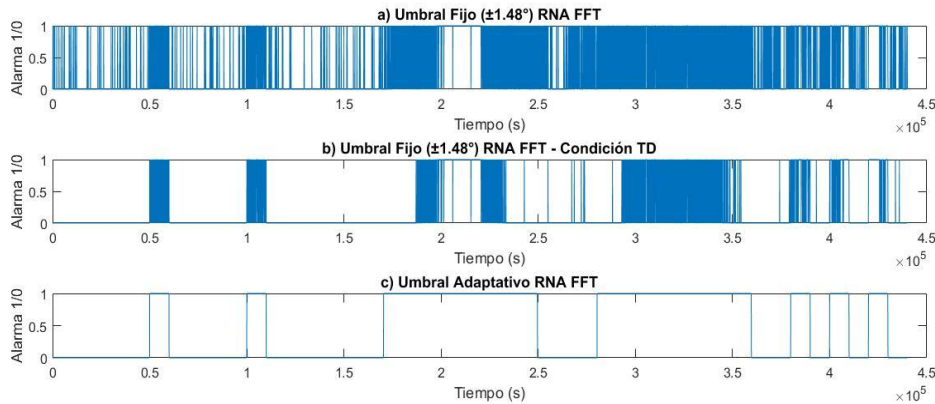


Figura 4.23 Señal de residuo del ángulo Pitch – RNA FFT

De acuerdo con los resultados mostrados en las gráficas de las señales de alarma (**Figuras 4.19 a 4.23**) de los algoritmos de detección de fallas propuestos para el subsistema *Pitch*, se concluye que el umbral adaptativo calculado disminuye prácticamente en su totalidad el índice de omisión y falsas alarmas presentes durante el tiempo de simulación del sistema, a diferencia del umbral fijo calculado de forma e implementado de forma independiente y en conjunto con la condición de permanencia. Sin embargo, es importante hacer notar que para obtener el resultado del algoritmo más apropiado para realizar la detección de fallas considerando los casos de falla indicados en la **Tabla 4.3**, bajo las condiciones de prueba y simulación establecidas en la **sección 4.2**, es necesario complementar los resultados obtenidos en las **Figuras 4.4 a 4.23** con la evaluación del desempeño de cada algoritmo mediante los criterios de evaluación, de la raíz cuadrada del error medio, varianza y desviación estándar, tal como se muestra en la **sección 4.5**.

En el **Apéndice C**, se presentan las gráficas del comportamiento de las señales de medición de la velocidad angular del rotor de la turbina eólica ω_r , velocidad angular del generador eléctrico ω_g , par generado τ_g y potencia generada P_g , bajo influencia del esquema de fallas para el subsistema *Pitch*, conformado por los primeros cinco casos de falla indicados en la **Tabla 4.3**.

4.4 Generación de residuos del subsistema eléctrico

Se realizó el análisis de los últimos cinco casos de falla indicados en la **Tabla 4.3**, implementando los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos: Filtro de Kalman (FK), observador Luenberger (OLUEN), observador por modos deslizantes *super-twisting* (OMDST) y Red Neuronal Artificial (RNA), bajo las mismas condiciones de operación, señales de entrada/salida y tiempo de simulación, comparando las señales de salida con falla del subsistema eléctrico contra las señales resultantes de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, seleccionados. La diferencia entre ambas señales es denominada como señal de residuo. Posteriormente, las señales de residuo generadas fueron comparadas contra el umbral de operación máximo permisible de las variables de salida. Para el par generado se estableció un umbral de 50 Nm y para la potencia generada un umbral de operación máximo de 200 MW de acuerdo con lo indicado en [6] [13] [36].

El arreglo mostrado en la **Figura 4.24** fue utilizado para realizar la generación de residuos de los casos de falla 6 a 10 indicados en la **Tabla 4.3**, en donde ω_g es la señal de la velocidad angular de entrada del generador eléctrico, τ_{gr} es el par de referencia requerido por el sistema de control del WECS. P_g representa la potencia generada por el subsistema

eléctrico, τ_g el par generado, \hat{t}_g y \hat{p}_g definen las señales estimadas de par y potencia generada por parte de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas.

Los cinco casos de falla correspondientes al subsistema eléctrico se agrupan en un patrón característico de fallas aplicado a las señales de medición del par y la potencia generada por el sistema eléctrico conformado por el generador eléctrico y el convertidor de la potencia.

De acuerdo con las especificaciones de falla indicadas en la **Tabla 4.3**, para el primer caso de falla del subsistema eléctrico, se considera una falla incipiente multiplicativa equivalente a $1.1\tau_g$, con un tiempo de aparición a los 100 s de simulación y manteniendo un tiempo de falla de 500 s. El segundo caso introduce una falla intermitente con valores máximos de $1.25\tau_g$, alternando el valor máximo de falla cada 200 s de simulación adquiriendo un valor de $1.15\tau_g$. El tiempo de falla considerado para el segundo caso de falla es de 700 s. Para el tercer caso se presenta una falla tipo incipiente de naturaleza abrupta, con un tiempo de aparición a los 2500 s de simulación y una duración de falla de 800 s, presentando un decremento en la señal del par generado del orden de $0.85\tau_g$. En el cuarto caso de falla se considera una falla intermitente con una alteración de la señal de par generado entre los valores de $1.1\tau_g - 0.9\tau_g$. Para el cuarto escenario se considera un tiempo de falla de 800 s de simulación. En el décimo caso de falla indicado en la **Tabla 4.3** equivalente al quinto caso de falla del subsistema eléctrico, se define un comportamiento equivalente a un ventarrón de viento el cual introduce una señal oscilatoria durante un tiempo de simulación de 500 s, comenzando a los 1800 s de simulación.

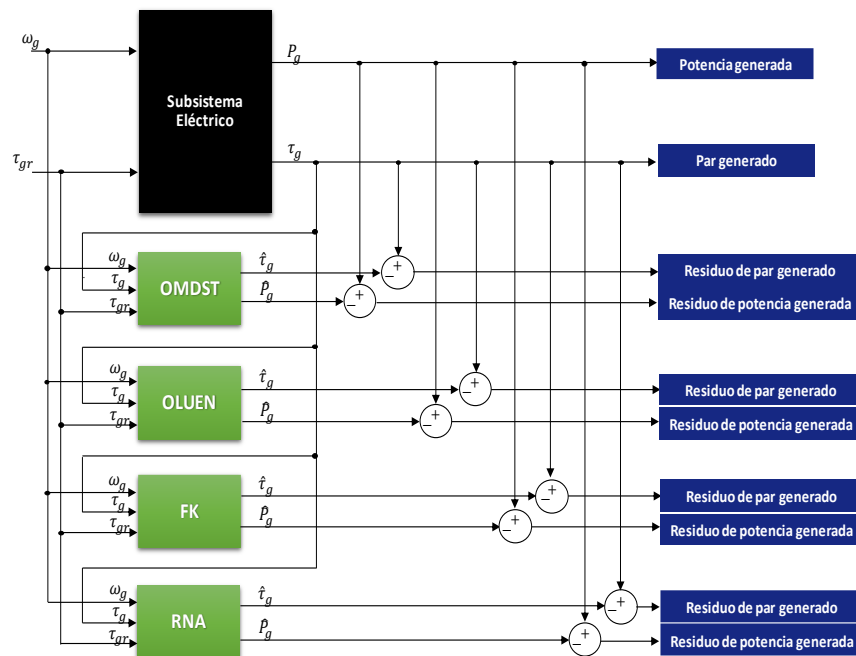


Figura 4.24 Esquema de generación de residuos para el subsistema eléctrico

Inicialmente, el umbral máximo de operación considerado para la señal del par generado es de $\pm 50 Nm$, mientras que para la potencia generada es de $\pm 200 W$, equivalente al 0.008% de la potencia nominal del generador eléctrico, la cual es del orden de 4.8 MW [6] [13] [36]. En un inicio los valores mencionados fueron considerados como los umbrales máximos de operación para realizar la evaluación de las señales de residuo de los

algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos. Sin embargo, al realizar la evaluación de las señales de residuos originadas por la diferencia existente entre las señales de medición de par y potencia generada, y las señales estimadas de par y potencia por parte de los algoritmos propuestos, se observó que las señales de residuos superaban la magnitud del umbral máximo de operación considerado prácticamente durante la totalidad del tiempo de simulación. Éste incidente se debe al ruido contenido en las señales de medición del par y la potencia generada, el cual disminuye la sensibilidad de los algoritmos propuestos al realizar la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico.

Por lo anterior, con el objetivo de reducir índice de falsas alarmas y mejorar el desempeño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas, se propuso incrementar el umbral máximo de operación para la señal de par generado de $\pm 50 \text{ Nm}$ a $\pm 100 \text{ Nm}$. Para la señal de potencia generada el umbral incrementó de $\pm 200 \text{ W}$ a $\pm 8000 \text{ W}$. Ambos incrementos fueron determinados en función de la magnitud de los residuos generados. Gracias a la implementación de esta alternativa se redujo considerablemente el índice de falsas alarmas presente durante el tiempo de operación normal, es decir, durante el tiempo libre de falla. Conjuntamente, se realizó el cálculo del umbral fijo de acuerdo con la ecuación indicada en (98), para las señales de los sensores de par y potencia generada. Obteniendo para la señal del par generado un valor de $18,582 \text{ Nm}$ y para la señal de potencia generada un valor del orden de 2.6 MW . Ambos valores calculados equivalen a más del 50 % del rango de operación de ambas señales. El resultado obtenido de los valores de potencia y par generado se debe al tipo de simulación realizada, ya que considera el desempeño del WECS desde la fase de arranque hasta el momento de máxima captura del viento, presentando una tendencia lineal emergente durante el tiempo de simulación considerado. Ésta tendencia adquiere valores crecientes de $0 - 4.8 \text{ MW}$, repercutiendo directamente en la determinación de la media aritmética y la desviación estándar de la señal, dando como resultado un elevado umbral de operación carente de sensibilidad a la detección de fallas inferiores al 50% del rango de operación de las señales de salida del subsistema eléctrico.

En la **Figura 4.25** se presenta un extracto de la señal de residuo de la señal de par generado del OMDST, en donde se muestra con una línea en color magenta el umbral de referencia de $\pm 50 \text{ Nm}$ y en color rojo con una línea segmentada, el umbral máximo de operación propuesto de $\pm 100 \text{ Nm}$. Para una mejor comprensión de la **Figura 4.24**, se agrega la señal del par generado sin ruido, indicado con una línea continua de color negro.

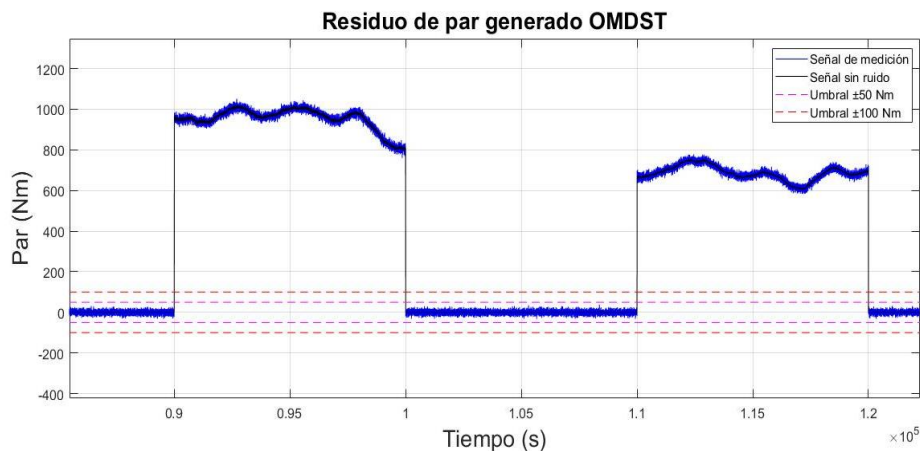


Figura 4.25 Extracto de la señal de residuo del par generado – OMDST

En las **Figuras 4.26 a 4.30** se presentan las gráficas de las señales de residuos correspondientes a los algoritmos considerados para realizar la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico. Cada gráfica de residuo muestra la diferencia existente entre la señal del par generado en conjunto con el esquema de fallas conformado por los casos de falla 6,7,8 y 9 caracterizados en la **Tabla 4.3**, y la señal estimada del par generado por el algoritmo de detección y diagnóstico concerniente. En cada figura se ilustra el umbral fijo propuesto de $\pm 100 \text{ Nm}$, indicado con un línea segmentada en color rojo. Conjuntamente como auxiliar en la comprensión de las gráficas mostradas, se adiciona la señal de residuo del par generado libre de ruido. La **Figura 4.26**, presenta los residuos correspondientes al OMDST, la **Figura 4.27** contiene los residuos del OLUEN, la **Figura 4.28** muestra los residuos del FK, y las **Figuras 4.29 y 4.30** exhiben los residuos correspondientes a la RNA y RNA FFT respectivamente.

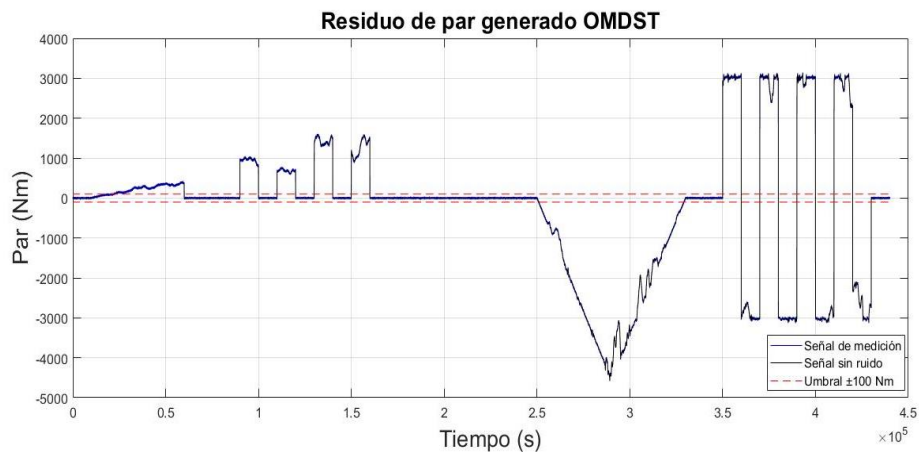


Figura 4.26 Señal de residuo de par generado – OMDST

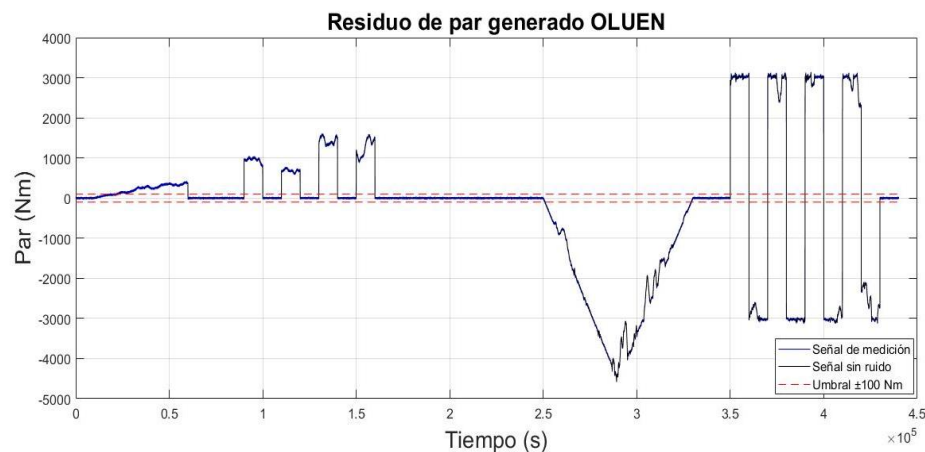


Figura 4.27 Señal de residuo de par generado – OLUEN

En las **Figuras 4.28, 4.29 y 4.30**, es posible identificar que la magnitud de la señal de residuo supera el umbral fijo propuesto de $\pm 100 \text{ Nm}$, disminuyendo la sensibilidad de los algoritmos de detección de fallas, incrementando el índice de falsas alarmas. La magnitud de la señal de residuo depende directamente de la capacidad para realizar la estimación de la señal de par generado por parte de los algoritmos de detección de fallas en condiciones normales de operación, FK, RNA y RNA FFT para éste caso en particular. Es decir, los algoritmos FK, RNA y RNA FFT presentan una señal de residuos de mayor magnitud a

diferencia a los algoritmos OMDST y OLUEN, debido a la diferencia existente entre la señal estimada de par generado y la señal de par generado del subsistema eléctrico.

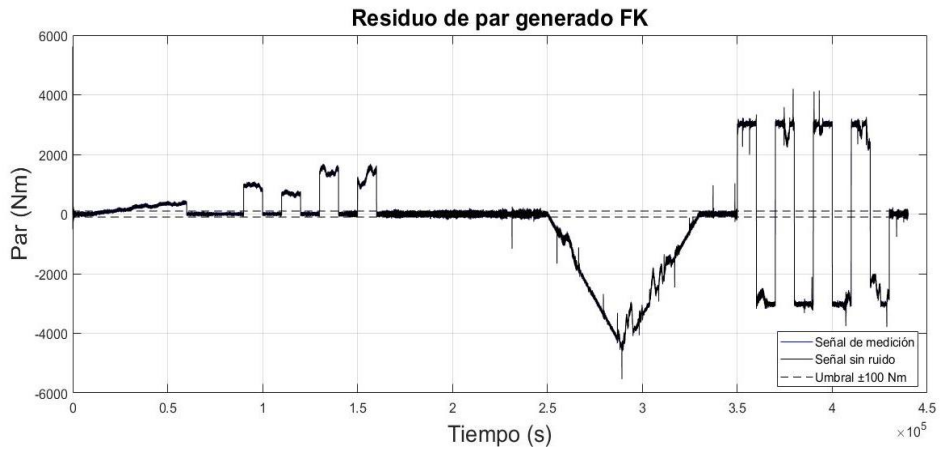


Figura 4.28 Señal de residuo de par generado – FK

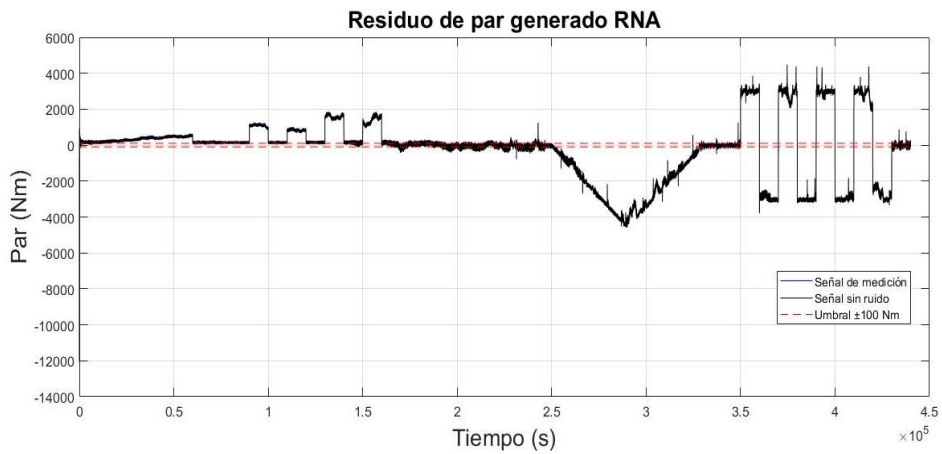


Figura 4.29 Señal de residuo de par generado – RNA

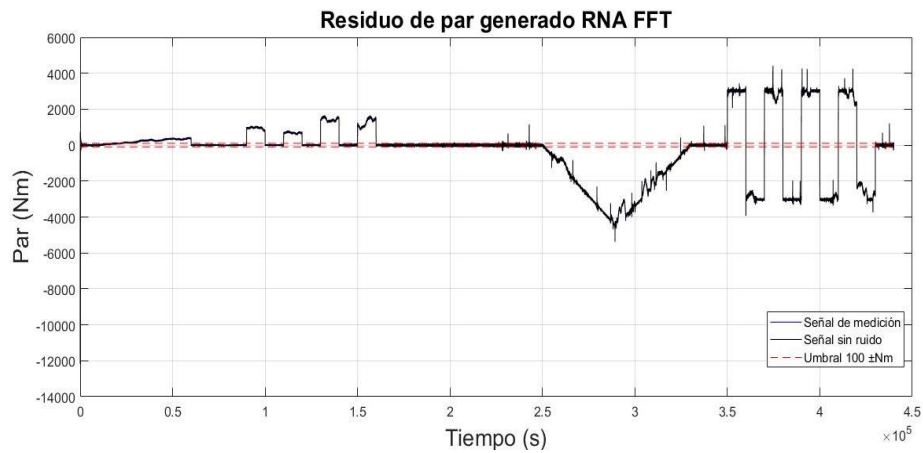


Figura 4.30 Señal de residuo de par generado – RNA FFT

En las **Figuras 4.31 a 4.35** se presentan las gráficas de las señales de residuos de potencia generada, correspondientes a los algoritmos considerados para realizar la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico. Las figuras muestran la señal de residuo de la potencia generada, con la implementación del quinto caso de falla establecido para el subsistema eléctrico y caracterizado como decimo caso de falla en la **Tabla 4.3**. Conjuntamente, las **Figuras 4.31 a 4.35**, ilustran el umbral fijo establecido en $\pm 100 Nm$ con una línea segmentada en color rojo.

La **Figura 4.31** corresponde a la señal de residuo del OMDST, la **Figura 4.32** presenta los residuos del OLUEN y las **Figuras 4.33, 4.34 y 4.35** muestran las señales de residuo de la potencia generada por los algoritmos FK, RNA y RNA FFT.

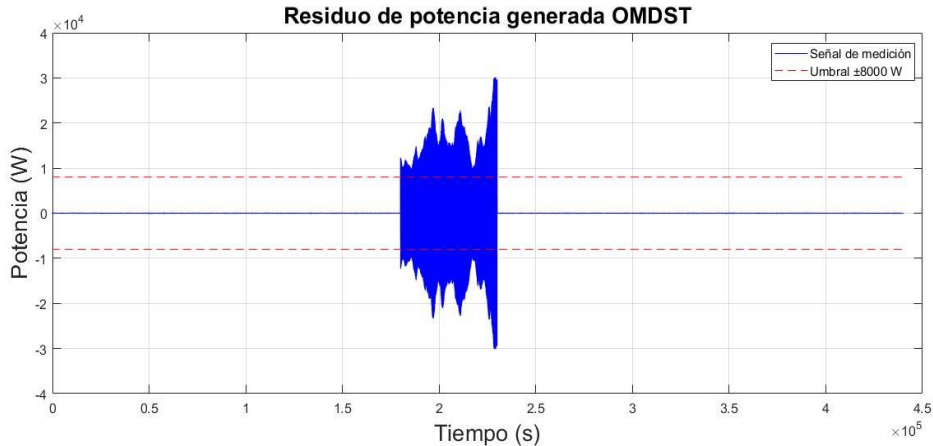


Figura 4.31 Señal de residuo de la potencia generada – OMDST

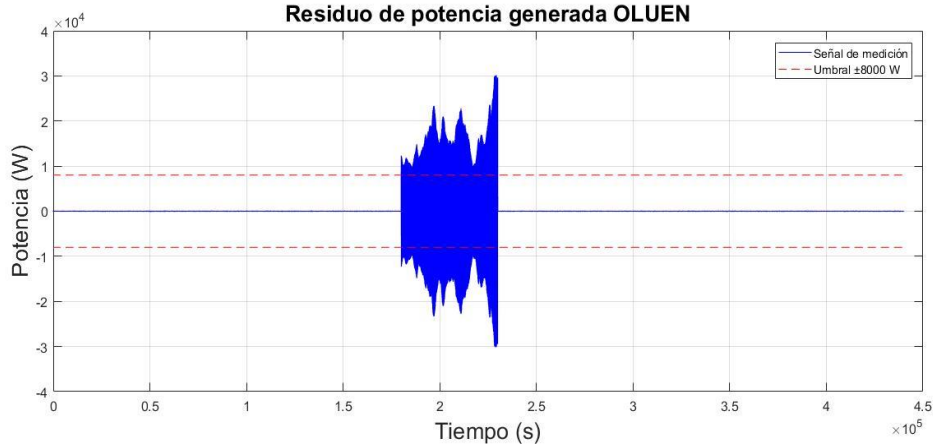


Figura 4.32 Señal de residuo de la potencia generada – OLUEN

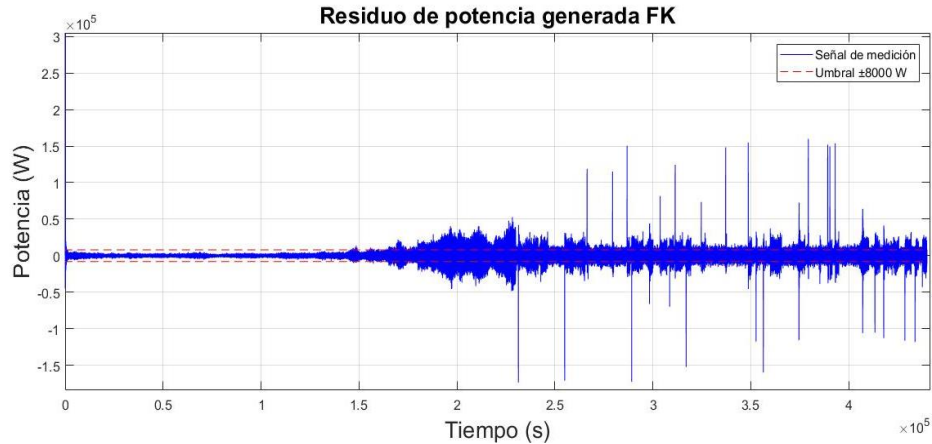


Figura 4.33 Señal de residuo de la potencia generada – FK

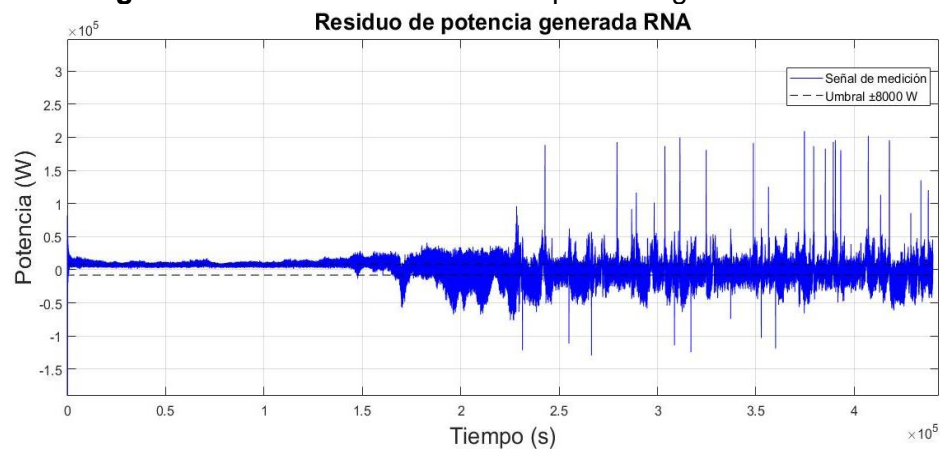


Figura 4.34 Señal de residuo de la potencia generada – RNA

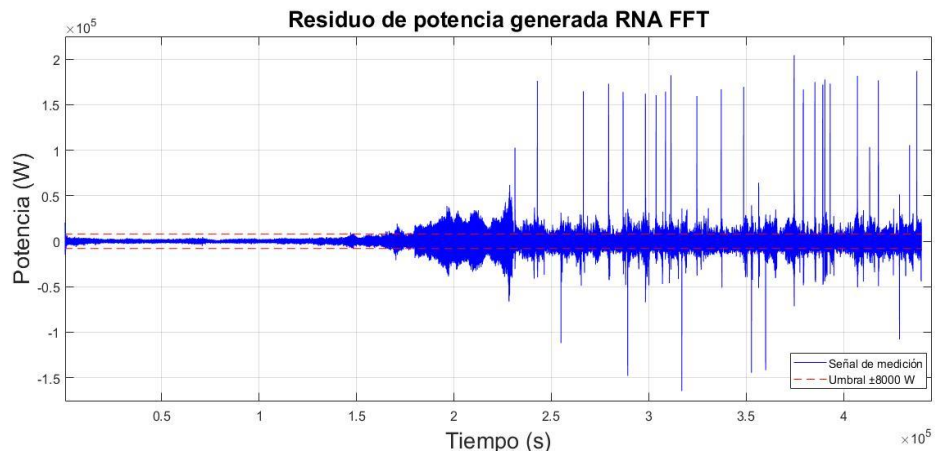


Figura 4.35 Señal de residuo de la potencia generada – RNA FFT

Considerando los resultados presentados en las **Figuras 4.26 a 4.35**, se realizó la determinación de un umbral adaptativo por medio de las ecuaciones indicadas en (99), el cuál disminuye el índice de falsas alarmas y omisión de alarmas, incrementando la sensibilidad de cada algoritmo al momento de realizar la detección de fallas. El objetivo de implementar un umbral adaptativo es realizar una evaluación con mayor precisión de los

residuos generados durante la operación normal del sistema eléctrico, ante la aparición de los casos de falla definidos en la **Tabla 4.3**

En condiciones normales de operación el umbral adaptativo calculado envolverá la señal de residuo objeto de análisis. Al momento de presentarse una falla, la señal incrementará o decrementará su magnitud abandonando el umbral adaptativo, tal como se ejemplifica en la **Figura 4.36**.

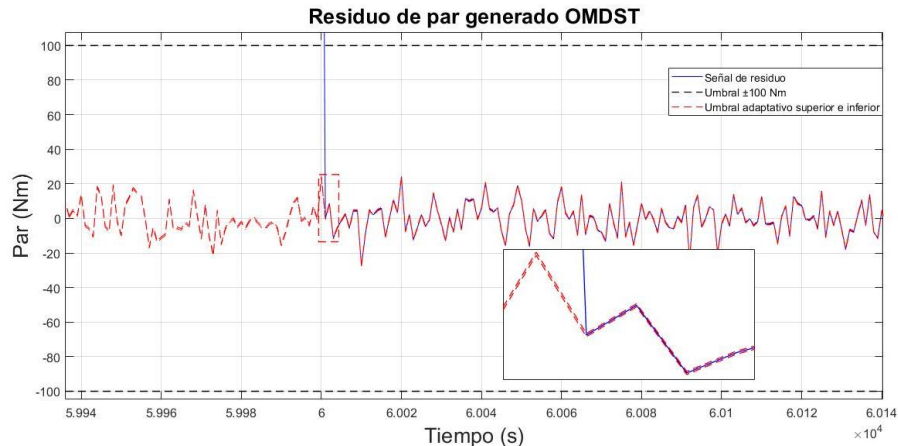


Figura 4.36 Extracto de la señal de residuo de par generado – OMDST – Umbral Adaptativo

El umbral adaptativo calculado fue calculado e implementado para cada señal de residuo de los algoritmos propuestos. En donde la señal de medición del par y la potencia generada representan las salidas del sistema respectivamente. Mientras que el error del sistema se define a través de la diferencia entre las señales de salida del subsistema eléctrico (par y potencia generada) y las señales estimadas por los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. El nivel de significación considerado es del orden de 0.05, de acuerdo con [36] y [38].

En la **Figura 4.37**, se presenta la señal de residuo del par generado para el OMDST. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por las características de los casos 6, 7, 8 y 9 descritos en la **Tabla 4.3**. Conjuntamente se muestra el umbral fijo propuesto con una línea segmentada en color negro, mientras que, con una línea segmentada en color rojo se ilustra el umbral adaptativo. Dentro de la **Figura 4.36**, es posible identificar la reducción del número de falsas alarmas durante el tiempo de operación normal.

En la **Figura 4.38**, se presenta la señal de residuo del par generado para el OLUEN. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos indicados en la **Tabla 4.3**, y umbral fijo propuesto.

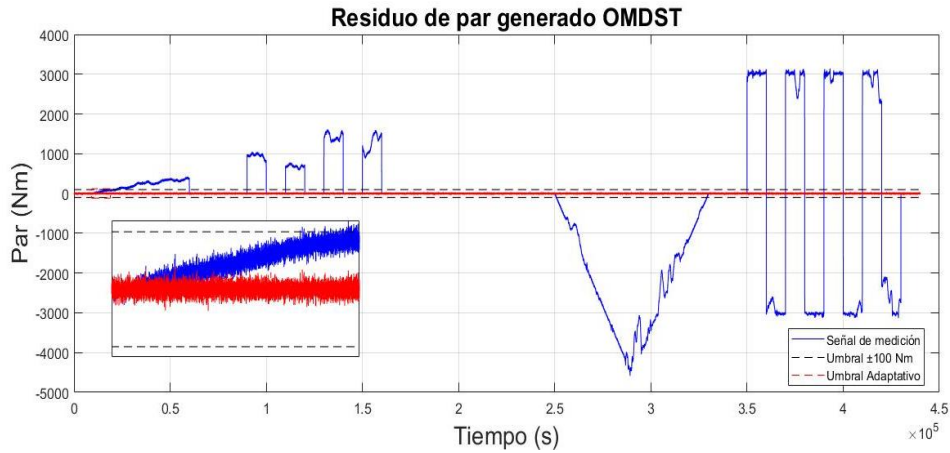


Figura 4.37 Señal de residuo del par generado – OMDST – Umbral Adaptativo

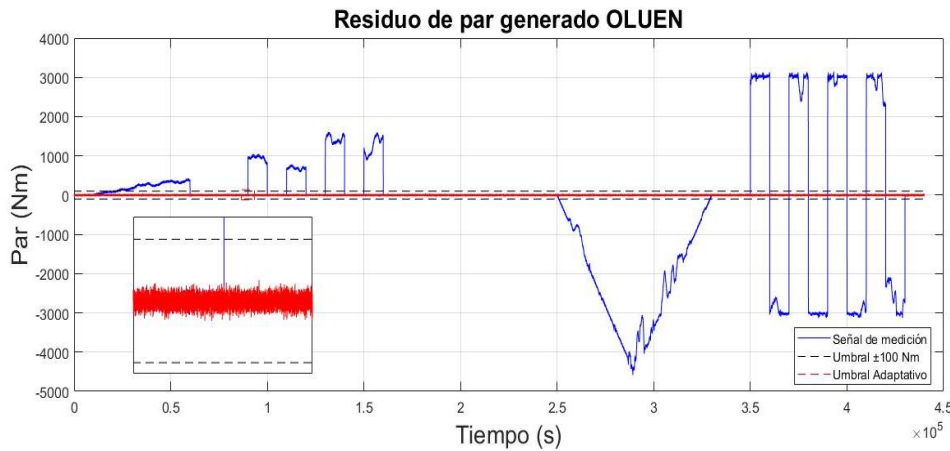


Figura 4.38 Señal de residuo del par generado – OLUEN – Umbral Adaptativo

En la **Figura 4.39**, se presenta la señal de residuo del par generado para el FK. La gráfica de residuos contiene el esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos indicados en la **Tabla 4.3**, y umbral fijo propuesto.

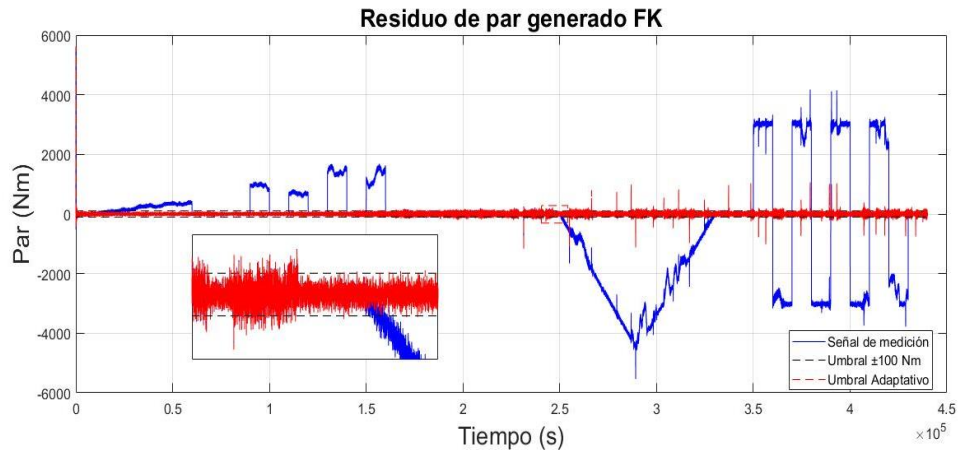


Figura 4.39 Señal de residuo del par generado – FK – Umbral Adaptativo

En las **Figuras 4.40** y **4.41**, se muestran las señales de residuo del par generado correspondientes a la RNA y RNA FFT respectivamente. Ambas gráficas contienen un esquema de fallas definido por las características de los casos de falla 6,7,8 y 9 establecidos en la **Tabla 4.3**. Como se puede observar en las **Figuras 4.40** y **4.41**, la forma de los umbrales adaptativos de la RNA y RNA FFT difiere de las formas de los umbrales adaptativos correspondientes a los otros tres algoritmos de detección, debido a la magnitud de la diferencia existente entre las señales de par generado del subsistema eléctrico y las señales estimadas por los algoritmos de detección de fallas. Es decir, visualmente podemos identificar que existe una diferencia en la precisión al realizar la estimación de la señal del par generado por parte de la RNA y RNA FFT.

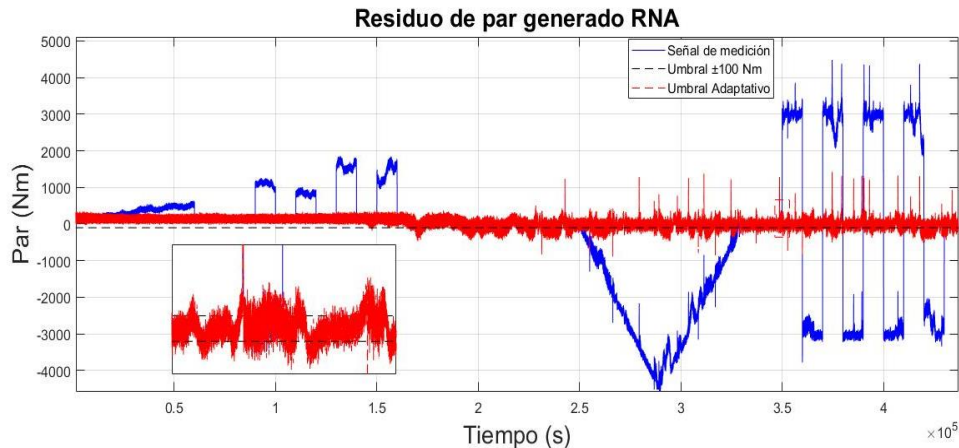


Figura 4.40 Señal de residuo del par generado – RNA – Umbral Adaptativo

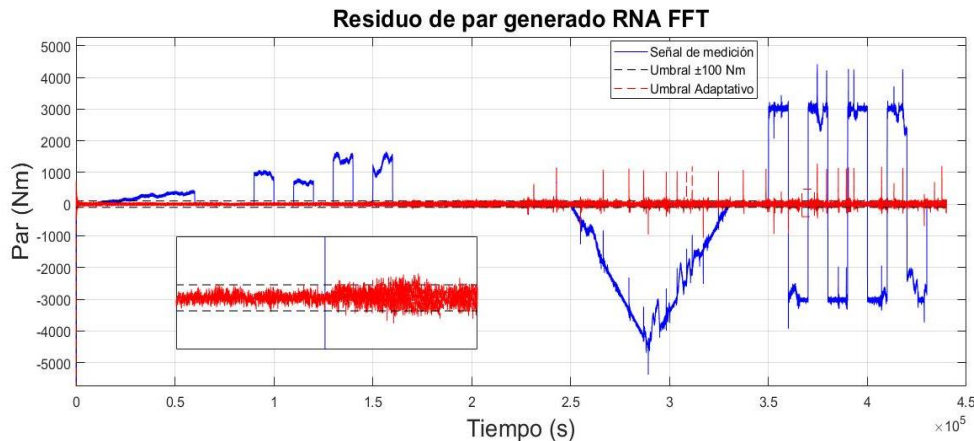


Figura 4.41 Señal de residuo del par generado – RNA FFT – Umbral Adaptativo

Tomando en cuenta el resultado de la **Figura 4.40**, se requirió aplicar la transformada rápida de Fourier (FFT) en las señales de alimentación de la red neuronal. Inicialmente, se realizó un escalamiento de las señales de alimentación de la RNA para poder aplicar la FFT y a su vez, determinar el espectro de frecuencias que conforma la señal. Posteriormente, se realizó la selección de las frecuencias con mayor amplitud, para poder aplicarles la transformada inversa de Fourier y de ésta forma eliminar el ruido de la señal de origen. Como resultado de la implementación transformada inversa de Fourier se obtuvo un vector de datos complejos el cual representa el comportamiento de la señal de origen. Finalmente, para poder obtener el vector de datos corregido se removió la parte imaginaria del vector de datos considerando únicamente la parte real del vector, la cual representa la señal de

origen sin ruido. Con la señal filtrada, se realizó el entrenamiento, la determinación de los pesos sinápticos y la validación de la RNA. El algoritmo utilizado para la aplicación de la FFT, fue desarrollado en la herramienta computacional MATLAB empleando la propia arquitectura computacional del software.

En las **Figuras 4.42 a 4.46**, se presentan las gráficas de los residuos de la señal de potencia generada con las características del décimo caso de falla indicado en la **Tabla 4.3**, para los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. La **Figura 4.42**, corresponde a los residuos del OMDST, la **Figura 4.43** refiere a los residuos del OLUEN, la **Figura 4.44** muestra los residuos del FK y las **Figuras 4.45 y 4.46** ilustran las gráficas de residuos correspondientes a la RNA y RNA FFT.

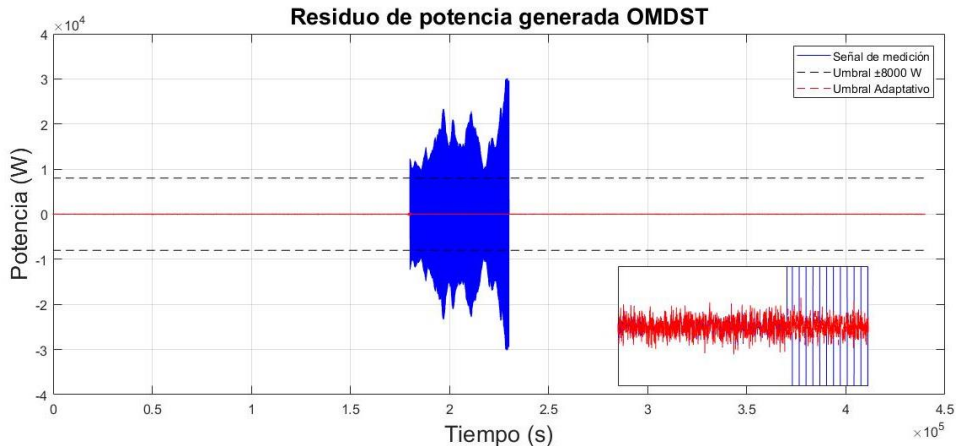


Figura 4.42 Señal de residuo de la potencia generada – OMDST – Umbral Adaptativo

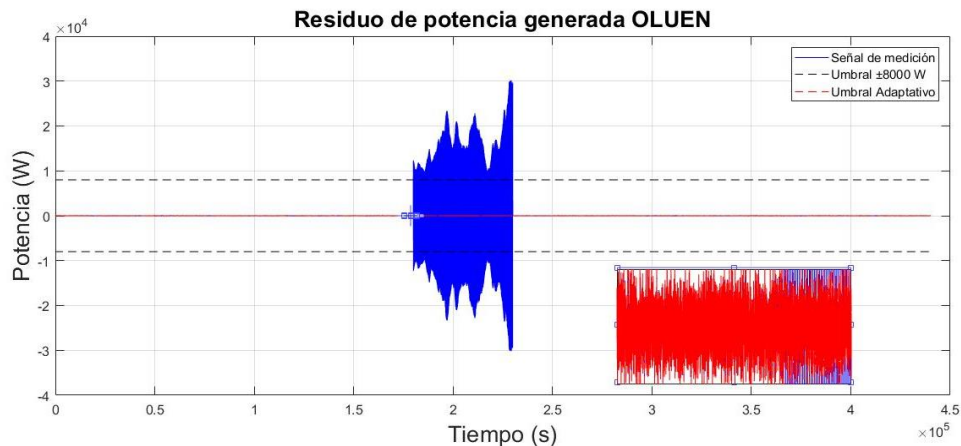


Figura 4.43 Señal de residuo de la potencia generada – OLUEN – Umbral Adaptativo

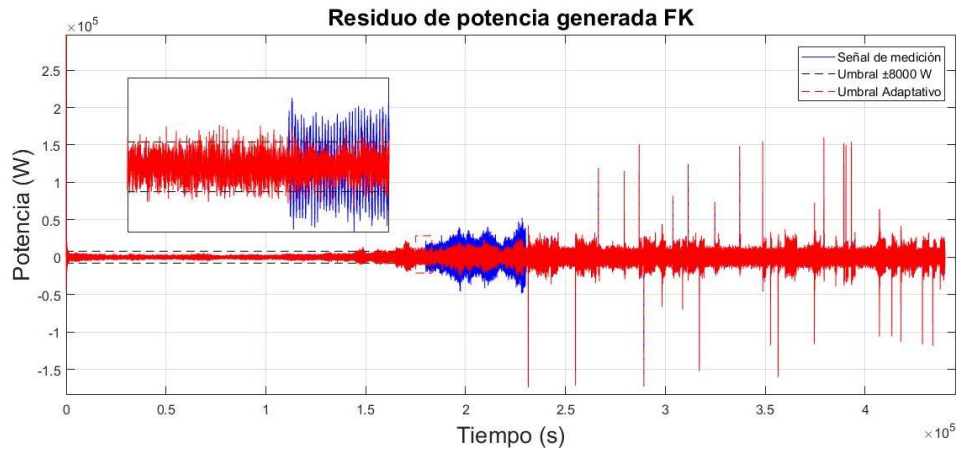


Figura 4.44 Señal de residuo de la potencia generada – FK– Umbral Adaptativo

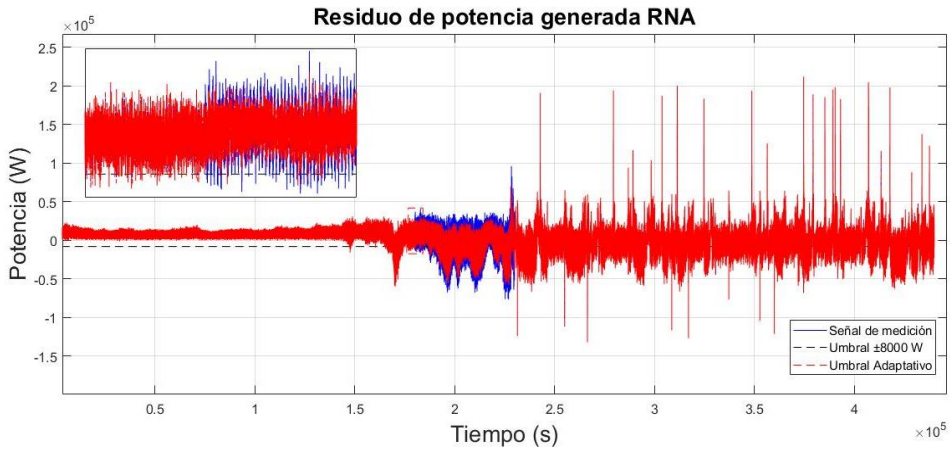


Figura 4.45 Señal de residuo de la potencia generada – RNA– Umbral Adaptativo

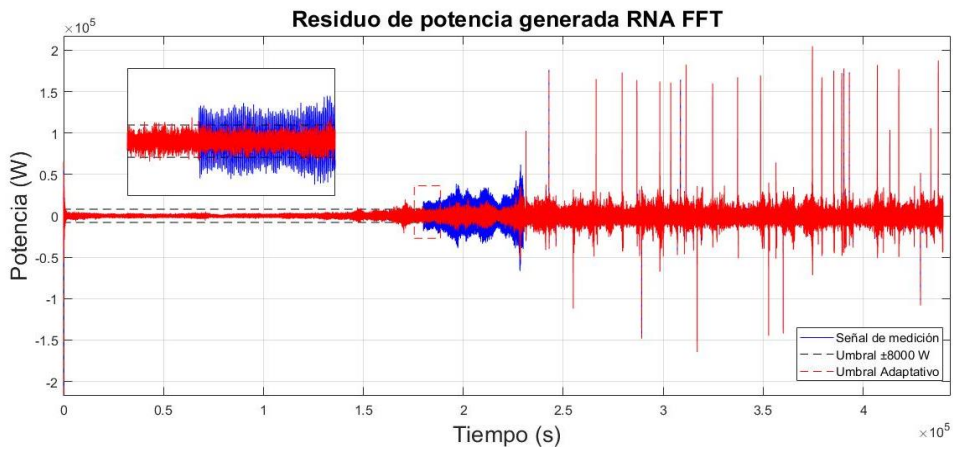


Figura 4.46 Señal de residuo de la potencia generada – RNA FFT– Umbral Adaptativo

Con el objetivo de incrementar la sensibilidad de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestos, se estableció una condición de permanencia para las señales de par y potencia generada en función del tiempo muestreo para determinar si una señal es considerada o no como falla. Para el caso de la señal del par generado, si la señal de residuo supera el umbral fijo propuesto de ± 100 Nm, deberá mantenerse por más de diez instantes de muestreo para poder ser considerada como una falla de acuerdo con lo

recomendado en [6]. Es decir, si $\Delta\tau_g$ en $t > 10 TD$, la señal analizada será considerada como falla. La condición definida en función del tiempo de muestreo en conjunto con el umbral fijo propuesto de $\pm 10 Nm$, fueron implementadas en cada uno de las señales de residuo de los algoritmos considerados.

Simultáneamente para el caso de la señal de potencia generada se estableció una condición de permanencia basada en el tiempo de muestreo para determinar si una señal con comportamiento anómalo debe ser considerada como señal de falla. Es decir, si ΔP_g en $t > 25 TD$, la señal analizada deberá ser considerada como falla. La condición de permanencia establecida en conjunto con el umbral fijo propuesto, fueron implementadas en cada uno de los algoritmos considerados.

Tomando como base las condiciones establecidas para las señales de residuo del par y potencia generada, se diseñó un algoritmo de alarma el cuál compara las señales de residuo de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas contra al umbral fijo calculado y el tiempo de duración de la señal con un comportamiento anómalo, asignando el valor de 1 (alarma) cuando la señal de residuo rebasa el umbral fijo calculado, manteniendo su valor por más de diez instantes de muestreo, y el valor de 0 (no alarma) cuando no se cumpla alguna de las dos condiciones previamente mencionadas.

La **Figura 4.48** presenta en **(a)**, el patrón de alarma resultante de la comparación exclusiva realizada entre la señal de residuo de par generado por el OMDST y el umbral fijo calculado de $\pm 100 Nm$. En donde se observa una gran cantidad de falsas alarmas durante el modo de operación normal. Simultáneamente, es posible identificar omisiones de alarmas durante los tiempos de fallas definidos en la **Tabla 4.3**. En **(b)**, se muestra la gráfica de la señal de alarma resultante al realizar la comparación de la señal de residuo del par generado contra el umbral fijo calculado y la condición de permanencia definida en función del tiempo de duración de la señal anómala. Dando como resultado la reducción considerable del índice de falsas alarmas durante el tiempo de operación normal. Sin embargo, como se puede observar aún continúa presente un número reducido de omisión de alarmas durante los casos de falla 6, 7, 8 y 9 indicados en la **Tabla 4.3**. Finalmente, en **(c)** se exhibe el patrón de alarma originado debido a la evaluación de la señal de residuos con respecto al umbral adaptativo calculado. En donde se identifica la máxima reducción de los índices de falsas alarmas y omisión de las mismas, durante el tiempo efectivo de simulación.

En la **Figura 4.47**, se presenta el perfil de falla aplicado a la señal de par generado. El perfil de mostrado en la **Figura 4.47** corresponde a los casos de falla 6 a 9 de la **Tabla 4.3**.

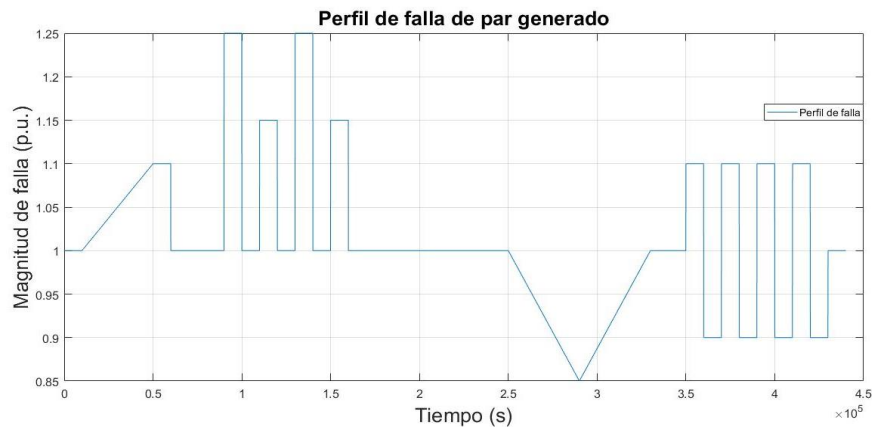


Figura 4.47 Perfil de falla de par generado

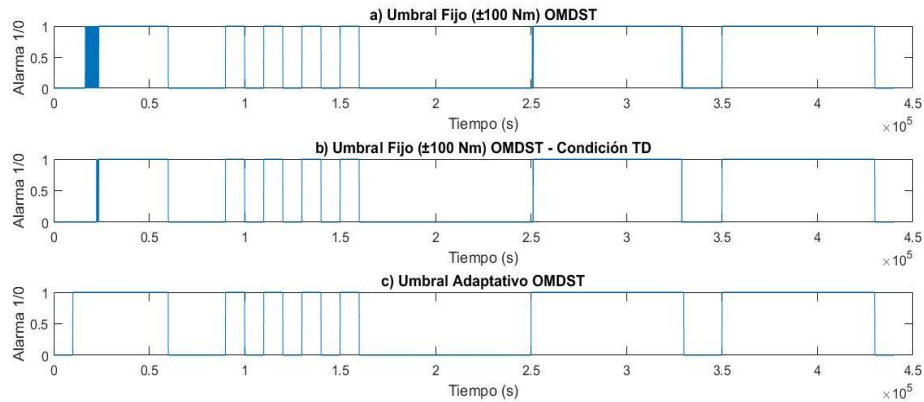


Figura 4.48 Señal de alarma del residuo del par generado – OMDST

Los resultados de los patrones de alarmas generados debidos a la evaluación de los residuos de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas restantes, se muestran en las **Figuras 4.49 a 4.52**. En donde al igual que en la **Figura 4.48** correspondiente a la señal de alarma del OMDST, en **(a)**, se presenta el resultado de la evaluación de los residuos del algoritmo concerniente en función del umbral fijo propuesto. En **(b)** se indica la señal de alarma resultante de la evaluación de la señal de residuos en función del umbral fijo y la condición de permanencia establecida para la identificación de fallas. En **(c)**, se ilustra la señal de alarma resultado de la evaluación de los residuos en función del umbral adaptativo. La **Figura 4.49** corresponde a la señal de alarma del residuo del OLUEN. La **Figura 4.50** muestra la señal de alarma para el residuo del FK y las **Figuras 4.51 y 4.52** ilustran la señal de alarma de los residuos de la RNA y RNA FFT respectivamente.

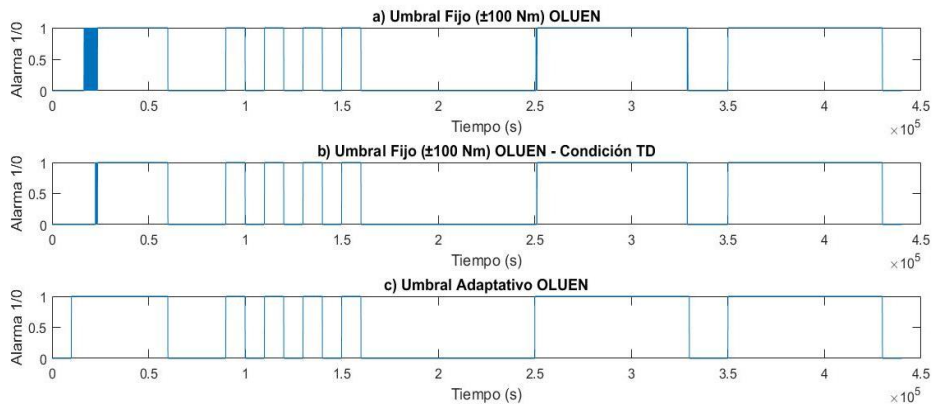


Figura 4.49 Señal de alarma del residuo del par generado – OLUEN

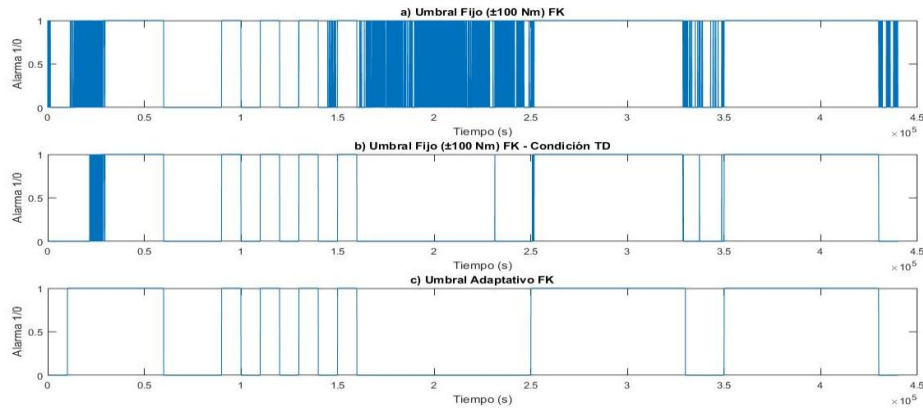


Figura 4.50 Señal de alarma del residuo del par generado – FK

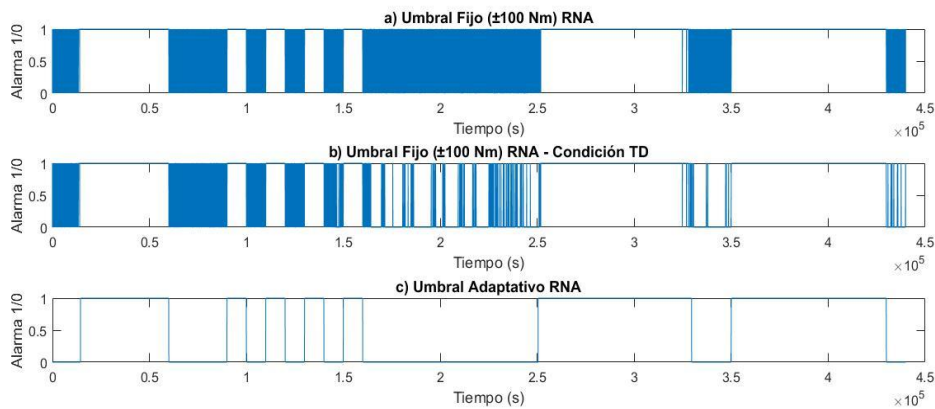


Figura 4.51 Señal de alarma del residuo del par generado – RNA

Considerando los resultados mostrados en las **Figuras 4.48 a 4.52** se observa que la implementación del umbral adaptativo reduce considerablemente el número de omisión y falsas alarmas durante el tiempo de simulación del sistema, a diferencia de la utilización de un umbral fijo en donde predomina la presencia de falsas alarmas durante los tiempos de operación libres de falla. Ésta característica disminuye ligeramente al implementar la condición de permanencia establecida para la evaluación de los residuos del par generado.

Sin embargo, para definir el método más apropiado para realizar la detección de fallas considerando los casos de falla indicados en la **Tabla 4.3**, bajo las condiciones de prueba y simulación establecidas en la **sección 4.2**, es necesario complementar los resultados obtenidos con la evaluación del desempeño de cada algoritmo mediante los criterios de evaluación, de la raíz cuadrada del error medio, varianza y desviación estándar, tal como se describe en la **sección 4.5**.

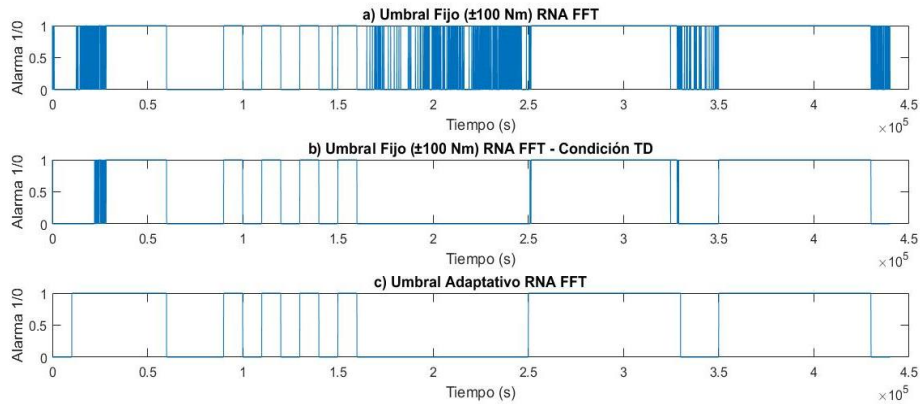


Figura 4.52 Señal de alarma del residuo del par generado – RNA FFT

La **Figura 4.54** presenta en **(a)**, el patrón de alarma resultante de la comparación exclusiva realizada entre la señal de residuo de potencia generada por el OMDST y el umbral fijo calculado de $\pm 8000 W$. En donde se observa una gran cantidad de falsas alarmas durante el modo de operación normal. Simultáneamente, es posible identificar omisiones de alarmas durante los tiempos de fallas definidos en la **Tabla 4.3**. En **(b)**, se muestra la gráfica de la señal de alarma resultante al realizar la comparación de la señal de residuo del par generado contra el umbral fijo calculado y la condición de permanencia definida en función del tiempo de duración de la señal anómala. Dando como resultado la reducción considerable del índice de falsas alarmas durante el tiempo de operación normal. Sin embargo, como se puede observar aún continúa presente un número reducido de omisión de alarmas durante el décimo caso de falla indicado en la **Tabla 4.3**. Finalmente, en **(c)** se exhibe el patrón de alarma originado debido a la evaluación de la señal de residuos con respecto al umbral adaptativo calculado. En donde se identifica visualmente la máxima reducción de los índices de falsas alarmas y omisión de las mismas, durante el tiempo efectivo de simulación.

En la **Figura 4.53**, se presenta el perfil de falla aplicado a la señal de potencia generada. El perfil de mostrado en la **Figura 4.53** corresponde al caso de falla número 10 de la **Tabla 4.3**.

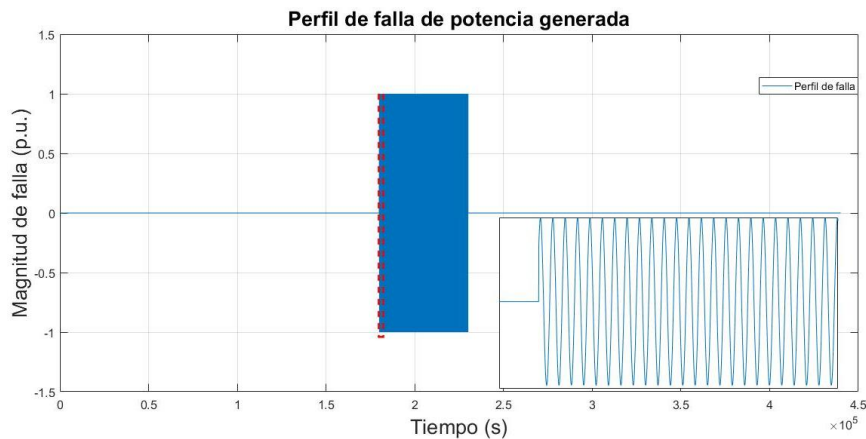


Figura 4.53 Perfil de falla de potencia generada

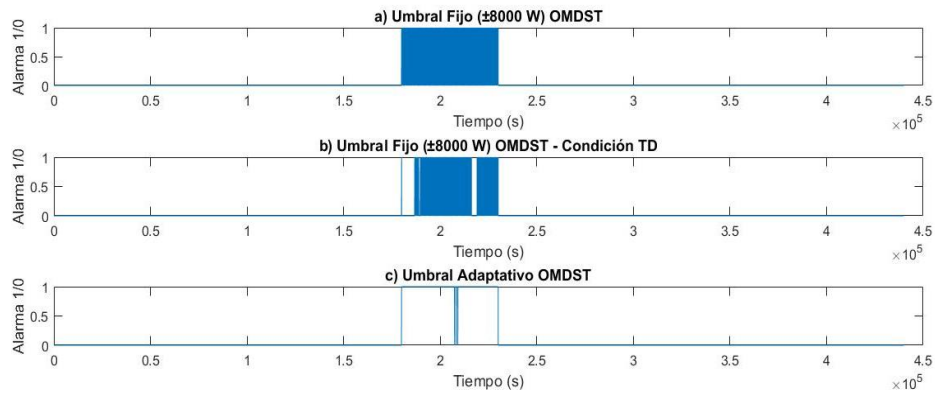


Figura 4.54 Señal de alarma del residuo de la potencia generada – OMDST

Los resultados de los patrones de alarmas generados debido a la evaluación de los residuos de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas restantes, se muestran en las **Figuras 4.55 a 4.58**. En donde al igual que en la **Figura 4.54** correspondiente a la señal de alarma del OMDST, en **(a)**, se presenta el resultado de la evaluación de los residuos del algoritmo concerniente en función del umbral fijo propuesto. En **(b)** se indica la señal de alarma resultante de la evaluación de la señal de residuos en función del umbral fijo y la condición de permanencia establecida para la identificación de fallas. En **(c)**, se ilustra la señal de alarma resultado de la evaluación de los residuos en función del umbral adaptativo. La **Figura 4.55** corresponde a la señal de alarma del residuo del OLUEN. La **Figura 4.56** muestra la señal de alarma para el residuo del FK y las **Figuras 4.57 y 4.58** ilustran la señal de alarma de los residuos de la RNA y RNA FFT respectivamente.

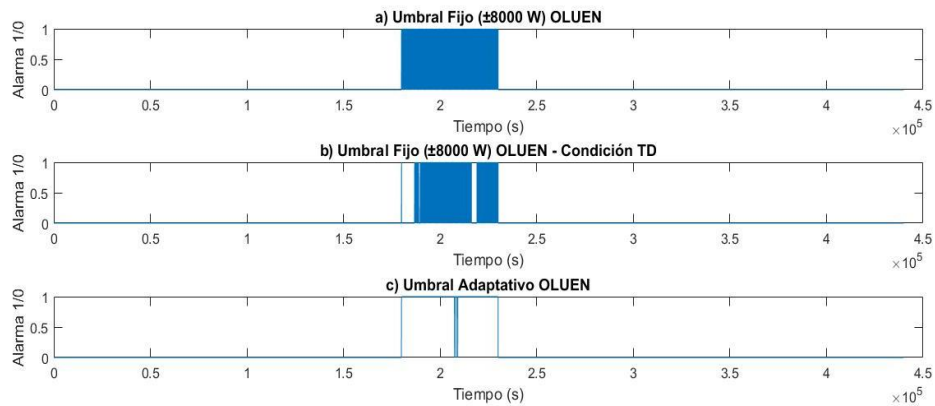


Figura 4.55 Señal de alarma del residuo de la potencia generada – OLUEN

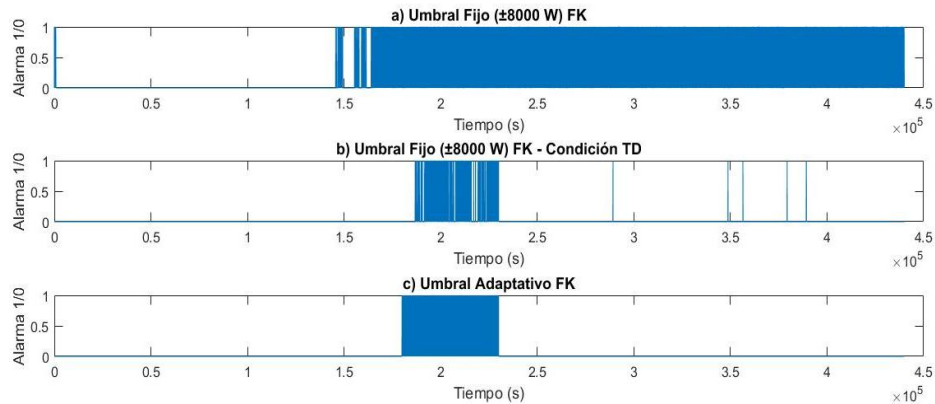


Figura 4.56 Señal de alarma del residuo de la potencia generada – FK

De acuerdo con los resultados mostrados en las **Figuras 4.54 a 4.58** el umbral adaptativo reduce al máximo el número de falsas alarmas durante el tiempo de operación normal, a diferencia de la evaluación de los residuos utilizando únicamente el umbral fijo propuesto, en donde se presenta un número considerable de falsas alarmas, así como un número importante de omisión de alarmas durante el tiempo de falla definido en el **Tabla 4.3**. Para el caso de la implementación conjunta del umbral fijo propuesto y la condición de permanencia definida para la evaluación de las señales de residuo de potencia generada, el índice de omisión de alarmas durante el tiempo de falla es menor comparación con la implementación individual del umbral fijo.

En general la implementación del umbral adaptativo calculado abate la presencia de omisión y falsas alarmas particularmente para los algoritmos basado en modelo. Sin embargo, para realizar la selección del método más apropiado para realizar la detección y diagnóstico de fallas en el subsistema eléctrico, es necesario complementar la evaluación de los algoritmos en función del RMSE, VAR y STD como se muestra en la **sección 4.5**.

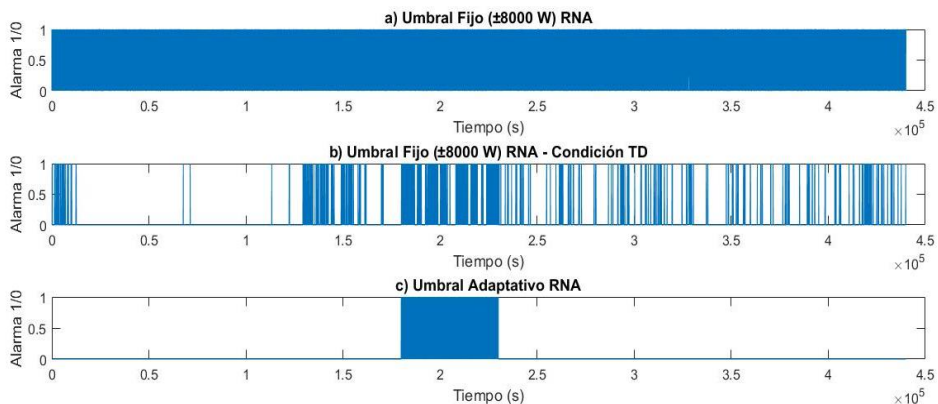


Figura 4.57 Señal de alarma del residuo de la potencia generada – RNA

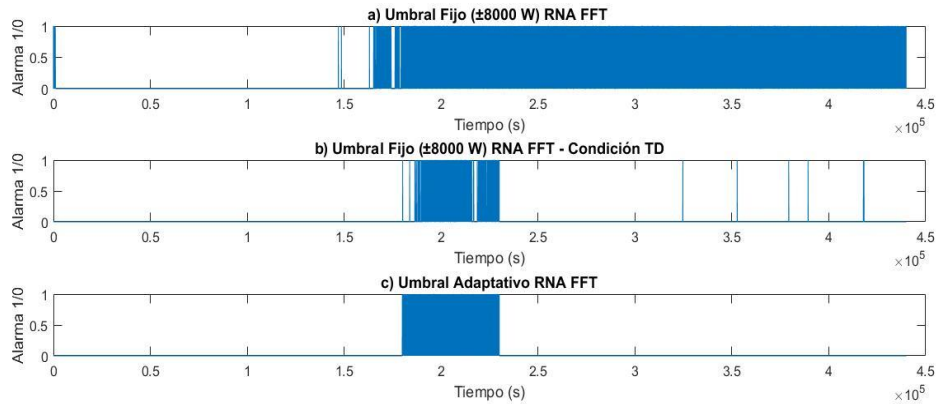


Figura 4.58 Señal de alarma del residuo de la potencia generada – RNA FFT

En el **Apéndice C**, se presentan las gráficas del comportamiento de las señales de medición de la velocidad angular del rotor de la turbina eólica ω_r , velocidad angular del generador eléctrico ω_g , par generado τ_g y potencia generada P_g , bajo influencia del esquema de fallas para el subsistema eléctrico, conformado por los últimos cinco casos de falla indicados en la **Tabla 4.3**.

4.5 Análisis comparativo

Se realizó un análisis comparativo de los resultados obtenidos de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas en enfocados al subsistema *Pitch*. Los criterios de evaluación considerados son la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), varianza (VAR) y desviación estándar (STD). Los resultados obtenidos se muestran en la **Tabla 4.4**, en donde se indica que el observador de entradas desconocidas (UIO) presenta un mejor desempeño en los tres criterios de evaluación mencionados en comparación con el resto de los esquemas de detección y diagnóstico, lo cual garantiza una detección oportuna y precisa de una falla de características similares a las indicadas en la **Tabla 4.3**. Es importante mencionar que, en caso de presentarse una falla en el sensor de adquisición de datos del ángulo de *Pitch*, ocasionando la pérdida de la adquisición de información en tiempo real, es posible considerar a la señal de salida del UIO como una señal sustituta, permitiendo continuar con la operación del sistema en condiciones normales, bajo la advertencia de la presencia de una falla en la señal del sensor de medición del ángulo *Pitch*. En éste escenario la señal del UIO considerada como señal sustituta, podrá ser utilizada para efectos del control del sistema garantizando una correcta operación del mismo.

La señal correspondiente al observador Luenberger supera los resultados obtenidos por el filtro de Kalman y el método inteligente basado en procesamiento de señales. Sin embargo, en búsqueda de la obtención de un mejor resultado para la señal de la RNA, se realizó el tratamiento previo de las señales de alimentación de la RNA indicadas en la **Figura 4.2**, mediante la implementación de la transformada rápida de Fourier (FFT), pretendiendo obtener una señal de salida de la RNA con un nivel de ruido menor a la señal estimada sin considerar la implementación de la FFT. Sin embargo, los resultados obtenidos no alcanzaron el impacto deseado, ya que presenta un ligero incremento en los valores correspondientes a los criterios de evaluación RMSE, VAR y STD, con respecto a los valores obtenidos sin la implementación de la FFT. No obstante, los resultados de ésta alternativa propuesta, se presentan en la **Tabla 4.4**.

Cabe recalcar que el análisis comparativo de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas fue realizado considerando las mismas condiciones de evaluación, es decir: esquema de fallas indicado en la **Tabla 4.3**, señales de alimentación de acuerdo con la **Figura 4.2**, tiempo de simulación, tiempo de muestreo y características propias de sistema de referencia (*Benchmark*), aplicadas a cada algoritmo propuesto para realizar la detección y diagnóstico de fallas en los subsistemas *Pitch* y eléctrico.

Las casillas sombreadas de las tablas de resultados de la **sección 4**, indican el mejor valor obtenido de acuerdo con el campo evaluación concerniente.

Tabla 4.4 Comparativa del desempeño de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. Subsistema *Pitch*

CE	FK	OMDST	RNA	RNA FFT	OLUEN	OUIO
RMSE	0.0263	0.0398	0.5230	0.5398	0.019	1.65E-15
VAR	6.94E-04	0.0016	0.2736	0.2913	3.08E-04	2.43E-30
STD	0.0263	0.0398	0.5230	0.5398	0.0176	1.56E-15

Los resultados indicados en la **Tabla 4.5**, corresponden a la evaluación del desempeño de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas en las señales de los sensores de medición de par y potencia generada. En donde para el caso de la señal de medición de potencia generada, el observador por Luenberger muestra un mejor desempeño a diferencia del filtro de Kalman, la RNA y RNA FFT. En segundo lugar, muy cercano al OLUEN, se encuentra el observador por modos deslizantes *super-twisting* con un RMSE del orden de 4.61E-10, VAR de 2.13E-19 y STD de 31.6424.

Para el caso de la señal de medición del par generado, los observadores OMDST y OLUEN presentan el mejor desempeño en los tres criterios de evaluación considerados, superando a los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas FK, RNA y RNA FFT. En este caso se considera que las señales estimadas provenientes de los algoritmos OMDST y OLUEN pueden ser consideradas como señales sustitutas saludables del sistema ante la presencia de una falla súbita repentina del sensor de medición del par generado.

Tabla 4.5 Comparativa del desempeño de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas. Subsistema eléctrico

CE	FK	OMDST	RNA	RNA FFT	OLUEN
RMSE_POT	6.58E+03	4.61E-10	1.34E+04	6.93E+03	3.89E-10
VAR_POT	4.34E+07	2.13E-19	1.79E+08	4.81E+07	1.51E-19
STD_POT	6.32E+03	31.6424	1.37E+04	6.67E+03	31.6424
CE	FK	OMDST	RNA	RNA FFT	OLUEN
RMSE_PAR	47.61	2.20E-12	126.21	50.43	2.20E-12
VAR_PAR	2.26E+03	4.84E-24	1.40E+04	2.54E+03	4.84E-24
STD_PAR	46.9698	9.4740	120.3729	48.7823	9.4740

Los resultados mostrados en las **Tablas 4.4** y **4.5**, son considerados como base para el desarrollo del análisis de robustez y corresponden al escenario de operación con valores nominales del *Benchmark* bajo el esquema de fallas indicado en la **Tabla 4.3**.

4.6 Análisis de robustez

Se realizó un análisis de robustez de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas propuestas mediante la variación de los parámetros más importantes que definen el comportamiento del WECS. Para el desarrollo del análisis se consideraron tres escenarios de prueba aplicados a los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas bajo los diez casos de falla propuestos en la **Tabla 4.3**, tomando en cuenta las mismas condiciones de evaluación previamente descritas.

Los escenarios propuestos para realizar la evaluación de robustez de los cinco esquemas de detección y diagnóstico se indican en la **Tabla 4.6**, en donde la velocidad del viento V_w , el coeficiente de par C_q y la potencia de referencia P_{ref} son considerados como los parámetros fundamentales del sistema general que son modificados para realizar la evaluación de la robustez de los algoritmos de detección considerados.

Tabla 4.6 Escenarios de prueba para la evaluación de la robustez de las estrategias de detección y diagnóstico de fallas

Prueba	Características de la prueba
0	Valores nominales del <i>Benchmark</i>
1	Decremento del 10% de C_q
2	Incremento del 20% de V_w
3	Incremento del 15% de P_{ref}

Los criterios establecidos para la evaluación de la robustez en los diez escenarios de prueba son los siguientes: tiempo de detección de la falla (TD), falsas alarmas (FA) y omisión de alarmas (OA). Estos tres criterios son utilizados para realizar la evaluación comparativa entre las señales de residuo y los umbrales de operación fijo y adaptativo para los algoritmos de detección y diagnóstico presentados, mediante la implementación del esquema de fallas indicado en la **Tabla 4.2**, aplicando los tres casos de variación paramétrica indicados en la **Tabla 4.6**.

A continuación, se presentan las tablas de los resultados correspondientes al análisis de robustez, para los subsistemas *Pitch* y eléctrico. En cada prueba se indican las características de la falla y el algoritmo de detección y diagnóstico de fallas con mejor desempeño considerando los resultados de los criterios de evaluación: tiempo de detección de la falla (TD), omisión de alarma (OA) y falsas alarmas (FA). La casilla sombreada indica el mejor resultado del campo correspondiente.

4.6.1 Subsistema *Pitch* – Umbral fijo

Prueba 0

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*.
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador por modos deslizantes *super-twisting* OMDST. Ver **Tabla 4.7**.

Tabla 4.7 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0

Prueba 0	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.01	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	203	203	199	195	203	203	
		FA	0	0	234	219	0	0	
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	
		OA	144	144	145	145	144	144	
		FA	0	0	234	219	0	0	
	3	TD	1871.43	1871.43	1871.43	1871.43	1871.43	1871.43	
		OA	42995	42998	42410	42545	42937	43025	
		FA	0	0	234	219	0	0	
4	TD	2925.94	2925.94	2882.22	2882.22	2925.94	2925.94		
	OA	32489	32473	43194	42831	32952	32515		
	FA	0	0	234	219	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	20806	20694	20001	20001		
	FA	0	0	234	219	0	0		

Dentro de la **Tabla 4.7**, para el primer caso de falla, el OMDST presenta un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación tiempo de detección y falsas alarmas. Para el segundo caso de falla los algoritmos diseñados basados en modelo (OMDST, UIO y OLUEN) presentan un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD, FA y OA al igual que para el tercer caso de falla. El OMDST presenta un mejor desempeño en el cuarto caso de falla en comparación con los demás algoritmos de detección propuestos. Para el quinto caso de falla los algoritmos basados en modelo presentan el mejor resultado en función del TD, FA y OA.

Prueba 1

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Decremento del 10% de Cq .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.8**.

Tabla 4.8 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1

Prueba 1	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.08	500.07	500.08	500.08	500.08	500.08	500.08
		OA	125	125	123	131	125	125	
		FA	0	0	46	37	0	0	
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	
		OA	187	187	186	185	187	187	
		FA	0	0	46	37	0	0	
	3	TD	1856.71	1856.71	1856.71	1856.71	1856.71	1856.71	
		OA	42886	42852	42481	42422	42911	42872	
		FA	0	0	46	37	0	0	
4	TD	2918.82	2918.82	2865.10	2865.33	2918.82	2800.06		
	OA	32522	32507	41680	34587	32742	32342		
	FA	0	0	46	37	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	20405	19989	20001	20001		
	FA	0	0	46	37	0	0		

Considerando un decremento del 10% de Cq , dentro de la **Tabla 4.8**, para el primer caso de falla, el OMDST presenta un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD y FA. Para el segundo caso de falla los algoritmos diseñados basados en modelo (OMDST, UIO y OLUEN) presentan un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD, FA y OA al igual que para el tercer caso de falla. El UIO presenta un mejor desempeño en el cuarto caso de falla en comparación con los demás algoritmos de detección propuestos. Para el quinto caso de falla los algoritmos basados en modelo presentan el mejor resultado en función del TD, FA y OA.

Prueba 2

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 20% de V_w .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador por modos deslizantes *super-twisting* OMDST. Ver **Tabla 4.9**.

Tabla 4.9 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2

Prueba 2	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.08	500.07	500.08	500.08	500.08	500.08	500.08
		OA	125	125	130	127	125	125	
		FA	0	0	210	75	0	0	
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	
		OA	187	187	186	185	187	187	
		FA	0	0	210	75	0	0	
	3	TD	1856.71	1856.71	1869.52	1711	1856.71	1856.71	
		OA	42892	42917	44338	4151	42599	42872	
		FA	0	0	210	75	0	0	
4	TD	2918.82	2918.82	2865.08	2865.09	2918.82	2918.82		
	OA	32482	32404	49182	49231	33661	32342		
	FA	0	0	210	75	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.11	3800.11	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	21441	21509	20001	20001		
	FA	0	0	210	75	0	0		

Considerando un incremento 20% de V_w , dentro de la **Tabla 4.9**, para el primer caso de falla, el OMDST presenta un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD y FA. Para el segundo caso de falla los algoritmos diseñados basados en modelo (OMDST, UIO y OLUEN) presentan un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD, FA y OA al igual que para el tercer caso de falla. El UIO presenta un mejor desempeño en el cuarto caso de falla en comparación con los demás algoritmos de detección propuestos. Para el quinto caso de falla los algoritmos basados en modelo presentan el mejor resultado en función del TD, FA y OA.

Prueba 3

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 15% de P_{ref} .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador de entradas desconocidas UIO y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.10**.

Tabla 4.10 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3

Prueba 3	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.01	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	189	189	187	189	189	189	189
		FA	0	0	197	312	0	0	
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	
		OA	161	161	170	160	161	161	
		FA	0	0	197	312	0	0	
	3	TD	1868.74	1868.74	1868.74	1868.74	1868.74	1868.74	
		OA	42761	42734	42385	42096	42718	42763	
		FA	0	0	197	312	0	0	
4	TD	2932.43	2932.43	2932.43	2932.43	2932.43	2932.43		
	OA	32165	32152	41596	41796	32482	32128		
	FA	0	0	197	312	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	20609	20638	20001	20001		
	FA	0	0	197	312	0	0		

Considerando un incremento 15% de P_{ref} , dentro de la **Tabla 4.10**, para el primer caso de falla, el OMDST presenta un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD y FA. Para el segundo caso de falla los algoritmos diseñados basados en modelo (OMDST, UIO y OLUEN) presentan un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD, FA y OA al igual que para el tercer caso de falla. El UIO presenta un mejor desempeño en el cuarto caso de falla en comparación con los demás algoritmos de detección propuestos. Para el quinto caso de falla los algoritmos basados en modelo presentan el mejor resultado en función del TD, FA y OA.

4.6.2 Subsistema eléctrico – Umbral fijo

Prueba 0

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*.
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luengberger. Ver **Tabla 4.5**
 - Par generado: Observador Luenberger y Observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger, observador por modos deslizantes *super-twisting* y filtro de Kalman. Ver **Tabla 4.11**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.11**.

Tabla 4.11 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0

Prueba 0	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	201.64	223.06	223.06	220.08	100.02
OA_PAR		13262	12809	12809	13111	274	12809
FA_PAR		42	0	75	35786	0	
2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.01	900.02	
	OA_PAR	30001	30001	30001	9678	30001	
	FA_PAR	42	0	75	35786	0	
3	TD_PAR	2509.30	2509.61	2509.68	20509.50	2509.61	
	OA_PAR	2163	1939	2356	2572	1939	
	FA_PAR	42	0	75	35786	0	
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	0	1	
	FA_PAR	42	0	75	35786	0	
5	TD_POT	1800.01	1800.95	1820.96	1800.02	1800.95	
	OA_POT	39201	22616	35674	36519	22616	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

Considerando la ejecución de la prueba utilizando los valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*, dentro de la **Tabla 4.11**, para el primer caso de falla, la RNA presenta un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación TD y OA. Para el segundo la RNA nuevamente presenta el mejor desempeño en función de los criterios de evaluación TD y OA. El OLUEN presenta el mejor desempeño dentro de los criterios evaluación TD, OA y FD durante el tercer caso. Para el cuarto y quinto caso los métodos basados en modelo obtienen los mejores resultados en cuanto al TD y FA se refiere.

La RNA presenta el mismo número de casillas sombreadas que el OLUEN y el OMDST, sin embargo, de acuerdo con los resultados del RMSE indicados en la **Tabla 4.5**, se considera que el error de estimación para los algoritmos OLUEN y OMDST es considerablemente menor que el de la RNA, por lo cual, el OLUEN y OMDST son considerados como los métodos con mejor desempeño durante la prueba 0.

Prueba 1

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Decremento del 10% de Cq .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.12**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.12**.

Tabla 4.12 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1

	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
Prueba 1	1	TD_PAR	236.50	232.43	231.31	218.76	232.43
		OA_PAR	15636	13895	15373	15258	13895
		FA_PAR	0	0	73	377	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.02	900.02
		OA_PAR	30001	30001	30001	30001	30001
		FA_PAR	0	0	73	377	0
	3	TD_PAR	2510.36	2509.55	2509.16	2509.18	2509.55
		OA_PAR	2339	1949	2464	2665	1949
		FA_PAR	0	0	73	377	0
	4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02
		OA_PAR	1	1	1	1	1
		FA_PAR	0	0	73	377	0
	5	TD_POT	1911.87	1877.86	1827.02	1867.58	1877.86
		OA_POT	41486	26174	39334	39640	26174
		FA_POT	0	0	0	0	0

Considerando un incremento del 10% de Cq , dentro de la **Tabla 4.12** en el primer caso de falla los observadores OMDST y LUEN presentan un mejor desempeño en cuanto a los criterios de evaluación OA y TD. Para el segundo y cuarto caso de falla, los observadores presentan un mejor desempeño tomando en cuenta los criterios de evaluación TD, OA y FA. De igual forma, para el tercer y quinto caso, los observadores OMDST y OLUEN presentan el mejor desempeño con relación a los criterios de evaluación OA y TD.

Prueba 2

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 20% de V_w .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y Observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.13**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.13**.

Tabla 4.13 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2

Prueba 2	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	
	1	TD_PAR	151.83	158.94	158.94	100.01	100.01	158.94
		OA_PAR	8596	6567	6567	0	0	6567
		FA_PAR	84	0	106139	106139	106349	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.01	900.01	9000.02
		OA_PAR	30001	30001	30001	3580	3596	30001
		FA_PAR	84	0	106139	106139	106349	0
	3	TD_PAR	2508.86	2509.66	2509.66	2509.73	2508.48	2509.66
		OA_PAR	2218	1966	2335	2335	2114	1966
		FA_PAR	84	0	106139	106139	106349	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	1	1	1	
	FA_PAR	84	0	106139	106139	106349	0	
5	TD_POT	1800.02	1800.02	1800.02	1800.01	1800.01	1800.02	
	OA_POT	26491	11677	11677	2395	2015	11677	
	FA_POT	0	0	0	0	0	0	

Dentro de la **Tabla 4.13**, se presentan los resultados de la variación paramétrica realizada para la prueba 2. En donde para el primer caso los algoritmos con mejor desempeño son la RNA y RNA FT, al igual que en el segundo y quinto caso.

La RNA presenta mejores resultados que el OLUEN y OMDST, sin embargo, la magnitud de los residuos de la RNA es superior a la magnitud de los residuos generados por el OLUEN y OMDST, dando como resultado un índice superior de RMSE, VAR y STD por parte de la RNA. Por tal motivo se eligen al OLUEN y OMDST como los algoritmos con mejor desempeño durante la prueba 2.

Prueba 3

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 15% de *Pref.*
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5.**
 - Par generado: Observadores Luenberger y por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5.**
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.14.**

Tabla 4.14 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3

Prueba 3	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	227.50	223.52	100.01	100.01	223.52
		OA_PAR	13118	12695	0	0	12695
		FA_PAR	0	0	140279	140106	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.01	900.01	900.02
		OA_PAR	30001	30001	7977	8025	30001
		FA_PAR	0	0	140279	140106	0
	3	TD_PAR	2509.04	2508.41	2509.07	2509.13	2508.41
		OA_PAR	2126	1704	1669	1658	1704
		FA_PAR	0	0	140279	140106	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1029	1053	1	
	FA_PAR	0	0	140279	140106	0	
5	TD_POT	1878.30	1800.02	1800.01	1800.01	1800.02	
	OA_POT	36417	22571	98	103	22571	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

Dentro de la **Tabla 4.14** se presentan los resultados correspondientes a la prueba de robustez realizada mediante la variación del 15% de *Pref.* Para el caso de falla 1 los algoritmos RNA y RNA FFT presentan mejor desempeño de acuerdo con los criterios de evaluación de TD y OA, al igual que en segundo y quinto caso de falla. Para el tercer caso los observadores OMDST y OLUEN presentan lo mejores resultados en cuanto al TD y FA se refiere, mientras que para el cuarto caso de falla el FK, OMDST y OLUEN, presentan el mejor desempeño en los tres criterios de evaluación establecidos.

La RNA y RNA FFT presentan los mejores resultados en algunos criterios de evaluación a diferencia del OLUEN y OMDST, esto se debe a la magnitud de la señal de residuos generada, la cual ante la presencia de una falla mínima incrementará súbitamente su magnitud produciendo un resultado que pudiera parecer como una rápida detección. Sin embargo, la magnitud del RMSE, VAR y STD correspondiente a la RNA y RNA FFT es superior a los índices obtenidos para los algoritmos restantes. Por lo cual, se considera que los observadores OMDST y OLUEN presentan mejor desempeño durante la prueba 3.

4.6.3 Subsistema *Pitch* – Umbral adaptativo

Prueba 0

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*.
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.15**.

Tabla 4.15 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0

Prueba 0	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	3	TD	1702.54	1702.72	1704.02	1703.92	1701.75	1702.54	1702.54
		OA	504	540	800	780	346	504	504
		FA	0	0	0	0	0	0	0
4	TD	2801.89	2802.02	2802.99	2802.91	2801.31	2801.89	2801.89	
	OA	374	400	594	578	258	374	374	
	FA	0	0	0	0	0	0	0	
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	
	OA	20001	20001	20001	20001	20001	20001	20001	
	FA	0	0	0	0	0	0	0	

Considerando la ejecución de la prueba utilizando los valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*, dentro de la **Tabla 4.15**, se presentan los resultados de la evaluación de la señal de residuos con respecto al umbral adaptativo calculado para cada algoritmo de detección diseñado. Para el primer, segundo y quinto caso de falla, los algoritmos de detección de fallas presentan el mismo desempeño en cuanto al TD y OA se refiere, durante el desarrollo de la prueba. Mientras que para el tercer y cuarto caso de falla el OLUEN presenta un mejor desempeño en TD y OA a diferencia del resto de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas considerados.

Prueba 1

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Decremento del 10% de Cq .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.16**.

Tabla 4.16 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1

Prueba 1	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	3	TD	1702.49	1702.61	1703.42	1702.74	1701.99	1702.49	
		OA	494	518	680	544	394	494	
		FA	0	0	0	0	0	0	
4	TD	2801.86	2801.94	2802.54	2802.04	2801.48	2801.86		
	OA	368	384	504	404	292	368		
	FA	0	0	0	0	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	20001	20001	20001	20001		
	FA	0	0	0	0	0	0		

Considerando una variación del 10% de Cq para el desarrollo de la prueba 1, en la **Tabla 4.16**, para los casos 1, 2 y 5 los algoritmos considerados presentan un desempeño semejante en cuanto los criterios de evaluación de TD y OA se refiere. Para los casos de falla 3 y 4 el OLUEN presenta el mejor desempeño en cuanto al TD y OA se refiere, a diferencia del resto de los algoritmos diseñados.

Prueba 2

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 20% de V_w .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.17**.

Tabla 4.17 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2

Prueba 2	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	3	TD	1702.50	1702.81	1704.67	1704.69	1700.07	1702.49	
		OA	496	558	930	934	10	494	
		FA	0	0	0	0	0	0	
4	TD	2801.86	2802.09	2803.47	2803.49	2800.06	2801.86		
	OA	368	414	690	694	8	368		
	FA	0	0	0	0	0	0		
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02		
	OA	20001	20001	20001	20001	20001	20001		
	FA	0	0	0	0	0	0		

Dentro de la **Tabla 4.17**, se presentan los resultados correspondientes al desarrollo de la prueba 2 dentro del análisis de robustez. En donde para los casos de falla 1 y 2 los algoritmos de detección presentan un desempeño semejante en función del TD y OA. Para los casos de falla 3,4 y 5 el OLUEN destaca en cuanto al desempeño mostrado en cuanto al TD y la OA resultantes durante el desarrollo de la prueba 2.

Prueba 3

- Características de la prueba: Incremento del 15% de *Pref* .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Observador de entradas desconocidas UIO. Ver **Tabla 4.4**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.18**.

Tabla 4.18 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3

Prueba 3	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN	UIO	
	1	TD	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02	500.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	2	TD	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02	1000.02
		OA	1	1	1	1	1	1	1
		FA	0	0	0	0	0	0	0
	3	TD	1702.42	1702.62	1703.69	1703.90	1701.83	1702.42	1702.42
		OA	480	520	734	776	362	480	480
		FA	0	0	0	0	0	0	0
4	TD	2801.80	2801.95	2802.74	2802.90	2801.36	2801.80	2801.80	
	OA	356	386	544	576	268	356	356	
	FA	0	0	0	0	0	0	0	
5	TD	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	3800.02	
	OA	20001	20001	20001	20001	20001	20001	20001	
	FA	0	0	0	0	0	0	0	

Dentro de la **Tabla 4.18** se presentan los resultados correspondientes a la prueba de robustez realizada mediante la variación del 15% de *Pref*. Al igual que en las pruebas 1 y 2, los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas diseñados presentan el mismo desempeño en función de los criterios de evaluación TD y OA para los casos de prueba 1,2 y 5. Mientras que para los casos de falla 3 y 4 el OLUEN resulta ser el algoritmo con mejor desempeño en cuanto al TD y OA se refiere.

4.6.4 Subsistema eléctrico – Umbral adaptativo

Prueba 0

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Valores nominales del sistema de referencia *Benchmark*.
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.19**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.19**.

Tabla 4.19 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 0

Prueba 0	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	100.91	100.38	101.98	100.83	100.38
		OA_PAR	189	38	197	4470	38
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.02	900.02
		OA_PAR	30001	30001	30001	30001	30001
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	3	TD_PAR	2500.25	2500.07	2500.26	2504.38	2500.07
		OA_PAR	46	10	48	878	10
		FA_PAR	0	0	0	0	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	1	1	
	FA_PAR	0	0	0	0	0	
5	TD_POT	1800.02	1800.02	1800.02	1800.02	1800.02	
	OA_POT	722	4	750	4870	4	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

De acuerdo con los resultados mostrados en la **Tabla 4.19** correspondiente a la Prueba 0, Para los casos de falla 1,3,5 los algoritmos OMDST y OLUEN, presentan el mejor desempeño en cuanto al TD y OA se refiere. Para los casos de falla 2 y 4, los algoritmos considerados para la detección de fallas en el subsistema eléctrico presentan el mismo desempeño en los criterios de evaluación referentes al TD y OA.

Prueba 1

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Decremento del 10% de Cq .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.20**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.20**.

Tabla 4.20 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 1

Prueba 1	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	101.40	100.43	101.98	102.52	100.43
		OA_PAR	139	42	197	251	42
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.02	900.02
		OA_PAR	30001	30001	30001	30001	30001
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	3	TD_PAR	2500.17	2500.07	2500.24	2500.29	2500.07
		OA_PAR	30	10	44	54	10
		FA_PAR	0	0	0	0	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	1	1	
	FA_PAR	0	0	0	0	0	
5	TD_POT	1800.02	1800.02	1800.02	1800.02	1800.02	
	OA_POT	465	4	706	993	4	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

Considerando una variación del 10% de Cq para el desarrollo de la prueba 1, en la **Tabla 4.20**, para los casos 1, 2 y 5 los algoritmos OMDST Y OLUEN presentan un desempeño semejante en cuanto los criterios de evaluación de TD y OA se refiere. Para los casos de falla 3 y 4 los algoritmos considerados presentan el mismo desempeño en cuanto al TD y OA concierne.

Prueba 2

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 20% de V_w .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger, Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.21**.

Tabla 4.21 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 2

Prueba 2	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	101.21	100.25	-	-	100.25
		OA_PAR	120	24	50001	50001	24
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	900.02	900.02	900.02
		OA_PAR	30001	30001	30001	30001	30001
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	3	TD_PAR	2500.24	2500.07	2574.90	2574.90	2500.07
		OA_PAR	44	10	15053	15056	10
		FA_PAR	0	0	0	0	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	1	1	
	FA_PAR	0	0	0	0	0	
5	TD_POT	1800.02	1800.02	-	-	1800.02	
	OA_POT	481	3	50001	50001	3	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

Dentro de la **Tabla 4.21** se presentan los resultados correspondientes a la prueba de robustez realizada mediante la variación del 15% de P_{ref} , en donde al igual que en las pruebas 1 y 2, para los casos de falla 1, 3 y 5, los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas OMDST y OLUEN presentan el mismo desempeño en función de los criterios de evaluación TD y OA, mientras que para los casos de falla 2 y 4, los algoritmos diseñados presentan el mismo desempeño de acuerdo con los criterios de evaluación TD y OA.

Prueba 3

Resumen de la prueba:

- Características de la prueba: Incremento del 15% de *Pref* .
- Estrategia con mejor desempeño global:
 - Potencia generada: Observador Luenberger. Ver **Tabla 4.5**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.5**.
- Estrategia con mejor desempeño durante el análisis de robustez:
 - Potencia generada: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.22**.
 - Par generado: Observador Luenberger y observador por modos deslizantes *super-twisting*. Ver **Tabla 4.22**.

Tabla 4.22 Resultados de la evaluación de robustez – Prueba 3

Prueba 3	CF	CE	FK	OMDST	RNA FFT	RNA	OLUEN
	1	TD_PAR	102.81	100.37	-	-	100.37
		OA_PAR	217	36	50001	50001	36
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	2	TD_PAR	900.02	900.02	1314.08	1314.08	9000.02
		OA_PAR	30001	30001	68400	68489	30001
		FA_PAR	0	0	0	0	0
	3	TD_PAR	2500.25	2500.06	2642.09	2642.12	2500.06
		OA_PAR	46	8	29017	29093	8
		FA_PAR	0	0	0	0	0
4	TD_PAR	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	3500.02	
	OA_PAR	1	1	1	1	1	
	FA_PAR	0	0	0	0	0	
5	TD_POT	1800.02	1800.02	-	-	1800.02	
	OA_POT	886	4	50001	5001	4	
	FA_POT	0	0	0	0	0	

Dentro de la **Tabla 4.22** se presentan los resultados correspondientes a la prueba de robustez realizada mediante la variación del 15% de *Pref*. Los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas OMDST y OLUEN presentan el mismo desempeño en función de los criterios de evaluación TD y OA para los casos de prueba 1,2 y 5. Mientras que para los casos de falla 2 y 4 los algoritmos diseñados presentan el mismo desempeño durante la ejecución de la prueba 3.

Adicionalmente para cada prueba de robustez fueron recalculados los criterios de evaluación correspondientes a la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), varianza (VAR) y desviación estándar (STD) de las cinco estrategias propuestas aplicadas a los subsistemas *Pitch* y eléctrico tal como se muestra en las **Tablas 4.23** y **4.24**, respectivamente.

Dentro de los resultados mostrados en la **Tabla 4.23**, el observador de entradas desconocidas (UIO) nuevamente presenta el mejor desempeño durante el desarrollo de los

tres escenarios de prueba del análisis de robustez, seguido por los observadores Luenberger y por modos deslizantes *super-twisting*, superando ampliamente el desempeño obtenido por las estrategias de detección del filtro de Kalman y la red neuronal artificial durante las pruebas de robustez propuestas.

El buen desempeño del observador UIO radica propiamente en la dinámica del observador, ya que cuenta con cuatro grados de libertad, los cuales contribuyen a la robustez del observador ante la presencia de perturbaciones y/o incertidumbre paramétrica a diferencia de los demás esquemas de detección y diagnóstico de fallas considerados.

En la **Tabla 4.24**, se presentan los resultados derivados de la evaluación del desempeño de las estrategias de detección de fallas durante el desarrollo de los escenarios de prueba del análisis de robustez para el subsistema eléctrico. En donde se define al OLUEN, como la herramienta con mejor desempeño para realizar la detección y diagnóstico de fallas en la señal de medición de sensor de potencia generada. Conjuntamente con el OLUEN, el OMDST presenta el mejor rendimiento cuanto a la detección de fallas en la señal de medición del par generado. Ambas estrategias resultan ser ampliamente superiores al FK y la RNA propuestas, considerando los esquemas de evaluación de robustez propuestos en la **Tabla 4.6**.

Tomando en cuenta los resultados presentados en las **Tablas 4.23** y **4.24** se concluye que los observadores de estado en general presentan un mejor rendimiento en la detección y diagnóstico del tipo de fallas consideradas en la **Tabla 4.3**, a diferencia del método inteligente propuesto en este proyecto de maestría.

Tabla 4.23 Evaluación del desempeño de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas durante los escenarios de prueba del análisis de robustez. Subsistema *Pitch*

	CE	FK	OMDST	RNA	RNA FFT	OLUEN	UIO
Prueba 0	RMSE	0.0263	0.0398	0.5230	0.5398	0.019	1.65E-15
	VAR	6.94E-04	0.0016	0.2736	0.2913	3.08E-04	2.43E-30
	STD	0.0263	0.0398	0.5230	0.5398	0.0176	1.56E-15
Prueba 1	RMSE	0.0213	0.0329	0.4401	0.4439	0.0154	1.33E-15
	VAR	4.51E-04	0.0011	0.1937	0.1970	2.14E-04	1.58E-30
	STD	0.0213	0.0329	0.4401	0.4439	0.0147	1.25E-15
Prueba 2	RMSE	0.0338	0.0535	0.7056	0.7051	0.0366	3.10E-15
	VAR	0.0011	0.0029	0.4978	0.4972	8.35E-04	6.93E-30
	STD	0.0338	0.0535	0.7056	0.7051	0.0289	2.64E-15
Prueba 3	RMSE	0.0318	0.0427	0.6158	0.6183	0.0161	1.35E-15
	VAR	0.0010	0.0018	0.3792	0.3823	2.29E-04	1.68E-30
	STD	0.0318	0.0427	0.6158	0.6183	0.0151	1.29E-15

Tabla 4.24 Evaluación del desempeño de los esquemas de detección y diagnóstico de fallas durante los escenarios de prueba del análisis de robustez. Subsistema eléctrico

	CE	FK	OMDST	RNA	RNA FFT	OLUEN
Prueba 0	RMSE_POT	6.58E+03	4.61E-10	1.34E+04	6.93E+03	3.89E-10
	VAR_POT	4.34E+07	2.13E-19	1.79E+08	4.81E+07	1.51E-19
	STD_POT	6.32E+03	31.6424	1.37E+04	6.67E+03	31.6424
	RMSE_PAR	47.61	2.20E-12	126.21	50.43	2.20E-12
	VAR_PAR	2.26E+03	4.84E-24	1.40E+04	2.54E+03	4.84E-24
	STD_PAR	46.9698	9.4740	120.3729	48.7823	9.4740
Prueba 1	RMSE_POT	3.79E+03	4.37E-10	7.28E+03	6.79E+03	3.67E-10
	VAR_POT	1.43E+07	1.91E-19	5.30E+07	4.61E+07	1.35E-19
	STD_POT	6.71E+03	1.12E+03	7.28E+03	6.79E+03	1.12E+03
	RMSE_PAR	29.7983	2.12E-12	52.6605	50.1409	2.12E-12
	VAR_PAR	887.9308	4.50E-24	2.77E+03	2.51E+03	4.50E-24
	STD_PAR	48.4165	7.1856	52.6593	50.1406	7.1856
Prueba 2	RMSE_POT	5.59E+03	5.15E-10	2.70E+05	2.70E+05	4.34E-10
	VAR_POT	1.75E+03	2.65E-19	5.10E+10	5.10E+10	1.88E-19
	STD_POT	5.59E+03	5.15E-10	2.26E+05	2.25E+05	4.34E-10
	RMSE_PAR	41.8918	23.37E-12	1.46E+03	1.46E+03	2.37E-12
	VAR_PAR	3.13E+07	5.64E-24	1.33E+06	1.33E+06	5.64E-24
	STD_PAR	41.8907	2.37E-12	1.15E+03	1.15E+03	2.37E-12
Prueba 3	RMSE_POT	8.23E+03	5.39E-10	4.40E+05	4.40E+05	4.46E-10
	VAR_POT	6.78E+07	2.91E-19	1.13E+11	1.12E+11	1.90E-19
	STD_POT	8.23E+03	5.39E-10	3.36E+05	3.35E+05	4.46E-10
	RMSE_PAR	55.6452	2.68E-12	2.31E+03	2.31E+03	2.68E-12
	VAR_PAR	3.09E+03	7.19E-24	2.70E+06	2.68E+06	7.19E-24
	STD_PAR	55.6451	2.68E-12	1.64E+03	1.63E+03	2.68E-12

5. CONCLUSIONES

Se efectuó el diseño de cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas. De los cinco algoritmos seleccionados, se consideraron cuatro basados en modelo debido a la amplia gama de herramientas dentro de este rubro y un algoritmo inteligente basado en el procesamiento de señales. Para el caso de los algoritmos basados en modelo se consideraron tres observadores de estado: Luenberger, por modos deslizantes *super-twisting* y de entradas desconocidas, y un filtro de Kalman. Por parte del método inteligente se consideró una red neuronal artificial tipo *perceptron* multicapa. El diseño de los métodos de detección y diagnóstico fue realizado con base en la estructura del modelo dinámico de los subsistemas *Pitch* y eléctrico de un sistema de referencia *Benchmark*, de uso libre, el cual representa la dinámica de una turbina eólica, horizontal de tres aspas con una potencia de 4.8 MW.

Se realizó la detección y diagnóstico de fallas en sensores y actuadores en los subsistemas *Pitch* y eléctrico. El análisis de detección y diagnóstico de fallas fue realizado mediante la definición y caracterización de diez casos de falla aplicados a los subsistemas objeto de estudio mediante la implementación de cada caso de falla en cada uno de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas diseñados. Dentro de los diez casos de falla establecidos se consideraron fallas de tipo abrupta, incipiente e intermitente. Las fallas propuestas exhiben una esencia multiplicativa, aditiva, escalar y oscilatoria de acuerdo con el tiempo de aparición y subsistema concerniente. El análisis de detección y diagnóstico de fallas fue desarrollado mediante la simulación de los diez escenarios de falla en un sistema de referencia *Benchmark* desarrollado en la plataforma MATLAB.

Se desarrolló un análisis comparativo del desempeño de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico de fallas simulados para los diez casos de falla. Los criterios de evaluación considerados son: raíz cuadrada del error medio cuadrático, varianza y desviación estándar. Las simulaciones fueron realizadas bajo las mismas condiciones iniciales de operación, parámetros del sistema de referencia y un tiempo de simulación de 4400 s, realizando la evaluación de las señales de los residuos generados debido a la diferencia existente entre las señales de medición de los sensores de ángulo de *Pitch*, par y potencia generada y las señales producidas por los algoritmos de detección propuestos. Siendo el observador de entradas desconocidas (UIO) la estrategia con mejor desempeño al momento de realizar la detección y diagnóstico de fallas, con un RMSE de $1.65E-15$, varianza de $2.43E-30$ y desviación estándar de $1.56E-15$, en cuanto al análisis de la señal de medición del ángulo de inclinación del subsistema *Pitch* se refiere. Para el caso de subsistema eléctrico, los algoritmos con mejor desempeño en la detección y diagnóstico de falla fueron los observadores por modos deslizantes *super-twisting* y Luenberger. Dentro del análisis realizado para la detección de fallas en la señal de la potencia generada el observador Luenberger obtuvo un RMSE de $3.89E-10$, varianza del orden de $1.51E-19$ y desviación de estándar de 31.64, superando al observador por modos deslizante *super-twisting*. Sin embargo, al realizar la detección y diagnóstico de fallas en el sensor de medición del par generado, los observadores por modos deslizantes y Luenberger presentaron índices de RMSE, varianza y desviación estándar semejantes. Es decir, RMSE de $2.20E-12$, varianza de $4.84E-24$ y desviación estándar de 9.74 para ambos observadores. Los umbrales considerados para realizar la evaluación de los residuos y obtención de los resultados previamente descritos, fueron obtenidos del estado del arte en donde se define un umbral de operación máximo para el ángulo de *Pitch* de ± 0.8 , ± 50 Nm como el umbral del par generado y ± 200 W en cuanto a la potencia generada se refiere.

Sin embargo, se requirió realizar una actualización de los valores propuestos, para el ángulo de *Pitch* de $\pm 1.48^\circ$, ± 100 Nm para el umbral del par generado y ± 8000 W para el umbral de la señal de potencia generada.

Se diseñó un esquema de alarmas basado en un criterio de permanencia de la señal anómala en función del tiempo de muestreo. Para el subsistema *Pitch* se consideró un tiempo mínimo de $10 TD$ en cuanto al ángulo de *Pitch* se refiere. Mientras que para el subsistema eléctrico se consideró un tiempo mínimo de permanencia de $10 TD$ para la señal de par generado y un tiempo mínimo $25 TD$.

Cabe recalcar que el esquema de alarma diseñado con base en el criterio de permanencia de la falla en función del tiempo de muestreo incrementa la selectividad de los algoritmos de detección u diagnóstico de falla propuestos, mediante la desestimación de falsas alarmas durante el tiempo normal de los subsistemas *Pitch* y eléctrico.

Posteriormente se realizó un análisis de robustez mediante la variación de parámetros esenciales del sistema, velocidad del viento, coeficiente de par y potencia de referencia. Se propusieron tres escenarios de prueba fundamentados en la variación de parámetros esenciales para el desempeño óptimo del sistema WECS. Los tres escenarios de prueba fueron implementados a los diez casos de falla considerados para realizar la detección y diagnóstico de fallas en los subsistemas *Pitch* y eléctrico. El tiempo de detección de falla, falsas alarmas y omisión de alarmas, fueron los criterios establecidos para realizar la evaluación de la robustez de los cinco algoritmos de detección y diagnóstico diseñados. Realizando conjuntamente el diagnóstico del desempeño de los cinco algoritmos para las tres pruebas aplicadas a cada caso de falla propuesto.

Dentro del análisis de robustez, el observador UIO presentó el índice más bajo de omisión de alarmas durante el desarrollo de las tres pruebas. Para el caso del tiempo de detección de falla, el observador UIO presenta en la gran mayoría de las pruebas una detección de falla anticipada a las demás estrategias de detección y diagnóstico de fallas consideradas, seguido por los observadores OMDST y OLUEN. Sin embargo, al realizar la comparación del desempeño de los observadores UIO, OMDST y OLUEN durante el desarrollo del análisis de robustez, aunado a los resultados obtenidos del análisis de robustez, se puede concluir que el observador UIO presenta el mejor desempeño para realizar la detección y diagnóstico de fallas en los sensores y actuadores del subsistema *Pitch*. Adicionalmente se concluye que el observador UIO es la estrategia más robusta ante los escenarios de incertidumbre paramétrica seleccionados para realizar el estudio.

Con el objetivo de reducir las cantidades de omisión de alarmas y falsas alarmas resultantes de la evaluación de los escenarios de prueba del análisis de robustez, se realizó la implementación de un umbral adaptativo, el cual fue calculado en función de la señal de salida del subsistema concerniente, la señal del error del sistema, desviación estándar del error y el nivel de significación. El análisis de robustez fue replicado considerando el umbral adaptativo determinado, siendo el observador Luenberger la estrategia de detección y diagnóstico de fallas con el índice más bajo de omisión de alarmas y de tiempo de detección de fallas, en comparación con las demás estrategias de detección, para el subsistema *Pitch*.

Para el caso del subsistema eléctrico, los observadores de estado OMDST y OLUEN, presentaron el mejor desempeño durante la ejecución de las tres pruebas del análisis de robustez. El observador Luenberger resultó ser la estrategia con mayor robustez al realizar la ejecución de las tres pruebas de robustez, en cuanto a la señal de potencia generada se refiere. Mientras que, para el par generado, los métodos de detección y diagnóstico basados en observadores OLUEN y OMDST, presentaron el mejor desempeño durante el

análisis de robustez, es decir, menor cantidad de falsas alarmas, omisión de alarmas y mayor rapidez en la detección de fallas, a diferencia del FK y la RNA. De igual forma para el subsistema eléctrico se implementó un umbral adaptativo con el objetivo de incrementar la sensibilidad de los métodos de detección y diagnóstico de fallas, reduciendo considerablemente el número de falsas alarmas y la omisión de alarmas. Para este caso las estrategias OMDST y OLUEN, nuevamente presentaron el menor número de omisión de alarmas y el tiempo de detección más reducido, a diferencia de la RNA y FK.

Vale la pena resaltar que los umbrales adaptativos fueron determinados para disminuir al máximo el número de falsas alarmas y omisión de las mismas durante el desarrollo de las pruebas del análisis de robustez y los patrones alarmas. En la **sección 4**, se presentan las tablas de los resultados del análisis de robustez para los subsistemas *Pitch* y eléctrico, considerando la aplicación de los umbrales adaptativos propuestos.

Adicionalmente, se realizó un análisis del impacto producido en las señales de medición contenidas en el sistema de referencia *Benchmark*, debido a la presencia de fallas en los sistemas *Pitch* y eléctrico, corroborando la correlación existente entre las señales del ángulo de *Pitch*, par y potencia generada comúnmente utilizadas en conjunto para el diseño para el diseño de controladores basados en el MPPT de la turbina eólica. Así mismo, ante la presencia de una falla en el sistema eléctrico, las señales de par y potencia generada reaccionan simultáneamente adoptando un patrón de anomalías de forma semejante pero diferentes magnitudes y parámetros.

En resumen, se concluye que los observadores de estados (UIO, OMDST, OLUEN) presentaron un mejor desempeño durante el análisis de robustez y la simulación de los diez casos de falla establecidos. Siendo los algoritmos basados en modelo las estrategias más apropiada para realizar la detección y diagnóstico de fallas en sensores y actuadores de los subsistemas *Pitch* y eléctrico, bajo las condiciones de simulación y los escenarios de fallas considerados en este proyecto de maestría e indicados en este reporte de tesis de maestría.

5.1 TRABAJOS FUTUROS

Tomando en cuenta los resultados obtenidos en éste trabajo de investigación de tesis de maestría, existe la posibilidad de realizar los siguientes trabajos:

1. Realizar el modelado matemático de las diferentes configuraciones de un sistema de conversión de energía eólica, considerando el comportamiento dinámico del generador eléctrico en conjunto con el convertidor de potencia, seleccionado de acuerdo con el arreglo seleccionado.
2. Realizar el modelado integro el WECS considerando los fenómenos eléctricos originados durante la interconexión con la red eléctrica y las diferentes fallas que pudieran surgir debido a las perturbaciones de la red eléctrica.
3. Realizar un análisis comparativo de estrategias de detección y diagnóstico de fallas enfocado en los subsistemas de la caja de cambios y el *Yaw*.
4. Realizar la detección y diagnóstico de fallas considerando métodos inteligentes difusos basados en señales y métodos evolutivos.
5. Realizar un análisis predictivo de fallas de un sistema WECS basado en los reportes de incidencias a nivel mundial.

6.REFERENCIAS

- [1] REN21. Renewables 2018 Global Status Report. (2019). Paris, France. Renewable Energy Policy Network for the 21st Century. http://www.ren21.net/gsr-2019/chapters/chapter_01/chapter_01/.
- [2] Ribrant, J.; and Bertling, I. (2007). Survey of Failures in Wind Power Systems with Focus on Swedish Wind Power Plants During 1997-2005. IEEE Transactions on Energy Conversion. 1-8.
- [3] NREL. (2013). Report on Wind Turbine Subsystem Reliability – A Survey of Various Databases. National Renewable Energy Laboratory. NREL/PR-5000-59111, 43.
- [4] Su, C.; Yang, Y.; Wang, X.; and Hu, Z. (2016). Failures Analysis of Wind Turbines: Case Study of a Chinese Wind Farm. Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu).1-6.
- [5] Alhmod, L.; and Wang, B. (2017). A review of the state of the art in wind energy reliability analysis. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 1-9.
- [6] Odgaard, P.; Stroustrup, J.; and Kinnaert, M. (2009). Fault Tolerant Control of Wind Turbines - a benchmark model. IFAC, Fault Detection, Supervision of Technical Processes. 1-6.
- [7] Welt-Windenergie Verband. (2018). Germany. WWEA World Wind Energy Association. <https://wwindea.org/blog/2018/02/12/2017-statistics/>.
- [8] Pinar, J.; García, P.; Tobias, A. and Papaelias, M.2013. Wind turbine reliability análisis. Renewable and Sustainable Energy Reviews 2013. 463-472.
- [9] Ribrant, J.; and Bertling, I. (2007). Survey of Failures in Wind Power Systems with Focus on Swedish Wind Power Plants During 1997-2005. IEEE Transactions on Energy Conversion. 1-8.
- [10] Tavner, P. J.; Xiang, J.; & Spinato, F. (2006). Reliability Analysis for Wind Turbines. Wiley Interscience 2007. 1-18.
- [11] Caselitz, P.; Giebhardt, J.; Krueger, T.; and Mevenkamp, M. (1996). Development of a fault detection system for wind energy converters. United Kingdom.
- [12] Li, H.; Qu, L.; Qiao, W. and Wei C. (2016). Current/Voltage Sensor Fault Detection and Isolation in Wind Energy Conversion Systems Based on Power Balance. IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). 1-6.
- [13] Satadru, D.; Pisu, P.; and Ayalew, B. (2015). A Comparative Study of Three Fault Diagnosis Schemes for Wind Turbines. IEEE Transactions on Control Systems Technology.1-16.
- [14] Krauze, P.; Wasynczuk, O.; Sudhoff, S. and Pekarek, S. (2013). Analysis of Electric Machinery and Drive Systems. Wiley.
- [15] Calderón, G.; Mina, J.; Calleja, J.H.and López, A. (2014). Modelado y Simulación de un Sistema de Conversión de Energía Eólica de Velocidad Variable Interconectado a la Red Eléctrica. CLCA. 1012-1017.

- [16] Tavner, P.; Higgins, A.; Arabian, H.; Long, H. and Feng, Y. (2010). Using an FMEA Method to Compare Prospective Wind Turbine Design Reliabilities. European Wind Energy Conference (EWEC 2010).
- [17] Zhu, C. and Li, Y. (2018). Reability Analysis if Wind Turbines. IntechOpen. Chapter 9.
- [18] García, J.; Adam, M.; Escobar, R.; Astorga, C.; and García, C. (2015). Diagnóstico de Fallas Múltiples en los Sensores de un Intercambiador de Calor Empleando Observadores por Modos Deslizantes Basado en el Algoritmo Super-Twisting. Revista Mexicana de Ingeniería Química. Vol.14, no.2 553-565.
- [19] Liu, X.; Laghrouche, S.; Harmouche, M.; Fellag, R. and Wack, M. (2015). Super Twisting Mode MPPT Control of an IM based Wind Energy Conversion System. 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE), Boumerdes, 2015, pp. 1-5.
- [20] Haykin, S. (1999). Neural Networks A Comprehensive Foundation. Hamilton, Ontario, Canada: Pearson Prentice Hall.
- [21] Zhou, F. and Liu, J. (2018). Pitch Controller Design of Wind Turbine Based on Nonlinear PI/PD Control. Hindawi Shock and Vibration Volume 2018. 1-14.
- [22] Manwell, J.; McGowan, J. and Rogers, A. (2009). Wind Energy Explained – Theory, Design and Application. Wiley.
- [23] Xiahou, K. and Wu, Q. (2017). FaultTolerant Control of Doubly-Fed Induction Generators Under Voltage and Current Sensor Faults. International Journal of Electrical Power & Energy Systems. Vol 98:48-61.
- [24] Bi, R.; Quian, K.; Zhou, C.; Hepburn, D. and Rong, J. A survey of failures in wind turbine generator systems with focus on a wind farm in China. (2014). International Journal of Smart Grid and Clean Energy. Vol.3. 368-373.
- [25] Pfaffel, S.; Faulstich, F. and Rohring, K. Performance and Reliability of Wind Turbines: A Review. (2017). MDPI Journal Energies 2017, 10, 1904. 1-27.
- [26] Letcher M. T. (2017). Wind Energy Engineering. A Handbook for Onshore and Offshore Wind Turbines. London, England: Academic Press.
- [27] Wu, B., Lang, Y., Zargari, N., & Kouro, S. (2011). Power Conversion and Control of Wind Energy Systems. New Jersey, USA: Wiley.
- [28] Siegfried, H. (2014). Grid Integration of Wind Energy Onshore and Offshore Conversion Systems. Kassel, Germany. Wiley.
- [29] Verde, C.; Gentil, S. and Morales, R. (2013). Monitoreo y diagnóstico Automático de Fallas en Sistemas Dinámicos. México. Editorial Trillas.
- [30] Blanke, M.; Kinnaert, M.; Lunze, J. and Staroswiecki, M. (2006). Diagnosis and Fault-Tolerant Control. Germany. Springer, second edition.
- [31] Zhang, M. (2005). Faults, Fault Analysis, and Fault Modeling. Lecture notes #2 for FP8-1, Spring.
- [32] Davila, J; Fridman, L.; and Levant, A. (2005). Second-Order Sliding-Mode Observer for Mechanical Systems. IEEE Transactions on Automatic Control. 1-6.
- [33] Luenberger, D. (1971). An introduction to observers. IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 16, no. 6, pp. 596-602.

- [34] Hamdi, H.; Rodrigues, M.; Mechmeche, C.; Theilliol, D. and Benhadj, B. (2009). State Estimation for Polytopic LPV Descriptor Systems: Application to Fault Diagnosis. Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety or Technical Processes.
- [35] Haykin, S. (2005). Neural Networks - A Comprehensive Foundation. Pearson Prentice Hall. Second edition.
- [36] Patan, K. (2008). Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes. Springer.
- [37] Tavner, P.; Higgins, A.; Arabian, H.; Long, H. and Feng, Y. (2010). Using an FMEA Method to Compare Prospective Wind Turbine Design Reliabilities. European Wind Energy Conference (EWEC 2010). 1-10.
- [38] Talebi, N.; Ali, M.; and Darabi, A. (2014). Robust Fault Detection of Wind Energy Conversion Systems Based on Dynamic Neural Networks. Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience. 1-13.
- [39] Patan, K. (2008). Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes. Springer.
- [40] Brunton, L. and Kutz, N. (2019). Data-Driven Science and Engineering. Cambridge University Press.
- [41] Cooley, J.; Lewis, P.; and Welch, P. (1969). The Fast Fourier Transform and Its Applications. IEEE Transactions on education. Vol. 12. No.1.
- [42] Cooley, J. and Turkey, J. (1965). An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series. Princenton University.
- [43] Song, D.; Yang, J.; Dong, M.; and Hoon, Y. (2017). Kalman Filter-based Wind Speed Estimation for Wind Turbine Control. International Journal of Control, Automation and systems 15(3) (2017). 1089-1096.
- [44] Bansal, D. and Pandey, K. (2016). Blade Pitch Angle and Tip Speed Ratio Control Schemes for Constant Power Generation of WECS. IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems. 1-6.
- [45] Sharan, B. and Jain, T. (2018). Actuator and Sensor Fault Diagnosis for Wind Energy Conversion Systems. International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. 955-959.
- [46] CFPD Europe. (2012). Wind turbines fire protection guideline. European guideline.
- [47] Zhang, X.; Zhang, Q.; Zhao, S.; Ferrari, R.; Polycarpou, M.; and Parisini, T. (2011). Fault Detection and Isolation of the Wind Turbine Benchmark: an Estimation-based Approach. 18th IFAC Congress. 8295-8300.
- [48] Mokhtari, A. and Belkheiri, M. (2018). Fault Diagnosis of a Wind Turbine Benchmark via Statistifal and Support Vector Machine. International Journal of engineering Research in Africa. Vol 37. 29-42.
- [49] Mojtaba, S.; Odgaard, P.; and Bak, T. Fault Detection of a Benchmark Wind Turbine Using Interval Analysis. (2012). American Control Conference. 4837-4392.
- [50] Rachid, M.; Essadki, A.; and Chekaoui, M. (2018). Neural Networks for Stable Control of Nonlinear DFIG in Wind Power Systems. Procedia Computer Science. 454-463.

- [51] Precup, R.; Kamal, T.; and Zulqadar, S. (2019). *Advanced Control and Optimization Paradigms for Wind Energy Systems*. Turkey. Springer.
- [52] Djeriri, Y. (2018). Direct Power Control Based Artificial Networks of Doubly Fed Induction Generator for wind Energy Conversion System Application. *Jpurnal of Advanced Research in Science and Technology*. 592-603.
- [53] Djilali, L.; Sanchez, E.; and Belkhein, M. (2019). Real-time neural sliding mode field oriented control for a DFIG-based wind turbine under balanced and unbalanced grid conditions. *IET Renewable Power Generation*. 618-632.
- [54] Xiahou, K.; Li, M.; Liu, Y.; and Wu, Q. (2018). Sensor Fault Tolerance Enhancement of DFIG-WTs via PERTurbation Observer-BASed DPC and Two-Stage Kalman Filters. *IEEE Transactions on Energy Conversion*. Vol. 33. 483-495.
- [55] Idrissi, I.; Chafouk, H.; and El bachtiri, R. (2017). A Bank of Filters for Current Sensors Faults Detection and Isolation of DFIG for Wind Turbine. 978-1-5386-2847-8/17 IEEE. 1-6.
- [56] Karakasis, N.; Tsioumas, E.; Jabbour, N.; Bazzi, A.; and Mademlis, C. (2018). Optimal Efficiency Control in a Wind System with Doubly Fed Induction Generator. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 1-13.
- [57] Zhang, Y. and Jiang, J. (2008). Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems. *Annual Reviews in Control* 32. 229-252.
- [58] Hsieh, C. and Chen, C. (2000). General Two-Stage Kalman Filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*. Vol.45. 819-824.
- [59] Nouali, S. and Ouali, A. (2011). Multi-Layer Neural Network for Sensorless MPPT Control for Wind Energy Conversion System Using Doubly Fed Twin Stator Induction Generador. *International Multi.Conference on Systems, Signals & Devices*. 1-6.
- [60] Rodrigues, Theilliol, D.; and Sauter, D. (2006). Design of a Robust Polytopic Unknown flnut Observer for FDI: Application for systems described by a Multi-Model Reperesentation. *IEEE Decision and Control*.
- [61] Elhsoumi, A.; El Harabi, R.; Ali, A.; and Naceur, M. (2011). UIO-Based Fault Detection and Isolation for a Class of Neutral System. *International Multi-Conference on systems, signals & Devices*. 1-6.
- [62] Saha, S.; Haque, M.; and Mahmud, M. (2017). Diagnosis and Mitigation f Sensor Malfunctioning in a Permanenet Magnet Synchronous Generator Based Wind Energy Conversion System. *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 1-10.
- [63] Beltran, B.; Ahmed, T.; and El Hachemi, M. (2008). Sliding Mode Power Control of Variable-Speed Wind Energy Conversion Systems. *IEEE Transactions on Energy Conversion*. Vol. 23. 551-558.
- [64] Mosaad, M.; Alenany, A.; and Abu-Saida, A. (2020). Enchanging the performance of wind energy conversión systems using unified power flow controller. *IET Generation, Transmission & Distribution*. 1922- 1929.
- [65] Debouza, M. and Al-Durra, A. (2019). Grid Ancillary Service From Doubly Fed Induction Generator-Based Wind Energy Conversion Systems: A Review. *IEEE Access*. Vol. 7. 7067-7081.
- [66] Ibem, C.; Emad, M.; and Aboushady, A. (2019). Enhanced Fault Diagnosis of DFIG Converter Systems. 978-1-7281-3349-2/19 IEEE. 1-6.

[67] Wind turbine cutaway rendering showing Moog pitch system. (2016). https://www.moog.com/news/operating-group-news/2016/New_Pitch_Control_System.html

[68] Borja, V. (2019). Estrategia de Control Tolerante a Fallas en Sistemas de Generación de Energía Eólica e Integración a la Red. Centro Nacional de Desarrollo Tecnológico CENIDET, México.

APÉNDICES

A. Señales de medición, control y variables de estado del sistema de referencia *Benchmark*

En las **Figuras A.1 a A.11**, se presentan las gráficas correspondientes a las señales de medición, control y variables de estado del sistema de referencia *Benchmark*, bajo condiciones de operación normal, es decir, libres de falla.

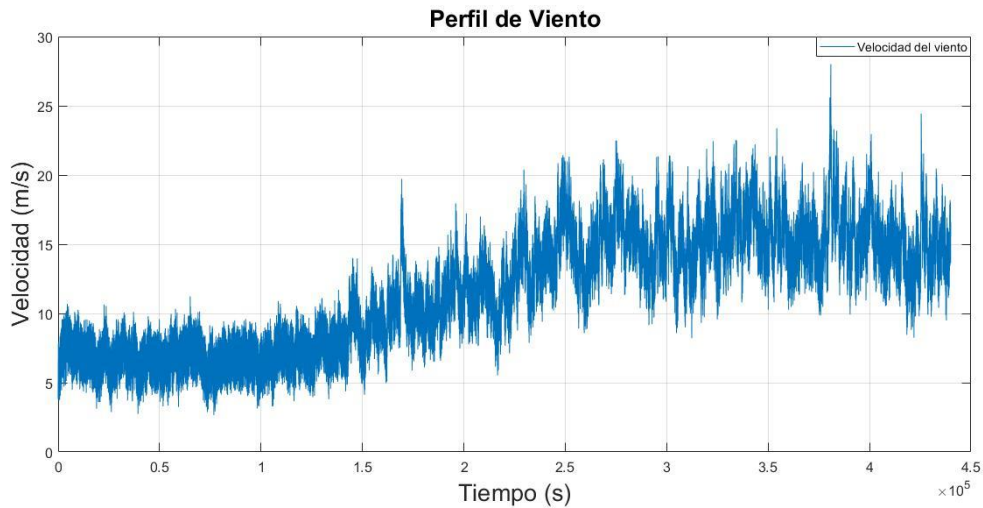


Figura A.1 Perfil de viento del *Benchmark*

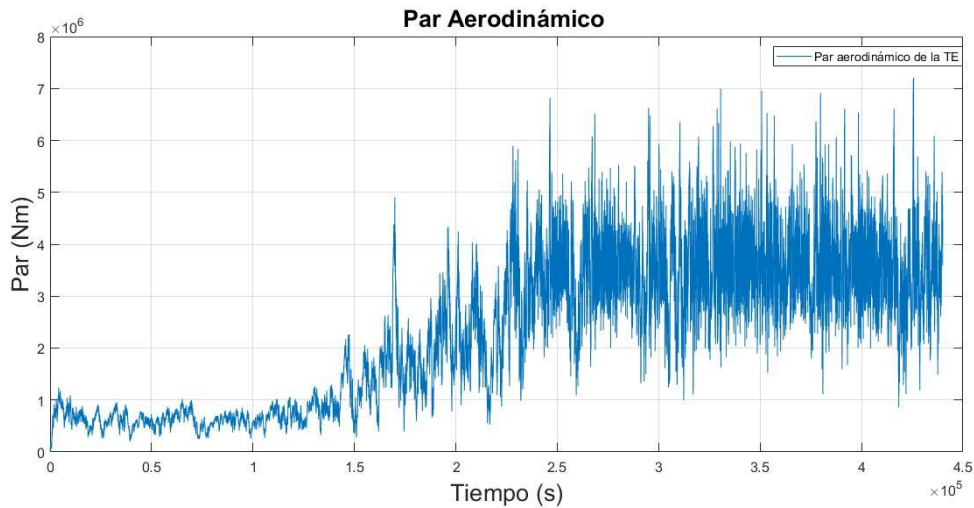


Figura A.2 Par aerodinámico de la turbina eólica

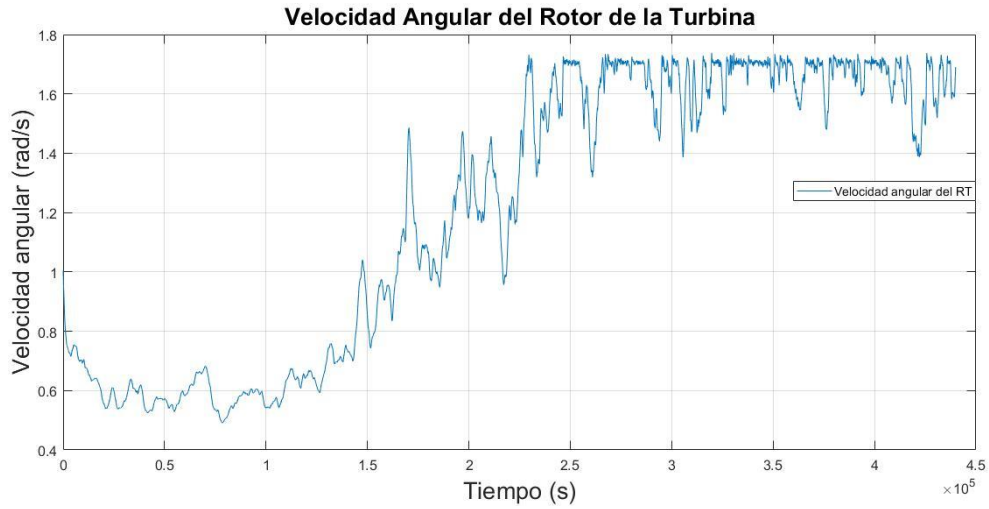


Figura A.3 Velocidad angular del rotor de la turbina eólica – Variable de estado del subsistema dinámico

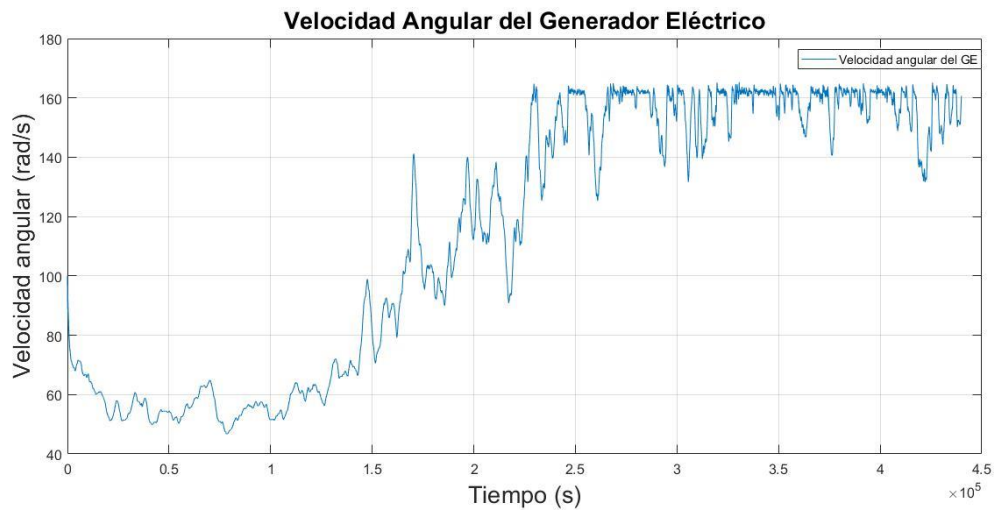


Figura A.4 Velocidad angular del generador eléctrico – Variable de estado del subsistema dinámico

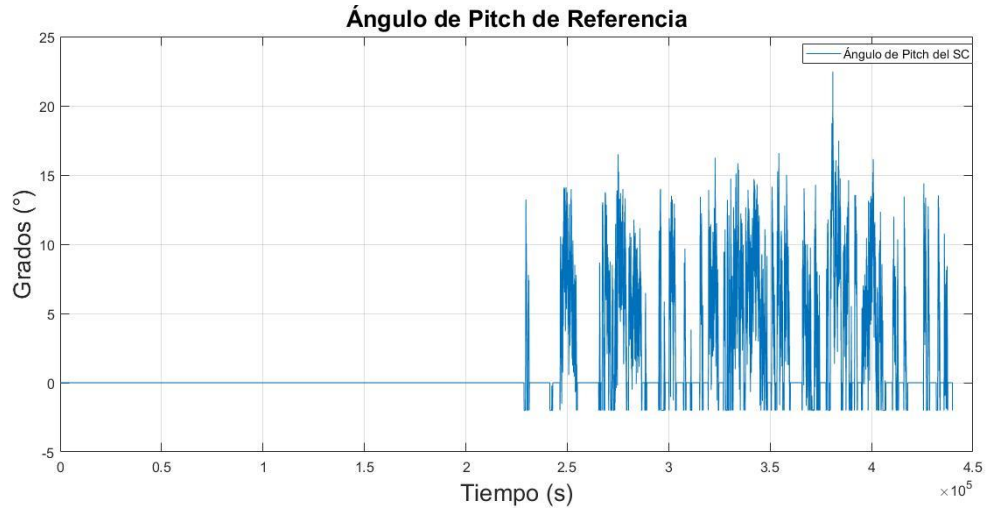


Figura A.5 Ángulo de *Pitch* de referencia requerido por el subsistema de control

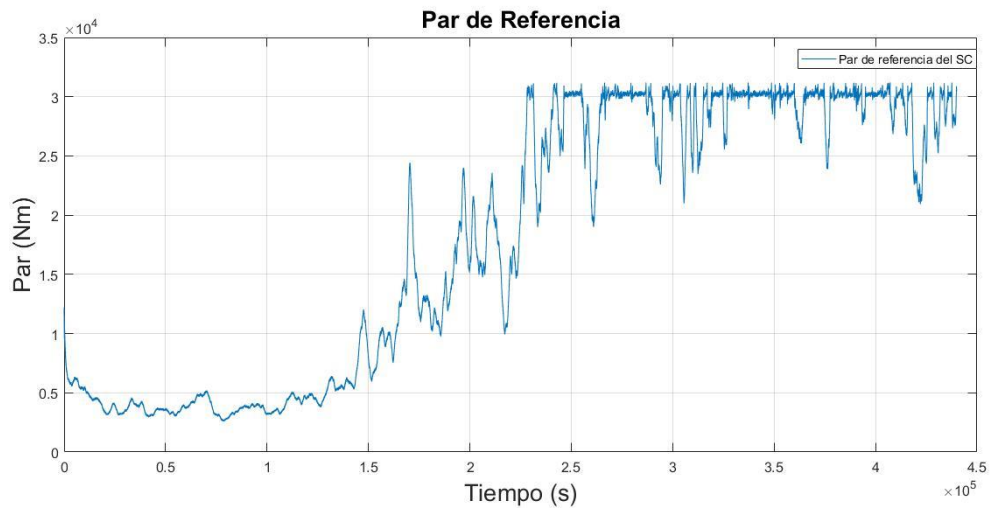


Figura A.6 Par de referencia requerido por el subsistema de control

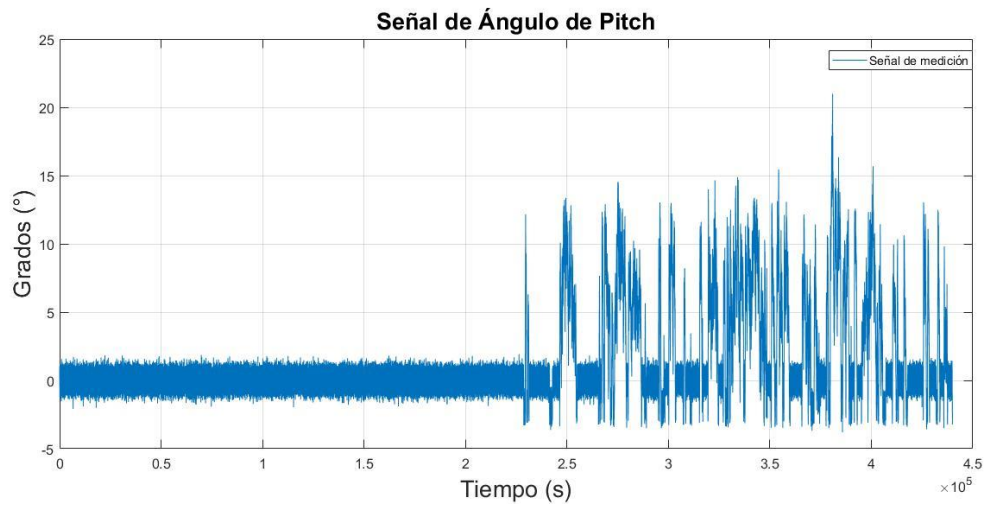


Figura A.7 Señal de medición del ángulo de *Pitch*

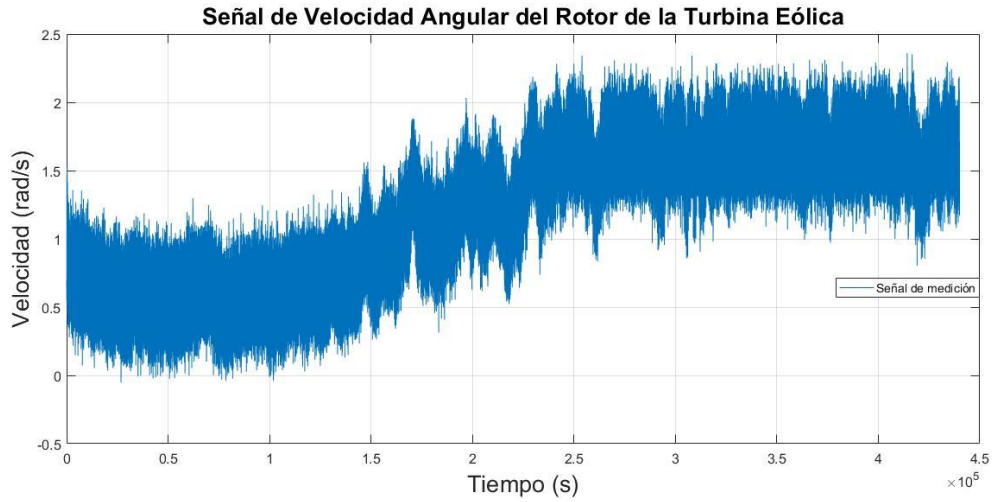


Figura A.8 Señal de medición de la velocidad angular del rotor de la turbina eólica

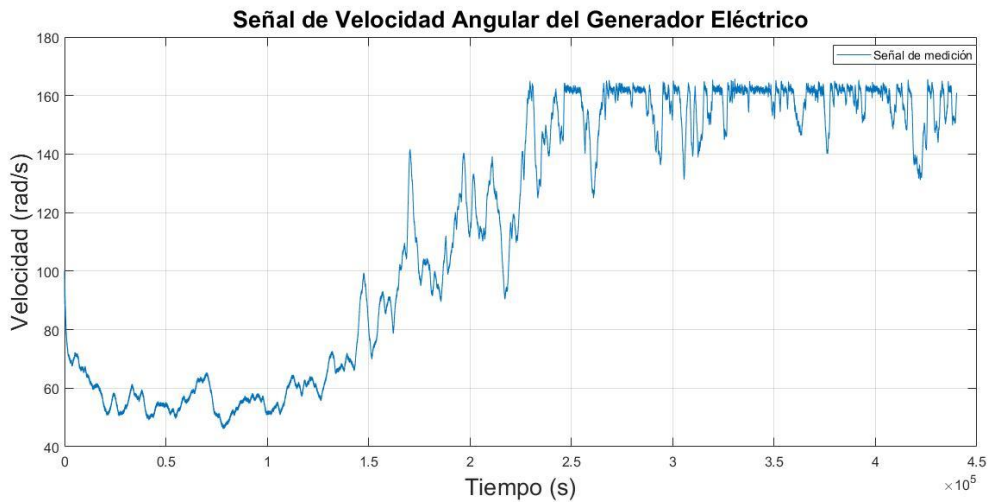


Figura A.9 Señal de medición de la velocidad angular del generador eléctrico

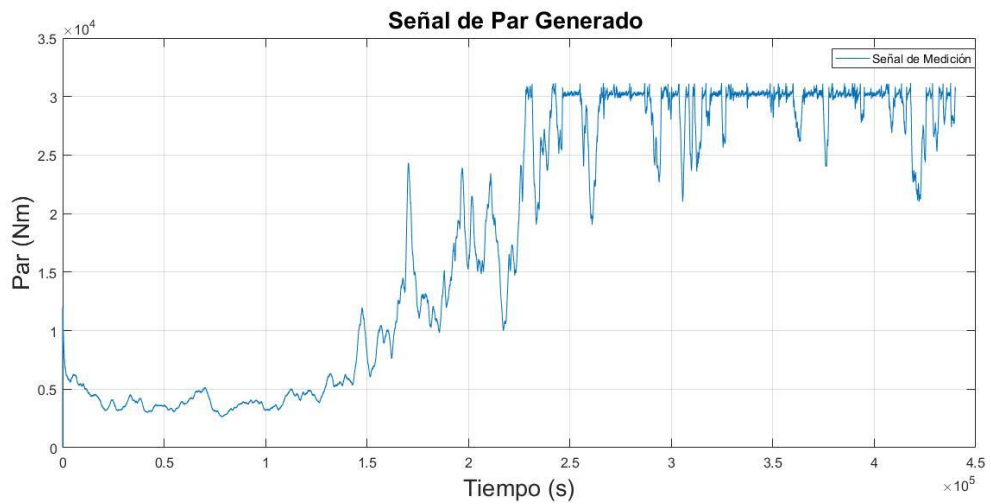


Figura A.10 Señal de medición del par generado

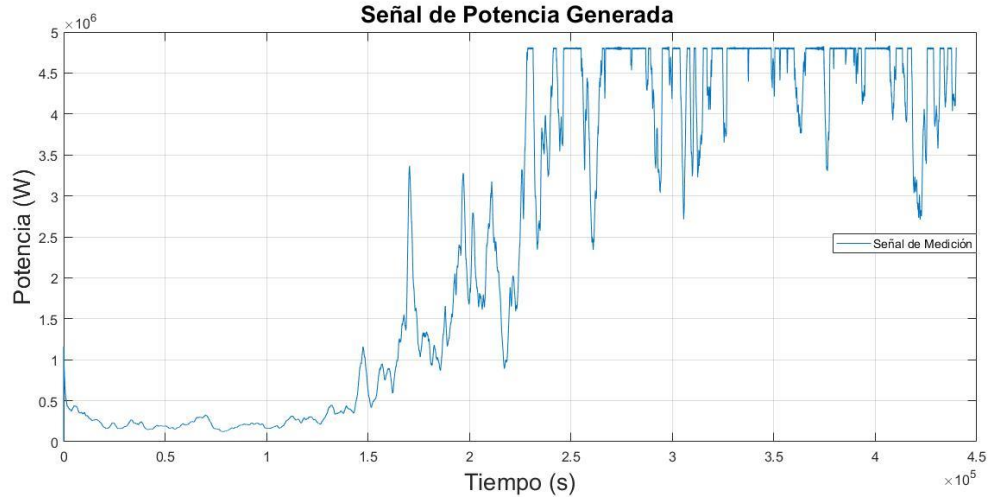


Figura A.11 Señal de medición de la potencia generada

B. Gráficas de residuos de las señales de salida de los subsistemas *Pitch* y eléctrico bajo condiciones de operación libre de falla

En la **Figura A.12**, se presentan las gráficas de los residuos resultantes de la comparación realizada entre el ángulo del *Pitch* y las señales estimadas por parte de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas considerados.

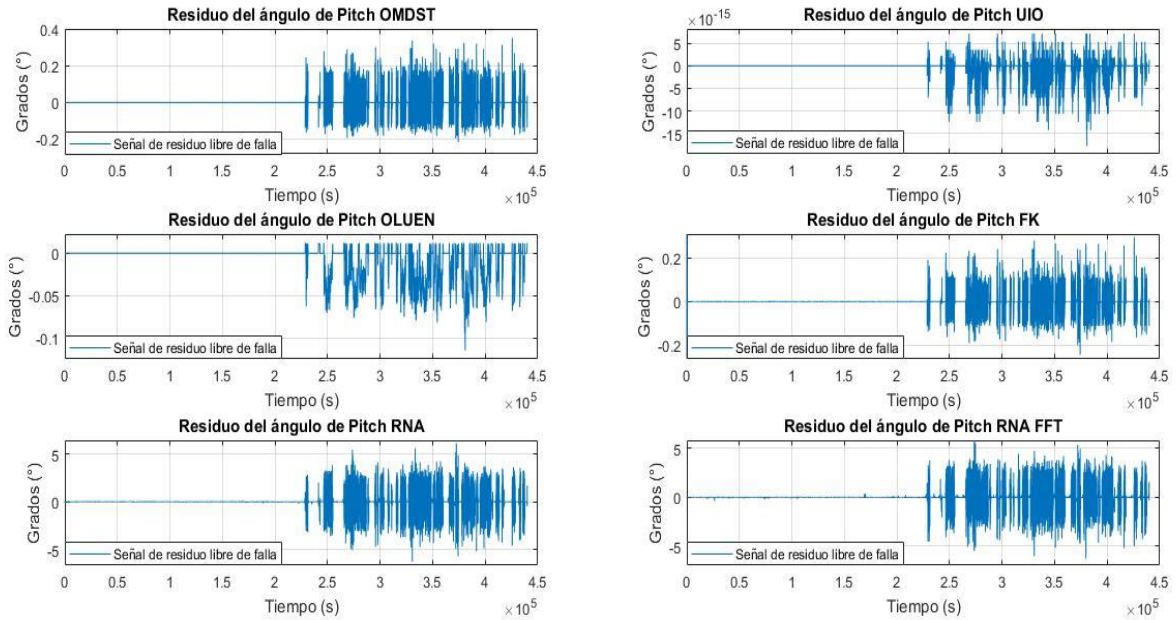


Figura A.12 Gráficas de residuos de la señal del ángulo de *Pitch* de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas

En la **Figura A.13**, se presentan las gráficas de los residuos resultantes de la comparación realizada entre la potencia generada y las señales estimadas por parte de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas considerados.

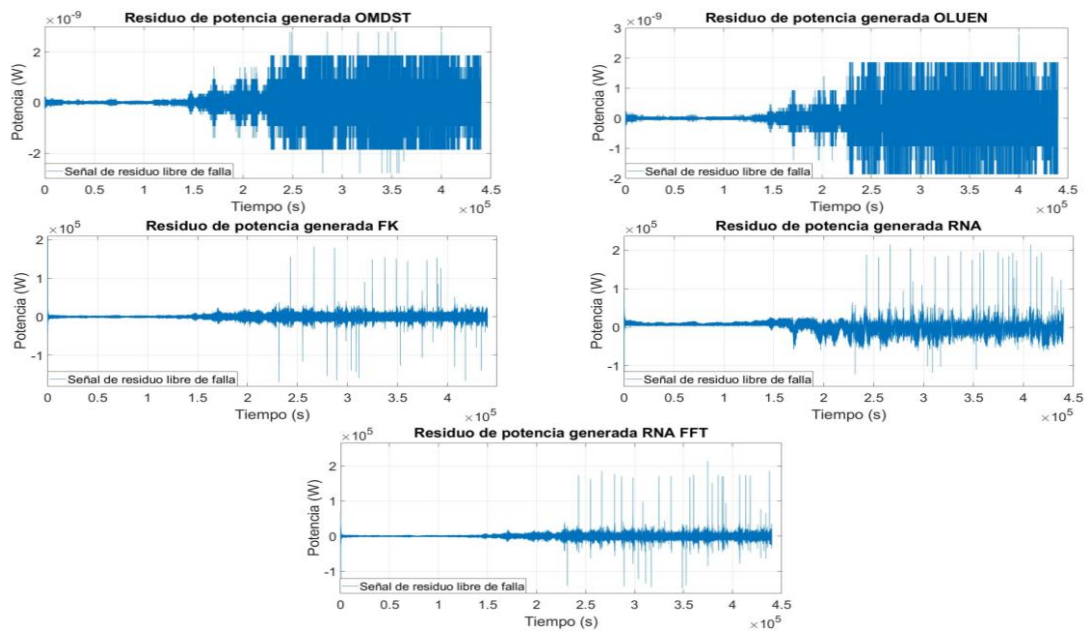


Figura A.13 Gráficas de residuos de la señal de potencia generada de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas

En la **Figura A.14**, se presentan las gráficas de los residuos resultantes de la comparación realizada entre el par generado y las señales estimadas por parte de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas considerados.

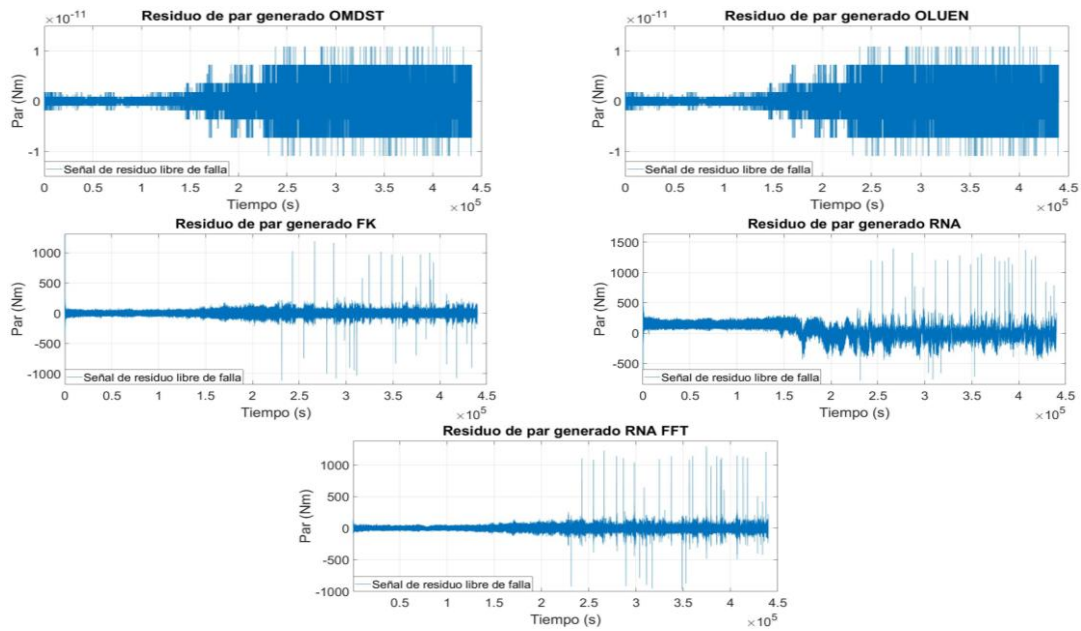


Figura A.14 Gráficas de residuos de la señal de par generado de los algoritmos de detección y diagnóstico de fallas

C. Impacto de las fallas consideradas en el comportamiento de las señales del sistema de conversión de energía eólica

En las **Figuras A.15 a A.19**, se presenta el impacto producido en las señales de velocidad angular de rotor de la turbina eólica, velocidad angular de la velocidad del generador, par generado y potencia generada, debido a la implementación del esquema de fallas conformado por los primeros cinco casos de falla descritos en la **Tabla 4.3**, aplicado al subsistema *Pitch*. Las señales mencionadas corresponden a la totalidad de las señales de medición contenidas en el sistema de referencia *Benchmark*.

Con el objetivo de mostrar la diferencia existente entre los comportamientos de las señales de medición del WECS durante la operación normal y ante la presencia de una falla, única y exclusivamente para el desarrollo de ésta actividad (**Apéndice C**), las señales de residuo mostradas representan la diferencia existente entre las señales de medición libres de falla y las señales bajo condiciones de falla.

Inicialmente, en la **Figura A.15** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal del ángulo de *Pitch* libre de falla y la señal del ángulo de *Pitch* bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**. Colectivamente dentro de la **Figura A.15**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

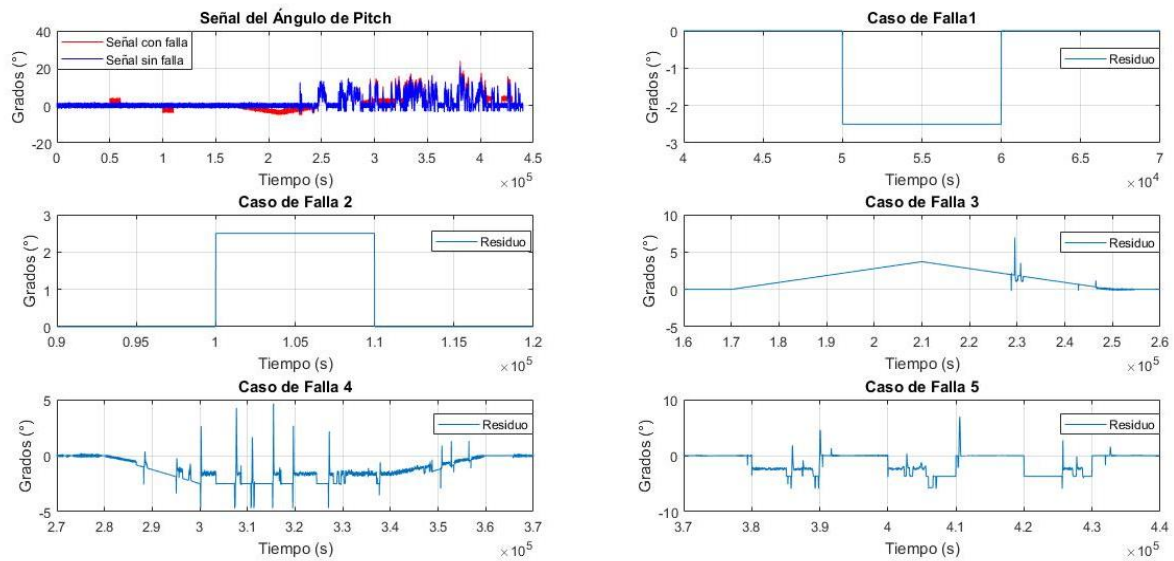


Figura A.15 Comportamiento de la señal del ángulo de *Pitch* bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

En la **Figura A.16**, se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de velocidad angular del rotor de la turbina eólica libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**. Colectivamente dentro de la **Figura A.16**, se muestran individualmente las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

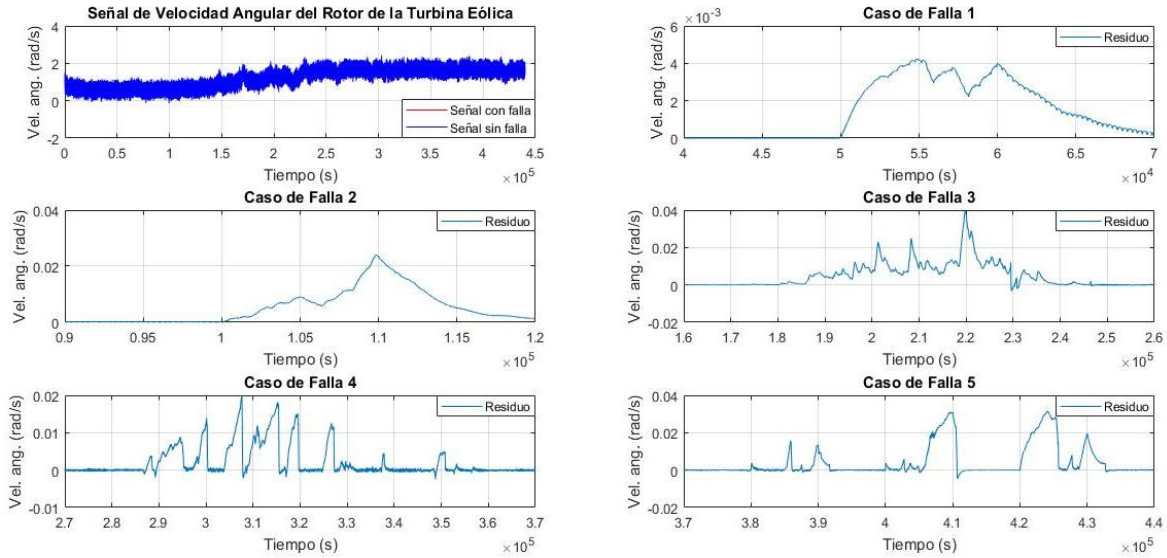


Figura A.16 Comportamiento de la señal velocidad angular del rotor de la turbina eólica bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

En la **Figura A.17** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de velocidad angular del generador eléctrico libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**. Colectivamente dentro de la **Figura A.17**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

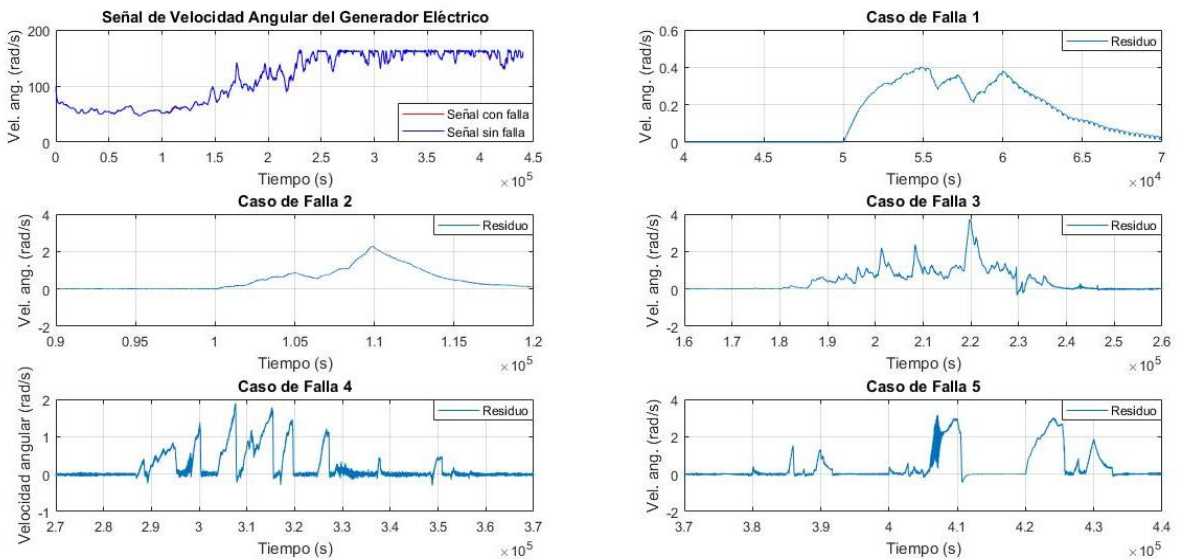


Figura A.17 Comportamiento de la señal velocidad angular del generador eléctrico bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

En la **Figura A.18** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal del par generado libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**.

Colectivamente dentro de la **Figura A.18**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

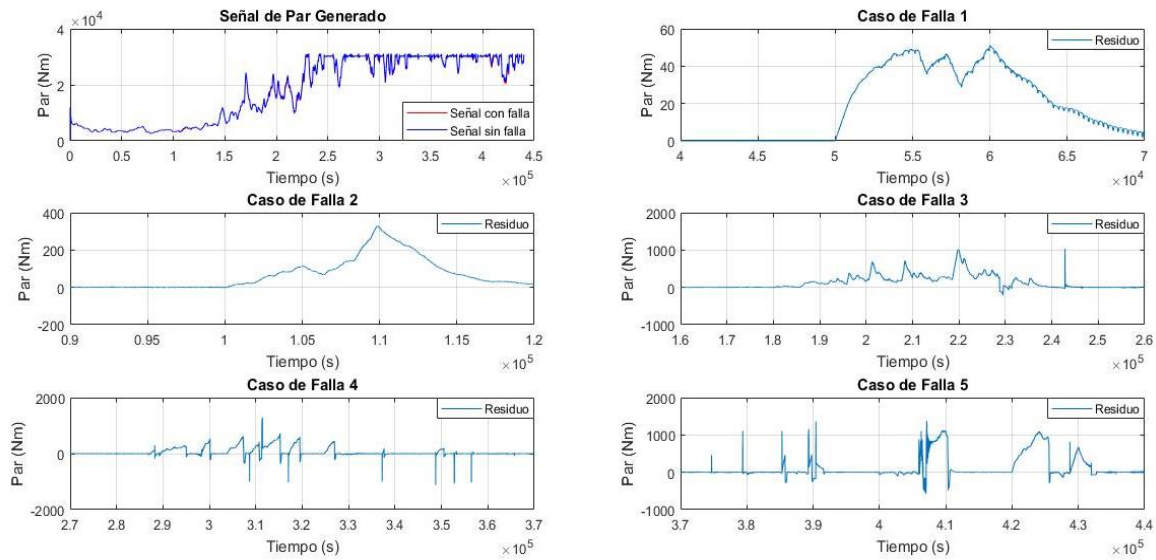


Figura A.18 Comportamiento de la señal del par generado bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

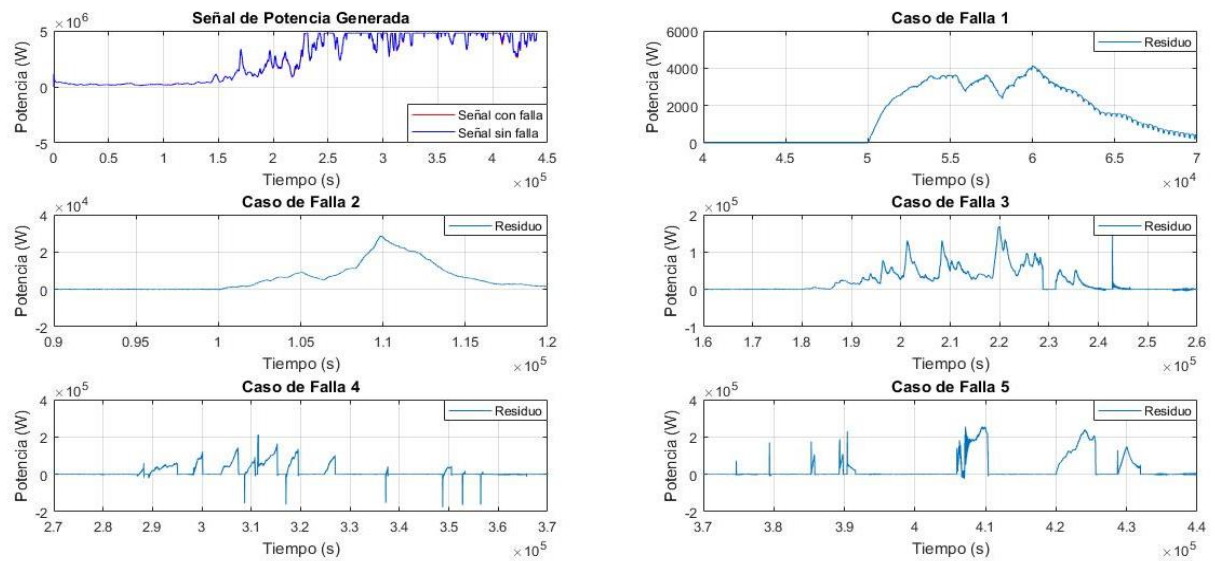


Figura A.19 Comportamiento de la señal de la potencia generada bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

En la **Figura A.19** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de la potencia generada libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**. Colectivamente dentro de la **Figura A.19**, se muestran de forma individual las

señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

En la **Tabla A.1** se presenta un resumen del comportamiento de las señales de ángulo de *Pitch*, velocidad angular de rotor de la turbina eólica, velocidad angular de la velocidad del generador, par generado y potencia generada, durante la implementación del esquema de falla confirmado por los cinco primeros casos de falla caracterizados en la **Tabla 4.3**.

Con base en los umbrales fijos de operación calculados en las **secciones 4.3 y 4.4**, $\pm 1.48^\circ$ para el ángulo de *Pitch*, $\pm 100 Nm$ para el par generado, $\pm 8000 MW$ en cuanto a la potencia generada se refiere, $\pm 30 rad/s$ para la velocidad angular del generador eléctrico y $\pm 0.3 rad/s$ referente a la velocidad angular del rotor de la turbina eólica [6][13][36], en la **Tabla A.1** se identifica con el número (1) la señal que sufre una alteración de su comportamiento en operación normal, debido a la presencia de una falla en el subsistema *Pitch*. En caso de no presentar algún tipo de alteración que supere el umbral fijo establecido durante el tiempo definido para los casos de falla (CF) del subsistema *Pitch*, la señal se identifica con el número (0).

Tabla A.1 Comportamiento de las señales de medición del sistema de referencia *Benchmark* bajo condiciones de falla del subsistema *Pitch*

Señal analizada	CF1	CF2	CF3	CF4	CF5
$\beta_i m_1$	1	1	1	1	1
$\omega_r m_1$	0	0	0	0	0
$\omega_g m_1$	0	0	0	0	0
$\tau_g m$	0	1	1	1	1
$P_g m$	0	1	1	1	1

Considerando los resultados mostrados en la **Tabla A.1** en función de los umbrales fijos establecidos, se puede concluir que al presentarse una falla en subsistema *Pitch* con características semejantes al esquema de fallas definido en la **Tabla 4.3**, existe una correlación directa entre el comportamiento de las señales del ángulo de *Pitch*, par y potencia generada. Las cuales, comúnmente son utilizadas en conjunto para el diseño sistemas de control basados en el MPPT de la turbina eólica. Sin embargo, es importante señalar que las señales correspondientes a las velocidades angulares del rotor de la turbina eólica y del generador eléctrico, presentan anomalías durante el tiempo de falla considerado para el subsistema *Pitch*. Sin embargo, de acuerdo con los umbrales establecidos para las señales de velocidad angular previamente mencionadas y la magnitud de los residuos generados, se considera que las alteraciones de las señales no pueden ser consideradas como fallas debido a la magnitud de las mismas.

En las **Figuras A.20 a A.24**, se presenta el impacto producido en las señales de velocidad angular de rotor de la turbina eólica, velocidad angular de la velocidad del generador, par generado y potencia generada, debido a la implementación del esquema de fallas conformado por los últimos cinco casos de falla descritos en la **Tabla 4.3**, aplicado al subsistema *Pitch*. Las señales mencionadas corresponden a la totalidad de las señales de medición contenidas en el sistema de referencia *Benchmark*.

En la **Figura A.20** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal del ángulo de *Pitch* libre de falla y la señal del ángulo de *Pitch* bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3** para el subsistema eléctrico. Colectivamente dentro de la **Figura A.20**, se

muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

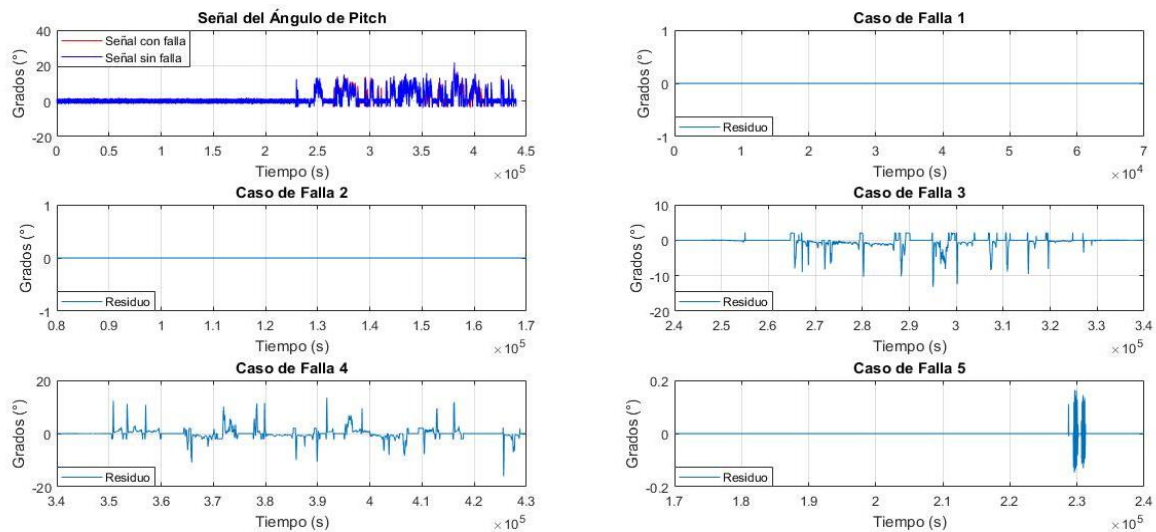


Figura A.20 Comportamiento de la señal del ángulo de *Pitch* bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico

En la **Figura A.21**, se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de velocidad angular del rotor de la turbina eólica libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**, para el subsistema eléctrico. Colectivamente dentro de la **Figura A.21**, se muestran individualmente las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

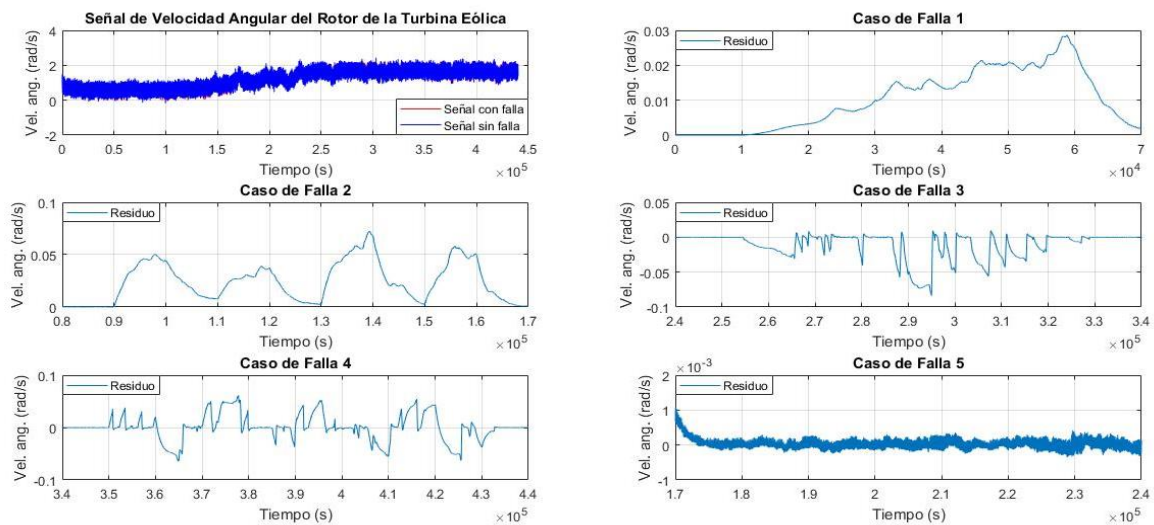


Figura A.21 Comportamiento de la señal velocidad angular del rotor de la turbina eólica bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico

En la **Figura A.22** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de velocidad angular del generador eléctrico libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**, para el subsistema eléctrico. Colectivamente dentro de la **Figura A.22**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

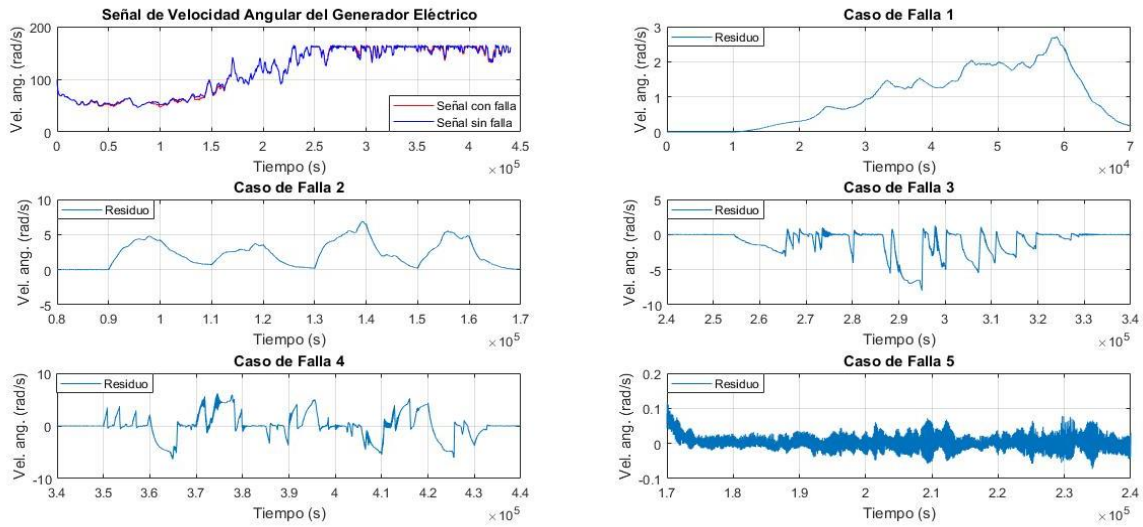


Figura A.22 Comportamiento de la señal velocidad angular del generador eléctrico bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico

En la **Figura A.23** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal del par generado libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**, para el subsistema eléctrico. Colectivamente dentro de la **Figura A.23**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

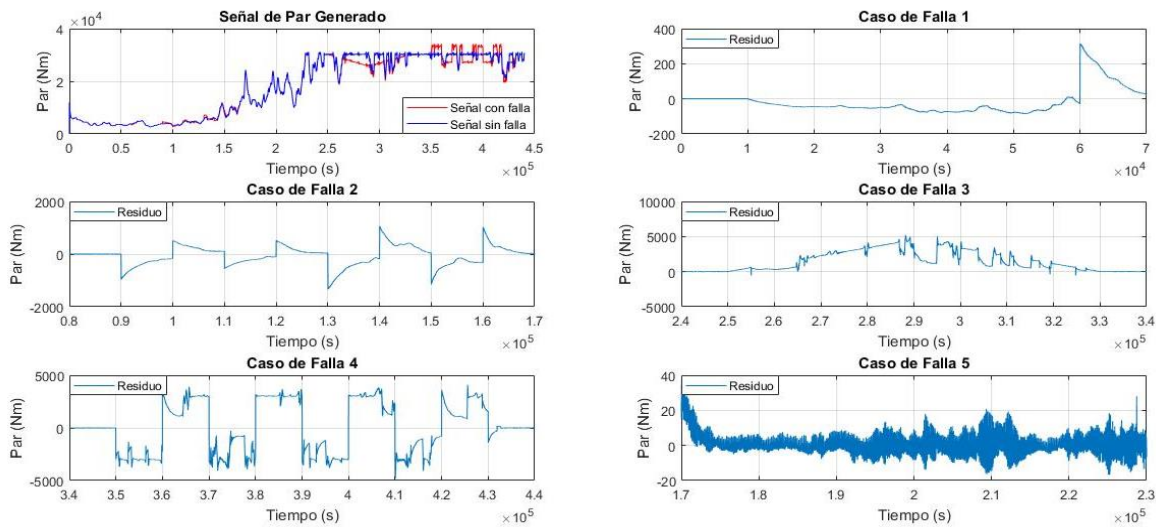


Figura A.23 Comportamiento de la señal del par generado bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico

En la **Figura A.24** se presenta la comparativa entre el comportamiento de la señal de la potencia generada libre de falla y la misma señal bajo el esquema de fallas descrito en la **Tabla 4.3**, para el subsistema eléctrico. Colectivamente dentro de la **Figura A.24**, se muestran de forma individual las señales de residuo correspondientes a cada caso de falla considerado durante el tiempo de aparición definido en la **Tabla 4.3**.

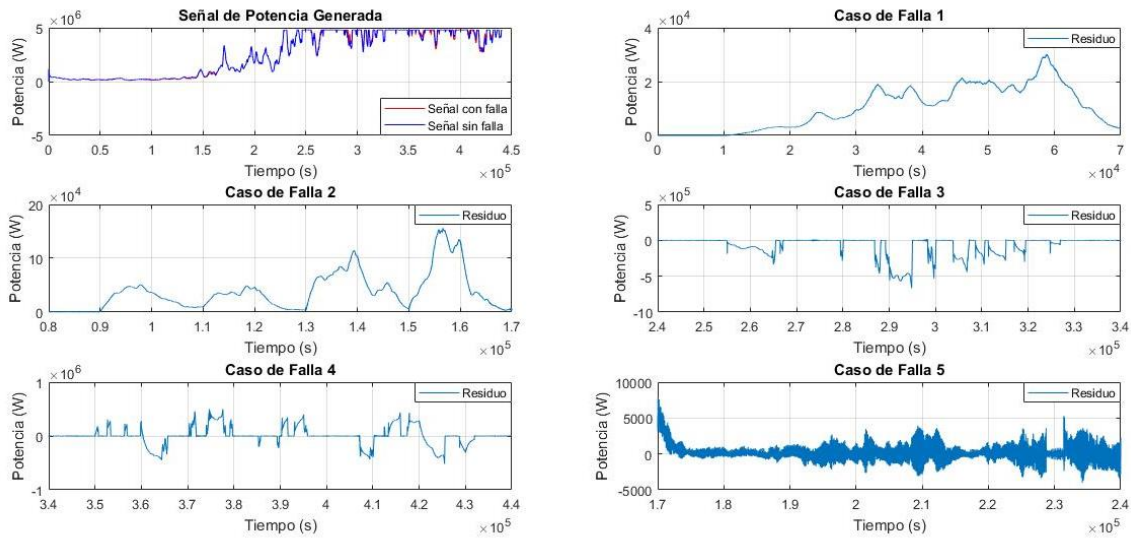


Figura A.24 Comportamiento de la señal de la potencia generada bajo condiciones de falla del subsistema Eléctrico

En la **Tabla A.2** se presenta un resumen del comportamiento de las señales de ángulo de de *Pitch*, velocidad angular de rotor de la turbina eólica, velocidad angular de la velocidad del generador, par generado y potencia generada, durante la implementación del esquema de falla confirmado por últimos cinco casos de falla caracterizados en la **Tabla 4.3**, para el subsistema eléctrico.

Con base en los umbrales fijos de operación calculados en las **secciones 4.3 y 4.4**, $\pm 1.48^\circ$ para el ángulo de *Pitch*, $\pm 100 Nm$ para el par generado, $\pm 8000 MW$ en cuanto a la potencia generada se refiere, $\pm 30 rad/s$ para la velocidad angular del generador eléctrico y $\pm 0.3 rad/s$ referente a la velocidad angular del rotor de la turbina eólica [6][13][36], en la **Tabla A.2** se identifica con el número (1) la señal que sufre una alteración de su comportamiento en operación normal, debido a la presencia de una falla en el subsistema eléctrico. En caso de no presentar algún tipo de alteración que supere el umbral fijo establecido durante el tiempo definido para los casos de falla (CF) del subsistema eléctrico, la señal se identifica con el número (0).

Tabla A.2 Comportamiento de las señales de medición del sistema de referencia *Benchmark* bajo condiciones de falla del subsistema eléctrico

Señal analizada	CF6	CF7	CF8	CF9	CF10
$\beta_i m_1$	0	0	1	1	0
$\omega_r m_1$	0	0	0	0	0
$\omega_g m_1$	0	0	0	0	0
$\tau_g m$	1	1	1	1	0
$P_g m$	1	1	1	1	0

Considerando los resultados mostrados en la **Tabla A.2** en función de los umbrales fijos establecidos, es posible concluir que al presentarse una falla en el subsistema eléctrico con características semejantes al esquema de fallas definido en la **Tabla 4.3**, se genera una correlación directa entre el comportamiento de las señales de par y potencia generada. Es decir, ambas señales presentan alteraciones simultáneas durante el tiempo de falla considerado para el subsistema eléctrico. Conjuntamente la señal del ángulo *Pitch* presenta fallas durante el tiempo de falla considerado para los casos de falla 3 y 4 del subsistema eléctrico. Es importante señalar que las señales correspondientes a las velocidades angulares del rotor de la turbina eólica y del generador eléctrico, presentan anomalías durante el tiempo de falla considerado para el subsistema eléctrico. Sin embargo, de acuerdo con los umbrales establecidos para las señales para la evaluación de éstas señales, se considera que las alteraciones presentadas no pueden ser consideradas como fallas debido a la magnitud de las mismas.

D. Resultados de la implementación de la transformada rápida de Fourier

En la **Figura A.25** se muestra el resultado del tratamiento de la señal de medición del ángulo de *Pitch*, mediante la implementación de la Transformada Rápida de Fourier. Dentro de la gráfica con una línea en color azul se presenta la señal de medición original del ángulo de *Pitch*, y en color rojo se presenta la señal resultante del tratamiento realizado mediante la implementación de la FFT. El espectro de amplitud de frecuencias de la señal original del ángulo de *Pitch* se presenta en la parte superior de la **Figura A.26**, en la parte inferior se muestra un acercamiento de las frecuencias iniciales.

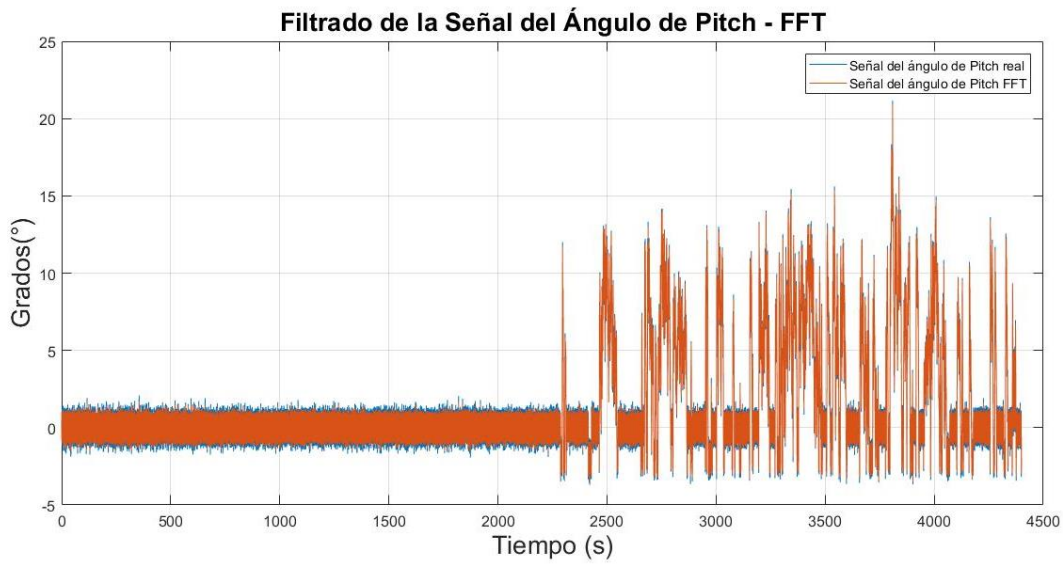


Figura A.25 Filtrado de la señal del ángulo de *Pitch* – FFT

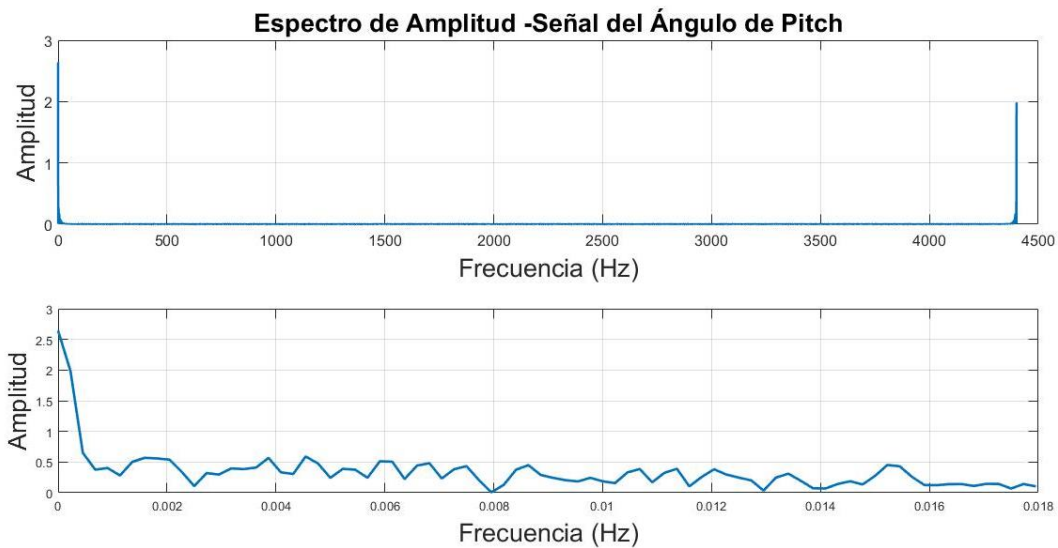


Figura A.26 Espectro de amplitud de la señal del ángulo de *Pitch*

En la **Figura A.27**, se presenta el resultado de la implementación de la FFT como filtro para la señal del ángulo de *Pitch* de referencia, requerido por el sistema de control. Las señales filtradas fueron consideradas como las señales de alimentación de la RNA. Mientras que

en la **Figura A.28**, en la parte superior se muestra el espectro de amplitud de las frecuencias que conforman a la señal original de referencia del ángulo de *Pitch* y en la parte inferior se presenta un acercamiento de las frecuencias iniciales.

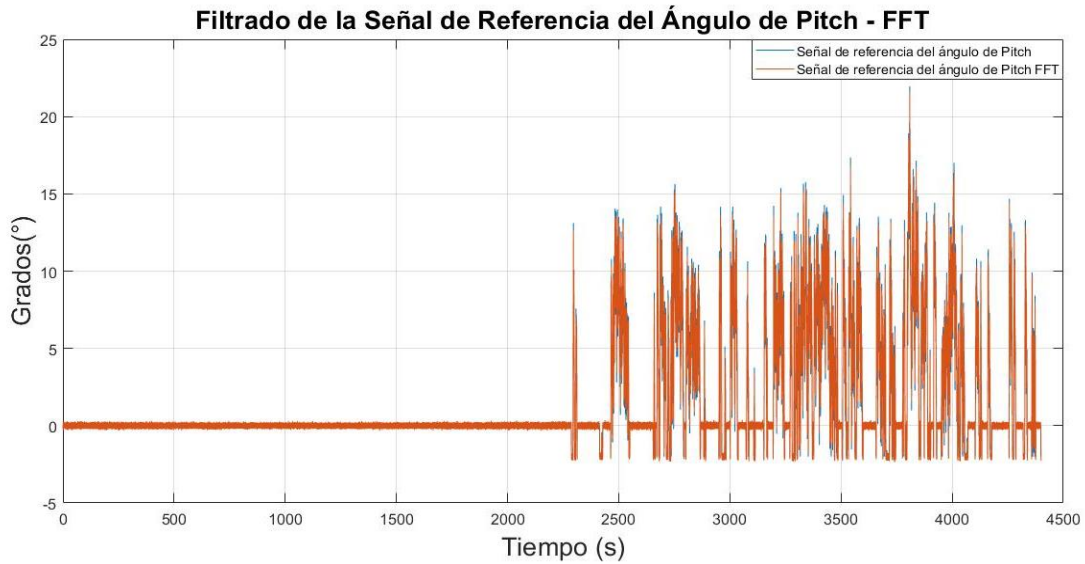


Figura A.27 Filtrado de la señal de referencia del ángulo de *Pitch* – FFT

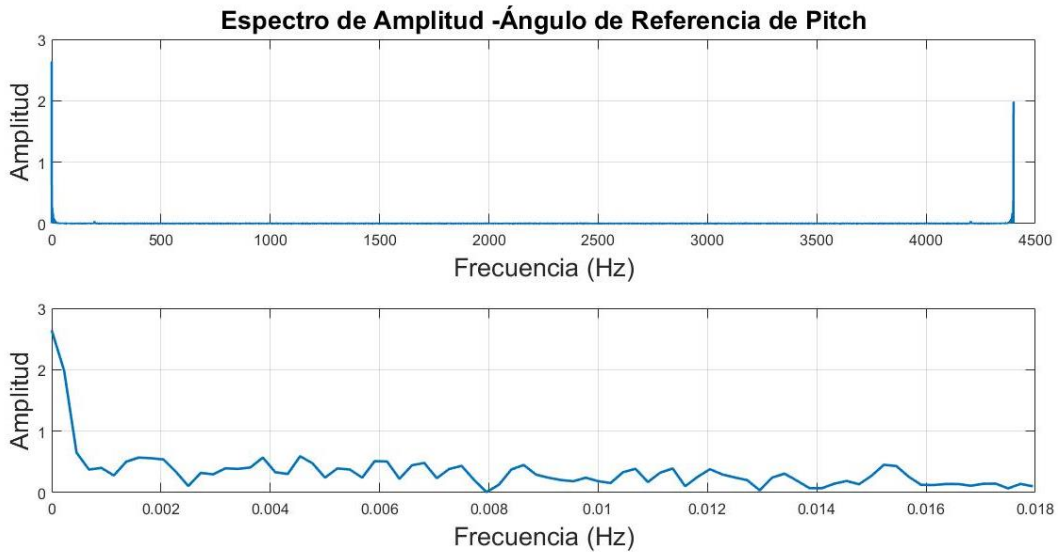


Figura A.28 Espectro de amplitud de la señal de referencia del ángulo de *Pitch*

En la **Figura A.29** se muestra el resultado del tratamiento de la señal de medición del par generado, mediante la implementación de la Transformada Rápida de Fourier. Dentro de la gráfica con una línea en color azul se presenta la señal de medición original del par generado, y en color rojo se presenta la señal resultante del tratamiento realizado mediante la implementación de la FFT. El espectro de amplitud de las frecuencias que conforman la señal de medición original del par generado se presenta en la parte superior de la **Figura A.30**, mientras que en la parte inferior se muestra un acercamiento de las frecuencias iniciales.

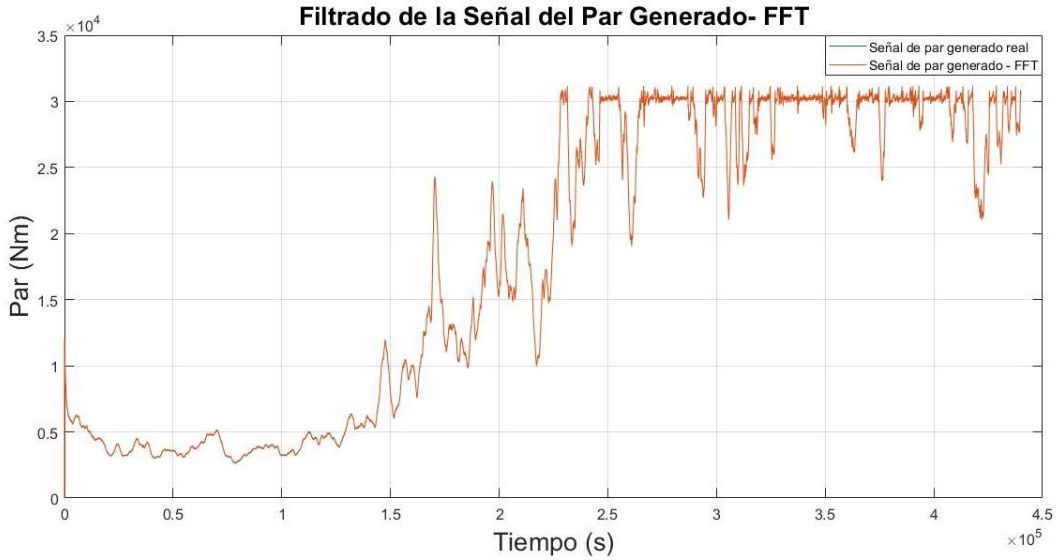


Figura A.29 Filtrado de la señal de medición del par generado – FFT

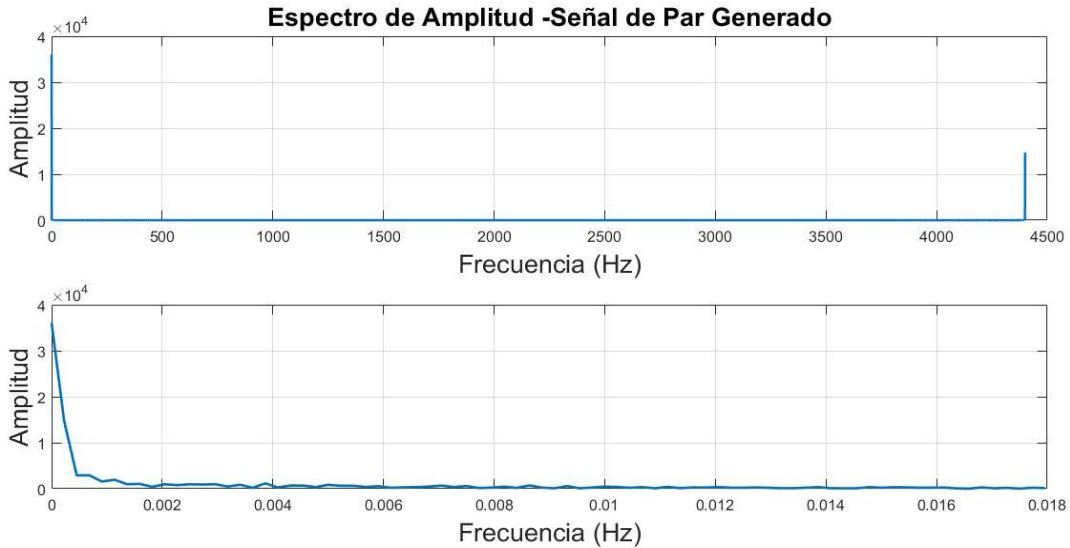


Figura A.30 Espectro de amplitud de la señal de medición del par generado

En la **Figura A.31**, se presenta el resultado de la implementación de la FFT como filtro para la señal del par generado de referencia, requerido por el sistema de control; mientras que en la **Figura A.33**, se muestra el resultado de la implementación de la FFT como filtro para la señal de velocidad angular del generador eléctrico. Las tres señales filtradas fueron consideradas como las señales de alimentación de la RNA.

Dentro de la **Figura A.32**, en la parte inferior se ilustra el espectro de amplitud de las frecuencias que constituyen la señal original del par generado de referencia, y en la parte inferior se muestra un acercamiento de las frecuencias iniciales. En la **Figura A.34** parte superior, se presenta el espectro de amplitud correspondiente a la señal original de la velocidad angular del generador eléctrico, mientras que un acercamiento de las frecuencias iniciales es mostrado en la parte inferior de la **Figura A.34**.

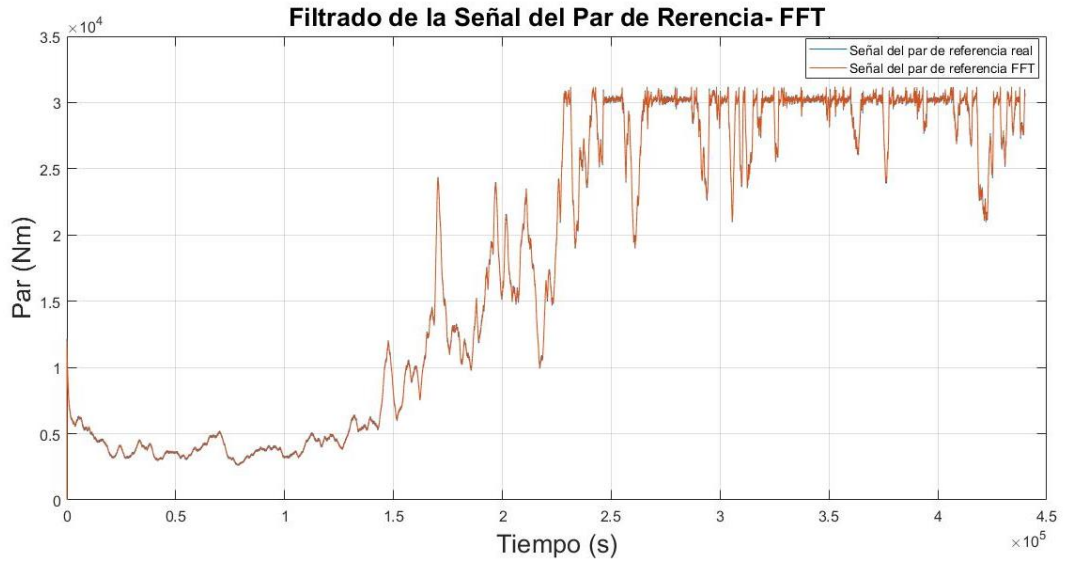


Figura A.31 Filtrado de la señal de referencia del par generado – FFT

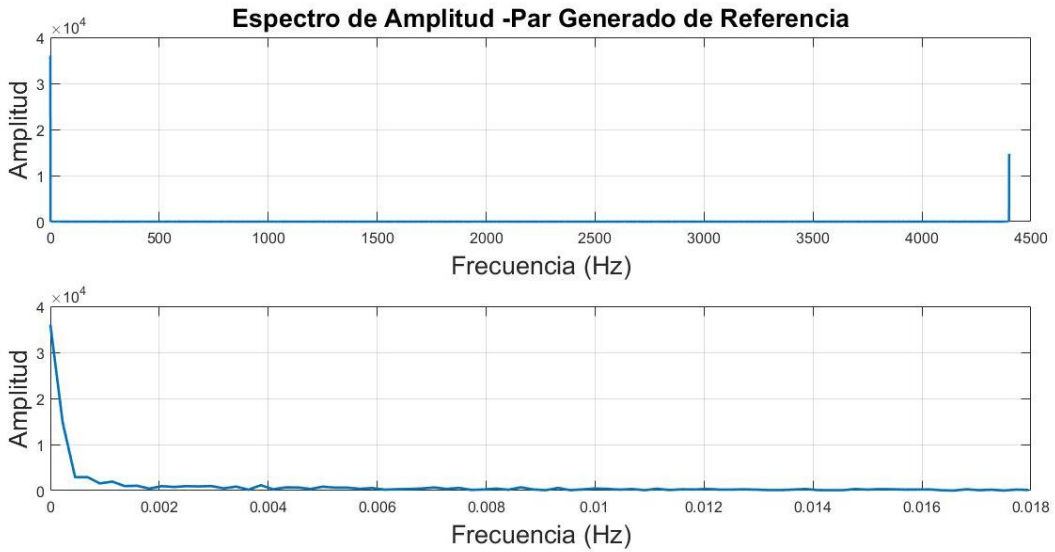


Figura A.32 Espectro de amplitud de la señal de referencia del par generado

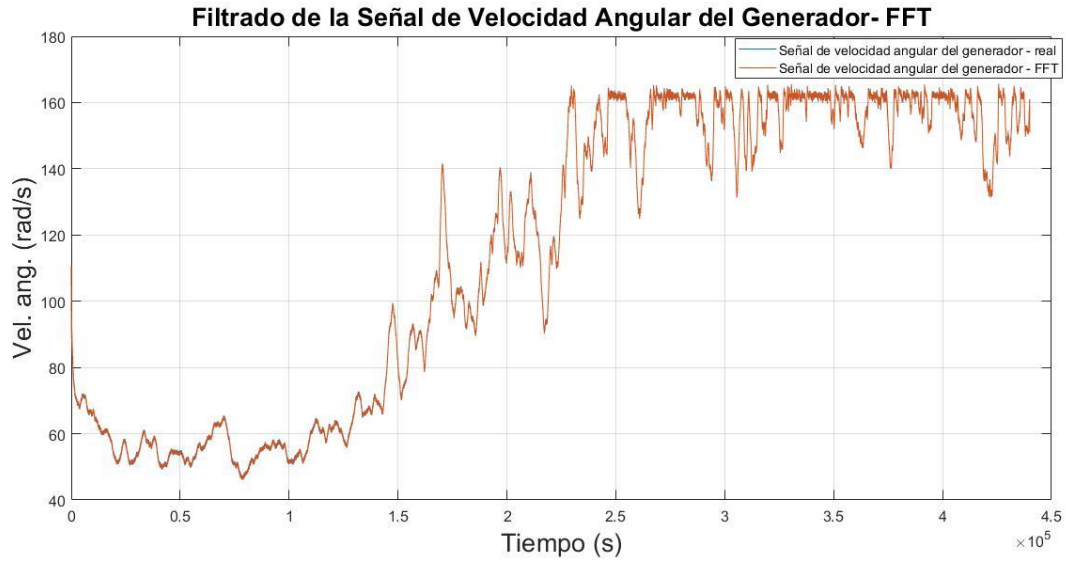


Figura A.33 Filtrado de la señal de la velocidad angular del generador eléctrico – FFT

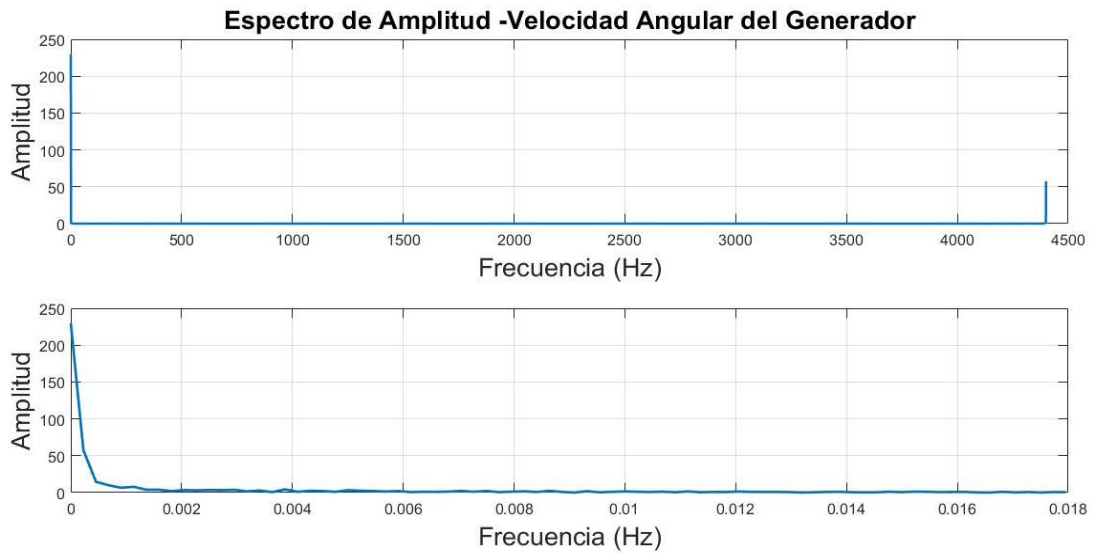


Figura A.34 Espectro de amplitud de la señal de la velocidad angular del generador eléctrico

E. Modelado del generador de inducción doblemente alimentado

Dentro de las actividades adicionales desarrolladas durante el periodo de la tesis de maestría, se realizó el modelado de un generador de inducción doblemente alimentado (DFIG, por sus siglas en inglés) de características semejantes al subsistema eléctrico contenido en el sistema de referencia *Benchmark*, es decir, del orden de 5 MW. La idea principal era realizar una contribución al sistema de referencia *Benchmark*, sustituyendo la función de transferencia de primer orden correspondiente al subsistema eléctrico por el modelo integral del generador de inducción doblemente alimentado en conjunto con el convertidor de potencia *back to back*. El acoplamiento del modelo conjunto del DFIG y el convertidor *back to back* al sistema de referencia, proporcionaría al usuario la posibilidad de poder simular y analizar diferentes tipos de fallas y/o fenómenos eléctricos presentes durante el proceso de interconexión del WECS con la red eléctrica, considerando los diferentes modos de operación del WECS sub-síncrono y súper-síncrono. Sin embargo, debido al número de actividades a realizar para el cumplimiento de los objetivos y metas definidos en las **secciones 1.3 y 1.4** y el tiempo establecido para el desarrollo del tema de maestría, no fue posible incorporar al *Benchmark*, los modelos matemáticos del DFIG y el convertidor *back to back*. No obstante, a continuación, se describe el desarrollo el modelo matemático del DFIG, convertidor *back to back* y los controladores requeridos para el control de las corrientes del rotor.

El DFIG es energizado a través del rotor y estator. Los WECS de velocidad variable utilizan un DFIG para producir energía eléctrica y posteriormente transmitirla a la red eléctrica. El DFIG se conecta directamente a la red a través de las terminales del estator, mientras que por el lado del rotor se interconecta a la red a través de un convertidor de potencia, el cual limita la cantidad de potencia activa y reactiva que es enviada a la red. En la **Figura A.35**, se muestra un esquema de los componentes que conforman el arreglo de un WECS de velocidad variable con un DFIG.

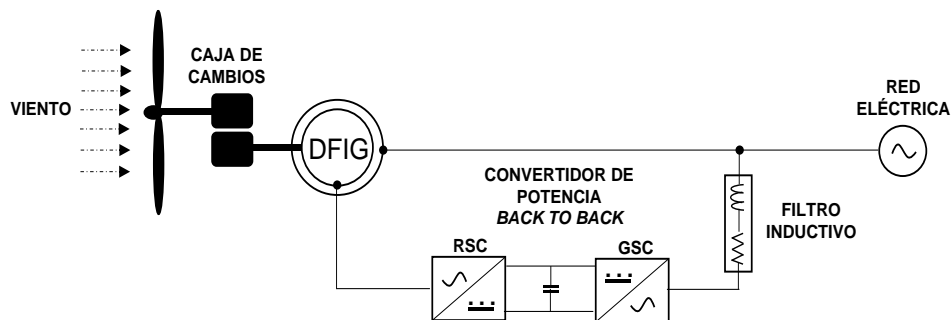


Figura A.35 Configuración de un WECS de velocidad variable con DFIG y convertidor de potencia *back to back*

El convertidor *back to back* está conformado por un inversor y un rectificador, interconectados por medio de un capacitor de acoplamiento como se muestra en la **Figura A.35** [15]. La parte del convertidor que se interconecta con las terminales del rotor es conocida como convertidor del lado del rotor (RSC, por sus siglas en inglés), mientras que la parte del convertidor que se interconecta con la red eléctrica mediante un filtro inductivo se denomina convertidor del lado de la red (GSC, por sus siglas en inglés).

Considerando una máquina de inducción trifásica, balanceada, simétrica con sus devanados desplazados 120° entre sí, conectadas en estrella, a continuación, se presentan las ecuaciones que describen el comportamiento de los voltajes de rotor y estator:

$$v_{as} = R_s i_{as} + \frac{d\lambda_{as}}{dt} \quad (\text{A.1})$$

$$v_{bs} = R_s i_{bs} + \frac{d\lambda_{bs}}{dt} \quad (\text{A.2})$$

$$v_{cs} = R_s i_{cs} + \frac{d\lambda_{cs}}{dt} \quad (\text{A.3})$$

$$v_{ar} = R_r i_{ar} + \frac{d\lambda_{ar}}{dt} \quad (\text{A.4})$$

$$v_{br} = R_r i_{br} + \frac{d\lambda_{br}}{dt} \quad (\text{A.5})$$

$$v_{cr} = R_r i_{cr} + \frac{d\lambda_{cr}}{dt} \quad (\text{A.6})$$

En donde los enlaces de flujo se describen de acuerdo con (A.7):

$$\begin{bmatrix} \lambda_{sabc} \\ \lambda_{rabc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & L_{sr} \\ (L_{sr})^T & L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sabc} \\ i_{rabc} \end{bmatrix} \quad (\text{A.7})$$

Donde:

$$L_s = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} \\ -\frac{1}{2} L_{ms} & L_{ls} + L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} \\ -\frac{1}{2} L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} & L_{ls} + L_{ms} \end{bmatrix} \quad (\text{A.8})$$

$$L_r = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_{mr} & -\frac{1}{2} L_{mr} & -\frac{1}{2} L_{mr} \\ -\frac{1}{2} L_{mr} & L_{lr} + L_{mr} & -\frac{1}{2} L_{mr} \\ -\frac{1}{2} L_{mr} & -\frac{1}{2} L_{mr} & L_{lr} + L_{mr} \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

$$L_{sr} = L_{sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta_r) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_r) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_r) \end{bmatrix} \quad (\text{A.10})$$

En donde L_{ls} y L_{lr} corresponden a las inductancias de dispersión del estator y rotor, L_{ms} y L_{mr} representan las inductancias de magnetización de los devanados del estator y rotor, mientras L_{sr} constituye la inductancia mutua entre el estator y rotor [14].

Tomando en cuenta las ecuaciones de voltaje para estator y rotor en coordenadas abc , se realiza la transformación del modelo a un marco de referencia arbitrario de coordenadas $dq0$ empleando la transformada de Park, mediante la ecuación definida en (A.11).

$$f'_{qd0r} = K_r f'_{abcr} \quad (\text{A.11})$$

$$K_r = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\beta) & \cos\left(\beta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\beta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin(\beta) & \sin\left(\beta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\beta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (\text{A.12})$$

$$\beta = \theta - \theta_r \quad (\text{A.11})$$

Dando como resultado el modelo en coordenadas descrito en las ecuaciones:

$$V_{sd} = R_s i_{sd} - \omega_s \lambda_{sq} + \frac{d\lambda_{sd}}{dt} \quad (\text{A.12})$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} - \omega_s \lambda_{sd} + \frac{d\lambda_{sq}}{dt} \quad (\text{A.13})$$

$$V_{rd} = R_r i_{rd} - (\omega_s - \omega_r) \lambda_{rq} + \frac{d\lambda_{rd}}{dt} \quad (\text{A.14})$$

$$V_{rq} = R_r i_{rq} - (\omega_s - \omega_r) \lambda_{rd} + \frac{d\lambda_{rq}}{dt} \quad (\text{A.15})$$

$$\lambda_{sd} = \left(L_{ls} + \frac{3}{2} L_{ms} \right) i_{sd} + \frac{3}{2} L_{ms} i_{rd} \quad (\text{A.16})$$

$$\lambda_{sq} = \left(L_{ls} + \frac{3}{2} L_{ms} \right) i_{sq} + \frac{3}{2} L_{ms} i_{rq} \quad (\text{A.17})$$

$$\lambda_{rd} = \left(L_{lr} + \frac{3}{2} L_{ms} \right) i_{rd} + \frac{3}{2} L_{ms} i_{sd} \quad (\text{A.18})$$

$$\lambda_{rq} = \left(L_{lr} + \frac{3}{2} L_{ms} \right) i_{rq} + \frac{3}{2} L_{ms} i_{sd} \quad (\text{A.19})$$

En donde:

Donde:

ω_s = Frecuencia angular del estator.

ω_r = Frecuencia angular del rotor.

ω_{sl} = Frecuencia angular de deslizamiento.

$L_m = \frac{3}{2} L_{ms}$ = Inductancia de magnetización.

$L_s = L_{ls} + L_m$ = Autoinductancia del estator.

$L_r = L_{lr} + L_m$ = Autoinductancia del rotor.

La potencia reactiva y aparente del para el estator y rotor se define en las ecuaciones (A.20) a (A.23) en coordenadas $dq0$.

$$P_s = \frac{3}{2} (v_{sd} i_{sd} + v_{sq} i_{sq}) \quad (\text{A.20})$$

$$Q_s = \frac{3}{2} (v_{sq} i_{sd} - v_{sd} i_{sq}) \quad (\text{A.21})$$

$$P_r = \frac{3}{2} (v_{rd} i_{rd} - v_{rq} i_{rq}) \quad (\text{A.22})$$

$$Q_r = \frac{3}{2} (v_{rq} i_{rd} - v_{rd} i_{rq}) \quad (\text{A.23})$$

El RSC controla el par y la potencia que el DFIG transmite a la red eléctrica mediante la manipulación del voltaje y la frecuencia en las terminales del rotor. Para el diseño del controlador del RSC se definieron dos lazos, lazo interno y externo. El lazo interno producirá los valores de voltaje dq requeridos en las terminales del rotor del generador eléctrico, mientras que el lazo externo genera los valores de referencia requeridos por el lazo interno mediante la manipulación de la potencia reactiva y aparente que se requiere sean producidas por el DFIG de acuerdo con el controlador. En la **Figura A.36**, se presenta el arreglo correspondiente al RSC, dentro del recuadro sombreado.

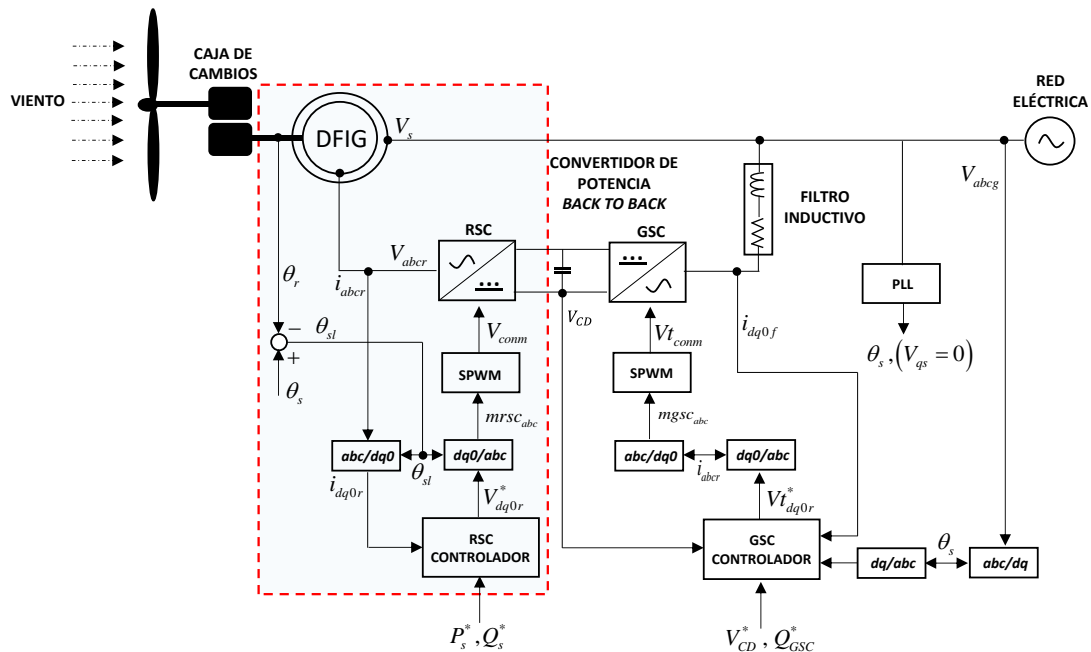


Figura A.36 Arreglo del RSC

A continuación, en (A.24) a (A.28) se presentan las ecuaciones correspondientes al lazo interno del RSC.

$$v_{rd}^* = v_{rdpi} - \omega_{sl} L_r i_{rq} + L_m \frac{di_{sd}}{dt} \quad (A.24)$$

$$v_{rq}^* = v_{rqpi} + \omega_{sl} L_r i_{rd} + L_m \frac{di_{sq}}{dt} \quad (A.25)$$

$$v_{rdpi} = R_r i_{rd} + L_r \frac{di_{rd}}{dt} \quad (A.26)$$

$$v_{rqpi} = R_r i_{rq} + L_r \frac{di_{rq}}{dt} \quad (A.27)$$

$$\begin{bmatrix} m_{rscd} \\ m_{rscq} \end{bmatrix} = \left(\frac{2}{V_{CD}} \right) \begin{bmatrix} v_{rd} \\ v_{rq} \end{bmatrix} \quad (A.28)$$

En (A.29) a (A.32) se presentan las ecuaciones correspondientes al lazo externo del RSC.

$$i_{sd} = \frac{2}{3} \frac{P_s}{v_{gd}} \quad (A.29)$$

$$i_{sq} = -\frac{2}{3} \frac{Q_s}{v_{gd}} \quad (A.30)$$

$$i_{rd}^* = -\frac{2}{3} \frac{L_s}{L_m} \frac{P_s^*}{v_{gd}} + \frac{2}{3} \frac{R_s}{\omega_s L_m} \frac{Q_s^*}{v_{gd}} \quad (A.31)$$

$$i_{rq}^* = \frac{2}{3} \frac{R_s}{\omega_s L_m} \frac{P_s^*}{v_{gd}} + \frac{2}{3} \frac{L_s}{L_m} \frac{Q_s^*}{v_{gd}} - \frac{v_{gd}}{\omega_s L_m} \quad (A.32)$$

El GSC intercambia la potencia aparente entre el rotor y la red eléctrica. Por tal motivo, el GSC debe operar a la misma frecuencia que la red eléctrica. Es el encargado de regular el voltaje del bus de CD y la potencia reactiva que fluye por el convertidor. Al igual que el RSC, se compone de dos lazos, lazo interno y externo. El lazo interno genera el voltaje requerido en las terminales del GSC en coordenadas dq mediante valores de corriente de referencia. Mientras que el lazo externo, genera las corrientes de referencia requeridas por el lazo interno mediante el voltaje del bus de CD y la potencia reactiva deseada. En la **Figura A.37**, se muestra el arreglo de los componentes del GSC.

En las ecuaciones (A.33) a (A.37) se describe el comportamiento del lazo interno del GSC.

$$v_{id}^* = v_{idpi} + \omega_g L_f i_{fq} + v_{gd} \quad (A.33)$$

$$v_{iq}^* = v_{iqpi} - \omega_g L_f i_{fd} \quad (A.34)$$

$$v_{idpi} = R_f i_{fd} + L_f \frac{di_{fd}}{dt} \quad (A.35)$$

$$v_{iqpi} = R_f i_{fq} + L_f \frac{di_{fq}}{dt} \quad (A.36)$$

$$\begin{bmatrix} m_{gscd} \\ m_{gscq} \end{bmatrix} = \left(\frac{2}{V_{CD}} \right) \begin{bmatrix} v_{id} \\ v_{iq} \end{bmatrix} \quad (A.37)$$

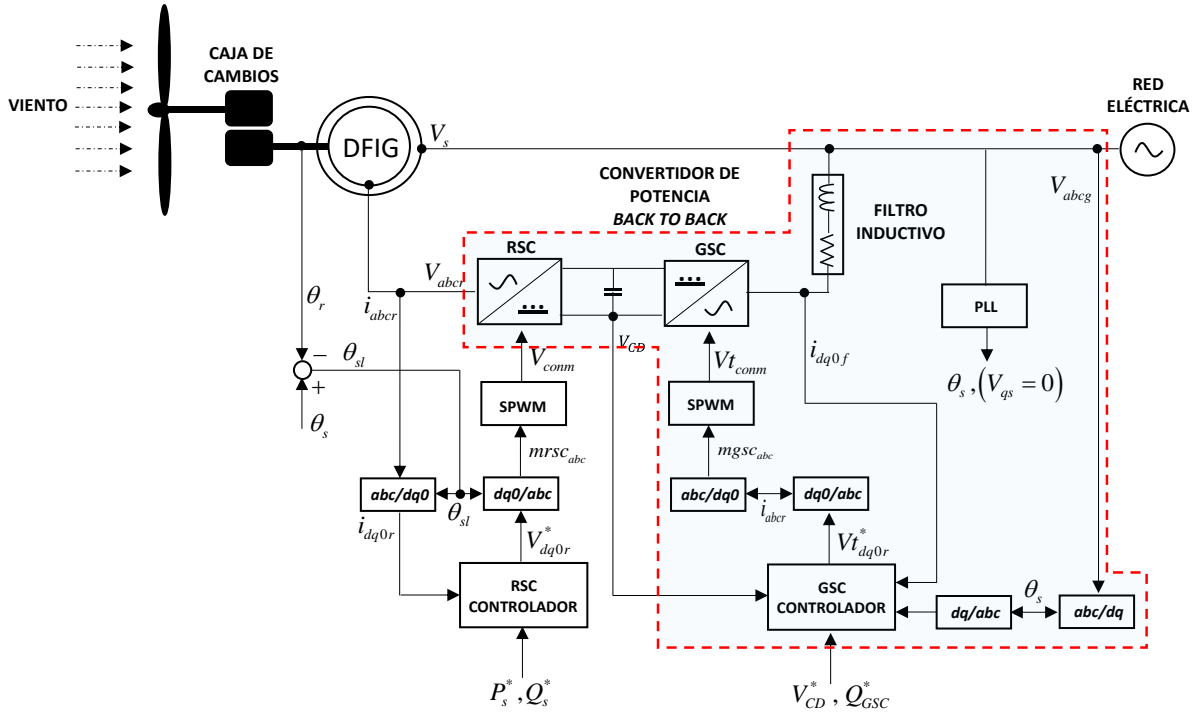


Figura A.37 Arreglo del GSC

En (A.38) y (A.39) se presentan las ecuaciones correspondientes al lazo externo del GSC

$$v_{fdpi} = \frac{4}{3} \frac{C}{m_{fd}} \frac{dV_{CD}}{dt} \quad (A.38)$$

$$i_{fd}^* = i_{fdpi} + \frac{v_{rd}i_{rd} + v_{rq}i_{rq}}{v_{gd}} - \frac{i_{fq}m_{fq}}{m_{fd}} \quad (A.39)$$

Posteriormente se presenta el modelo integral del convertidor *back to back* descrito en (A.40) a (A.43), en donde se determinan los voltajes de las terminales del rotor, las corrientes del convertidor y las corrientes en las terminales del GSC.

$$\begin{bmatrix} v_{ar} \\ v_{br} \\ v_{cr} \end{bmatrix} = \frac{V_{CD}}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{rsca} \\ m_{rscb} \\ m_{rscc} \end{bmatrix} \quad (A.40)$$

$$i_{orsc} = m_{rsca}i_{ar} + m_{rscb}i_{br} + m_{rscc}i_{cr} \quad (A.41)$$

$$i_{ogsc} = m_{gsca}i_{ag} + m_{gs cb}i_{bg} + m_{gscc}i_{cg} \quad (A.42)$$

$$L \begin{bmatrix} \frac{di_{ag}}{dt} \\ \frac{di_{bg}}{dt} \\ \frac{di_{cg}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix} - \frac{V_{CD}}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{gsca} \\ m_{gs cb} \\ m_{gscc} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} i_{ag} \\ i_{bg} \\ i_{cg} \end{bmatrix} \quad (A.43)$$