



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Doctorado en Mecatrónica

Monitorización de calidad de la energía en sistemas de generación
alternos.

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Doctor en Mecatrónica

Presenta
David Alejandro Elvira Ortiz

Dirigido por:
Dr. René de Jesús Romero Troncoso

Co-dirigido por:
Dr. Roque Alfredo Osornio Rios

Dr. René de Jesús Romero Troncoso
Presidente

Dr. Roque Alfredo Osornio Rios
Secretario

Dr. Arturo Yosimar Jaen Cuellar
Vocal

Dr. Luis Morales Velázquez
Suplente

Dr. Daniel Moriñigo Sotelo
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Junio 2019
México



Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales
de Información



Monitorización de calidad de la energía en sistemas
de generación
alternos.

por

David Alejandro Elvira Ortiz

se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons
Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0
Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

Clave RI: IGDCC-239273

RESUMEN

Las energías renovables se han vuelto un factor importante para lidiar con los problemas actuales de generación energética como lo son la escasez de los combustibles fósiles, la contaminación del aire, el calentamiento global, entre otros. De entre todas las fuentes alternativas de generación son la energía solar fotovoltaica y la energía eólica las que han presentado una mayor utilización. Sin embargo, la energía entregada por estas formas de generación es variable, puesto que dependen por completo de parámetros ambientales como la cantidad de radiación solar, la velocidad del viento y la temperatura. Adicionalmente, el uso de sistemas electrónicos de potencia es necesario, ya sea para la conversión de corriente continua a alterna, o para la sincronización de la energía generada con la red. La dependencia de factores ambientales y el uso de cargas no lineales, introduce problemas de calidad de la energía en la red, por lo que se vuelve necesario el desarrollo de metodologías para la monitorización continua de este tipo de sistemas. El presente trabajo presenta el desarrollo de diversas metodologías, que utilizan técnicas de procesamiento digital de señales, para la detección y medición de disturbios de calidad de la energía presentes en sistemas alternos de generación. Más aun, este trabajo considera que, al ser los parámetros ambientales los principales responsables de la generación eléctrica, estos pueden ser fuentes directas de la existencia de disturbios de calidad de la energía. Por tal motivo, en el presente trabajo se desarrollan modelos matemáticos que permiten determinar la influencia de los parámetros ambientales en la calidad de la energía generada a través de fuentes renovables. Se lleva a cabo experimentación en una central fotovoltaica de 20 MW y en un parque eólico de 19800 W. Los resultados demuestran que los parámetros ambientales están altamente relacionados con algunos disturbios de tipo estacionario al grado de que es posible llevar a cabo una predicción del comportamiento del disturbio utilizando los factores ambientales como variables de diseño.

(Palabras clave: calidad de la energía, energías renovables, generación eólica, generación fotovoltaica, procesamiento digital de señales.)

SUMMARY

Renewable energies are an important factor for dealing with actual problems concerning power generation like fossil fuel depletion, air pollution, global warming, among others. Among all the renewable generation sources, the solar photovoltaic and the wind energy have presented the greatest use. However, the energy delivered by these forms of generation is variable, because it entirely depends on environmental parameters such as the amount of solar radiation, wind speed and temperature. Additionally, the use of power electronic systems is necessary, either for the conversion of direct current to alternating current, or for synchronizing the generated energy with the grid. The dependence of environmental factors and the use of non-linear loads, introduce power quality issues in the grid; therefore, it becomes necessary to develop methodologies for the continuous monitoring of this type of systems. This work presents the development of methodologies that use digital signal processing techniques, for the detection and measurement of power quality disturbances present in alternative generation systems. Furthermore, this work considers that, since environmental parameters are responsible for the electricity generation, they can be direct sources of the existence of disturbances in the power quality. For this reason, in the present work, mathematical models are developed to determine the influence of environmental parameters on the quality of the energy generated through renewable sources. Experimentation is carried out in a 20 MW photovoltaic power plant and in a wind farm of 19800 W. The results show that the environmental parameters are highly related to some stationary disturbances and it is possible to carry out a prediction of the behavior of the disturbance using environmental factors as design variables.

(Key words: power quality, renewable energies, wind generation, photovoltaic generation, digital signal processing.)

A Selene y Dara por su apoyo y comprensión a lo largo de todo este proceso.

A mis padres por ser una gran guía y ejemplo.

AGRADECIMIENTOS

Un especial agradecimiento para el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), pues gracias a la beca número 415315 que me fue otorgada, es que hoy se ve culminado un paso en mi formación profesional. Esta beca fue otorgada para el periodo comprendido entre agosto de 2015 y julio de 2019 para realizar el doctorado como estudiante de tiempo completo en la Universidad Autónoma de Querétaro en el programa de Doctorado en Mecatrónica.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad de Valladolid donde tuve la oportunidad de realizar una estancia de investigación con duración de un año. Esta estancia resulto por demás productiva puesto que en ella se recopilaron todos los datos y se generaron los bancos de pruebas necesarios para el desarrollo de este trabajo.

También agradecer a la Universidad Autónoma de Querétaro que durante estos cuatro años fue mi segundo hogar y que me ha dado la oportunidad de crecer profesional y personalmente.

AGRADECIMIENTOS

A cada uno de mis sinodales:

Al Dr René Romero Troncoso por su valiosa dirección en el desarrollo de este trabajo de tesis, así como por todos los conocimientos transmitidos y los consejos brindados a lo largo de ya más de 4 años.

Al Dr. Roque Osornio Rios por también ser parte fundamental en la dirección de este trabajo. También agradecerle toda la confianza depositada en mí, su gran apoyo y cada uno de sus consejos y enseñanzas.

Al Dr. Arturo Jaen por sus enseñanzas y apoyo en el desarrollo de algunas de las técnicas desarrolladas en este trabajo, así como por brindarme su amistad.

Al Dr. Luis Morales Velázquez por siempre tener la disposición para escuchar y brindar un consejo que en más de una ocasión me saco de un apuro.

Al Dr. Daniel Moriñigo por haberme recibido de la mejor manera durante un año en la Universidad de Valladolid; logré aprender mucho de él y su apoyo ha sido fundamental para el desarrollo y culminación de este trabajo.

AGRADECIMIENTOS

Al final, pero no por ello menos importante, agradezco infinitamente a mi familia.

Gracias a mi esposa Selene que ha estado en las buenas y en las malas y que le ha tocado disfrutar y sufrir esta travesía tanto como a mí. También agradecer a mi pequeña hija Dara que ha sido uno de mis motores para salir adelante. Gracias a ambas porque muchas veces tuvieron que poner mis necesidades antes que las suyas propias.

Agradezco a mis padres por haber sido tan buenos guías. Son para mí un ejemplo a seguir por su perseverancia y dedicación. Gracias por respaldar cada una de mis decisiones, por su consejos y enseñanzas que hoy por hoy me permiten ser quien soy.

A mi hermana Daniela que con sus ocurrencias siempre sabe alegrar el día y que siempre está ahí cuando la necesitas.

A mi abuelito, mis padrinos, mis tíos y tías, mis suegros y mis cuñados, por su apoyo en todos estos años y porque fueron un gran apoyo durante el tiempo que estuve fuera del país y que hicieron posible que todo se resolviera de buena manera.

TABLA DE CONTENIDOS

RESUMEN.....	I
SUMMARY	II
AGRADECIMIENTOS.....	IV
ÍNDICE DE TABLAS	XI
ÍNDICE DE FIGURAS.....	XIII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 ANTECEDENTES	1
1.2 ESTADO DEL ARTE	3
1.3 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	9
1.4 JUSTIFICACIÓN	11
1.5 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	13
1.5.1 <i>Hipótesis</i>	13
1.5.2 <i>Objetivo general</i>	13
1.5.3 <i>Objetivos particulares</i>	13
1.6 PLANTEAMIENTO GENERAL.....	14
2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA.....	16
2.1 CALIDAD DE LA ENERGÍA	16
2.1.1 <i>Disturbios estacionarios (variaciones)</i>	18
2.1.2 <i>Disturbios transitorios (eventos)</i>	21
2.2 CÁLCULO DE POTENCIA	22
2.3 TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN Y ANÁLISIS DE DISTURBIOS DE CALIDAD DE LA ENERGÍA	23
2.3.1 <i>Transformada de Fourier</i>	23
2.3.2 <i>Transformada wavelet</i>	24
2.3.3 <i>Clasificación de señales múltiples (MUSIC)</i>	26
2.4 REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	27
2.5 ALGORITMOS GENÉTICOS	28
2.6 ENERGÍAS RENOVABLES	30
2.6.1 <i>Energía solar fotovoltaica</i>	31

2.6.2	<i>Energía eólica</i>	34
3.	METODOLOGÍA	37
3.1	CÁLCULO DE ÍNDICES.....	38
3.1.1	<i>Cálculo de la potencia activa</i>	39
3.1.2	<i>Cálculo de la THD</i>	39
3.1.3	<i>Cálculo de la TIHD</i>	40
3.2	MONITORIZACIÓN Y DETECCIÓN DE DISTURBIOS.....	40
3.2.1	<i>Técnica para medición de flicker</i>	40
3.2.2	<i>Supresión de la componente fundamental para detección de disturbios transitorios</i>	43
3.3	CORRELACIÓN DE ÍNDICES CON PARÁMETROS AMBIENTALES	46
3.3.1	<i>Correlación del flicker con parámetros ambientales</i>	46
3.3.2	<i>Correlación del contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales..</i>	48
3.3.3	<i>Redes neuronales para predicción de potencia y contenido armónico en generación fotovoltaica</i>	50
3.3.4	<i>Algoritmos genéticos para predicción de potencia y contenido armónico en generación fotovoltaica</i>	53
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	58
4.1	PUESTA DEL EXPERIMENTO.....	58
4.1.1	<i>Sistema de adquisición de datos</i>	58
4.1.2	<i>Central fotovoltaica</i>	58
4.1.3	<i>Parque eólico</i>	59
4.2	RESULTADOS EN GENERACIÓN FOTOVOLTAICA	61
4.2.1	<i>Cálculo de potencia activa</i>	61
4.2.2	<i>Cálculo de la THD</i>	68
4.2.3	<i>Cálculo de la TIHD</i>	71
4.2.4	<i>Correlación de contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales...</i>	75
4.2.5	<i>Medición de flicker</i>	82
4.2.6	<i>Correlación de flicker con parámetros ambientales</i>	87
4.2.7	<i>Estimación de potencia y contenido armónico usando redes neuronales</i>	94
4.2.8	<i>Estimación de potencia y contenido armónico usando algoritmos genéticos</i>	96
4.2.9	<i>Detección de disturbios transitorios</i>	103

4.3	RESULTADOS EN GENERACIÓN EÓLICA	109
4.3.1	<i>Cálculo de potencia activa en generación eólica.....</i>	<i>109</i>
4.3.2	<i>Contenido armónico e interarmónico en la generación eólica.....</i>	<i>112</i>
4.3.3	<i>Flicker en la generación eólica.....</i>	<i>114</i>
4.3.4	<i>Detección de transitorios en generación eólica.....</i>	<i>115</i>
5.	CONCLUSIONES	120
5.1	CONTRIBUCIÓN	120
5.2	PRODUCTOS DEL TRABAJO.....	122
5.3	PROSPECTIVAS	123
6.	REFERENCIAS.....	124
	ANEXO A: BASE DE DATOS GENERADA	130
	ANEXO B: ARTÍCULOS EN REVISTAS INDIZADAS (JCR).....	131
	ANEXO C: REGISTROS DE DERECHOS DE AUTOR.....	159

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Categorías y características típicas de los fenómenos electromagnéticos del sistema de potencia.....	16
Tabla 2. Características del aerogenerador Gamesa G47/660	60
Tabla 3. Análisis estadístico del modelo de regresión lineal múltiple entre los parámetros ambientales y la THD.....	77
Tabla 4. Análisis estadístico para el modelo de regresión lineal múltiple entre parámetros ambientales y TIHD.....	81
Tabla 5. Resultados de la regresión lineal para las condiciones ambientales e Icc para el primer día.	88
Tabla 6. Resultados de la regresión lineal para las condiciones ambientales, Icc Y Vcc para el primer día.	89
Tabla 7. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente inferior del <i>flicker</i> en el día uno (Inversor ingecon sun 100).....	90
Tabla 8. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente media del <i>flicker</i> en el día uno (Inversor ingecon sun 100).....	90
Tabla 9. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente superior del <i>flicker</i> en el día uno (Inversor ingecon sun 100).....	91
Tabla 10. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente inferior del <i>flicker</i> en el día tres (Inversor ingecon sun 100).....	92
Tabla 11. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente media del <i>flicker</i> en el día tres (Inversor ingecon sun 100).....	93
Tabla 12. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente superior del <i>flicker</i> en el día tres (Inversor ingecon sun 100).....	93

Tabla 13. Error en la estimación de la potencia activa generada y en la THD. ...	101
Tabla 14. Pesos estimados para las cuatro secciones del modelo de potencia activa.....	101
Tabla 15. Pesos estimados para las cuatro secciones del modelo de THD.....	102

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de bloques del planteamiento general.	15
Figura 2. Estructura del perceptrón simple.....	28
Figura 3. Diagrama de flujo para la implementación de un AG.	30
Figura 4. Representación de los ángulos de inclinación y orientación	33
Figura 5. Diagrama interno de un aerogenerador de eje horizontal.	36
Figura 6. Diagrama general de la metodología.	37
Figura 7. Diagrama de la metodología para la medición del <i>flicker</i>	41
Figura 8. Diagrama de la metodología para supresión de la CFF.	43
Figura 9. Diagrama de la metodología para correlación de <i>flicker</i> con parámetros ambientales en sistema fotovoltaico.....	47
Figura 10. Metodología para la correlación del contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales en (a) generación fotovoltaica; y (b) generación eólica.....	49
Figura 11. Metodología del uso de redes neuronales para (a) predicción de potencia; y (b) predicción de distorsión armónica.	52
Figura 12. Metodología del uso de algoritmos genéticos para predicción de potencia y distorsión armónica.	54
Figura 13. (a) Central fotovoltaica; (b) inversor Solarmax 100c; (c) inversor Ingecon sun 100.	59
Figura 14. (a) Central eólica; (b) instalación en inversor de un aerogenerador; (c) conexiones en la subestación.	61

Figura 15. Perfil de irradiancia para los días de análisis en (a) Verano; (b) Otoño; (c) Primavera; y (d) Invierno.	62
Figura 16. Perfil de temperatura de celda para los días de análisis en (a) Verano; (b) Otoño; (c) Primavera; y (d) Invierno.	63
Figura 17. Potencia activa entregada por el inversor Ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	65
Figura 18. Potencia activa entregada por el inversor solarmax 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	67
Figura 19. THD en una de las fases del inversor ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	69
Figura 20. THD en una de las fases del inversor solarmax 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	70
Figura 21. TIHD en una de las fases del inversor Ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	73
Figura 22. TIHD en una de las fases del inversor solarmax 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.	74
Figura 23. Irradiancia y temperatura de celda para (a) el día 1 de análisis, (b) el día 2 de análisis y (c) el día 3 de análisis.	76
Figura 24. Comparación entre los valores reales de THD y los valores estimados con la regresión lineal para (a) día 1, (b) día 2 y (c) día 3.	79

Figura 25. Comparación entre los valores reales de TIHD y los valores estimados con la regresión lineal para (a) día 1, (b) día 2 y (c) día 3.....	82
Figura 26. Señal sintética con dos componentes de <i>flicker</i> y ruido gaussiano; (a) detalle de 1 segundo, y (b) detalle de 0.1 segundos.	83
Figura 27. Estimación de las componentes de frecuencia de <i>flicker</i> en la señal sintética.	84
Figura 28. Estimación de la amplitud de la señal con dos componentes de <i>flicker</i> y ruido gaussiano usando transformada wavelet.	85
Figura 29. Primer día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Solarmax 100c.	86
Figura 30. Segundo día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Solarmax 100c.	86
Figura 31. Tercer día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de <i>flicker</i> en el inversor Solarmax 100c.	87
Figura 32. Comparación entre la potencia activa real y la estimada utilizando redes neuronales para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.	95
Figura 33. Comparación entre la THD real y la estimada utilizando redes neuronales para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.	97

Figura 34. Secciones en las que se dividen los días de análisis (a) verano; (b) otoño; (c) invierno; y (d) primavera.....	98
Figura 35. Comparación entre la potencia activa real y la estimada utilizando algoritmos genéticos para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.....	100
Figura 36. Comparación entre la THD real y la estimada utilizando algoritmos genéticos para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.	102
Figura 37. Primera señal de análisis para detección de disturbios transitorios en generación fotovoltaica.	103
Figura 38. (a) Comparativa de 1s entre la señal original y la CCF estimada; (b) Señal residual; (c) detalle de 0.1s entre la señal original y la CFF estimada y; (d) detalle de 0.1s de la señal residual.	105
Figura 39. Segunda señal de análisis para detección de disturbios transitorios en generación fotovoltaica.	106
Figura 40. (a) Comparativa de la señal original con la CFF estimada; (b) señal residual; (c) detalle del sag; (d) señal residual al momento del sag; (e) detalle del transitorio oscilatorio y; (f) señal residual al momento del transitorio oscilatorio.	107
Figura 41. Velocidad del viento para (a) primer día de análisis; (b) segundo día de análisis y; (c) tercer día de análisis.	109
Figura 42. Potencia activa en las tres fases del inversor del generador eólico. ...	110
Figura 43. Potencia entregada por el parque eólico (a) el segundo día de análisis y; (b) el tercer día de análisis.	111

Figura 44. THD en generación eólica para (a) primer día de análisis (salida de un inversor); (b) segundo día de análisis (subestación); (c) tercer día de análisis (subestación)..... 112

Figura 45. TIHD en generación eólica para (a) primer día de análisis (salida de un inversor); (b) segundo día de análisis (subestación); (c) tercer día de análisis (subestación)..... 112

Figura 46. Resultado de aplicar la metodología para medición de flicker en (a) el primer día de análisis (salida de un inversor); (b) el segundo día de análisis (subestación); (c) el tercer día de análisis (subestación). 114

Figura 47. (a) Primer disturbio detectado en generación eólica; (b) segundo disturbio detectado en generación eólica. 116

Figura 48. (a) comparativa entre la señal del primer disturbio y la CFF estimada; (b) componente residual..... 116

Figura 49. (a) Comparativa entre la señal del segundo disturbio y la CFF estimada; (b) señal residual..... 117

Figura 50. (a) Acercamiento de la señal residual en la zona z1; (b) señal original en la zona z1; (c) acercamiento de la señal residual en la zona z2; (d) señal original en la zona z2; (e) acercamiento de la señal residual en la zona z3; (f) señal original en la zona z3. 119

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

Dadas las necesidades domésticas e industriales de la sociedad actual, se ha vuelto indispensable contar con formas de generación de energía que generen confianza a los usuarios finales de la red eléctrica. En este sentido, las fuentes convencionales de generación eléctrica han sido capaces de proveer un suministro fiable, robusto y de buena calidad a lo largo de muchos años. De manera convencional, la energía eléctrica es producida utilizando combustibles como el petróleo, el carbón, el gas, entre otros (Parra et al., 2015). De este modo, basta con tener la cantidad suficiente de combustible para garantizar una producción ininterrumpida de energía eléctrica. Sin embargo, es bien sabido que las materias primas utilizadas por las formas convencionales de generación eléctrica, provienen, en su mayoría, de recursos naturales no renovables, es decir, las materias primas utilizadas son finitas y, por lo tanto, llegará el día en que sea necesario prescindir de su uso. De acuerdo con Abas et al. (2015), el carbón es actualmente el combustible más utilizado para la generación eléctrica, pues se encuentra en una etapa de florecimiento. Esto significa que la cantidad de reserva es aun grande en comparación con su uso y explotación; sin embargo, está cerca de llegar a su pico máximo y a partir de ahí comenzará una etapa de declive. En el caso del petróleo y del gas la situación es distinta, puesto que ya sobrepasaron su pico en la década de los 90's y ahora se encuentran en su etapa de declive, es decir, las reservas ya no son tan bastas y su consumo sigue siendo muy elevado. Esto se traduce en un aumento en los costes de producción que afecta no sólo a las empresas de generación y distribución, sino también al usuario final. Aunado al agotamiento de los recursos naturales, la generación convencional conlleva la emisión de una gran cantidad de gases contaminantes. La elevada cantidad de agentes contaminantes en el ambiente, da lugar a una serie de problemas ambientales como la reducción de la capa de ozono, el efecto invernadero, cambios climáticos, entre otros (Siddique y De Doncker, 2018). Más aun, todos

estos problemas ambientales tienen una repercusión directa en la salud de las personas, por lo que frenarlos toma una gran importancia para mejorar la calidad de vida de los habitantes de una población.

Las energías renovables surgen como una alternativa para contrarrestar los problemas económicos y ambientales asociados con las fuentes convencionales de generación eléctrica. Panwar et al. (2011) mencionan que se consideran fuentes de energía renovables, aquellas que pueden ser utilizadas para producir energía una y otra vez, (el sol, el viento, la biomasa, etc). Esto debido a que las energías renovables provienen de recursos naturales que son inagotables a escala humana, es decir, que existirán mientras exista vida en el planeta, y que pueden ser utilizadas con cero o casi cero emisiones de gases (Hussain et al., 2017). De entre todas las renovables, son la solar fotovoltaica y la eólica las formas de producción que han tenido mayor proyección y se espera que su uso continúe creciendo en los próximos años. En 2017, se instaló un total de 98 GW de potencia en paneles fotovoltaicos para alcanzar una potencia de 402 GW en todo el mundo producidos utilizando la energía solar fotovoltaica. En cuanto a energía eólica se refiere, 52 GW de potencia fueron instalados en 2017 para alcanzar un total de 539 GW de potencia que son generados a partir de este tipo de energía alrededor del mundo (REN 21, 2018). Desafortunadamente, no todo son ventajas cuando se incluye a las energías renovables en el proceso de generación eléctrica. El principal problema con este tipo de energías, recae en el hecho de que son completamente dependientes de las condiciones ambientales, de modo que la generación es variable y se ve afectada por parámetros como la cantidad de radiación solar, la presencia de nubes, la temperatura, la velocidad del viento, entre otros (Du et al., 2013). Además, los generadores fotovoltaicos y eólicos, requieren el uso de un inversor de potencia para suministrar adecuadamente la energía generada en la red eléctrica (Hadjidemetriou et al., 2017). El uso de dispositivos electrónicos de potencia y la dependencia de las condiciones climáticas pueden provocar variaciones de voltaje periódicas asociadas con problemas de calidad de la energía como *flicker* y la contaminación

armónica e interarmónica. Además, al estar conectadas a la red, este tipo de energías también son propensas a sufrir de sobretensiones y caídas de voltaje. En este sentido, se vuelve necesario contar con metodologías que permitan monitorizar de forma constante el estado de una red que incluye generación renovable para garantizar que la calidad de la energía que se entrega al usuario final cumple con las normas y estándares internacionales. Más aún, si la generación renovable está asociada a fenómenos meteorológicos, es importante determinar si las condiciones climatológicas pueden ser consideradas como fuente de la introducción de problemas de calidad de la energía cuando se utilizan energías renovables.

1.2 Estado del arte

Si bien la generación mediante fuentes de energía alternativas es en verdad prometedora y una buena solución a la crisis energética y de contaminación ambiental, actualmente se enfrentan diversas problemáticas para la introducción y el uso de dicha tecnología. Ueckerdt et al. (2015) resaltan el hecho de que tanto el sol como el aire son fuentes de energía aleatorias, es decir, su comportamiento es estocástico, varía con respecto al tiempo y esto provoca que la generación con este tipo de fuentes de energía sea de igual naturaleza, presentando variaciones en el voltaje, corriente y potencia entregados. Wee et al. (2012) presentaron un estudio con varios de los problemas que se muestran al querer hacer uso de fuentes de energía alternativas, algunos de ellos de índole económica, por ejemplo, resulta más caro producir energía a partir de fuentes alternativas que con fuentes convencionales, esto debido a la tecnología que se requiere para tal efecto. Por otro lado, para colocar un parque eólico o solar se requiere de un espacio donde estos recursos sean abundantes para poder obtener buenas cantidades de energía generada. Otro concepto que ha tomado gran importancia en estos días es el de calidad de la energía. De acuerdo con Chattopadhyay et al. (2011) el término calidad de la energía se refiere a mantener la forma de onda senoidal de las tensiones y corrientes de la línea de transmisión lo más cerca

posible de los valores nominales. El uso de cargas no lineales, es un factor que genera disturbios en la calidad de la energía. Debido a que las fuentes de energía no convencionales requieren de un circuito de electrónica de potencia para convertir corriente directa a corriente alterna, los cuales son cargas no lineales, como lo mencionan Eltawil y Zhao (2010) y Awadallah et al. (2015), son introducidos problemas en cuanto a calidad de la energía se refiere, siendo la introducción de armónicos e interarmónicos al sistema así como las variaciones de tensión, los problemas más comunes asociados con este tipo de generación. Por todo esto, diversos esfuerzos se han venido realizando para tratar de dar solución a algunas de estas problemáticas.

La introducción de armónicos e interarmónicos es, probablemente, el problema más común asociado con las fuentes alternativas de generación. La presencia de componentes espectrales no deseadas en las señales eléctricas, puede causar daños a equipos electrónicos, interferencia electromagnética, estrés térmico, reducción del tiempo de vida útil de las máquinas eléctricas, entre otros problemas (Kalair et al., 2017). Por tal motivo, se han desarrollado diversos trabajos para medir y evaluar el contenido armónico e interarmónico, no solo en redes que contienen generación alternativa, sino también en la red convencional. Estos trabajos utilizan análisis estadístico (He et al., 2017) o técnicas de procesamiento de señales digitales como la transformada de Fourier (Wen et al., 2015), el filtro Kalman (Singh et al., 2016), la transformada wavelet discreta (Tiwari y Jain, 2016), la descomposición de modo empírico (Camarena et al., 2016), la clasificación de señales múltiples (Elnady et al., 2014), entre otras, para evaluar el contenido espectral en una señal eléctrica. Sin embargo, estos trabajos limitan su estudio a la identificación y medición de armónicos e interarmónicos y no proporcionan información sobre la fuente de la que provienen estos componentes espectrales. Dado que se ha identificado que la principal fuente de contaminación armónica e interarmónica se da por el uso de inversores, otros trabajos se han centrado en mejorar la calidad de la energía entregada por estos dispositivos. Las soluciones propuestas para esta tarea son: el uso de filtros de potencia activa en

la salida del inversor (Terriche et al., 2018), inyección de potencia reactiva (Liu et al., 2017), controladores robustos (Safa et al., 2018), y el diseño de nuevas topologías de inversores (Ahmad y Singh, 2018). Estos trabajos proponen alternativas para reducir el contenido espectral no deseado en una señal proveniente de la generación alternativa. Sin embargo, asumen que el inversor es la única fuente de contenido armónico e interarmónico, y descartan la posibilidad de que haya otros factores externos que puedan introducir componentes espectrales en la señal de voltaje. Por otro lado, hay trabajos que consideran que algunos factores externos pueden afectar el proceso de generación y conversión de la energía. Por ejemplo, Langella et al., (2016) evaluaron tres inversores solares en diferentes condiciones de operación y los resultados demuestran que los armónicos e interarmónicos introducidos por el inversor solar dependen en gran medida de las características de voltaje de suministro, como las distorsiones de la forma de onda del voltaje, el valor de la impedancia de la fuente y la cantidad de energía suministrada por el inversor. También, Papaioannou et al., (2011) desarrollaron un modelo matemático que describe el comportamiento del voltaje y la corriente suministrada por un sistema fotovoltaico en función de la radiación solar y la temperatura de la celda. Sin embargo, este estudio no cuantifica la relación entre los parámetros ambientales y la contaminación armónica. Además, los interarmónicos no son considerados en dicho trabajo. En este sentido, es necesario realizar un análisis que evalúe tanto el nivel de armónicos como el nivel de interarmónicos en las señales de voltaje de cualquier sistema de generación alternativa. Además, dado la generación de energía depende completamente de las condiciones climáticas, es importante cuantificar el nivel de relación entre los parámetros ambientales y la contaminación armónica e interarmónica.

La existencia de componentes armónicas e interarmónicas en señales eléctricas, puede generar fluctuaciones periódicas de voltaje que dan lugar al fenómeno conocido como *flicker*, que es una fluctuación de tensión de baja frecuencia que da lugar a notables cambios de iluminación en diferentes tipos de lámparas. La norma IEC 61000-4-15 describe los niveles admisibles, así como una

metodología para obtener un flickómetro (es decir, un dispositivo para la medición de *flicker*). Sin embargo, este medidor presenta ciertas limitaciones que pueden afectar la correcta medición del disturbio (Hooshyar et al., 2013). Dado que este es un fenómeno que modula en amplitud la señal de voltaje, se requiere conocer la forma de onda de la señal moduladora. Algunos trabajos han desarrollado representaciones analíticas para medir y describir el *flicker*. Estos trabajos van desde una representación en el dominio de la frecuencia (Feola et al., 2015) o en el dominio tiempo-frecuencia (Chang et al., 2009), hasta una expresión matemática bastante completa que describe, no solo el *flicker*, sino un gran conjunto de perturbaciones de calidad de la energía (Rodriguez et al., 2017). Si bien el modelo presentado por Rodriguez et al. (2017), es muy completo y también presenta el *flicker* como una modulación en amplitud de las señales de voltaje, no proporciona información sobre cómo extraer o evaluar los parámetros que componen la señal de modulación. Por tal motivo, existen otros trabajos que utilizan técnicas como la transformada Hilbert para encontrar la envolvente de una señal de voltaje y, a través de la transformada de Fourier, evaluar la frecuencia y amplitud de dicha envolvente (Balouji y Salor, 2016). Sin embargo, estos trabajos analizan la red eléctrica convencional y, por lo tanto, no se muestra cómo afecta la generación alternativa ni cuáles son las posibles causas de esta afectación. En cuanto a fuentes de generación alternativas se refiere, ha sido demostrado que la variabilidad debida a factores ambientales como la irradiancia y la temperatura en el caso de la generación fotovoltaica, o la velocidad del viento en el caso de la generación eólica, son factores importantes para la aparición del *flicker* (Ebad y Grady, 2016; Larsson, 2002). También se ha demostrado que el uso de inversores para convertir la generación en corriente a continua a corriente alterna, introducen una gran cantidad de interarmónicos que, como ya se mencionó, dan lugar a la existencia de *flicker*. En este sentido, existen diversos trabajos que han realizado análisis cualitativos para relacionar las fluctuaciones de voltaje, con parámetros ambientales y con el principio de funcionamiento del inversor utilizado (Hernández et al., 2011; Chidurala et al., 2015; Pakonen et al., 2016; Wei et al., 2016;

Mohammadi y Mehraeen, 2017). El problema con estos trabajos reside en el hecho de que solamente se muestran las mediciones del *flicker* en diferentes días con distintas condiciones climáticas y se presenta que los resultados varían de un día a otro, por lo que se concluye que las fluctuaciones de voltaje están asociadas a las variaciones en las condiciones ambientales. Sin embargo, no se presenta ningún análisis que permita desarrollar un modelo matemático para cuantificar el efecto de cada parámetro ambiental en la existencia de las fluctuaciones de voltaje. Por tal motivo, sigue siendo necesario desarrollar metodologías enfocadas a la generación con energías alternativas que permitan, no solamente medir y evaluar el *flicker*, sino también desarrollar modelos que permitan determinar los niveles de afectación de los parámetros ambientales en este tipo de problemas de calidad de la energía.

Existen otro tipo de fluctuaciones de voltaje que también son importantes en las fuentes de generación alternativas. Estas variaciones dan lugar a huecos o caídas de tensión conocidas como *sags*, u ocasionan sobretensiones de corta duración llamadas *swells*. Este tipo de fenómenos son más bien asociados a la conexión o desconexión de grandes cargas, pero representa un problema para los sistemas de generación alternativos pues, una variación de este tipo, provocará que los inversores se desconecten y dejen de funcionar hasta que los niveles de tensión se normalicen (Saadat et al., 2013). Lo anterior se refleja en pérdidas para las empresas generadoras de energía pues dejan de producir durante el periodo en el cual se presentan estos disturbios. Por tal motivo, existen diversos trabajos que buscan dar solución a este problema, y el uso y diseño de sistemas de almacenamiento de energía es una de las soluciones más comunes. En este sentido, Díaz-González et al. (2012) presentaron una revisión de los diferentes sistemas de almacenamiento de energía utilizados para control de la calidad de la energía y la planificación de potencia, mostrando los principios de operación y principales características de cada sistema. Las tecnologías revisadas en este trabajo abarcan el uso de gases comprimidos, baterías, superconductores magnéticos, supercapacitores y sistemas que utilizan el flujo del agua. Por su

parte, Lee y Cha (2015) presentaron una metodología para estabilizar la potencia de salida de un generador eólico, a partir de un sistema de almacenamiento de energía en un súper capacitor, mientras que Ge et al. (2013) desarrollaron un sistema de almacenamiento de energía para mejorar la calidad de la energía y la estabilidad del sistema de generación, a través de la conexión y uso de una batería de flujo de vanadio. Además del uso de sistemas de almacenamiento de energía, otras metodologías han sido desarrolladas para tratar de compensar las fluctuaciones de voltaje y corriente en sistemas que incluyen fuentes alternativas de generación. Ejemplo de ello, lo presentaron Lahaçani et al. (2010) quienes llevaron a cabo una metodología para la compensación de variaciones de voltaje, mediante el uso de compensadores estáticos. Roy et al. (2013) propusieron una metodología simulada para mejorar la estabilidad dinámica del voltaje en sistemas de generación distribuida, a través del uso del margen de potencia reactiva y la capacidad de potencia reactiva del sistema. También, Hadjidemetriou et al. (2015) desarrollaron una metodología para la mejora en los parámetros de corriente y voltaje, obtenidos a partir de fuentes alternas de generación, mediante la implementación de una nueva estructura de lazo de seguimiento de fase o PLL (del inglés phase-locked loop). Todos los trabajos antes mencionados, requieren del uso de técnicas de procesamiento digital de señales (como la transformada de Fourier, la transformada wavelet, el filtro Kalman, entre otras), para la detección de las caídas o elevaciones de tensión. Sin embargo, dado el carácter transitorio de los *sags* y los *swells*, todavía resulta necesario el desarrollo de nuevas técnicas y/o metodologías para mejorar la detección de este tipo de disturbios.

Finalmente, es importante mencionar que, dada la variabilidad de los parámetros ambientales, la predicción de la energía que puede ser generada utilizando fuentes alternativas de generación es un tema que ha generado bastante interés para los investigadores actuales. Los trabajos desarrollados hasta el momento se pueden dividir en dos variantes: los que usan datos meteorológicos y salidas pasadas del sistema de generación para estimar los valores futuros de dichas salidas (Shi et al., 2012; Yang et al., 2014; Ahmad et al., 2018); y los que

primero que predicen las condiciones climatológicas y la energía generada se estima como consecuencia de los factores climáticos predichos (Capizzi et al., 2012; Rodrigues et al., 2018). Las dos variantes son utilizadas sobretudo en generación fotovoltaica y eólica, y tienen en común que utilizan técnicas de procesamiento digital de señales, métodos numéricos, métodos estadísticos, o inteligencia artificial para encontrar los parámetros que mejor se ajustan a un modelo de predicción. Si bien estos trabajos han probado dar buenos resultados presentan el problema de que solamente abarcan la predicción de la cantidad de energía producida, y dejan de lado la calidad de la misma. Por tal motivo, se vuelve necesario el desarrollo de metodologías que permitan analizar e incluso predecir algunos aspectos de la calidad de la energía que se genera utilizando fuentes renovables de generación.

En resumen, es claro que diversos países alrededor del mundo están optando por una alta inclusión de fuentes alternativas de generación en su sistema eléctrico. Esta inclusión viene acompañada de una serie de problemas relacionados con la variabilidad natural de las condiciones climáticas que impacta directamente en la cantidad y la calidad de la energía que se produce. Por tal motivo, todavía resulta de gran importancia el desarrollo de técnicas que permitan llevar a cabo una correcta identificación y evaluación de problemas de calidad de la energía en sistemas alternativos de generación. Más aún, resulta de gran importancia poder encontrar modelos que describan y cuantifiquen la relación que existe entre la calidad de la energía y los parámetros ambientales de los cuales depende la generación eléctrica.

1.3 Descripción del problema

Actualmente se comienza a vivir una crisis energética, debido a que las fuentes convencionales de generación de energía eléctrica utilizan recursos naturales no renovables como materias primas. Estos recursos naturales se están agotando y llegará el momento en que no sea posible utilizar estos recursos para generar electricidad. Por tal motivo, se ha popularizado el uso de fuentes

alternativas para la generación de energía. Estas fuentes alternativas provienen, en su mayoría, de recursos naturales renovables lo que supone que siempre se podrá contar con ellas ya que no se agotarán; ejemplos de estas fuentes son el sol y el viento, que son actualmente las dos fuentes renovables más utilizadas en la generación de energía. Sin embargo, el uso de esta tecnología, supone un reto bastante grande, pues su inclusión a la red eléctrica no es sencilla y surgen diversos problemas y complicaciones cuando se incluyen los sistemas de generación alternativos a la red eléctrica general. Varios de estos problemas tienen que ver con la calidad de la energía que se genera. Una mala calidad de la energía puede traducirse en daños a los dispositivos que sean alimentados con esta energía, los cuales pueden ir desde dispositivos domésticos hasta maquinaria industrial. Esto vuelve necesario el contar con sistemas que permitan monitorear diversos parámetros de la energía producida, de modo que se pueda detectar niveles perjudiciales en la calidad de la energía con el fin de evitar que haya daños y/o pérdidas debidas malas condiciones de operación.

Actualmente, en el ámbito de la investigación existen diversas metodologías que permiten monitorear y detectar problemas relacionados con la calidad de la energía. No obstante, muchas de ellas son técnicas que llevan a cabo el análisis fuera de línea, de modo que el problema es detectado cuando ya se encuentra muy avanzado o incluso cuando ya terminó, por lo que a pesar de contar con el monitoreo, diversos dispositivos pueden llegar a ser dañados por no poder tomar las medidas adecuadas en el momento correcto. En lo relacionado a la inclusión de fuentes renovables, las metodologías se han centrado en la corrección de problemas, por ejemplo, en el caso de caídas y subidas en la tensión se han desarrollado diversos sistemas de almacenamiento de energía y diversos controladores que, en conjunto, permiten tener los niveles de tensión fijos la mayoría tiempo. La principal debilidad de estas metodologías recae en el hecho de que la medición de sags y swell se lleva a cabo sólo antes y después de la metodología aplicada, es decir se usa como un mero indicador de que la metodología funciona, pero no se lleva a cabo un monitoreo continuo de estos

parámetros, lo cual es deseable pues el controlador puede llegar a fallar o simplemente no siempre responder tan rápido como se espera.

En el caso de la distorsión armónica total, las metodologías se han centrado en el uso de filtros, principalmente activos, para la inyección o extracción de potencia reactiva de la línea, junto a un controlador (PID, difuso, neuro-difuso, etc), para mitigar la cantidad de armónicos en el sistema. Nuevamente la medición del parámetro de contenido armónico se deja sólo como un indicador de la efectividad de la metodología y no se monitorea de forma constante para detectar detalles que el controlador pudiera pasar por alto. Esto abre la puerta al desarrollo de metodologías que permitan el monitoreo de los principales problemas, en cuanto a calidad de la energía se refiere, en sistemas alternos de generación (sag, swell, introducción de armónicos), de modo que se pueda detectar y diagnosticar condiciones fuera de norma en la energía generada. Por otro lado, aunque es bien sabido que se presentan fenómenos como flicker y distorsión armónica e interarmónica en la generación alternativa, la literatura revisada hasta ahora no presenta modelos de correlación que permitan identificar las causas de tales disturbios, de modo que el monitoreo de algunas variables externas, como la cantidad de luz solar o las vibraciones, para encontrar una correlación entre ellas y problemas en calidad de la energía presenta un nicho de oportunidad para la investigación científica.

1.4 Justificación

La inclusión de energías renovables al sistema de generación actual implica un reto bastante grande, sin embargo, y dado que la introducción de esta tecnología parece volverse indispensable para la generación a futuro, cada vez son más los esfuerzos realizados en investigación para afrontar los retos presentados por el uso de la generación alternativa. En este sentido, este proyecto es motivado por la necesidad existente de poder medir qué tan eficiente es la energía generada a partir de fuentes alternativas, ya que, si bien el uso de este tipo de fuentes de generación supone una alternativa amigable al medio ambiente

por tratarse de una generación libre de emisiones contaminantes, la calidad de la energía obtenida se ve afectada por la variabilidad de las fuentes como el viento y el sol, así como por el uso de circuitos de electrónica de potencia, necesarios para la conversión de corriente directa a alterna y para la sincronización de señales. Dado que estas son cuestiones que no se pueden evitar y considerando que la mayoría de los productos que se utilizan en la actualidad, desde los electrodomésticos hasta la maquinaria industrial, son sensibles a las variaciones en la fuente con que son alimentados, el detectar problemas en la energía generada se vuelve de gran importancia para proteger la vida útil de tales dispositivos. Además, una metodología especializada en la calidad de la energía generada por sistemas con fuentes alternativas es necesaria, ya que las metodologías para este tipo de problema, son utilizadas para observar el efecto de la interferencia de procesos en la red convencional, es decir la forma en que una carga afecta a la red eléctrica

Dado que al utilizar energías renovables para la generación se introducen problemas de calidad de la energía, principalmente fluctuaciones de voltaje e introducción de armónicos e interarmónicos al sistema, hecho que se pudo apreciar en la revisión de la literatura, es de vital importancia desarrollar algoritmos y metodologías que permitan detectar de manera eficaz estos problemas en la calidad de la energía que se está generando para evitar fallas en los dispositivos que sean alimentados por dicha energía. Las metodologías realizadas hasta ahora resuelven de manera parcial esta problemática debido a que la atención ha sido centrada en el desarrollo de metodologías para la compensación y control de los problemas, dejando la medición de cada parámetro únicamente como un indicador de la funcionalidad de la metodología, de modo que es necesario diseñar e implementar nuevas metodologías que permitan atacar el problema de una forma más certera, es decir, hay que monitorear de forma constante la energía generada para detectar el momento en que ocurren los problemas.

Por otro lado, así como en la red eléctrica convencional se ha encontrado la correlación existente entre diversos procesos industriales y la afección a la calidad de la energía que estos presentan, en los sistemas de generación alternativa se vuelve deseable encontrar la correlación existente entre algunos parámetros externos a la generación, como la cantidad de sol en un sistema fotovoltaico o la vibración en un aerogenerador, y los disturbios en calidad de la energía que estos fenómenos producen. Esto representa una buena contribución científica debido a que, en la literatura revisada hasta ahora, no se han detectado trabajos que reporten esta situación.

1.5 Hipótesis y Objetivos

1.5.1 Hipótesis

Mediante el desarrollo de metodologías basadas en procesamiento de datos, es posible la detección de los principales problemas de calidad de la energía en fuentes de generación alternativas, para encontrar su relación con parámetros ambientales.

1.5.2 Objetivo general

Desarrollar una metodología para el monitoreo de los principales disturbios de calidad de la energía, mediante técnicas de procesamiento digital de señales, en un sistema de generación renovable.

1.5.3 Objetivos particulares

1. Analizar los principales problemas, relacionados con la calidad de la energía, resultantes de utilizar fuentes alternativas de generación para detectar cuáles son los de mayor importancia.

2. Instrumentación de un sistema de generación alternativa, mediante sensores de voltaje y corriente, para obtener muestras de diferentes señales y analizar sus características.

3. Desarrollar e implementar una metodología para detección de variaciones de tensión en sistemas de generación alternativa mediante procesamiento digital de señales.

4. Desarrollar e implementar una metodología para detección de flicker en sistemas de generación alternativa mediante procesamiento digital de señales.

5. Desarrollar e implementar una metodología para estimación de contenido armónico en sistemas de generación alternativa mediante procesamiento digital de señales.

6. Desarrollar e implementar una metodología para estimación de contenido interarmónico en sistemas de generación alternativa mediante procesamiento digital de señales.

7. Desarrollar e implementar una metodología para la correlación de parámetros ambientales con problemas de calidad de la energía en sistemas fotovoltaicos y de aerogeneradores.

8. Publicar dos artículos en revistas indexadas y obtener un tercer producto avalado por el CONACYT, mediante el estudio y desarrollo de metodologías y técnicas usadas en este proyecto con la finalidad de difundir la presente investigación.

1.6 Planteamiento general

La Figura 1 presenta un diagrama a bloques con el planteamiento general para el desarrollo de este trabajo de investigación. Lo primero que se plantea es realizar la medición de variables eléctricas en dos tipos de sistemas de generación alternativos (fotovoltaico y eólico). A la par, se realizó la medición de algunos parámetros ambientales (irradiancia, temperatura y velocidad del viento). Posteriormente se desarrollarán metodologías para la detección de diversos disturbios e indicadores de calidad de la energía: algunos de estos disturbios serán de carácter cuasi estacionario (contenido armónico, contenido

interarmónico, *flicker*), mientras que otros son considerados de naturaleza transitoria (sag, swell). Finalmente, se utilizarán diferentes técnicas para obtener modelos matemáticos que permitan correlacionar los parámetros ambientales con la energía que se genera y con la calidad de la misma. De este modo es posible cuantificar el nivel de afectación debido a cada parámetro ambiental. Esto significa una mejora a las metodologías reportadas hasta ahora que se limitan a hacer estudios de tipo cualitativo y no cuantitativo.

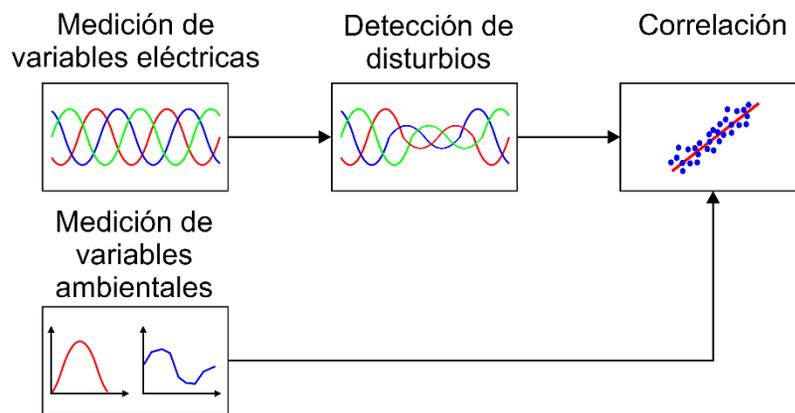


Figura 1. Diagrama de bloques del planteamiento general.

2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

Este capítulo presentará los fundamentos y conceptos teóricos necesarios para el desarrollo del trabajo de investigación.

2.1 Calidad de la energía

Existen una gran variedad de definiciones de calidad de la energía, sin embargo, una de las definiciones más aceptadas es la presentada por el estándar IEC 61000-4-30 (International Electrotechnical Commission, 2003) que dice que la calidad de la energía se entiende como las características de las señales eléctricas en un punto dado del sistema eléctrico, evaluadas en función de un conjunto de parámetros técnicos de referencia. Dicho de otro modo, la calidad de la energía se encarga de evaluar las desviaciones de la señal eléctrica real con respecto de una onda ideal. Cualquier desviación del voltaje o la corriente con respecto de la forma de onda ideal es conocido como un disturbio de la calidad de la energía. Un disturbio puede ser una perturbación de voltaje o una perturbación de corriente, pero a menudo no es posible distinguir entre ambas. Cualquier cambio en la corriente da un cambio en el voltaje y viceversa. El estándar IEEE 1159-2009 clasifica y establece una definición para cada uno de los disturbios de calidad de la energía. Esta clasificación puede ser observada en la tabla 1 (Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2009).

Tabla 1. Categorías y características típicas de los fenómenos electromagnéticos del sistema de potencia.

Categorías	Duración típica	Magnitud de tensión típica
1.0 Transitorios		

1.1 Impulsivo		
1.1.1 Nanosegundo	< 50 ns	
1.1.2 Microsegundo	50 ns – 1 ms	
1.1.3 Milisegundo	> 1ms	
1.2 Oscilatorio		
1.2.1 Baja frecuencia	0.3 – 50 ms	0 – 4 pu*
1.2.2 Media frecuencia	20 μ s	0 – 8 pu
1.2.3 Alta frecuencia	5 μ s	0 – 4 pu
2.0 Variaciones del valor rms de corta duraci3n		
2.1 Instant3neas		
2.1.1 Sag	0.5 – 30 ciclos	0.1 – 0.9 pu
2.1.2 Swell	0.5 – 30 ciclos	1.1 – 1.8 pu
2.2 Moment3neas		
2.2.1 Interrupci3n	0.5 ciclos – 3 s	< 0.1 pu
2.2.2 Sag	30 ciclos – 3 s	0.1 – 0.9 pu
2.2.3 Swell	30 ciclos – 3 s	1.1 – 1.4 pu
2.3 Temporales		
2.3.1 Interrupci3n	> 3 s – 1 min	< 0.1 pu
2.3.2 Sag	> 3 s – 1 min	0.1 – 0.9 pu
2.3.3 Swell	> 3 s – 1 min	1.1 – 1.2 pu
3.0 Variaciones del valor rms de larga duraci3n		
3.1 Interrupci3n sostenida	> 1 min	0.0 pu
3.2 Caída de tensi3n	> 1 min	0.8 – 0.9 pu
3.3 Sobretensi3n	> 1 min	1.1 -1.2 pu
3.4 Sobrecarga de corriente	> 1 min	
4.0 Desbalance		
4.1 Voltaje	Estacionario	0.5 – 2 %

4.2 Corriente	Estacionario	1.0 – 30 %
5.0 Distorsión de forma de onda		
5.1 Nivel de CC	Estacionario	0 – 0.1 %
5.2 Armónicos	Estacionario	0 – 20 %
5.3 Interarmónicos	Estacionario	0 – 2 %
5.4 Notching	Estacionario	
5.5 Ruido	Estacionario	0 – 1 %
6.0 Fluctuaciones de voltaje	Intermitente	0.1 – 7 %
7.0 Variaciones de frecuencia en potencia	< 10 s	±0.1 Hz

* La cantidad pu se refiere a por unidad (del inglés per unit), que es adimensional. La cantidad 1.0 pu corresponde al 100%. Generalmente se considera que la condición nominal es 1.0 pu. En esta tabla, el valor nominal máximo se utiliza como base para los transitorios y el valor nominal rms se utiliza como base para las variaciones de valor rms.

Los disturbios presentados en la tabla 1 pueden ser clasificados en dos categorías: variaciones y eventos. Las variaciones son perturbaciones de estado estacionario, o cuasi estacionario, que requieren (o permiten) mediciones continuas. Los eventos son disturbios repentinos con un principio y un final (Bollen y Gu, 2006). En las secciones siguientes se definirán con mayor detalle únicamente las variaciones y eventos que serán estudiados en este trabajo de investigación.

2.1.1 Disturbios estacionarios (variaciones)

Como ya se mencionó con anterioridad, las variaciones son disturbios de carácter estacionario, es decir, se considera que el disturbio acontece durante la totalidad de la duración de la señal bajo análisis. De los disturbios que son motivo de análisis de este trabajo, en esta categoría se considera al contenido armónico, el contenido interarmónico y las fluctuaciones de voltaje que dan origen al *flicker*. A continuación, se presenta la definición de estos disturbios.

Armónicos: El estándar IEEE 519-2014 (Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014), define los armónicos como componentes sinusoidales en el voltaje o la corriente que poseen frecuencias que son múltiplos

enteros de la componente de frecuencia fundamental (CFF) de la red. La existencia de componentes armónicos está asociada con la distorsión de la forma de onda. Para cuantificar el nivel de distorsión debido a los armónicos en las señales de voltaje o corriente, se utiliza el índice conocido como distorsión armónica total THD (del inglés *total harmonic distortion*). La THD representa la energía del contenido armónico como un porcentaje de la energía de la CFF, y considera los componentes armónicos hasta el orden 50. La expresión matemática para la THD se presenta en la ecuación (1):

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{50} P_h^2}}{P_1} \cdot 100 \quad (1)$$

donde P_1 es la potencia de la CFF y P_h es la potencia del componente armónico de orden h . Cada componente armónico en la ecuación (1) se encuentra utilizando la transformada de Fourier. El cálculo de la THD debe realizarse utilizando una ventana de tiempo de 200 ms, es decir, 12 ciclos para sistemas de potencia de 60 Hz o 10 ciclos para sistemas de potencia de 50 Hz. El ancho de esta ventana se selecciona para garantizar una resolución de frecuencia de al menos 5 Hz. Un ancho mayor puede introducir valores erróneos para señales que no son completamente estacionarias y un ancho menor comprometería la resolución de frecuencia de la transformada de Fourier. Es importante mencionar que el estándar IEEE 519-2014 establece claramente que la THD debe calcularse excluyendo todos los componentes interarmónicos.

Interarmónicos: están definidos como componentes sinusoidales periódicas cuyas frecuencias no son un múltiplo entero de la frecuencia a la que opera el sistema de suministro eléctrico. Los componentes interarmónicos causan distorsión en la forma de onda del voltaje y no son considerados por la mayoría de los estándares internacionales aun cuando son conocidos sus efectos perjudiciales. Para evaluar el nivel de distorsión debido a los interarmónicos en este trabajo se introduce el índice llamado distorsión interarmónica total TIHD (del inglés *total interharmonic distortion*). Este índice considera los componentes

espectrales que no son múltiplos enteros de la CFF. Para calcular este índice, la ecuación (1) se modifica para obtener la ecuación (2):

$$TIHD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N P_i}}{P_{CFF}} \cdot 100 \quad (2)$$

donde P_{CFF} es la potencia de la CFF y P_i es la potencia del i -ésimo componente interarmónico. La TIHD también se calcula utilizando una ventana de tiempo de 200 ms. En este punto es importante mencionar que el estándar IEEE 519-2014 si considera y establece niveles permitidos de contaminación interarmónica. Sin embargo, esta norma sólo considera los interarmónicos en el rango de 0 Hz a 120 Hz y descarta el resto del ancho de banda. El índice TIHD considera todo el ancho de banda de la señal bajo análisis.

Flicker. El estándar IEEE 1159-2009 define el *flicker* como la impresión de inestabilidad en la sensación visual producida por una carga luminosa cuya distribución espectral fluctúa con el tiempo. Esta sensación se debe a las fluctuaciones de voltaje en los sistemas de energía eléctrica, generando una forma de onda que modula la amplitud de la señal de voltaje. Esta forma de onda moduladora se caracteriza por presentar una frecuencia, o un conjunto de frecuencias, que es más baja que la frecuencia fundamental del suministro eléctrico. Sin embargo, ciertas combinaciones de frecuencia y amplitud de la forma de onda modulada pueden producir irritación para las personas. Rodríguez-Guerrero et al. (2017), presentaron una expresión matemática para el modelado del *flicker*. Esta representación considera parámetros bien definidos, como la intensidad o amplitud, la frecuencia del flicker y la duración del evento. De manera analítica, este fenómeno puede ser representado mediante la ecuación (3):

$$X_{fl}(t) = A \cdot [1 + \delta_a(t)] \cdot [\cos(2\pi f_0 t + \theta)] \quad (3)$$

donde $X_{fl}(t)$ es la señal con *flicker*, A y f_0 son la amplitud y la frecuencia de la señal fundamental, y $\delta_a(t)$ es una modulación de onda cuadrada dada por la ecuación (4):

$$\delta_a(t) = A_{fl} \cdot \text{sgn}[\cos(2\pi f_{fl}t + \theta_{fl})] \quad (4)$$

siendo A_{fl} la amplitud de una señal cuadrada para la modulación; la función $\text{sgn}()$ es la función de signo; la modulación tiene una frecuencia f_{fl} y fase θ_{fl} . Es importante mencionar que el modelo de la ecuación (4) considera que la señal moduladora solamente contiene una frecuencia. Los trabajos reportados hasta ahora hacen esta consideración, que la señal moduladora contiene una única frecuencia, lo cual puede no ser cierto en todos los casos. Sin embargo, la ecuación (4) se puede modificar fácilmente para considerar la existencia de varias componentes de frecuencia en la señal de modulación dando lugar a la ecuación (5):

$$\delta_a(t) = \sum_{i=1}^n A_{fl}(i) \cdot \text{sgn}\{\cos[2\pi f_{fl}(i)t + \theta_{fl}(i)]\} \quad (5)$$

donde $A_{fl}(i)$ es la amplitud de la i -ésima componente de la señal de modulación con frecuencia $f_{fl}(i)$ y fase $\theta_{fl}(i)$. Por lo tanto, es posible describir y representar cada señal de *flicker* al conocer la amplitud y la frecuencia de cada componente de la señal de modulación.

2.1.2 Disturbios transitorios (eventos)

Ya se ha mencionado que los eventos son disturbios repentinos, por lo que se sabe que solamente acontecen durante un breve instante de tiempo y no durante todo el periodo de análisis. En esta clasificación caen los *sags*, los *swells* y los transitorios oscilatorios e impulsivos.

Sag: también conocido como dip o hueco de tensión, es una disminución en el voltaje rms a valores entre 0.1 pu y 0.9 pu para duraciones de 0.5 ciclos a 1 minuto. Los valores típicos de voltaje para este disturbio están entre 0.1 pu y 0.9 pu. La terminología utilizada para describir la magnitud de un *sag* es a menudo confusa. Un " *sag* de magnitud 20% " puede referirse a una caída que resulta en un voltaje de 0.8 pu o 0.2 pu. La terminología preferida al describir las variaciones de valor rms es el voltaje retenido o voltaje restante. Por lo tanto, para este trabajo se utilizará esta nomenclatura y se considerará el voltaje restante para la

definición de los disturbios de tipo *sag*. Por ejemplo, un *sag* del 80% se refiere a una perturbación que resultó en un voltaje de 0.8 pu. Las caídas de voltaje generalmente están asociadas con fallas del sistema, pero también pueden ser causadas por el cambio de cargas pesadas o el arranque de grandes motores.

Swell: es un aumento en el voltaje rms por encima de 1.1 pu para duraciones de 0.5 ciclos a 1 minuto. Las magnitudes típicas de este disturbio oscilan entre 1.1 pu y 1.2 pu. La magnitud del *swell* también se describe por su voltaje restante y, por lo tanto, siempre será mayor que 1.0 pu. Al igual que con los *sags*, los *swells* suelen estar asociados con condiciones de falla del sistema, pero son mucho menos comunes que las caídas de voltaje.

Transitorios oscilatorios e impulsivos: un evento se considera de tipo transitorio impulsivo si es un cambio repentino en las condiciones del estado estacionario de una señal de voltaje o corriente que es unidireccional en polaridad. Por otro lado, si se presenta un cambio en las condiciones en estado estacionario de una señal de voltaje o corriente y que incluye valores tanto positivos como negativos, entonces el transitorio se considera oscilatorio.

2.2 Cálculo de potencia

Cuando se habla de un proceso de generación eléctrica, resulta importante definir la potencia generada por el sistema en cuestión. En este sentido, se puede definir a la potencia instantánea $p(t)$ de un sistema eléctrico como el producto de los valores instantáneos del voltaje $v(t)$ y la corriente $i(t)$:

$$p(t) = v(t)i(t) \quad (6)$$

De manera general, la potencia instantánea es una función que varía a lo largo del tiempo. Sin embargo, el valor promedio de $p(t)$ en un periodo determinado, resulta de gran importancia pues representa el valor neto de la potencia generada o consumida. Por lo tanto, la verdadera potencia activa P

calculada como el valor promedio de la potencia instantánea en un intervalo de tiempo T viene dada por la ecuación (7):

$$P = \frac{1}{T} \int_0^T p(t) dt \quad (7)$$

La unidad de medición para la potencia activa en el sistema internacional de unidades es el watt (W). Además, la expresión presentada en la ecuación (7) puede ser llevada a su forma discreta para ser procesada en cualquier sistema digital:

$$P = \sum_{k=1}^n v_k i_k \quad (8)$$

donde n es el número de muestras; v_k e i_k son en el k -ésimo valor del voltaje y la corriente respectivamente; y P es la potencia activa.

2.3 Técnicas para la detección y análisis de disturbios de calidad de la energía

De acuerdo con la naturaleza de las señales que sean analizadas, y con el tipo de disturbio que se pretende localizar, existen diversas técnicas que permiten extraer y procesar la información. La mayoría de estas técnicas son transformaciones en frecuencia o tiempo-frecuencia. A continuación, se describen las técnicas utilizadas en el desarrollo de este trabajo.

2.3.1 Transformada de Fourier

La transformada de Fourier es una herramienta matemática que permite analizar sistemas lineales invariantes en el tiempo, mediante la transformación de una señal en el dominio del tiempo a una representación equivalente en el dominio de la frecuencia. Esta transformada se basa en la descomposición de una señal como un conjunto de exponenciales complejas, es decir, como una serie de componentes sinusoidales representadas en el dominio de la frecuencia (Oppenheim et al., 1997). Matemáticamente es representada por la ecuación (9):

$$x(j\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (9)$$

donde $x(j\omega)$ es la transformada de Fourier, $x(t)$ es la señal en el dominio del tiempo t , $j = \sqrt{-1}$ y f es la frecuencia continua. Si bien la ecuación (9) permite obtener la descomposición de una señal en varias componentes sinusoidales, para poder aplicar esta expresión sería necesario contar con una señal no causal, periódica y de longitud infinita. Esto representa un problema, ya que cuando se trabaja con señales reales, estas se consideran causales y finitas. Por tal motivo, es más común utilizar la representación discreta de la transformada de Fourier, la cual ya considera que la señal debe ser causal, de una duración finita y periódica. La expresión matemática que describe a la transformada discreta de Fourier se presenta en la ecuación (10):

$$X(j2\pi n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} e^{-j2\pi nk} x(k) \quad (10)$$

donde: $X(j2\pi n)$ representa la transformada discreta de Fourier; N es el número de muestras de la señal; $k \in \{0,1,2, \dots, N-1\}$ y representa la muestra actual; y n es la frecuencia discreta. Es importante remarcar que la ecuación (10) hace algunas suposiciones: la señal es periódica con periodo igual a N , la señal es causal, la señal es finita y limitada en banda. Por tal motivo, esta transformada solamente puede ser utilizada para el análisis de señales estacionarias. Cuando se requiere hacer un análisis de señales transitorias es necesario utilizar una técnica distinta.

2.3.2 Transformada wavelet

Cualquier transformada de espacio permite proyectar una función de un dominio a otro distinto haciendo uso de la ecuación (11) (Guillén-García et al., 2019):

$$X(s) = \int_{-\infty}^{\infty} K(s, t) x(t) dt \quad (11)$$

donde $X(s)$ es el espacio transformado, $K(s, t)$ es el núcleo de transformación en el tiempo t y $x(t)$ es el espacio original.

La transformada wavelet es una transformada de espacio que descompone una señal en un conjunto de señales llamadas componentes. Estos componentes corresponden a diferentes bandas de frecuencias en la señal original. De esta manera es posible realizar un análisis de frecuencia y amplitud en cualquier señal. Para poder utilizar esta técnica, es necesario definir una wavelet madre, que es una función de que varía en el tiempo con una escala p que es ajustable. Esta función escalable se compara con la función original y se obtiene una transformada wavelet, para cada escala p .

De manera analítica, la transformada wavelet está definida por la ecuación (12):

$$X(s, p) = \int_{-\infty}^{\infty} w(s, p, t)x(t)dt \quad (12)$$

donde $X(s, p)$ es la transformada wavelet de la escala p , $w(s, p, t)$ es la wavelet madre de la escala p en el tiempo t y $x(t)$ es el espacio original. Existe una gran cantidad de wavelets madre, pero todas ellas deben cumplir con las siguientes características:

- Debe ser oscilatoria.
- Debe decaer rápidamente a cero (es distinta de cero en un corto período de la función).
- Debe tener un valor medio nulo.

A diferencia de la transformada de Fourier, wavelet es una transformada tiempo-frecuencia, es decir, arroja información sobre el contenido en frecuencia de la señal, pero también sobre el tiempo en el ocurre cada componente. Además, esta técnica permite hacer el análisis de señales tanto estacionarias como transitorias. El principal inconveniente de esta transformada, recae en el hecho de que la información de frecuencia tiene una resolución muy pobre, la descomposición se hace en bandas de frecuencia y no es posible estimar un solo valor de frecuencia específico.

2.3.3 Clasificación de señales múltiples (MUSIC)

El algoritmo de clasificación de señales múltiples MUSIC (del inglés *multiple signal classification*), pertenece a una familia de métodos basados en la descomposición del espacio de observación en sub-espacios de señal y ruido (Morinigo-Sotelo et al., 2018). Estos métodos tienen la propiedad de brindar una alta resolución en frecuencia. MUSIC considera que una señal $x(t)$ es una suma de P sinusoides complejos acompañados de un ruido blanco aditivo como lo muestra la ecuación (13):

$$x(t) = \sum_{k=1}^P A_k e^{j(2\pi f_k t + \varphi_k)} + \eta(t) \quad (13)$$

donde A_k es la amplitud, f_k es la frecuencia, φ_k es la fase del k -ésimo vector espacial, $\eta(t)$ es ruido blanco, y P también se conoce como el orden de MUSIC. Los valores de amplitud y frecuencia de las componentes sinusoidales no son ni aleatorias ni desconocidas. Las fases de las componentes sinusoidales son variables aleatorias no correlacionadas, distribuidas uniformemente en el intervalo $[-\pi, \pi]$.

El espectro de potencia de $x(t)$ consiste en un conjunto de impulsos P de área igual a $2\pi|A_k|$ en las frecuencias f_k para $k = 1, 2, \dots, P$, más el espectro de potencia del ruido aditivo $\eta(t)$. Sobre la base de la ortogonalidad de los sub-espacios de señal y ruido, el pseudoespectro P_{MUSIC} de MUSIC del vector espacial actual viene dado por la siguiente función de estimación de frecuencia:

$$P_{MUSIC}(f) = \frac{1}{\sum_{i=P+1}^M |\bar{e}_i^H \bar{v}_i|^2} \quad (14)$$

donde \bar{v}_i es el vector propio del ruido y \bar{e}_i^H es el vector de la señal definido como $\bar{e}_i^H(f_i) = [1, e^{-j2\pi f_i}, \dots, e^{-j2\pi f_i(M-1)}]$. La ecuación (14) muestra un máximo cuando, con certeza f_k se encuentra presente en la señal, el resto de las proyecciones de subespecies de señal y ruido son cero. Como ya se mencionó, este algoritmo presenta una gran resolución en frecuencia; sin embargo, los valores de amplitud devueltos por MUSIC no corresponden con los valores de

amplitud reales de la señal original. Al igual que wavelet, MUSIC ofrece una representación tiempo-frecuencia y permite llevar a cabo el análisis de señales tanto estacionarias como transitorias.

2.4 Redes neuronales artificiales

Una red neuronal artificial es una técnica inteligente que adquiere conocimiento a través de un entrenamiento, y todo lo que aprende se almacena en las conexiones entre neuronas conocidas como pesos sinápticos, es decir, una red neuronal intenta imitar el funcionamiento del cerebro humano. Esta técnica se caracteriza por tener una arquitectura en capas con neuronas individuales o múltiples en cada capa (Valtierra-Rodriguez et al., 2014). La función matemática que describe cada neurona se muestra en la ecuación (15):

$$y = f(\sum_{i=1}^N w_i x_i + b) \quad (15)$$

donde y es la salida de la red; w_i representa el i -ésimo peso sináptico; x_i , son las entradas de la red; b es el valor de bias, $f(\cdot)$ es la función de activación; y N es el número total de entradas. La técnica consiste en la suma de las multiplicaciones entre las entradas y los multiplicadores asociados (pesos sinápticos) para cada entrada más un valor de bias; luego, este resultado se evalúa con una función no lineal para proporcionar a la red neuronal la capacidad de modelar relaciones no lineales. En esta arquitectura, la información de entrada se mueve solo en una dirección, desde los nodos de entrada, a través de los nodos ocultos, y hacia los nodos de salida. Al caracterizar los pesos de la red, se presentan pares de datos de entrada-salida; luego, se usa una regla de entrenamiento para ajustar estos pesos. Con esto, el error entre las salidas deseadas y calculadas se minimiza. Finalmente, todos los datos de entrenamiento se presentan repetidamente a la red neuronal hasta que el error general es aceptable. Esta técnica ha sido ampliamente utilizada para el modelado de sistemas y es capaz de encontrar relaciones complejas entre entradas y salidas. La estructura más simple para una red neuronal se denomina perceptrón simple y está compuesta para una capa de

entrada que recibe los datos utilizados para el entrenamiento y el análisis; una capa de salida que entrega los datos procesados; y una sola capa oculta que sirve para procesar la información. La estructura descrita del perceptrón simple puede ser observada en la figura 2.

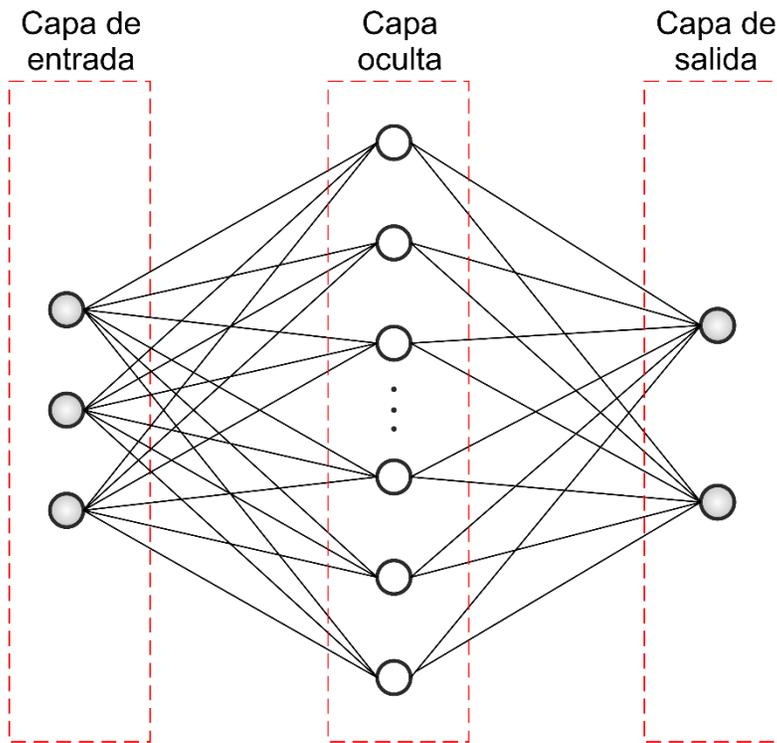


Figura 2. Estructura del perceptrón simple

2.5 Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos (AG) son un conjunto de elementos basados en la teoría de Darwin de la supervivencia del más apto y, mediante la aplicación de cinco características en un proceso iterativo, se logra que el AG realice una búsqueda de optimización. Las cinco características mencionadas son: i) codificación de las variables de diseño, ii) función objetivo y valor de adaptabilidad, iii) mecanismo de selección y operadores genéticos iv) cruza y v) mutación (Rao, 2009). Para comprender cómo funciona el proceso de un AG, hay que mencionar que, en la genética natural, un grupo de cromosomas (o individuos) conforman la población que va a evolucionar (converger). Entonces, cada individuo está

integrado por genes que representan las variables de diseño para ser optimizado (o buscado).

Según Rodríguez-Guerrero et al. (2018), los siguientes pasos ilustran una forma general en la que se implementan los AG:

Paso 1: Definición de parámetros generales según el problema a resolver, y generación de una población inicial aleatoria (soluciones potenciales).

Paso 2: Evaluación de la población mediante la sustitución de cada solución potencia en una función objetivo, para proporcionar un valor cuantitativo sobre qué tan bueno es cada individuo. Este dato se llama valor de adaptabilidad.

Paso 3: Realizar una selección elitista de los mejores individuos de acuerdo con el valor de adaptabilidad para fines de reproducción con los operadores genéticos: cruza y mutación.

Paso 4: Evaluación de los criterios de finalización para el proceso iterativo, si están satisfechos, ir al Paso 8 y presentar las mejores soluciones, de otro modo, ir al Paso 5.

Paso 5: Generar una nueva población aplicando la operación de cruce a los individuos seleccionados en el Paso 3. Esto asegura la evolución (convergencia) de las posibles soluciones.

Paso 6: Generar diversidad en la población y propiciar escape en caso de presentarse un estancamiento local, aplicando la operación de mutación de acuerdo con una probabilidad de mutación para evitar perder información valiosa.

Paso 7: Reemplazar la población inicial por la nueva población obtenida a través de los Pasos 5 y 6 e ir al Paso 2.

Paso 8: Devolver las mejores soluciones obtenidas.

El proceso descrito anteriormente puede ser seguido de una mejor forma mediante el diagrama de bloques presentado en la figura 3.

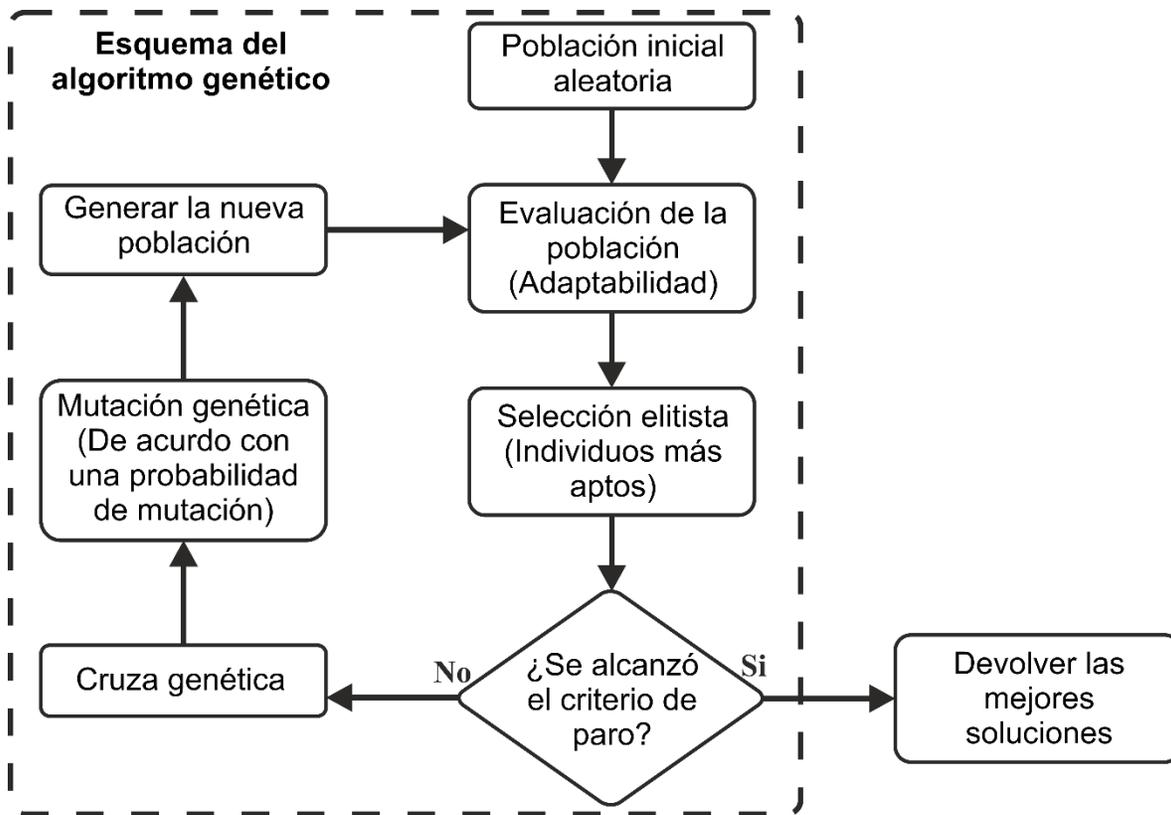


Figura 3. Diagrama de flujo para la implementación de un AG.

2.6 Energías renovables

De acuerdo con Schallenberg-Rodríguez et al. (2008), las energías renovables son aquellas que se producen de forma continua y son inagotables a escala humana; se renuevan continuamente, a diferencia de los combustibles fósiles, de los que existen unas determinadas cantidades o reservas, agotables en un plazo más o menos determinado. Este tipo de fuentes de energía se caracteriza por reponerse a un ritmo igual o incluso más rápido al que son consumidas. Debido a que representan una alternativa a las fuentes convencionales de generación basadas en la quema de combustibles fósiles, las energías renovables también reciben el nombre de fuentes alternas (o alternativas) de generación. Las principales fuentes renovables de generación son la biomasa, la hidráulica, la geotérmica, las mareas, la solar y la eólica, siendo estas dos últimas las que mayor auge están presentando. A excepción de la energía geotérmica y

de las mareas, el resto de energías dependen, directa o indirectamente del sol, de ahí que se consideren de naturaleza renovable e inagotables a una escala humana.

2.6.1 Energía solar fotovoltaica

El sol resulta de gran importancia para las energías renovables, ya que la mayoría de estas fuentes de energía dependen de manera directa o indirecta de este recurso natural. La energía del sol se traslada a través del espacio como radiación electromagnética. Parte de esta radiación, llega a la atmósfera de terrestre. De la energía que llega, una parte es absorbida por la propia atmósfera y por el suelo, y sólo menos de la mitad de la radiación solar llega efectivamente a la superficie del planeta y puede ser aprovechada con fines de generación energética. Dependiendo de la forma en que llega la radiación solar al planeta, esta puede clasificarse en: radiación directa, radiación difusa y radiación reflejada o de albedo (Schallenberg-Rodríguez et al., 2008). La radiación directa es la que llega sin incidir con ningún otro objeto en su camino y, por lo tanto, no se ha desviado ni cambiado su dirección. La radiación difusa es la que llega después de haber incidido con cualquier elemento de la atmósfera (polvo, nubes, contaminantes, entre otros). Finalmente, la radiación reflejada o de albedo es la que es reflejada por la superficie terrestre. La suma de estos tres tipos de radiación se conoce como radiación global. La cantidad de radiación por unidad de área que incide sobre una celda fotovoltaica se llama irradiancia y su unidad de medida es el watt sobre metro cuadrado (W/m^2). Esto resulta importante ya que la energía solar que llega al planeta en forma de radiación electromagnética puede ser convertida de manera directa en energía eléctrica mediante el uso de células fotovoltaicas. Estos dispositivos basan su funcionamiento en el efecto fotoeléctrico, que consiste en generar un flujo de electrones cuando se hace incidir luz sobre un material semiconductor. Existen diferentes tecnologías para la fabricación de un panel solar. Dependiendo del tipo de tecnología que se utilice, la eficiencia energética entregada por el panel es diferente. Las tecnologías más comunes para la fabricación de una celda solar son: el silicio monocristalino (es el

que presenta la mayor eficiencia, entre un 14 % y 17%), el silicio policristalino (presenta una eficiencia intermedia, entre un 12% y 15%), y el silicio amorfo (presenta una eficiencia baja de entre un 4% y 6%). Como puede observarse, la eficiencia entregada por los paneles solares es muy baja, por tal motivo, se vuelve de gran importancia la correcta colocación de los mismos. En este sentido existen dos variables que deben ser consideradas al momento de instalar cualquier sistema solar fotovoltaico: el ángulo de inclinación β , y el ángulo de orientación o acimut γ . La correcta selección de estos parámetros permite que la celda solar reciba la mayor cantidad posible de radiación directa a lo largo del día, por lo que la energía se aprovecha al máximo. En la figura 4 se presenta una imagen en la cual se puede apreciar qué representa cada uno de estos ángulos. En esta figura puede observarse que el ángulo de inclinación es el ángulo que se forma entre el panel fotovoltaico y la horizontal (superficie donde es instalado el panel). El ángulo de inclinación toma un valor de 0° si el panel está en posición horizontal y 90° cuando el panel es colocado en posición vertical. Para calcular el valor óptimo de este ángulo se puede hacer uso de la ecuación (16) que permite conocer la altura máxima alcanzada por el sol y de la ecuación (17) que asigna un valor a β en función de la altura máxima alcanzada por el sol.

$$\alpha = 90^\circ - \varphi + \delta \quad (16)$$

$$\beta = 90^\circ - \alpha \quad (17)$$

Donde α es la altura máxima alcanzada por el sol, φ es la latitud del sitio donde se hace la instalación fotovoltaica, δ es el ángulo de declinación que define la inclinación de la tierra en comparación con el sol, y β es el ángulo de inclinación. Es importante mencionar que δ es un valor que varía dependiendo de la estación del año, por lo que la inclinación óptima será diferente en verano que en invierno.

Por su parte, el ángulo de orientación está definido como el ángulo que se forma entre la dirección sur y la proyección sobre el plano horizontal de la normal

a la superficie del módulo. Por lo tanto, este ángulo es de 0° para un panel orientado al sur, 90° grados para un panel orientado al oeste y -90° para un panel orientado al este. Dado que el sol sale por el este, se desplaza hacia el sur y se oculta por el oeste, la mejor orientación para un sistema de generación fotovoltaica es la orientación sur, es decir, con ángulo de acimut de 0° .

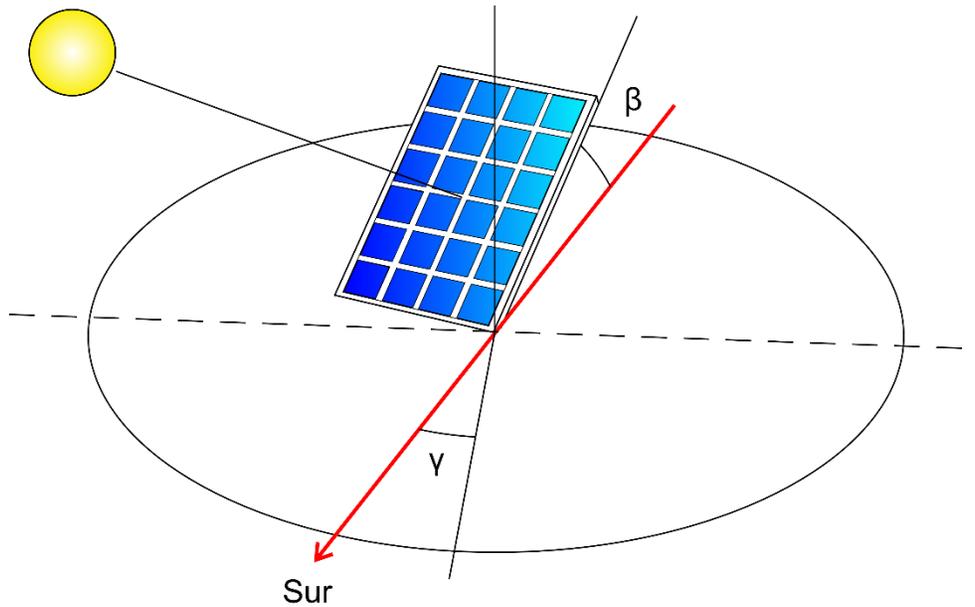


Figura 4. Representación de los ángulos de inclinación y orientación

Un panel fotovoltaico produce electricidad en corriente continua y sus parámetros característicos (corriente y voltaje) varían con la radiación solar que incide sobre las células y con la temperatura ambiente. La electricidad generada con energía solar fotovoltaica se puede transformar en corriente alterna, con las mismas características que la electricidad de la red eléctrica, utilizando inversores. Existen diferentes tipos de inversores, y este elemento debe ser seleccionado en función del tamaño de la instalación. La potencia del inversor es la que se toma como potencia nominal de la instalación y se expresa en watts (W). La suma de las potencias de todos los módulos fotovoltaicos que constituyen la instalación se denomina potencia pico, y su unidad de medida son los watts pico (Wp). La

potencia del inversor suele ser entre un 10% y un 20% menor que la potencia pico de la instalación. El inversor se instala entre el generador fotovoltaico y el punto de conexión a la red, por lo que este elemento es importante ya que se encarga de mantener los niveles de voltaje y frecuencia, así como de sincronizar la señal generada con la red eléctrica en la cual evacúa.

2.6.2 Energía eólica

Como el sol calienta de forma desigual las diferentes zonas del planeta, las masas de aire que rodean a la Tierra comienzan a moverse dando lugar al viento. Por tal motivo, es posible afirmar que el viento es energía en movimiento que puede ser convertida en electricidad. La rotación terrestre, la diferencia de temperatura y la presión atmosférica son factores que influyen en la dirección del viento. La energía del viento depende de su velocidad y, en menor medida, de su densidad (disminuye con la altitud). Cerca del suelo, la velocidad es baja, pero aumenta rápidamente con la altura. Cuanto más accidentada sea la superficie del terreno, más frenará al viento. La energía eólica está contenida en el viento en forma de energía cinética, la cual puede ser calculada mediante la ecuación (18):

$$E_c = \frac{1}{2}mv^2 \quad (18)$$

donde E_c es la energía cinética, m es la masa de aire, y v es la velocidad del viento. Esta energía es la que puede ser transformada en otro tipo de energía (mecánica, eléctrica, etc.). Para aprovechar la energía eólica, el dispositivo más utilizado es el aerogenerador o turbina eólica, que se encarga de convertir la energía del viento en energía eléctrica. Su funcionamiento se basa en que, al incidir el viento sobre sus hélices, se produce un trabajo mecánico de rotación que mueve un generador que produce electricidad. Las partes principales de un aerogenerador son:

El rotor: formado por el conjunto de las hélices y una flecha o buje al cual son fijadas las hélices. Este elemento es el encargado de convertir la energía eólica en energía mecánica de rotación.

Torre: es un mástil utilizado para aumentar la altura a la cual se encuentra el elemento encargado de captar la energía del viento. Esto se hace porque la velocidad del viento es mayor a medida que la altura crece.

Góndola: es la parte que contiene todos los elementos que se encargan de convertir la energía mecánica en energía eléctrica: los ejes del aerogenerador, el multiplicador, el generador y los sistemas de control, orientación y freno. En su exterior se ubican el anemómetro y la veleta para medir la velocidad y dirección del viento respectivamente.

Multiplicador: es un elemento mecánico formado por un sistema de engranajes cuyo objetivo es transformar la velocidad del giro del rotor a la velocidad de trabajo del generador eléctrico.

Generador eléctrico: es la máquina eléctrica que se encarga de la conversión de la energía mecánica en energía eléctrica. Puede ser un motor síncrono, asíncrono, de corriente continua etc.

De acuerdo a la posición que tiene el rotor (eje principal) en el aerogenerador, existen dos tipos de generadores eólicos: los de eje vertical y los de eje horizontal, siendo esta última la configuración más común. En la figura 5 puede apreciarse cada una de las partes que conforman un aerogenerador y su distribución en un generador de eje horizontal.

Cuando se busca estimar la energía eléctrica generada por aerogenerador, existen dos parámetros principales: las horas equivalentes y el factor de capacidad. Las horas equivalentes representan el número de horas al año que la máquina eólica estaría produciendo a su potencia nominal y se expresa mediante la ecuación (19):

$$\text{Horas equivalentes} = \frac{\text{Energía total obtenida del generador en un año}}{\text{Potencia nominal del aerogenerador}} \quad (19)$$

El factor de capacidad representa el porcentaje de energía realmente producida en un año dividida por la teóricamente producible en el mismo periodo. Matemáticamente se expresa como la ecuación (20):

$$\text{Factor de capacidad} = \frac{\text{Horas equivalentes}}{\text{Horas totales del periodo}} \quad (20)$$

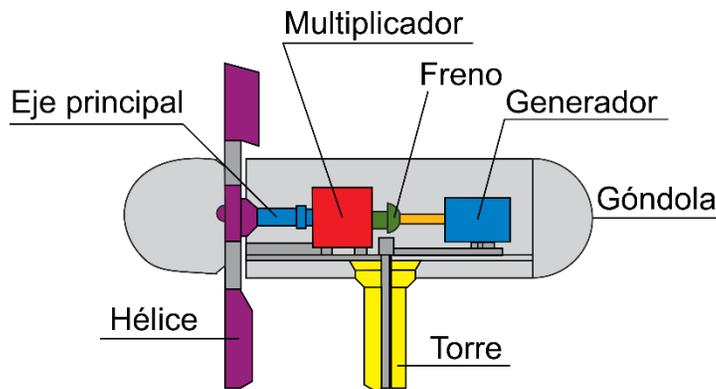


Figura 5. Diagrama interno de un aerogenerador de eje horizontal.

Dado que la energía eléctrica que entrega el aerogenerador debe estar sincronizada con la energía de la red de distribución, el uso de inversores también es común en centrales generadoras eólicas. Dependiendo del tipo de generador que se utilice, puede ser necesario un rectificador antes del inversor para convertir una señal de corriente alterna en una señal de corriente continua. Si el generador utilizado es un motor de corriente continua, la salida puede ser conectada de manera directa al inversor.

3. METODOLOGÍA

En la presente sección se describe la metodología seguida para el desarrollo del proyecto de investigación. El diagrama de la figura 6 muestra de manera general las etapas que conforman dicha metodología.

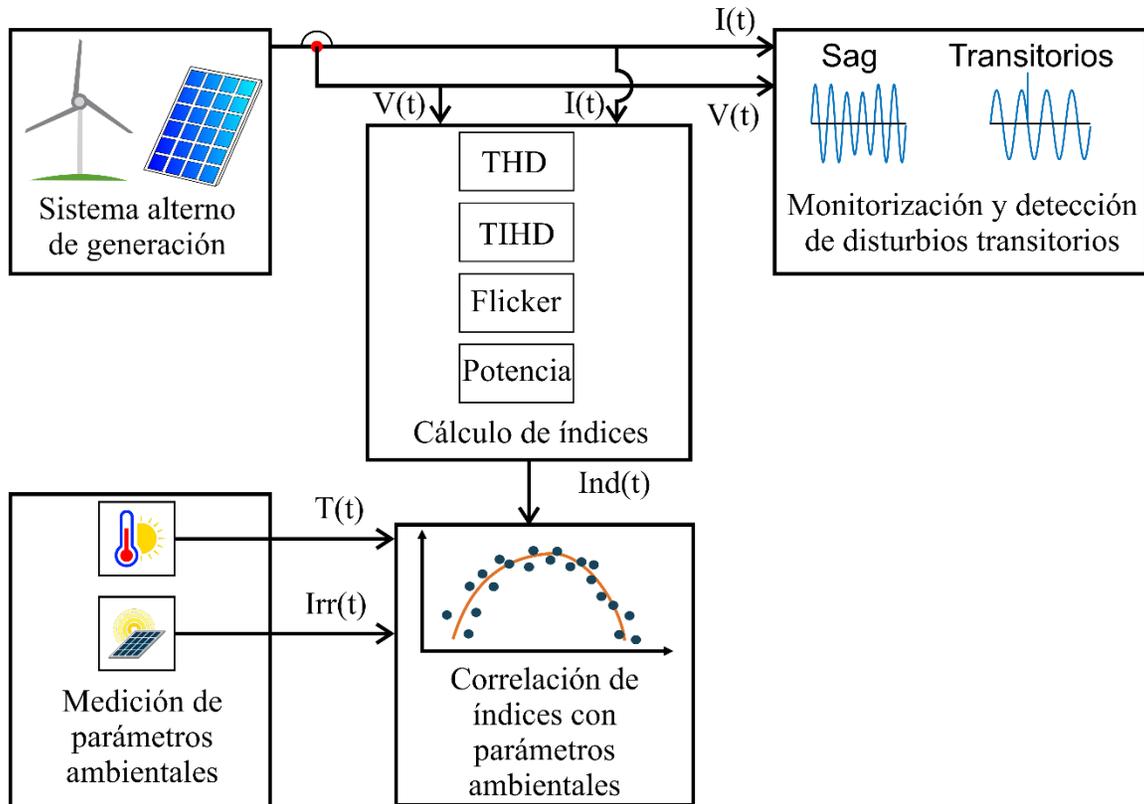


Figura 6. Diagrama general de la metodología.

Para el desarrollo de este trabajo se considera el uso de dos sistemas alternos de generación: una central de generación fotovoltaica y un parque eólico. Las señales de voltaje ($V(t)$) y corriente ($I(t)$) de ambos sistemas son adquiridas y almacenadas para su posterior procesamiento. A la par que se adquieren las señales eléctricas, diversos factores ambientales también son capturados y guardados para ser analizados más adelante. En este trabajo se considera el uso de tres parámetros ambientales: La temperatura ($T(t)$), la irradiancia ($Irr(t)$) y la velocidad del viento ($Vel(t)$). Los primeros dos parámetros serán utilizados en el

análisis relacionado con la generación fotovoltaica, mientras que el último de estos parámetros será utilizado para trabajar con las señales provenientes de la generación eólica. Las señales $V(t)$ e $I(t)$ son utilizadas para dos etapas posteriores. La primera de estas etapas corresponde al cálculo de índices de calidad de la energía (los índices calculados, así como el procedimiento seguido para obtenerlos se explicará con mayor detalle en secciones siguientes). Estos valores serán almacenados en la señal que lleva por nombre $Ind(t)$. Además de para el cálculo de índices, las señales de voltaje y corriente son utilizadas para llevar a cabo una etapa de monitorización y detección de disturbios de calidad de la energía. En esta etapa se hará uso de procedimientos propios desarrollados exclusivamente para la tarea de monitorización y detección de disturbios. Se destinará una sección para la descripción de las técnicas desarrolladas por lo que en este momento no se entrará en detalle sobre las mismas. Finalmente, haciendo uso de herramientas estadísticas y de técnicas de inteligencia artificial, se buscará la correlación entre los índices de calidad de la energía y los parámetros ambientales adecuados. La salida de este último bloque será un modelo matemático que permita cuantificar el nivel de afección de cada parámetro ambiental en la existencia de diversos problemas de calidad de la energía. Esto representa una de las principales contribuciones de este trabajo puesto que en la literatura actual no se han reportado análisis cuantitativos de la relación existente entre los fenómenos meteorológicos y la calidad de la energía en fuentes renovables. En las secciones siguientes se describirá con detalle las técnicas y procedimientos desarrollados en cada uno de los bloques que forman el diagrama general de la metodología.

3.1 Cálculo de índices

Para llevar a cabo este trabajo se realizará el cálculo de 3 diferentes índices: la potencia activa, la THD y la TIHD. El primero de los índices permite observar cómo es el comportamiento del proceso de generación, y los últimos dos

arrojan un panorama sobre la cantidad de distorsión presente en las señales eléctricas debido a la existencia de componentes espectrales no deseadas.

3.1.1 Cálculo de la potencia activa

Con las señales de voltaje y corriente se realiza el cálculo de la potencia activa haciendo uso de la ecuación (8). Debido a que la potencia generada depende de condiciones ambientales que tienen una velocidad de cambio relativamente lenta, se considera un periodo de 1 minuto para el cálculo de la potencia activa. Este proceso se lleva a cabo de forma separada tanto para la generación fotovoltaica como la generación eólica. En el caso de la generación fotovoltaica se considera que solamente hay producción en las horas de sol, por lo tanto, el cálculo de la potencia activa se lleva a cabo únicamente para las horas en las cuales existe generación fotovoltaica. En el caso de la generación eólica se considera que pueden existir corrientes de aire sin importar la hora del día, por lo que el cómputo de la potencia activa se lleva a cabo durante todo el día.

3.1.2 Cálculo de la THD

Dado que se identificó que la contaminación armónica es un problema bastante común en la generación eléctrica con fuentes renovables, en este trabajo se calcula el índice de THD de acuerdo a la ecuación (1). Para obtener la energía de cada una de las componentes armónicas, así como la energía de la componente fundamental, se calcula transformada discreta de Fourier como lo establece la ecuación (10). El estándar IEEE 1159-2009 establece que este índice se debe calcular para cada 200 milisegundos, por tal motivo esta ventana de tiempo es seleccionada para el cálculo de la distorsión armónica. Sin embargo, para tener una consistencia con el indicador calculado anteriormente (la potencia activa), cada vez que se juntan 300 valores de THD se obtiene el promedio de estos datos para obtener un solo valor de distorsión armónica por minuto. Al igual que en el caso de la potencia activa, este índice se calcula tanto para el sistema de generación fotovoltaica como para el sistema de generación eólica. En la generación fotovoltaica solamente se considera el cálculo de este indicador en las

horas con presencia de sol, mientras que en la generación eólica el índice se calcula para la totalidad de horas del día.

3.1.3 Cálculo de la TIHD

Como ya se mencionó con anterioridad, el uso de inversores genera que exista contaminación interarmónica en las redes que contienen fuentes alternas de generación. Por tal motivo, el último índice que se calcula es la TIHD. Este es un índice que no es considerado por ningún estándar internacional, pero, dada la importancia de este disturbio, en este trabajo se introduce su cálculo para mostrar la cantidad de energía asociada con interarmónicos que está siendo despreciada por las normas internacionales. Para llevar a cabo el cálculo de este índice, primero se obtiene el espectro de la señal de voltaje utilizando la transformada discreta de Fourier, para obtener la energía de todas las componentes de frecuencia que no sean múltiplos exactos de la frecuencia fundamental. Los valores obtenidos son ingresados en la ecuación (2) para obtener el valor de la TIHD. Al igual que en el caso de la distorsión armónica, se considera el cálculo de este indicador en ventanas de tiempo de 200 milisegundos y después se obtiene el promedio de 300 ventanas para contar con un único valor por minuto. Este proceso se lleva a cabo de esta manera para que haya consistencia con el total de datos que se calcula para cada uno de los indicadores propuestos.

3.2 Monitorización y detección de disturbios

Tras hacer una revisión de la literatura se detectó cuáles son los principales problemas de calidad de la energía que surgen con la inclusión de fuentes alternas de generación. Los disturbios que más problemas pueden generar están asociados con variaciones de voltaje como el *flicker* y el *sag*. Esto además de la contaminación armónica e interarmónica que ya fue mencionada en secciones anteriores. A continuación, se describen las técnicas y metodologías desarrolladas para detección de disturbios de calidad de la energía.

3.2.1 Técnica para medición de *flicker*

Tomando en cuenta que el *flicker* es un disturbio que modula en amplitud a una señal de voltaje, para analizar este disturbio resulta suficiente conocer la amplitud y la frecuencia que describen a la señal moduladora. Por tal motivo, en este trabajo se propone la fusión de dos técnicas conocidas MUSIC y la transformada wavelet discreta para proporcionar una estimación de frecuencia de alta resolución con una medición de amplitud precisa. Esta herramienta considera que el *flicker* no es estacionario durante todo el tiempo de análisis y que puede existir más de un componente de frecuencia en una señal de *flicker*. Esto representa una contribución importante de este proyecto puesto que los trabajos reportados hasta ahora consideran que el *flicker* está descrito por una sola componente de frecuencia que permanece constante a lo largo del tiempo. En la figura 7 se muestra el diagrama de la metodología desarrollada para la evaluación del *flicker*.

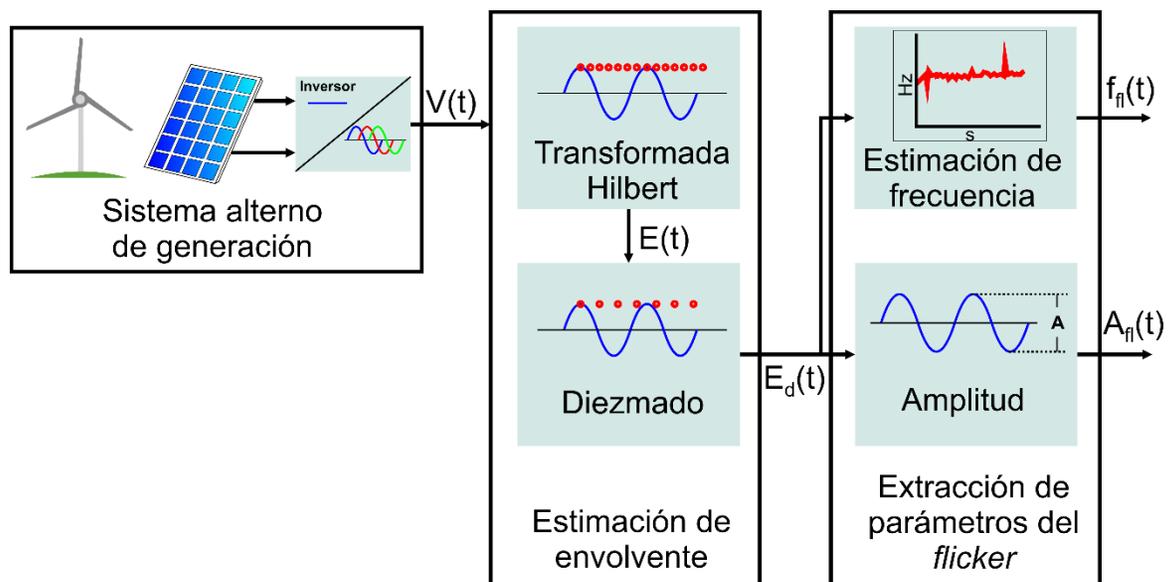


Figura 7. Diagrama de la metodología para la medición del *flicker*.

En la figura 7 se observa que el método está compuesto de dos etapas: estimación de envolvente y extracción de parámetros del *flicker*. Antes de poder aplicar la metodología, es necesario adquirir y almacenar la señal de voltaje a la

salida del inversor ($V(t)$). Para adquirir esta señal se utiliza un sistema de adquisición de datos de desarrollo propio.

Una vez que se recopilan los datos, se realiza el análisis de *flicker*. En la primera etapa se estima la envolvente (E) de la señal $V(t)$, generada por el inversor, utilizando la transformada de Hilbert. Esta envolvente considera cualquier fluctuación presente en la señal de voltaje, independientemente de la fuente que provoca dicha variación, y hace posible evaluar el *flicker* debido a una carga específica, componentes armónicos e interarmónicos, y variaciones en las condiciones climáticas, entre otros.

Como el *flicker* se caracteriza por frecuencias más bajas que la frecuencia fundamental, una etapa de diezmado se lleva a cabo sobre la envolvente de la señal de voltaje. Esto funciona como un filtro de pasa bajas y reduce el ancho de banda de la señal, lo cual es una ventaja para las siguientes etapas porque simplifica la identificación de frecuencias más bajas que la frecuencia fundamental. De este modo, la frecuencia de muestreo se reduce de 8000 Hz a 128 Hz para obtener la envolvente diezmada (E_d).

La siguiente etapa consiste en la extracción de los parámetros del *flicker*. Para obtener un buen resultado, antes de procesar la envolvente es necesario calcular su promedio y restar este valor de la misma envolvente. Esto permite eliminar cualquier componente de corriente continua que se encuentre inmersa en la señal. En seguida, el proceso de extracción de parámetros del *flicker* se lleva a cabo en dos pasos: en primer lugar, se estima la o las frecuencias del *flicker* (f_{fl}) y, en segundo lugar, se mide su amplitud (A_{fl}). Se utiliza el algoritmo MUSIC de orden 4 para estimar las frecuencias del *flicker*. MUSIC permite identificar, con una alta resolución, cualquier frecuencia y su evolución temporal. Es importante recordar que, con esta metodología, el *flicker* no se considera constante en el tiempo. Como MUSIC no es eficiente para estimar la amplitud, la transformada wavelet discreta se usa para este propósito y separa la envolvente en varias componentes de diferentes anchos de banda. Como la señal de modulación puede

contener más de una frecuencia, esta descomposición permite medir la amplitud de cada componente de *flicker* presente en la señal. La wavelet madre utilizada en este trabajo es una Daubechies de orden 12 y los niveles de descomposición se establecen en 8. Con esto se completa el procedimiento para la evaluación del *flicker* y es posible obtener la evolución temporal tanto de la o las frecuencias del *flicker* como la de la amplitud de cada una de dichas componentes.

3.2.2 Supresión de la componente fundamental para detección de disturbios transitorios

Las técnicas mostradas hasta ahora permiten detectar y analizar diversos disturbios de calidad de la energía, todos ellos de tipo estacionario o cuasi estacionario. Para analizar disturbios del tipo transitorio, se propone el uso de un algoritmo genético que permita estimar los parámetros que describen a la componente de frecuencia fundamental para después sustraer esta componente de la señal original. La figura 8 presenta el diagrama de la metodología propuesta para llevar a cabo esta acción.

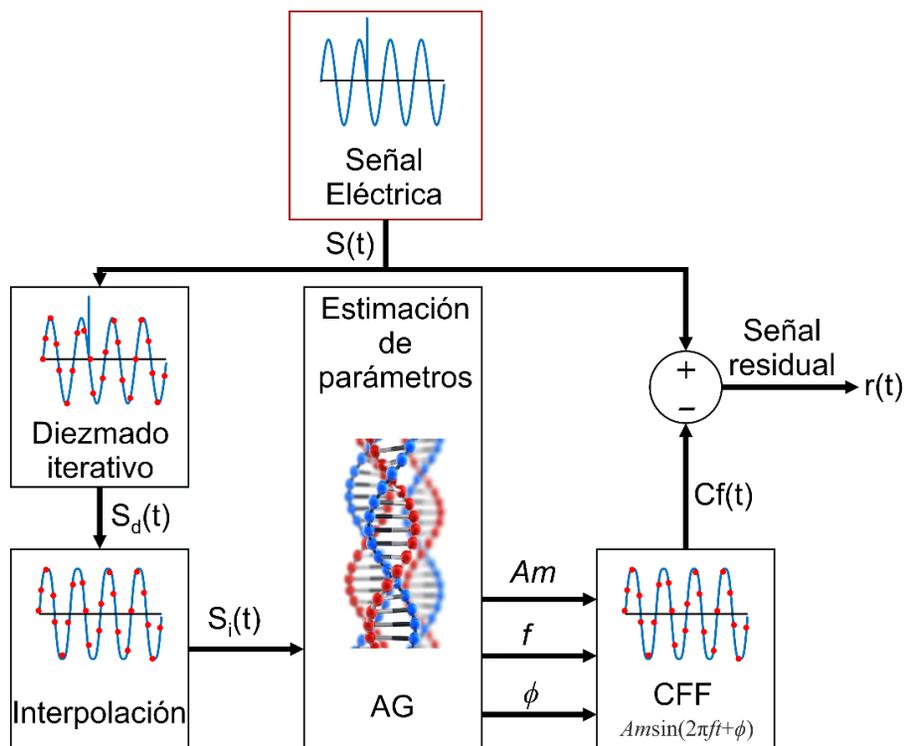


Figura 8. Diagrama de la metodología para supresión de la CFF.

En primer lugar, es necesario seleccionar la señal eléctrica a analizar. En este caso la señal $S(t)$ corresponde al voltaje proveniente del sistema de generación alterno. Luego, sobre la señal $S(t)$ se aplica una técnica que consiste en realizar un diezmado iterativo. La señal con la nueva tasa de muestreo se define como $S_d(t) = S(Mt + j)$, donde M es la nueva tasa de muestreo y $j = 0, \dots, M - 1$, es la fase de los datos seleccionados. A continuación, los datos resultantes del proceso de diezmado son utilizados para obtener una nueva señal utilizando una *spline* cúbica para tal efecto. El proceso se repite hasta que $j = M - 1$, y se obtiene una señal interpolada $S_i(t)$ promediando todas las aproximaciones obtenidas. Para esta aplicación en específico, el valor de M se establece como 20, ya que se demostró experimentalmente que con un valor menor la aproximación no es buena y con un número mayor ya no se observa una mejora significativa. Aplicar esta técnica funciona como un filtro que suprime el ruido y la mayoría de los armónicos e interarmónicos de la señal original. También, reduce de manera significativa la presencia del fenómeno transitorio que existe en la señal. Esto resulta útil para la siguiente etapa que utiliza un AG, ya que la existencia de valores atípicos en la señal, asociados a la presencia de un fenómeno transitorio, podría ocasionar que el algoritmo se estanque en un máximo local y que los resultados que arroje sea erróneos. A continuación, los parámetros (amplitud, frecuencia y fase) que describen a la CFF se encuentran utilizando un AG. El AG implementado en este trabajo considera una población de 30 individuos, que están formados por la unión de tres genes. Estos genes son los parámetros de amplitud (Am), frecuencia (f) y fase (Φ) que permiten obtener una onda sinusoidal ($Cf(t)$) que, una vez que el algoritmo termina de ejecutarse, será la CFF. Para asegurar que los valores para cada individuo estén dentro de un rango razonable, se establecen límites para asegurar que la población inicial se encuentre dentro de dichos límites. Ya que cada gen varía en rangos diferentes, se establecen límites distintos para cada uno de los genes. Los valores de estos límites son: 0 y 350 para la amplitud, teniendo en cuenta que el pico de voltaje en muchos países está alrededor de los 325 V; 45 y 65 para la frecuencia,

considerando que 50 y 60 Hz son los valores típicos para la frecuencia de red; y -2π y 2π para la fase. Estos valores garantizan que el algoritmo funcione con señales de diferentes lugares del mundo. Cada individuo de la población se evalúa en la función objetivo que es una onda sinusoidal pura descrita por la ecuación (21):

$$Cf(t) = (Am)\sin(2\pi ft + \Phi) \quad (21)$$

Luego, los individuos se clasifican de acuerdo a su adaptabilidad utilizando las ecuaciones (22) y (23).

$$\max F(t) = 1/J(t) \quad (22)$$

$$IEA = \int_0^{\infty} |\varepsilon(t)| dt = J(t) \quad (23)$$

donde $\max F(t)$ representa el valor de adaptabilidad máximo que se obtiene al evaluar el desempeño de cada individuo en la función objetivo ($J(t)$); IEA es la integral del error absoluto que es uno de los criterios más comunes para evaluar el desempeño de un individuo en la función objetivo y se basa en la diferencia que existe entre el valor real de la señal y el valor estimado, es decir, el error $\varepsilon(t)$. El individuo con el valor más alto se considera el mejor de la población actual (G_1) y se conserva para la siguiente población. El resto de individuos para la próxima generación se obtienen a través de la operación genética de cruce. En este trabajo, la operación de cruce consiste en el promedio del mejor individuo, G_1 , con el resto de individuos de la población actual como se describe en la ecuación (24):

$$G_n(k) = \frac{G_1 + G_a(k)}{2} \quad (24)$$

donde $k = 2, \dots, 30$; $G_a(k)$ es el k -ésimo individuo de la población actual; y $G_n(k)$ es el k -ésimo individuo de la siguiente población. Además, ciertos individuos pueden ser reemplazados al azar de acuerdo con una probabilidad de mutación, $Pm = 0.2$. Esto permite garantizar la diversidad en la población sin comprometer los resultados. El proceso se repite hasta que se alcanza el criterio de término, un

máximo de 500 iteraciones en este caso garantiza resultados adecuados. En la última iteración, los genes del mejor individuo, A_m , f y Φ se consideran como la solución, es decir, son los parámetros de la CFF. Por lo tanto, los parámetros de la solución se introducen en la ecuación (21), y la señal resultante $C_f(t)$ es la componente fundamental estimada. Finalmente, se lleva a cabo una supresión de la CFF restando la señal $C_f(t)$ de la señal original $S(t)$, y el resultado se denomina señal residual ($r(t)$). Dado que la señal residual ya no contiene a la CFF, que es la componente con la máxima energía, lo que único que queda es la energía del disturbio y de las componentes no deseadas de la señal. De este modo, analizando la señal residual, es fácil determinar la existencia de un disturbio transitorio y su duración.

3.3 Correlación de índices con parámetros ambientales

Hasta ahora se han utilizado diversas técnicas y se han desarrollado metodologías para la monitorización de la calidad de la energía. Haciendo uso de los índices y de los disturbios medidos y detectados con las técnicas propuestas, ya es posible formar una idea de cómo es la calidad de la energía en cualquier sistema de generación eléctrica. No obstante, las técnicas desarrolladas no permiten obtener información acerca de las posibles fuentes de cada disturbio. Como en las fuentes alternas de generación la energía producida está directamente relacionada con algunos parámetros ambientales es posible que las variaciones en estos parámetros sean causa de algunos de los disturbios de calidad de la energía detectados. Por lo tanto, la siguiente etapa consiste en encontrar modelos matemáticos que permitan determinar y cuantificar el nivel de relación existente entre los parámetros ambientales y los diversos disturbios de calidad de la energía. Esta etapa solamente se lleva a cabo para los fenómenos de carácter estacionario, puesto que los disturbios transitorios generalmente son asociados a cargas conectadas a la red y no al principio generación.

3.3.1 Correlación del *flicker* con parámetros ambientales

El primer análisis que se presenta es la relación que existe entre los parámetros ambientales y el *flicker*. Este análisis se lleva a cabo solamente para la generación fotovoltaica. La figura 8 muestra el procedimiento seguido.

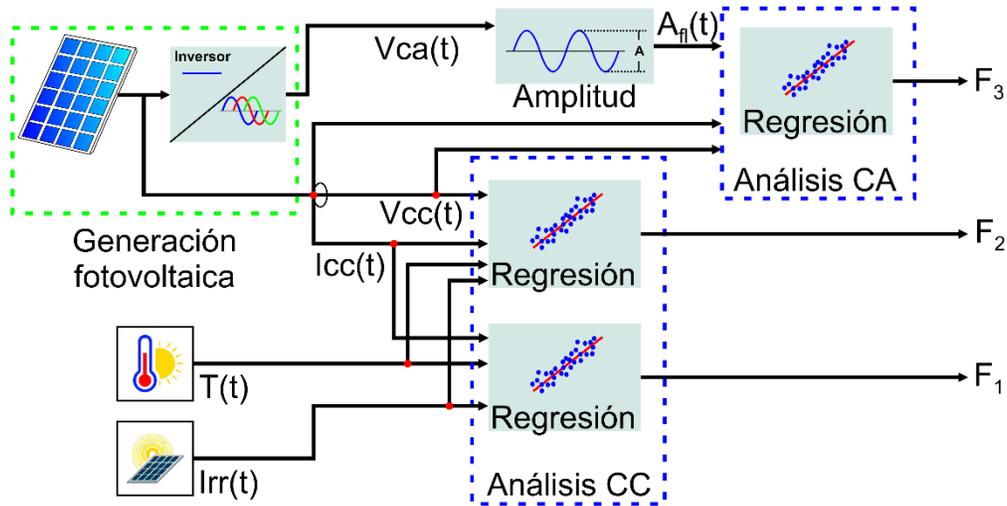


Figura 9. Diagrama de la metodología para correlación de *flicker* con parámetros ambientales en sistema fotovoltaico.

En el caso de la generación fotovoltaica (figura 9) se hace uso de las siguientes señales: el voltaje en continuo ($V_{cc}(t)$) y la corriente en continuo ($I_{cc}(t)$), el voltaje en corriente alterna ($V_{ca}(t)$), la temperatura de la celda fotovoltaica ($T(t)$) y la irradiancia que recibe la celda ($I_{rr}(t)$). El primer paso de este estudio de correlación, consiste en el análisis en corriente continua. Aquí se llevan a cabo dos regresiones lineales para encontrar cualquier relación entre $I_{rr}(t)$, $T(t)$, $V_{cc}(t)$ e $I_{cc}(t)$. La primera regresión considera $I_{rr}(t)$ y $T(t)$ como las variables explicativas e $I_{cc}(t)$ se toma como la variable dependiente. De esta regresión se obtiene un modelo F_1 que relaciona a las variables explicativas y a la variable dependiente. La segunda regresión considera a $I_{rr}(t)$, $T(t)$ e $I_{cc}(t)$ como las variables explicativas y a V_{cc} como la variable dependiente. Se utiliza una regresión lineal pues también permite conocer el porcentaje de la variable dependiente que se puede describir con las variables explicativas. La salida de este bloque es otro modelo F_2 con la relación entre los parámetros ambientales y el voltaje en corriente continua. Esto permite cuantificar cómo las condiciones climáticas afectan la generación del

panel fotovoltaico. El enfoque se realiza de esta manera debido al principio de funcionamiento de las células fotovoltaicas, donde la corriente suministrada depende de las condiciones climáticas, pero la tensión puede depender no solo de las condiciones climáticas, sino también de la corriente generada. Luego, se utiliza la metodología descrita en la sección 3.2.1 y se obtiene únicamente el valor de la amplitud del *flicker*. Enseguida, se realiza otra regresión lineal para determinar cómo se relacionan V_{cc} e I_{cc} con la amplitud del *flicker* $A_{fl}(t)$. De este bloque se obtiene un tercer modelo F_3 que describe la relación entre la generación del panel y la existencia del *flicker*. Dado que los valores en corriente continua se utilizan para explicar el *flicker*, que se produce en la señal de corriente alterna, se puede inferir que el porcentaje de la variable dependiente que las variables explicativas no pueden describir se debe a algo relacionado con el proceso de transformación de la corriente continua en corriente alterna. Por lo tanto, se puede demostrar que el inversor solar también afecta directamente la existencia de *flicker*. Además, se demuestra que las condiciones meteorológicas están relacionadas con $V_{cc}(t)$ e $I_{cc}(t)$, por lo tanto, esta última regresión lineal puede proporcionar información sobre el nivel de influencia de las condiciones climáticas en la amplitud del *flicker*.

3.3.2 Correlación del contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales

Al igual que en el caso del *flicker*, en este trabajo se desarrolla una metodología para determinar cómo los parámetros ambientales afectan en la existencia de contenido armónico e interarmónico en fuentes alternas de generación. La figura 10 presenta el procedimiento a seguir para esta tarea. Al igual que el caso anterior este análisis solamente se lleva a cabo para la generación fotovoltaica. En este caso, es necesario medir la irradiancia que incide en el panel fotovoltaico (I_{rr}), la temperatura de la celda (T) y el voltaje a la salida del inversor (V_{ca}). La señal de voltaje es utilizada para llevar a cabo un análisis espectral. Para este análisis, el espectro de la señal V_{ac} se obtiene utilizando la transformada discreta de Fourier. Luego, se realiza una estimación armónica la cual consiste en seleccionar todos los componentes de frecuencia que son

múltiplos enteros de la CFF. Estos componentes se utilizan para calcular la THD de la señal que es una de las salidas de este bloque. A continuación, el mismo espectro obtenido con la transformada de Fourier se utiliza para la estimación interarmónica. Aquí, todos los componentes espectrales que no son múltiplos enteros de la CF se introducen en la ecuación (2) para obtener la TIHD. Finalmente, el último bloque de la metodología propuesta es la regresión que permite obtener la correlación con factores ambientales. Este bloque recibe los valores de T, Irr, THD y TIHD como entradas. La función de este bloque es: primero, encontrar la relación que existe entre T, Irr y THD, y luego, encontrar la relación que existe entre T, Irr y TIHD. La correlación entre estos datos se calcula por medio de dos modelos de regresión lineal múltiple: uno para cada condición mencionada. En el primer modelo, Irr y T son las variables predictivas y THD es la respuesta. Para el segundo modelo, Irr y T siguen siendo los predictores, mientras que TIHD es la respuesta. Para obtener el modelo de regresión lineal múltiple se utiliza un día con cielo despejado. Este día se selecciona porque presenta el rango completo de valores de irradiancia que pueden incidir sobre la celda, por lo que el THD y TIHD se pueden evaluar para cada valor de irradiancia posible. Luego, el modelo obtenido utilizando la regresión se usa para evaluar otros dos días con diferentes condiciones ambientales (un día parcialmente nublado y otro con una alta presencia de nubes).

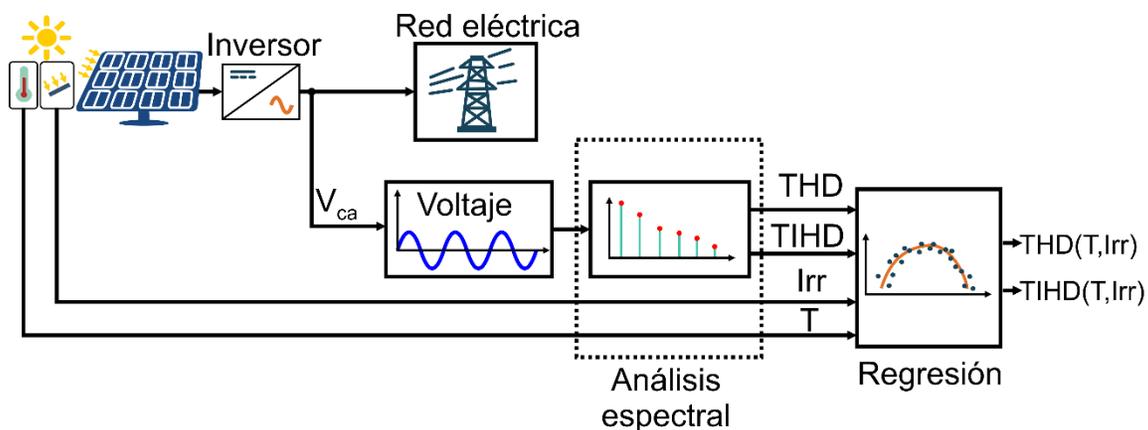


Figura 10. Metodología para la correlación del contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales en (a) generación fotovoltaica; y (b) generación eólica.

Resulta importante mencionar que se propone el uso de regresiones lineales porque permiten conocer el porcentaje de la variable de respuesta que se puede describir con las variables predictivas. Con esto es posible cuantificar cuánto afectan las condiciones climáticas a la distorsión de la forma de onda debida al contenido espectral. El porcentaje de la variable dependiente que no puede describirse por las condiciones climáticas puede atribuirse al principio de funcionamiento de los inversores, pues son el otro elemento involucrado en este tipo de generación. Debe mencionarse que este análisis se realiza solo en la señal de voltaje porque este debe permanecer constante independientemente de las condiciones climáticas y de carga, mientras que la corriente depende completamente del tipo de carga conectada a la red.

3.3.3 Redes neuronales para predicción de potencia y contenido armónico en generación fotovoltaica

Las redes neuronales han sido ampliamente utilizadas en la predicción de la potencia generada sobretodo utilizando paneles fotovoltaicos. Sin embargo, no se ha explorado si esta técnica puede utilizar los parámetros ambientales para predecir no solamente la energía generada, si no también algún indicador relacionado con su calidad. Por tal motivo, en este trabajo se explora el uso de las redes neuronales para la predicción de la potencia y el contenido armónico en la generación fotovoltaica. La figura 11 presenta el diagrama de la metodología seguida para llevar a cabo estas estimaciones.

Esta metodología requiere medir y almacenar las mismas variables asociadas con las condiciones ambientales que en los casos anteriores: irradiancia y temperatura de la célula fotovoltaica. En primera instancia, se aplica la metodología para la estimación de la potencia activa entregada por el sistema fotovoltaico (figura 11(a)). En este caso, es necesario adquirir las señales de voltaje y corriente suministradas por el inversor fotovoltaico para su uso posterior en el cálculo de la potencia activa. Luego, los parámetros ambientales se pasan a través de tres bloques para obtener algunos indicadores estadísticos de estas señales. El primer bloque es el cálculo de la media, el segundo es el cálculo de la

varianza y el tercero es el cálculo de *skewness*. Cada uno de estos bloques entrega dos salidas que representan la media, la varianza y el *skewness* de las dos variables ambientales. Cada indicador se calcula utilizando una ventana de tiempo de cinco minutos, y las seis características estadísticas que se han extraído se utilizan como entradas para el siguiente bloque que es la aplicación de la red neuronal. La red propuesta en este trabajo es un perceptrón simple con seis neuronas en la capa de entrada. Las seis entradas corresponden a la media, la varianza y el *skewness* de la irradiancia, y la media, la varianza y la asimetría de la temperatura de la célula fotovoltaica. Además, la red neuronal cuenta con diez neuronas en la capa oculta que se encargarán de procesar las entradas y encontrar el mejor ajuste a los objetivos de la red. Para la capa de salida, la red neuronal tiene una sola neurona que corresponde a la estimación de la potencia activa suministrada por el inversor fotovoltaico. Para llevar a cabo esta metodología es necesario realizar el cálculo de potencia activa. Este bloque usa la ecuación (8) y se observa que la salida de este bloque ingresa al bloque de la red neuronal. Esto se debe a que la potencia activa se utiliza como objetivo para entrenar la red propuesta. Para que exista congruencia entre todos los datos utilizados, la potencia activa se calcula utilizando el mismo intervalo de tiempo definido para los indicadores estadísticos.

Para llevar a cabo la estimación del contenido armónico, el procedimiento que se sigue es prácticamente el mismo que acaba de ser descrito, con la diferencia de que en este caso no se utiliza la señal de corriente del inversor y únicamente se utiliza la señal de voltaje. Los parámetros ambientales que se utilizan siguen siendo la irradiancia y la temperatura de la celda. Sobre estos dos parámetros se calculan los tres indicadores estadísticos (media, varianza y *skewness*), para obtener las 6 entradas de la red neuronal. Con la señal de voltaje se calcula la THD utilizando la ecuación (1). Este valor es utilizado en el entrenamiento de la red neuronal que continúa siendo un perceptrón simple con 6 neuronas en la capa de entrada, 10 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida. En este caso la neurona de la capa de salida corresponde al valor

estimado de la distorsión armónica. Al igual que en el caso de la potencia activa, la THD se calcula en intervalos de 5 minutos para mantener la congruencia con los indicadores estadísticos.

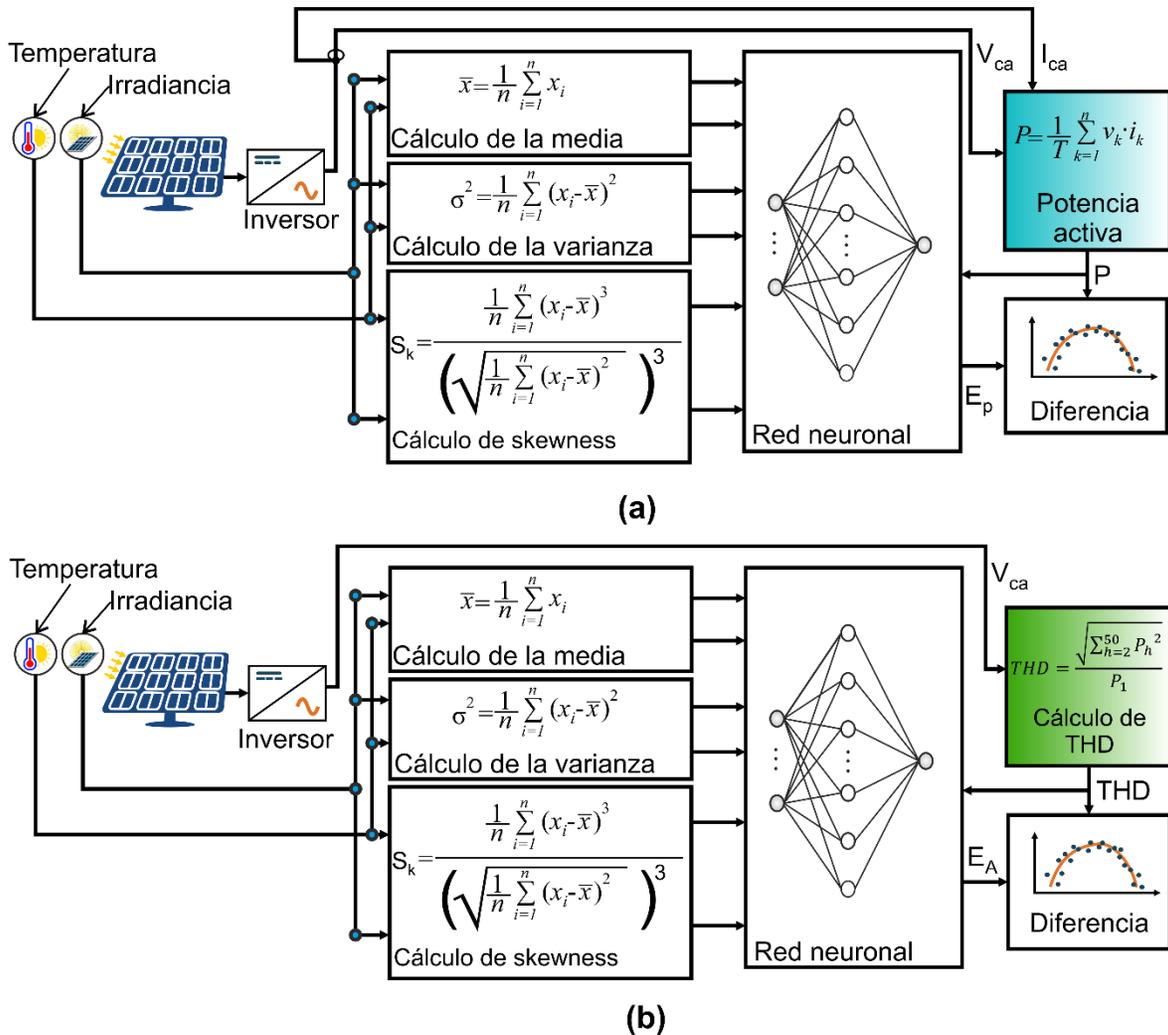


Figura 11. Metodología del uso de redes neuronales para (a) predicción de potencia; y (b) predicción de distorsión armónica.

En ambos casos, son utilizados los datos de nueve días diferentes comprendidos entre el 7 de noviembre y el 15 de noviembre de 2016. Se dedican siete días para el proceso de entrenamiento de la red y los dos días restantes permiten observar los resultados y validar la metodología. El último paso de la

metodología propuesta consiste en comparar la potencia activa suministrada por el inversor fotovoltaico con la potencia estimada con la metodología propuesta para determinar la diferencia existente entre ambos valores.

3.3.4 Algoritmos genéticos para predicción de potencia y contenido armónico en generación fotovoltaica

El uso de los algoritmos genéticos se propone como otra alternativa para la estimación no sólo de la energía producida por el sistema de generación fotovoltaica, sino también para predecir indicadores sobre la calidad de la energía producida. Al contar con 2 metodologías para la misma tarea es posible llevar a cabo una comparativa para evaluar los puntos fuertes y debilidades de cada una a fin de ver cual resulta la mejor opción para la resolución de un problema determinado. En la figura 12, se presenta un diagrama de flujo para la implementación de un algoritmo genético para la predicción, primero de la potencia generada por un sistema de generación fotovoltaica, y después de la distorsión armónica total asociada a dicho proceso de generación.

Primero, se usa un algoritmo genético para la predicción de la potencia activa entregada por un inversor fotovoltaico. Para funcionar correctamente, este algoritmo requiere las siguientes entradas: irradiancia, temperatura de la celda, tensión de CC, corriente de CC, una señal de prueba que en este caso corresponde al cálculo de la potencia activa y un modelo matemático no parametrizado que funciona como función objetivo. Estos parámetros descriptivos se seleccionan considerando que los paneles fotovoltaicos entregan energía en niveles de CC que dependen de los factores ambientales. La función objetivo para esta tarea es la que se presenta en la ecuación (25). Este modelo matemático se selecciona porque se sabe que la relación entre la irradiancia y la potencia activa es puramente lineal.

$$P_i = w_1x_{1,i} + w_2x_{2,i} + w_3x_{3,i} + w_4x_{4,i} \quad (25)$$

en la que: P_i es el i -ésimo valor de la potencia activa estimada; $x_{1,i}$ es el i -ésimo valor de la irradiancia; $x_{2,i}$ es el i -ésimo valor de la temperatura de la celda; $x_{3,i}$ es

el i -ésimo valor de la señal de voltaje de CC; $x_{4,i}$ es el i -ésimo valor de la señal de corriente DC; y w_1, w_2, w_3 y w_4 son pesos constantes determinados por el algoritmo genético.

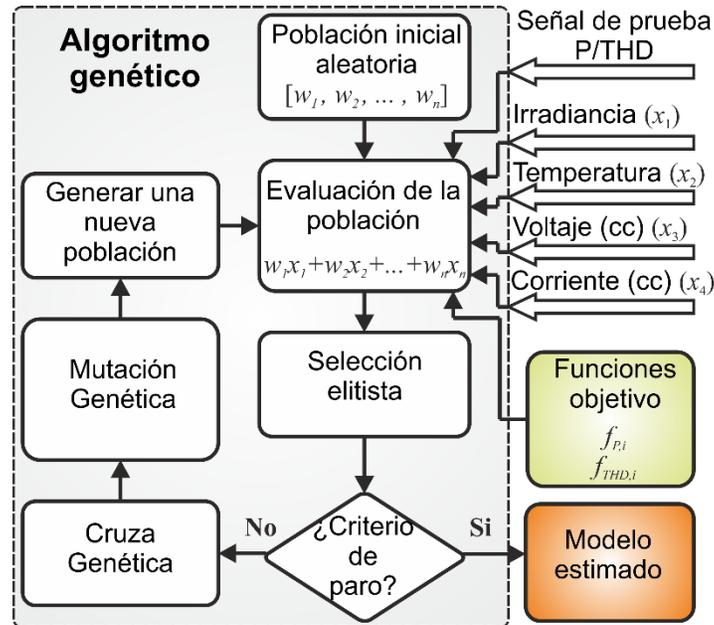


Figura 12. Metodología del uso de algoritmos genéticos para predicción de potencia y distorsión armónica.

Cada peso en la ecuación (25) especifica el nivel de contribución de cada variable en la descripción del comportamiento de la variable respuesta. Una vez que se han definido todas las entradas, el siguiente paso consiste en la inicialización del algoritmo genético. Para este caso particular, los parámetros que el algoritmo genético debe estimar son w_1, w_2, w_3 y w_4 . Poa esta tarea, primero se genera una población inicial aleatoria de 50 individuos para cada peso, de esta manera se garantiza una buena distribución del espacio de diseño. A continuación, se realiza una evaluación de la población. Esta evaluación consiste en sustituir el valor de cada individuo en la función objetivo y determinar el error con respecto a la señal de potencia activa de prueba. Posteriormente, se lleva a cabo un proceso de selección elitista. Para este proceso, la integral del error absoluto obtenida para cada individuo se utiliza para organizarlos desde el mejor ajuste (el individuo con el menor error) hasta el peor ajuste (el individuo con el error más alto). En este

punto es necesario evaluar: si se ha alcanzado el criterio de paro, la solución es el individuo con el mejor ajuste para cada peso, de lo contrario, es necesario generar una nueva población. En este trabajo, el criterio de paro es un número máximo de épocas establecidas como 500, porque se observa experimentalmente que este número asegura la mejor convergencia de los parámetros del modelo. Para generar la nueva población, se conserva el individuo con el error más bajo, de esta manera se garantiza la convergencia del algoritmo. El resto de los individuos en la nueva población se obtienen a través de dos operaciones diferentes: la cruce genética y la mutación genética. La operación de cruce consiste en el promedio del individuo más apto con el resto de los individuos, uno a la vez como se muestra en la ecuación (26):

$$y_{i,new} = \frac{(y_1 + y_{i,old})}{2} \quad (26)$$

donde: $i = 2, 3, \dots, 50$; $y_{i,old}$ es el i -ésimo individuo de la población anterior; y_1 es el individuo más apto de la población; y $y_{i,new}$ es el i -ésimo individuo de la nueva población. La operación de mutación genética implica la sustitución aleatoria de un individuo en particular de la nueva población. El individuo se sustituye solo si un valor aleatorio está por debajo de la probabilidad de mutación que es 0.2 en este trabajo, con el propósito de mantener la diversidad en la población, pero sin perder información genética valiosa. Una vez que se obtiene la nueva población, el proceso se repite desde el paso de evaluación de la población, mientras que no se alcance el criterio de paro. Cuando se alcanza el criterio de paro, el algoritmo genético entrega el modelo parametrizado estimado para la predicción de potencia activa.

En el caso de la predicción de THD, el proceso mencionado anteriormente se lleva a cabo con solo dos diferencias. Primero, la función objetivo. Para el modelo de la THD se utiliza la ecuación (27):

$$H_i = u_1x_{1,i} + u_2x_{2,i} + u_3x_{3,i} + u_4x_{4,i} + u_5x_{5,i} + u_6x_{6,i} + u_7x_{7,i} + u_8x_{8,i} + u_9x_{9,i} + u_{10}x_{10,i} + u_{11}x_{11,i} + u_{12}x_{12,i} + u_{13}x_{13,i} + u_{14}x_{14,i} \quad (27)$$

donde: H_i es el i -ésimo valor estimado de la THD; $x_{1,i}$ es el i -ésimo valor de la irradiancia; $x_{2,i}$ es el i -ésimo valor de la temperatura de la celda; $x_{3,i}$ es el i -ésimo valor de la señal de voltaje de CC; $x_{4,i}$ es el i -ésimo valor de la señal de corriente CC; $x_{5,i} = x_{1,i} x_{2,i}$; $x_{6,i} = x_{1,i} x_{3,i}$; $x_{7,i} = x_{1,i} x_{4,i}$; $x_{8,i} = x_{2,i} x_{3,i}$; $x_{9,i} = x_{2,i} x_{4,i}$; $x_{10,i} = x_{3,i} x_{4,i}$; $x_{11,i} = x_{1,i} x_{1,i}$; $x_{12,i} = x_{2,i} x_{2,i}$; $x_{13,i} = x_{3,i} x_{3,i}$; $x_{14,i} = x_{4,i} x_{4,i}$; y $u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9, u_{10}, u_{11}, u_{12}, u_{13}$ y u_{14} son los pesos constantes determinados por el algoritmo genético. La función objetivo para la predicción de la THD se selecciona de esta manera porque, de acuerdo con la ecuación (1), la relación entre las señales eléctricas y el contenido armónico es cuadrática. Además, para realizar la predicción de la THD, la señal de prueba se cambia por una señal de distorsión armónica obtenida directamente con la ecuación (1). Con estas dos modificaciones (función objetivo y señal de prueba), es posible realizar la predicción de la THD.

Dado que se ha demostrado que un inversor fotovoltaico tiene un comportamiento anómalo cuando opera en regiones alejadas de sus valores nominales (Langella et al., 2016), la metodología descrita se aplica considerando que las señales son divididas en partes. Por lo tanto, las variables de diseño y la función objetivo se dividen en cuatro secciones. Teniendo en cuenta que el valor máximo de irradiancia esperado es de alrededor de 1000 W/m^2 , se establece un umbral del 20% de este valor para definir dos regiones: una al comienzo y otra al final del día. Estas dos secciones se denominan S1 y S4 y se seleccionan para ser las regiones donde los valores de la irradiancia están por debajo del valor de umbral, es decir, estas regiones representan las regiones de operación de baja potencia del inversor fotovoltaico. Los datos restantes de las señales se dividen en mitades para obtener otras dos secciones llamadas S2 y S3. De esta manera se obtiene un total de cuatro secciones y se estima un conjunto diferente de pesos para cada una.

En ambos casos se utilizan dos conjuntos de datos diferentes: uno para la parametrización y otro para la experimentación. El conjunto de datos de

parametrización tiene en cuenta un año y de este, se seleccionan dos días diferentes por mes, arrojando un total de 24 días. El criterio para seleccionar los dos días de cada mes es el siguiente: un día con ninguna, o casi ninguna, variación de irradiancia asociadas con la presencia de nubes; y un segundo día con presencia de nubes que genera variaciones inesperadas en el perfil de la irradiancia. Este conjunto de datos solamente se utiliza para la estimación de los parámetros de cada modelo (potencia activa y THD). Una vez estimados los parámetros del modelo, se utiliza un conjunto de datos diferente para la experimentación. A lo largo del año de análisis se toman 8 días para conformar el conjunto de datos de experimentación. Cada uno de estos días es diferente de los seleccionados para el conjunto de datos de parametrización. La selección de los días se realiza considerando lo siguiente: se seleccionan dos días representativos por cada estación del año para evaluar el modelo en diferentes condiciones ambientales. Además, para cada estación se selecciona un día con sólo unas pocas (o ninguna si es posible), nubes a lo largo del día. Para el segundo día de cada estación, se selecciona uno con muchas variaciones abruptas en la irradiancia debidas a la presencia de nubes. De esta manera, es posible evaluar el desempeño de la metodología en diferentes escenarios.

La metodología se realiza un total de 24 veces, una para cada día del conjunto de datos de parametrización. Los pesos finales para los dos modelos son el promedio de estos 24 resultados. Finalmente, la metodología propuesta se utiliza para realizar el pronóstico de la potencia activa y el THD de 8 días diferentes de los utilizados para la estimación del modelo parametrizado. Estos días provienen de las cuatro estaciones del año y presentan diferentes condiciones de trigo entre sí. De esta manera, es posible evaluar la variabilidad asociada con los cambios climáticos característicos de cada estación, pero también la variabilidad que resulta de la falta de luz solar cuando hay presencia de nubes en el cielo.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Puesta del experimento

A continuación, se presentan los datos técnicos y características de los dos diferentes escenarios en los que se llevó a cabo la experimentación necesaria el desarrollo de este proyecto. También se presentan las características del sistema de adquisición de datos utilizado.

4.1.1 Sistema de adquisición de datos

En la Universidad Autónoma de Querétaro se desarrolló un sistema de adquisición de datos basado en arreglos de compuertas programables en campo FPGA (del inglés field-programmable gate array), para adquirir y almacenar datos de la instalación fotovoltaica. El sistema de adquisición puede adquirir datos de siete canales simultáneos a 8000 muestras por segundo con una resolución de 16 bits. El equipo puede almacenar todas las formas de onda de las señales de voltaje y corriente durante un tiempo prolongado utilizando una tarjeta micro SD estándar de 128 GB, que se puede reemplazar cuando está llena, lo que amplía la capacidad de almacenamiento. Los datos adquiridos con este sistema se utilizan para formar un banco de pruebas que es descrito a detalle en el apéndice A.

4.1.2 Central fotovoltaica

La experimentación se lleva a cabo en una planta de generación fotovoltaica de 20 MW, ubicada en el centro de España a una latitud de $39^{\circ} 36' N$ y una longitud de $02^{\circ} 05' O$. La planta está dividida en ramas independientes de 100 kW cada una. Las mediciones se realizan en dos ramas ya que en la central generadora se utilizan dos inversores solares diferentes. De esta manera, es posible estudiar si el tipo de inversor solar afecta en los disturbios de calidad de la energía. Los dos inversores solares utilizados en este trabajo son un Solarmax 100c y un Ingecon Sun 100. Cada inversor fotovoltaico presenta una tensión nominal de 230 Vrms a 50 Hz. Un conjunto de paneles fotovoltaicos de silicio policristalino se utiliza en el

lado de CC del inversor. Todos los paneles fotovoltaicos están orientados al sur y presentan un ángulo de inclinación $\beta = 45^\circ$. La irradiancia global que llega a los paneles fotovoltaicos se mide utilizando una celda calibrada que presenta la misma orientación y ángulo de inclinación que los paneles fotovoltaicos. La figura 13(a) presenta una vista del parque eólico, mientras que la figura 13(b) y 13(c) presentan la instalación del sistema de adquisición en el inversor Solarmax 100c y el inversor Ingecon sun 100 respectivamente. En el lado de CC, sólo se utilizan dos canales del sistema de adquisición de datos: uno para el voltaje y otro para la corriente. El nivel de voltaje de CC es de alrededor de 600 V y la corriente de aproximadamente 250 A. Este sistema está condicionado para medir voltajes de hasta 1000 V y la corriente se adquiere mediante una pinza de efecto hall cuya tensión de salida está en el rango de ± 4 V. Este sensor es el HOP 500-SB / SP1 de la empresa LEM. En el lado de CA, se requieren seis canales del DAS para medir el voltaje (230 Vrms) y la corriente de las tres fases (5 Arms). Las corrientes se miden en el secundario de un transformador de corriente (relación 200/5) utilizando los sensores SCT-013-010 de la empresa YHDC.

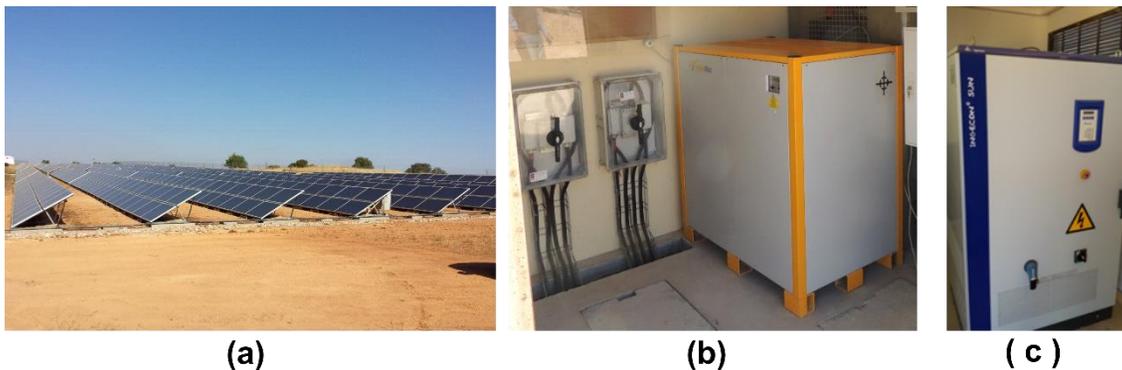


Figura 13. (a) Central fotovoltaica; (b) inversor Solarmax 100c; (c) inversor Ingecon sun 100.

4.1.3 Parque eólico

El parque eólico en el cual se llevan a cabo las mediciones se localiza en el noreste de España a una latitud de $41^\circ 43'$, longitud de $-1^\circ 55'$ y a una altura de 1600 metros sobre el nivel del mar. El parque cuenta con 30 turbinas eólicas

Gamesa G47/660 que suman una potencia nominal total de 19 800 watts. Las principales características del aerogenerador se presentan en la tabla II.

Tabla 2. Características del aerogenerador Gamesa G47/660

Característica	Valor
Potencia nominal	660 kW
Número de aspas	3
Velocidad mínima de rotor	22.8 rpm
Velocidad máxima de rotor	30.9 rpm
Velocidad mínima del viento	4.5 m/s
Velocidad nominal del viento	16 m/s
Velocidad máxima del viento	25 m/s
Relación del multiplicador	1:53
Tipo de generador	Asíncrono
Tensión de salida	690 V
Altura de la góndola	40 m

En la figura 14(a) se muestra una vista de los aerogeneradores de la central eólica. Por su parte, la figura 14(b) presenta el montaje del sistema de adquisición en el inversor de uno de los aerogeneradores, mientras que en la figura 14(c) se muestran las conexiones hechas en la subestación.



(a)



(b)



(c)

Figura 14. (a) Central eólica; (b) instalación en inversor de un aerogenerador; (c) conexiones en la subestación.

4.2 Resultados en generación fotovoltaica

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de aplicar las técnicas desarrolladas en las señales de la central fotovoltaica.

4.2.1 Cálculo de potencia activa

El primer análisis que se lleva a cabo corresponde al cálculo de la potencia activa entregada por el inversor. Se seleccionan 8 días sobre los cuales se lleva a cabo este análisis. Estos días se seleccionan de la siguiente manera: 2 días para cada estación del año; además, para cada estación del año se selecciona un día con poca (o ninguna de ser posible) presencia de nubes a lo largo de todo el día, y otro más con mucha presencia de nubes que generan variaciones abruptas e inesperadas durante todo el día. Los días seleccionados son: 13 de agosto, 12 de septiembre (verano), 27 de octubre, 13 de noviembre (otoño), 9 de enero, 10 de febrero (invierno), 20 de marzo y 21 de marzo (primavera). En la figura 15 se presentan los perfiles de irradiancia de los 8 días de análisis separados por estación del año. En los días en los que no hay presencia de nubes (línea de color azul) se observa que la irradiancia al inicio del día parte de un valor de cero y comienza a crecer conforme avanza el día. Alrededor de las 14:00 horas se alcanza el valor máximo de irradiancia y a partir de este punto el valor de irradiancia comienza a descender hasta volver a tomar un valor de cero al final del día. En primavera (figura 15(d)), no es posible conseguir un día con ninguna nube en el cielo, por lo que se aprecia que alrededor de las 17:00 horas el descenso suave de los valores de irradiancia se ve afectado y aparecen variaciones abruptas hasta las 18:30 horas donde el comportamiento parece normalizarse de nuevo. Por su parte, las líneas en color naranja de la figura 15 representan los días con alta presencia de nubes. Se puede apreciar que en este caso no existe un patrón en el perfil de la irradiancia, el comportamiento es completamente

errático y presenta una gran cantidad de variaciones inesperadas. Durante el verano (figura 15(a)) no hay una gran cantidad de días nublados, por lo que en el día seleccionado para esta estación solamente se aprecian variaciones entre las 11:00 y las 14:00 horas.

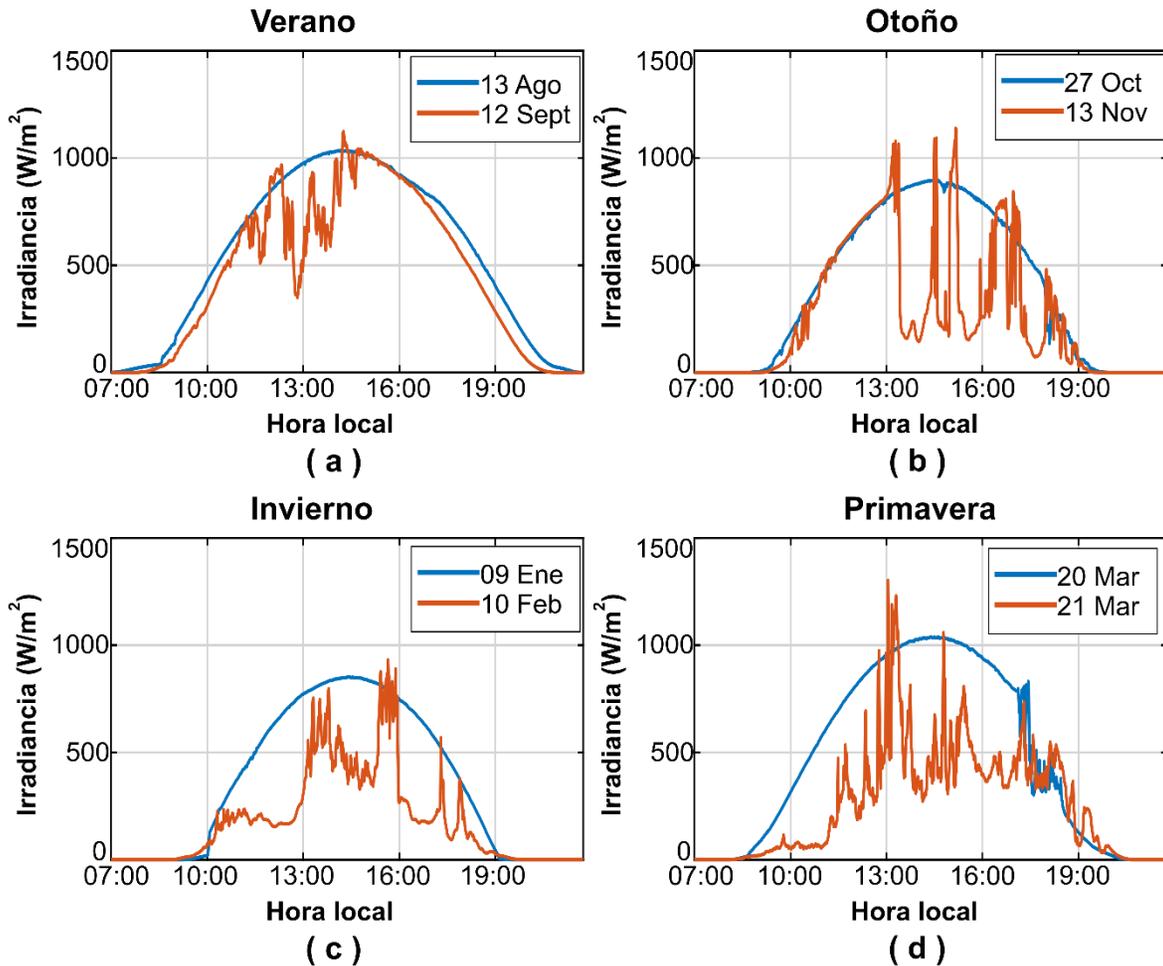


Figura 15. Perfil de irradiancia para los días de análisis en (a) Verano; (b) Otoño; (c) Primavera; y (d) Invierno.

Además, es posible observar en la figura 15, que para los días en los que no hay presencia de nubes, los valores máximos de irradiancia se alcanzan en verano y primavera (figura 15(a) y figura 15(d)), mientras que en otoño e invierno (figura 15(b) y figura 15(c)), los valores de irradiancia alcanzados son menores.

Otro factor importante en la generación fotovoltaica es la temperatura alcanzada por la celda fotovoltaica, por tal motivo en la figura 16 se presenta el comportamiento de la temperatura de la celda para todos los días de análisis.

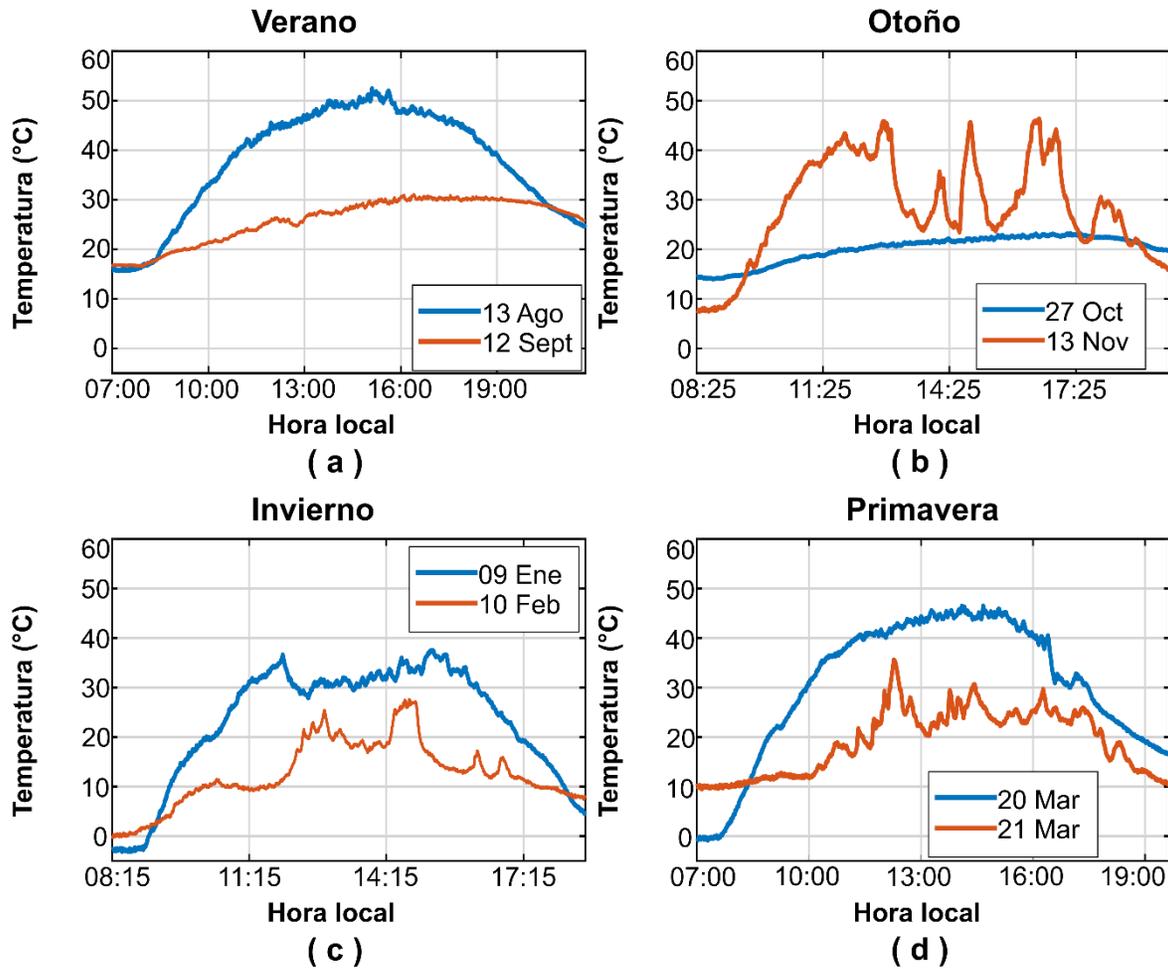


Figura 16. Perfil de temperatura de celda para los días de análisis en (a) Verano; (b) Otoño; (c) Primavera; y (d) Invierno.

El patrón que sigue la temperatura es similar al seguido por la irradiancia. Como es de esperarse, la mayor temperatura se reporta el 13 de agosto que es un día de verano (figura 16(a)). En invierno (figura 16(c)), al inicio del día las temperaturas se encuentran en valores inferiores a los 0°C, sin embargo, conforme avanza el día estos valores aumentan significativamente. Si bien la temperatura para los días con mucha nubosidad también presenta variaciones

(líneas de color naranja), se observa que estas variaciones son más lentas y de menor amplitud que el caso de la irradiancia. De manera general, una disminución en la cantidad de radiación recibida por la celda se traduce en una disminución en la temperatura de la celda. Este es un resultado más o menos obvio puesto que el calentamiento en la celda fotovoltaica estará asociado con la recepción de una mayor cantidad de energía solar.

En la central fotovoltaica donde se lleva a cabo la experimentación se cuenta con dos inversores, en ambos se mide la corriente y el voltaje que entregan. Estos valores se sustituyen en la ecuación (8) para obtener la potencia activa generada en cada uno de los días de análisis. Como los inversores son trifásicos, se obtiene un valor de potencia activa para cada una de las fases de los inversores. En la figura 17 se muestra la potencia generada por el inversor Ingecon sun 100, mientras que la figura 18 presenta las gráficas de potencia obtenidas para el inversor solarmax 100c. En la figura 17 se observa que la potencia que se genera en las tres fases es similar, pero la potencia generada en la fase c (línea amarilla) es ligeramente mayor que la potencia generada en las otras dos fases. Por su parte, la potencia generada en la fase a (línea azul) es siempre la menor de todas, y la fase b (línea naranja) siempre se mantiene en medio de las dos anteriores. También se puede apreciar que el comportamiento de la potencia generada es idéntico al comportamiento seguido por la irradiancia en cada uno de los días de análisis, es decir, cualquier aumento o disminución en la cantidad de irradiancia que reciben las celdas fotovoltaicas, se traduce en un aumento o disminución de la potencia generada. Este resultado era de esperarse puesto que el funcionamiento de un panel fotovoltaico consiste en transformar la energía proveniente de la radiación del sol en energía eléctrica. Otro aspecto que puede ser observado es que los días 13 de agosto (figura 17(a)) y 20 de marzo (figura 17(g)) presentan los mayores niveles de producción. Estos días se presentan en verano y primavera, respectivamente, y coincide con los días que presentan los mayores niveles de irradiancia. Del mismo modo, los días como el 27 de octubre (figura 17(c)) y el 9 de enero (figura 17(f)), que a pesar de no tener una presencia de nubes

significativa presentan niveles relativamente bajos de generación, también corresponde a los días en los cuales la irradiancia disminuyo por tratarse de días de otoño e invierno.

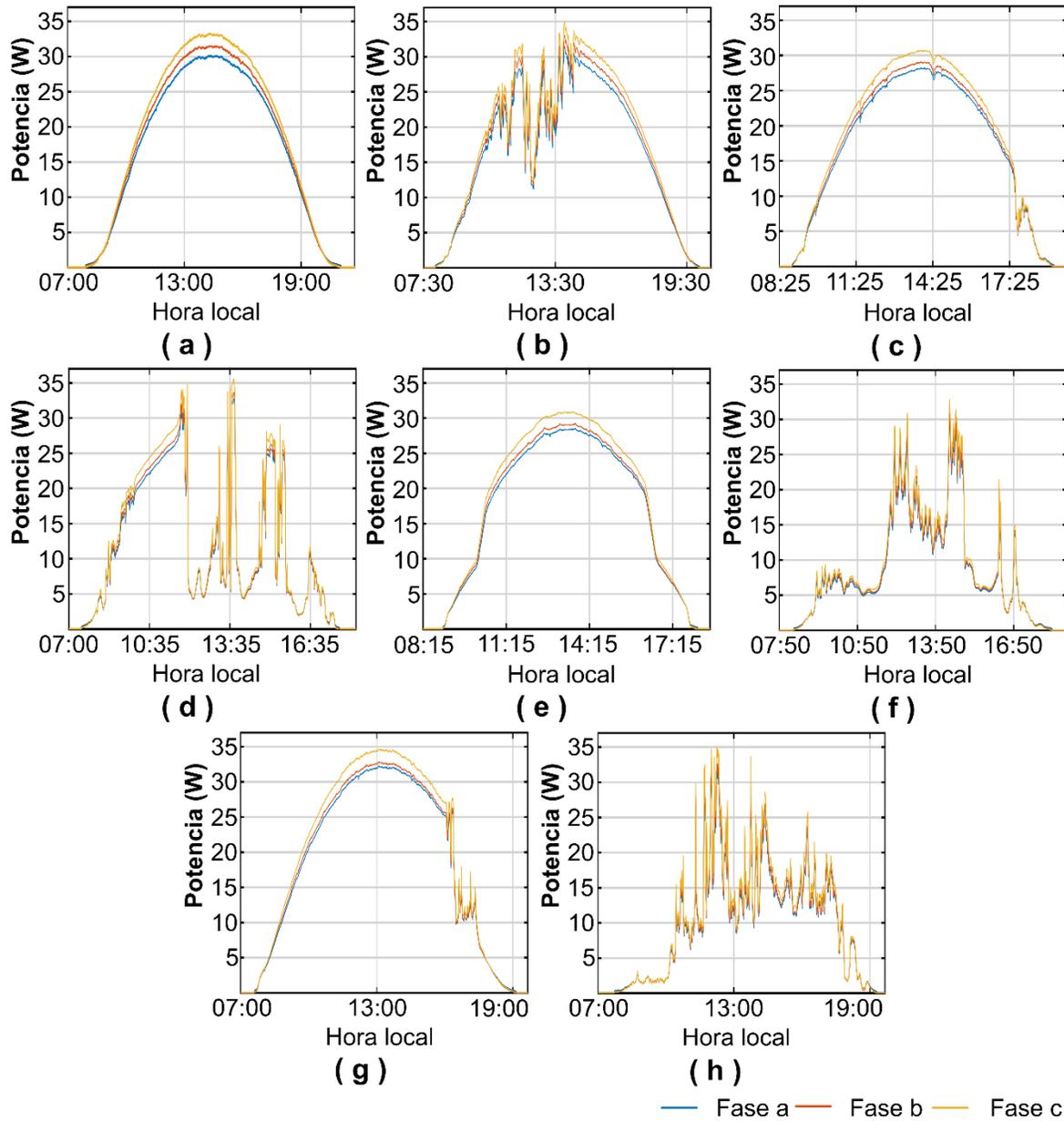


Figura 17. Potencia activa entregada por el inversor Ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

Finalmente, en la figura 17 también puede apreciarse que las variaciones abruptas en la irradiancia, resultan en un incremento significativo en la potencia generada. Por ejemplo, en días como el 13 de noviembre (figura 17(d)) se observan picos en la potencia que sobrepasan los 35 kW. Este valor es incluso superior al alcanzado en los días de verano, de modo que se concluye que las variaciones abruptas en irradiancia pueden generar incrementos significativos de corta duración en la potencia generada.

En comparación, la figura 18 muestra que la producción generada por el inversor Solarmax es ligeramente menor que la del inversor Ingecon. Esta situación se puede apreciar claramente al comparar la figura 17(a) con la figura 18(a), donde se observa que el inversor de solarmax produce alrededor de 3 kW menos por fase. Esto puede deberse a diversos factores: uno de ellos puede estar relacionado con las dimensiones de la central fotovoltaica, al ser muy grande la extensión no todos los paneles reciben la misma cantidad de irradiancia. Por lo tanto, si los paneles conectados al inversor Solarmax reciben menor cantidad de radiación que los paneles del inversor Ingecon, la producción de aquel debe ser menor. Otro factor puede ser la eficiencia y el principio de funcionamiento de cada inversor. Teóricamente, ambos inversores deberían presentar una eficiencia alrededor del 95%, sin embargo, en la realidad ambos pueden presentar valores de eficiencia diferentes y se podría inferir que la eficiencia del inversor Solarmax es menor. Otra diferencia que se puede apreciar es que en este caso en la fase a (línea azul) es la que presenta la mayor potencia generada, mientras que la fase c (línea amarilla) es la que presenta los valores menores. Lo que se mantiene es el hecho de que las variaciones en irradiancia se traducen en variaciones en la potencia generada, de modo que los perfiles de ambas variables son prácticamente iguales. La única excepción se presenta en el caso del día 9 de enero (figura 18(e)) en la cual se aprecia que en el lapso comprendido entre las 9:00 y las 10:30 horas existen variaciones en la potencia generada que no visibles en el perfil de irradiancia. Esta situación puede presentarse si la celda calibrada se encuentra alejada de la celda por lo que no sería capaz de detectar la presencia

de algunas nubes. También se puede presentar esta situación si existen fluctuaciones en los niveles de voltaje o corriente de la red sobre la cual evacua el inversor ocasionando problemas en la operación del dispositivo.

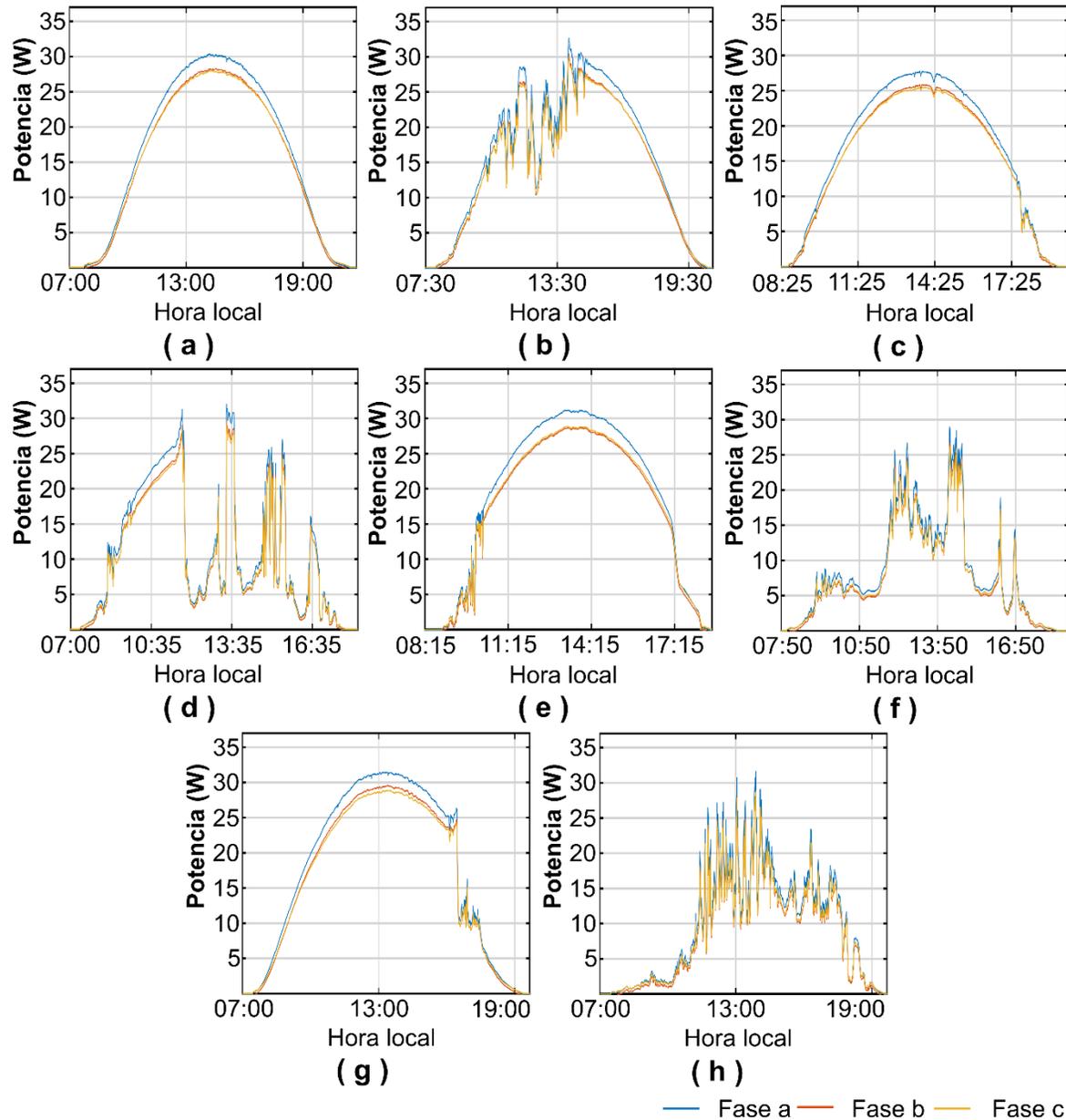


Figura 18. Potencia activa entregada por el inversor solarmax 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

Finalmente, es importante mencionar que al ser bien sabido que la cantidad de potencia generada por un inversor solar depende completamente de la cantidad de irradiancia que reciben las celdas fotovoltaicas, el contar con ambas medidas puede ser una herramienta útil en la detección de problemas en sistemas fotovoltaicos de generación. Dicho de otro modo, si se comparan los perfiles de la irradiancia y de la potencia entregada por el inversos, estos deben ser muy parecidos. Cualquier desviación significativa se convierte en un indicador de que existe un problema.

4.2.2 Cálculo de la THD

El siguiente indicador que se analiza es la distorsión armónica total. Este análisis se lleva a cabo únicamente sobre las señales de voltaje de ambos inversores. Para tal efecto, se utilizan los mismos 8 días de estudio de la sección anterior. Se calcula la transformada de Fourier de las señales de voltaje de los 8 días utilizando ventanas de 200ms. El espectro obtenido es utilizado junto con la ecuación (1) para calcular la THD. En la figura 19 se presenta la THD de las señales de voltaje del inversor Ingecon, mientras que la figura 20 muestra la distorsión armónica que aparece en el inversor Solarmax. Debido a que la THD en las tres fases de ambos inversores es muy parecida, solamente se muestra el resultado de una de las fases de cada inversor.

En la figura 19 es posible observar que el comportamiento de la THD es distinto para cada uno de los días de análisis. A simple vista, no parece existir una relación entre los parámetros ambientales y la distorsión armónica, de hecho, el comportamiento de la THD parece errático e incluso aleatorio en todos los días. Se observa que el día que presenta la mayor cantidad de contaminación armónica corresponde al 12 de septiembre (figura 19(b)), que es un día de verano con presencia de nubes. Es importante mencionar que, si bien hay contaminación armónica, el valor de la THD siempre permanece en valores bajos que están dentro de los límites permitidos por los estándares internacionales. Esto habla bien del proceso de generación pues se está llevando a cabo de manera que garantiza a los usuarios que se entrega energía limpia y de calidad.

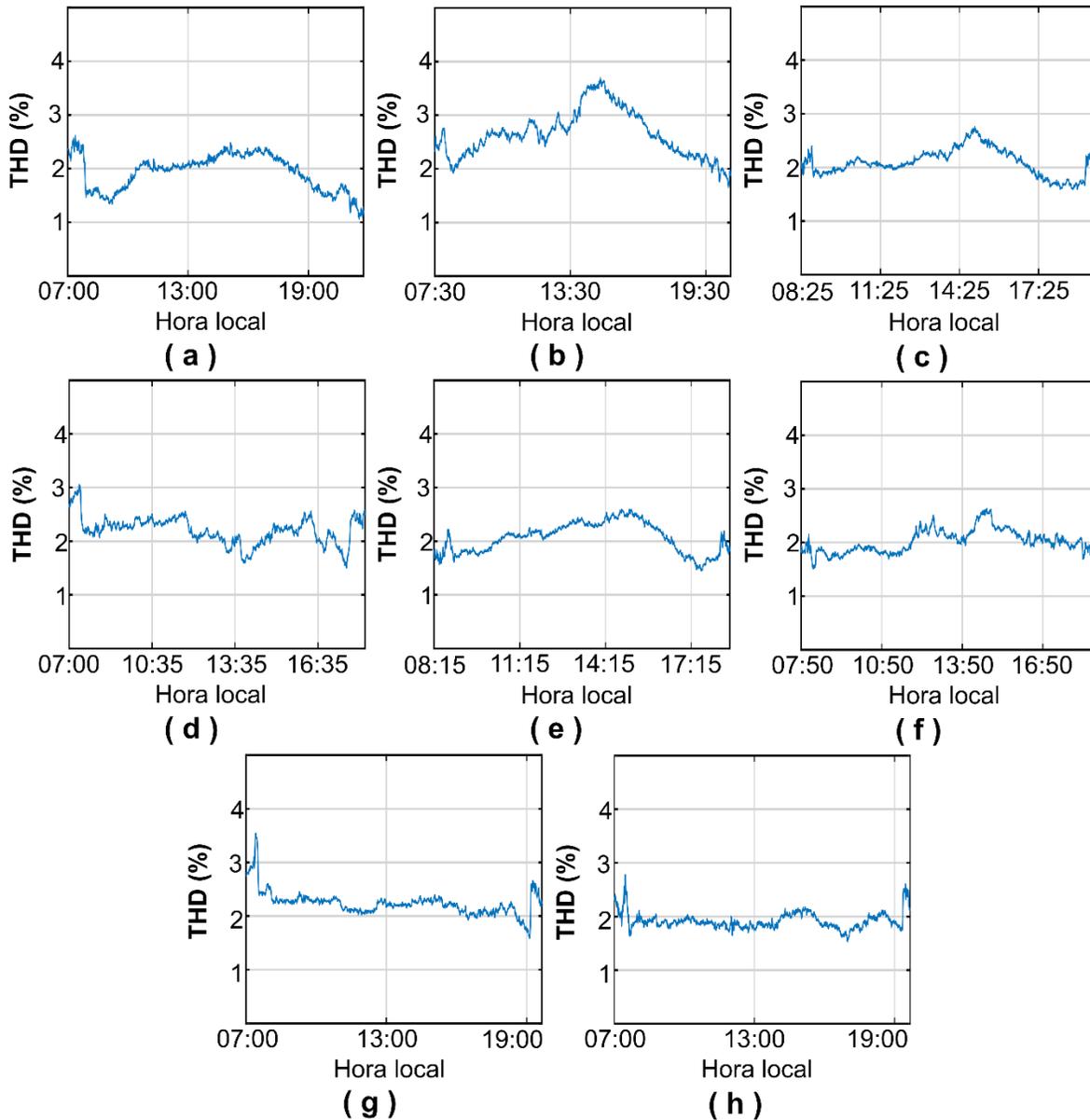


Figura 19. THD en una de las fases del inversor ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

Al revisar la figura 20 se puede observar que para todos los días el valor de la THD es menor en el inversor Solarmax que en el inversor Ingecon. Esto significa que ambos inversores presentan un buen desempeño en cuanto a contaminación armónica se refiere y siempre operan dentro de los parámetros establecidos por las normas de calidad internacionales. En el caso del inversor Solarmax (figura

20), existen dos días que se puede decir tienen el mayor contenido armónico y corresponden a los días 12 de septiembre (figura 20(b)) y 13 (figura 20(d)) de noviembre. El primero corresponde a un día de verano y el segundo a uno de otoño. Lo que ambos tienen en común es que son días que presentan una severa presencia de nubes.

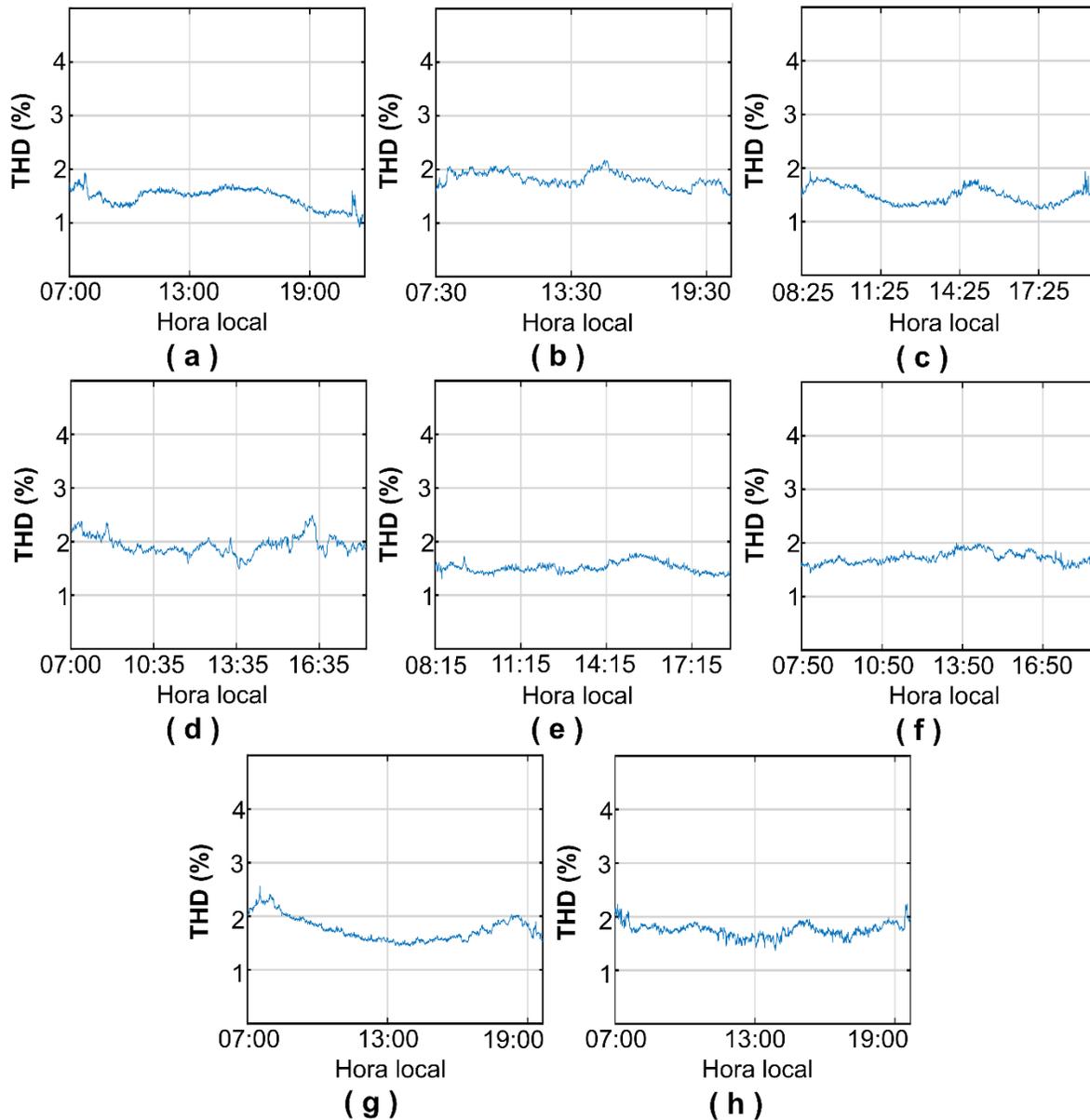


Figura 20. THD en una de las fases del inversor solar max 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

De manera general en ambos inversores, si se comparan solamente los días por estación, se observa que el día con menos variaciones en irradiancia tiende a presentar un contenido armónico ligeramente menor que el día con más variaciones debidas a la presencia de nubes. Por lo tanto, estos resultados dan pie a pensar que la distorsión armónica sí se encuentra relacionada con los parámetros ambientales de cierto modo y las variaciones abruptas en la irradiancia que incide sobre la celda pueden estar ligadas al aumento en la THD. Nuevamente es necesario mencionar que, para dos inversores que se encuentran en una misma localización, la cantidad de distorsión armónica no es la misma, por lo que se puede inferir que el principio de funcionamiento del inversor también está relacionado con la cantidad de contenido armónico que presenta en la red.

4.2.3 Cálculo de la TIHD

Si bien se pudo observar que el nivel de THD permanece relativamente bajo durante todos los días de análisis en ambos inversores, la distorsión armónica no es el único tipo de distorsión que se presenta debido a componentes espectrales no deseadas. La TIHD es un parámetro que la mayoría de los estándares internacionales no toma en cuenta y este trabajo pretende mostrar la cantidad de energía que está siendo ignorada por dichos estándares. Al igual que en los casos anteriores, primero se muestran los resultados del cómputo de la TIHD en el inversor Ingecon sun 100 (figura 21) y después se compara con los resultados obtenidos para el inversor Solarmax 100c (figura 22).

En la figura 21 se observa que el comportamiento de la TIHD es similar durante los ocho días de análisis y presenta 5 zonas bien definidas que están numeradas del uno al cinco para su identificación. La primera zona siempre comienza en un valor entre el 1% y el 2%, a excepción del día 20 de marzo donde comienza en un valor cercano al cero. Unos minutos más tarde, la TIHD presenta un aumento repentino. Esta zona siempre aparece al inicio del día y tiene una duración corta: siempre menor a los 30 minutos. Luego, la TIHD permanece más o menos constante durante algunas horas en la zona 2. Esta área presenta la duración más pequeña en el día 13 de agosto (figura 21(a)) y la duración más grande en el día 9

de enero (figura 21(e)). La zona 3 representa una disminución en el valor de la TIHD. Este decaimiento es gradual y toma de una a dos horas en la mayoría de los días. Sin embargo, para los días 9 de enero (figura 21(e)), 10 de febrero (figura 21(f)), y 20 de marzo (figura 21(g)), la caída se da de forma casi instantánea. Después, en la zona 4, la TIHD presenta otro comportamiento relativamente estable. Finalmente, la 5ª zona presenta una disminución repentina en el TIHD a un valor por debajo del 1% y este valor permanece durante los últimos minutos del día. Solamente en el día 13 de noviembre se aprecia un comportamiento distinto en esta zona, en la que si hay un decaimiento que dura sólo un par de minutos y enseguida el valor de la TIHD comienza a incrementar hasta alcanzar un valor de 1.5% al final del día. Los valores de TIHD son incluso más pequeños que los valores alcanzados por la THD, sin embargo, si se considerara la acción combinada de ambos indicadores los valores podrían alcanzar valores importantes en algunos momentos del día. Una situación que se puede observar, es que la energía asociada a la TIHD es ligeramente mayor en los días que presentan variaciones (figura 21(b), figura 21(d), figura 21(f), figura 21(h)). Por tal motivo se puede inferir que las variaciones en irradiancia se encuentran de cierto modo ligadas al contenido interarmónico.

En el caso del inversor solarmax (figura 22) también se observa que los 8 días presentan un comportamiento similar entre ellos. La diferencia es que en caso de este inversor solamente se distingue la presencia de tres zonas muy marcadas en comportamiento de la TIHD. Estas zonas se encuentran marcadas con los números 1, 2 y 3 en la figura 22. La zona 1 representa una zona de comportamiento relativamente estable, es decir, no existen muchas variaciones abruptas en el comportamiento de la TIHD. Esta situación se ve ligeramente perturbada los días 20 y 21 de marzo (figura 22(g) y figura 22(h)), en los cuales se observa una cantidad considerable de variaciones en esta zona. La zona corresponde en todos los casos a una caída en el nivel de la TIHD. En esta zona el valor de la TIHD siempre disminuye al menos un 1% del valor en el cual se encontraba en un lapso de entre 1 y 2 horas. La zona 3 también corresponde a

una zona de estabilidad en la que no hay variaciones muy marcadas en los valores de la TIHD. Esta zona siempre se localiza en la segunda mitad del día y la TIHD se mantiene en valores por debajo del 1%. De hecho, en los días 13 de agosto (figura 22(a)) y 27 de octubre (figura 22(c)), el valor de la TIHD es tan bajo en la zona 3 que casi alcanza el valor de cero.

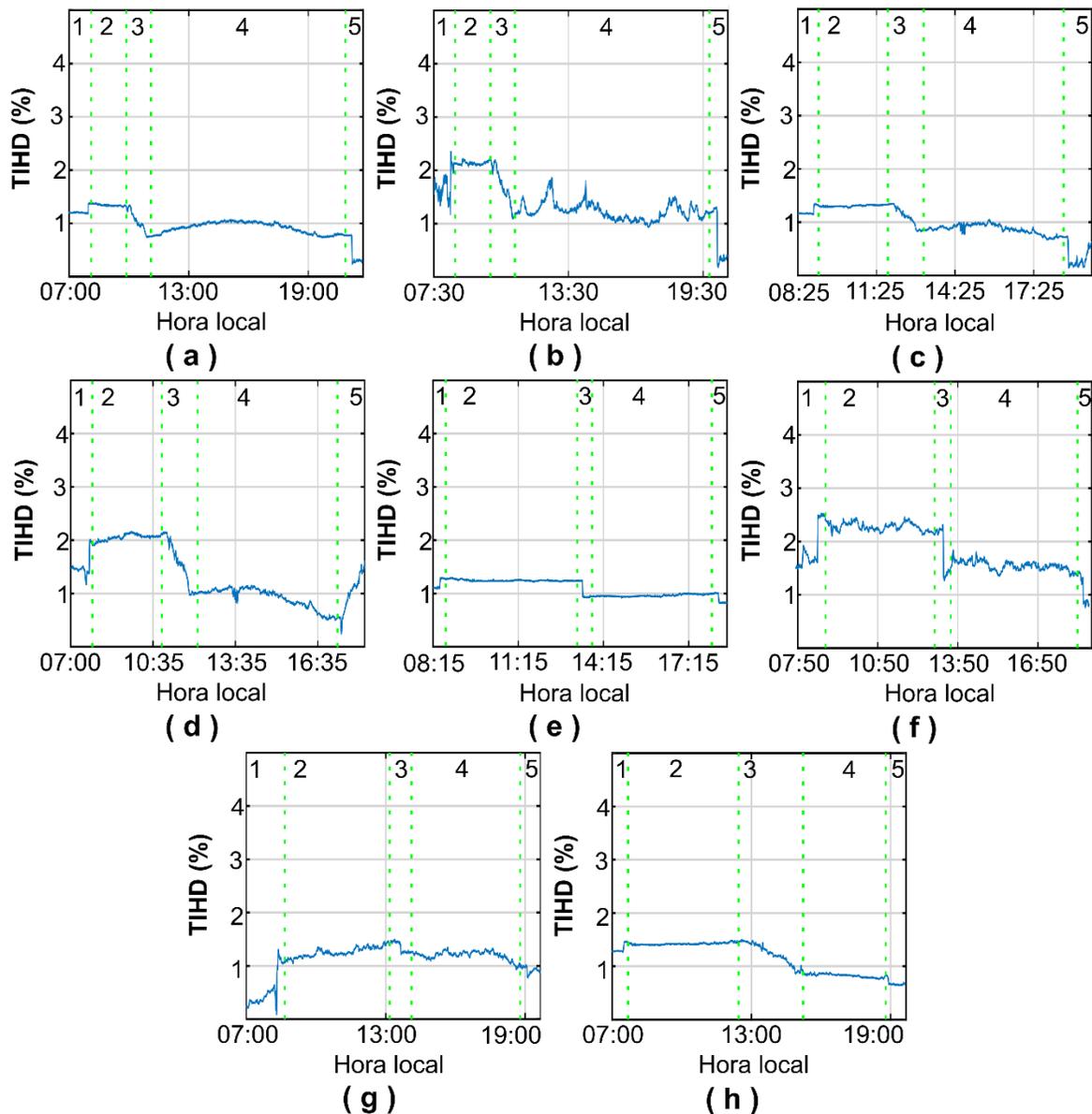


Figura 21. TIHD en una de las fases del inversor Ingecon sun 100 (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

En el inversor Solarmax también se mantiene la tendencia de que los días con mayor presencia de nubes, presentan los mayores valores de TIHD.

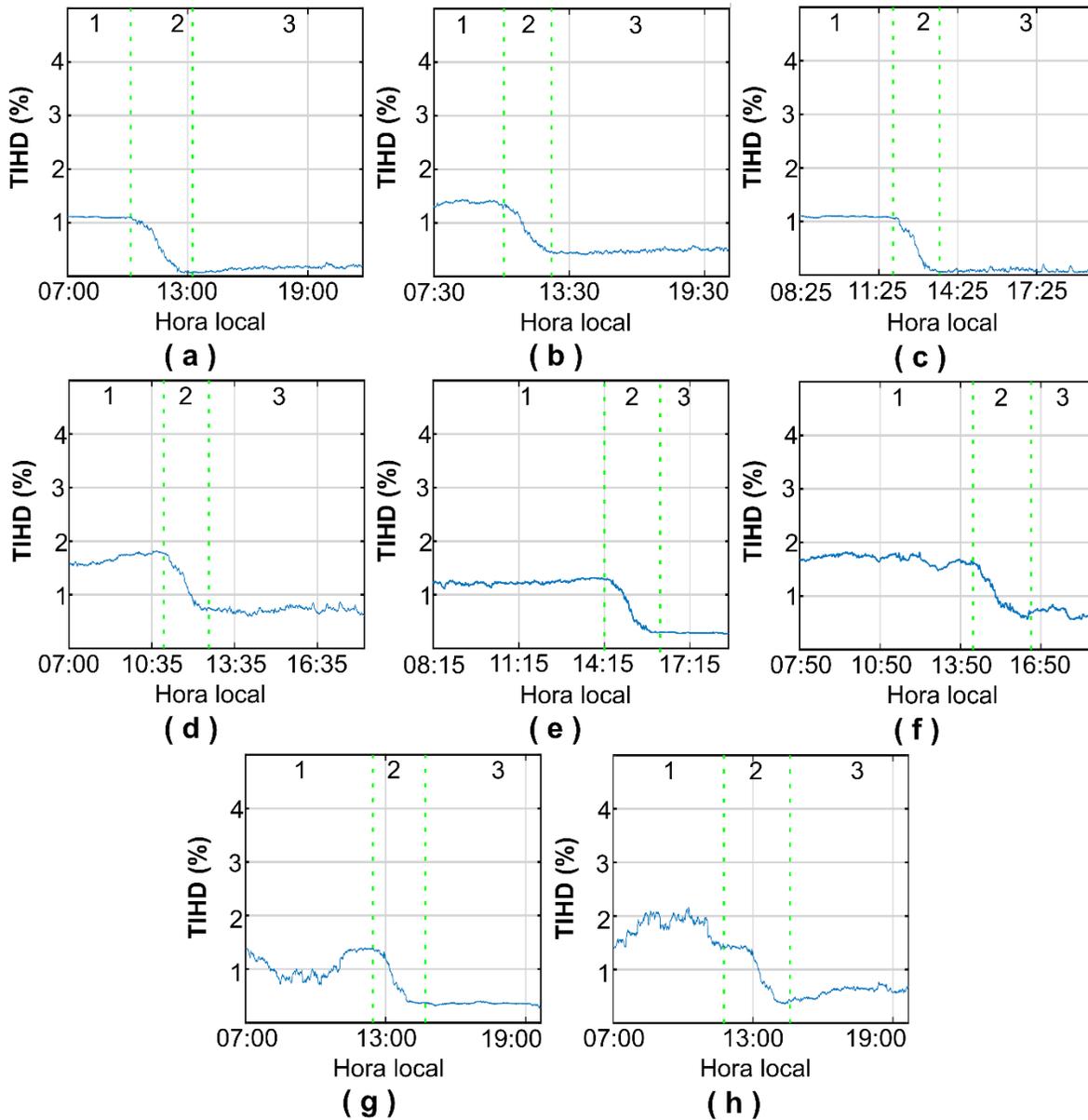


Figura 22. TIHD en una de las fases del inversor solarmax 100c (a) 13 de agosto; (b) 12 de septiembre; (c) 27 de octubre; (d) 13 de noviembre; (e) 9 de enero; (f) 10 de febrero; (g) 20 de marzo; y (h) 21 de marzo.

En ambos inversores se observa que, durante la primera mitad del día, cuando la irradiancia va en aumento, se presentan los máximos valores de TIHD. Mientras

que, en la segunda mitad del día, cuando la irradiancia que alcanza a la celda va disminuyendo, los valores de TIHD caen y se mantienen en sus valores mínimos. Al igual que en el caso de la distorsión armónica, el inversor de Solarmax presenta valores de contaminación interarmónica menores que los mostrados por el inversor Ingecon. La excepción a esta situación ocurre en la primera mitad del día 21 de marzo, donde la energía de la TIHD en el inversor solarmax (figura 22(h)) supera a la del inversor Ingecon (figura 21(h)). Sin embargo, durante la segunda mitad del día, la TIHD del inversor Solarmax, vuelve a ser menor a la del inversor Ingecon. Aquí puede observarse de manera cualitativa que, para días con diferentes condiciones ambientales hay diferentes niveles de TIHD, lo que da pie a pensar que los parámetros ambientales y la TIHD se encuentran relacionados.

4.2.4 Correlación de contenido armónico e interarmónico con parámetros ambientales

Para complementar los resultados obtenidos en las secciones anteriores y llevar a cabo un estudio de carácter cuantitativo y no sólo cualitativo, en la presente sección se hace uso de regresiones lineales para determinar si existe una relación entre los parámetros ambientales y la contaminación espectral en la generación fotovoltaica. Para no hacer tan extensos los resultados, en esta sección se utilizan únicamente tres días en el análisis. Estos días se seleccionan de modo que el primero es un día con el cielo completamente despejado, el segundo día presenta solamente unas pocas variaciones de irradiancia por presencia de nubes, y el tercer día es uno con tormenta y presencia severa de nubes. La figura 23 muestra las condiciones de irradiancia y temperatura para los tres días de este análisis. El primer día corresponde al 8 de agosto de 2016, que es un día con el cielo despejado (ver figura 23(a)), es decir, la irradiancia no presenta ningún cambio repentino porque no hay nubes en ningún momento del día. La temperatura de la celda fotovoltaica presenta un comportamiento muy similar al de la irradiancia: comienza alrededor de 20 °C y luego crece hasta que alcanza un valor máximo de unos 60 °C para después comenzar a disminuir. El día dos representa el 24 de septiembre de 2016. La primera mitad del día dos es muy similar al día uno; sin

embargo, en la segunda mitad de este día, la presencia de nubes produce algunos cambios abruptos en la irradiancia que llega a la celda fotovoltaica (ver figura 23 (b)). Cuando la irradiancia es baja, la temperatura de la celda disminuye y aumenta de nuevo cuando el valor de la irradiancia crece. Finalmente, el día tres (16 de octubre de 2016) corresponde a un día con numerosas nubes; por lo tanto, hay muchas variaciones inesperadas en el nivel de irradiancia a lo largo del día (ver figura 23(c)). Las variaciones de temperatura no son tan visibles como las de irradiancia; no obstante, el nivel de temperatura en el día 3 es inferior al de los dos días anteriores.

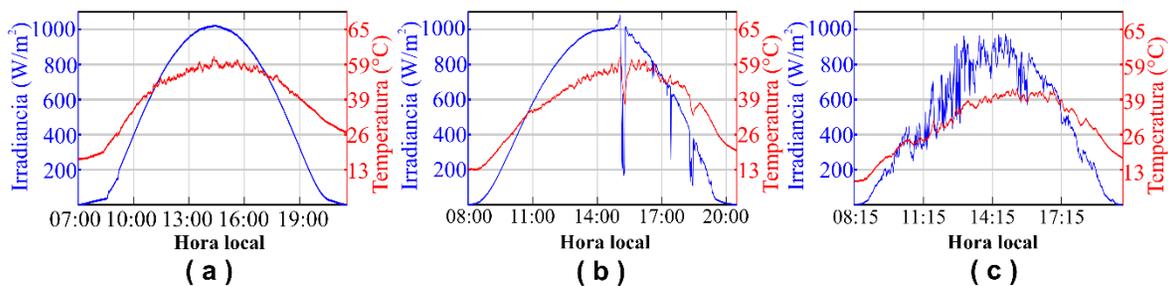


Figura 23. Irradiancia y temperatura de celda para (a) el día 1 de análisis, (b) el día 2 de análisis y (c) el día 3 de análisis.

En el caso de la THD, se ha reportado que el comportamiento de este indicador es diferente cuando los niveles de irradiancia son bajos. Por lo tanto, la regresión lineal que se realiza para el análisis de correlación, se lleva a cabo en un sentido por partes, es decir, el modelo se ajusta para entregar dos respuestas diferentes: una para niveles de irradiancia por debajo de 100 W/m² y otra para el resto de valores. Además, se utiliza un modelo polinomial de tercer grado porque se puede observar que la THD presenta muchas variaciones a lo largo del día. Por lo tanto, la ecuación utilizada para el análisis de regresión lineal múltiple es la que se presenta en la ecuación (28):

$$THD = \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 (x_{i,1} - 100) x_{i,2} + \beta_3 x_{i,3} + \beta_4 x_{i,4} + \beta_5 x_{i,5} + \beta_6 x_{i,6} + \beta_7 x_{i,7} + \beta_8 x_{i,8} + \beta_9 x_{i,9} + \beta_{10} x_{i,10} \quad (28)$$

donde $x_{i,1}$ es el i -ésimo valor de la irradiancia, $x_{i,2}$ es una variable categórica (0 si $x_{i,1} \leq 100$, y 1 si $x_{i,1} > 100$), $x_{i,3}$ es el i -ésimo valor de la temperatura de celda, $x_{i,4} = x_{i,1}^2$, $x_{i,5} = x_{i,3}^2$, $x_{i,6} = x_{i,1} x_{i,3}$, $x_{i,7} = x_{i,1}^3$, $x_{i,8} = x_{i,3}^3$, $x_{i,9} = x_{i,1}^2 x_{i,3}$, y $x_{i,10} = x_{i,3}^2 x_{i,1}$. El segundo término de la ecuación (28) que incluye la variable categórica $x_{i,2}$, es el término que permite tener dos respuestas diferentes en el mismo modelo de regresión lineal. Los datos de irradiancia, temperatura de celda y THD del día 1 se utilizan para la estimación del modelo, y los coeficientes resultantes, junto con los valores estadísticos más importantes entregados por la evaluación del modelo, aparecen en la tabla 3.

Tabla 3. Análisis estadístico del modelo de regresión lineal múltiple entre los parámetros ambientales y la THD.

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Irr</i>	-9.820×10^{-3}	1.270×10^{-3}	-7.740	0.000
$(Irr-100)x_{i,2}$	6.542×10^{-3}	8.850×10^{-3}	38.280	0.000
<i>Tc</i>	33.876×10^{-2}	6.130×10^{-4}	10.670	0.000
<i>Irr</i> ²	-2.200×10^{-5}	2.000×10^{-6}	-10.220	0.000
<i>Tc</i> ²	-19.032×10^{-3}	7.750×10^{-4}	-24.560	0.000
<i>Irr</i> * <i>Tc</i>	9.660×10^{-4}	9.400×10^{-5}	10.270	0.000
<i>Irr</i> ³	-1.000×10^{-6}	1.000×10^{-7}	-11.000	0.000
<i>Tc</i> ³	3.230×10^{-4}	1.600×10^{-5}	19.710	0.000
<i>Irr</i> ² <i>Tc</i>	1.000×10^{-6}	1.000×10^{-7}	12.140	0.000
<i>Tc</i> ² <i>Irr</i>	-2.900×10^{-5}	2.000×10^{-6}	-13.850	0.000
<i>R</i>² Ajustado: 0.897				

Los coeficientes para todas las variables en el modelo toman valores muy pequeños; esta es una situación esperada debido a que la irradiancia y la temperatura de celda presentan valores considerablemente más altos que los presentados por la THD. Además, todas las variables son significativas para la

descripción de la variable de respuesta porque todas cumplen la condición de que el $p - value < 0.001$. Por otra parte, el R^2 ajustado presenta un valor de 0.897; este resultado es un valor cuantitativo que demuestra que los predictores (irradiancia y temperatura) están fuertemente relacionados con la variable de respuesta (THD), y explican alrededor del 89.7% de la THD introducida por el inversor Ingecon Sun 100. La ecuación (28) se usa con los coeficientes que se muestran en la tabla 3 para estimar el perfil de la THD de los tres días mencionados anteriormente. La figura 24 presenta la comparación entre los valores reales de la THD calculados utilizando la ecuación (1) y los valores de THD estimados con el modelo de regresión lineal múltiple. Dado que los datos del día 1 se utilizan para la estimación del modelo, el día que presenta la mejor adaptación es el día 1 (ver figura 24(a)). Aunque se usa una regresión lineal por partes, el modelo presenta algunos problemas para seguir la tendencia de la THD al principio y al final del día. El resto del día el modelo es capaz de seguir de buena forma el comportamiento. El efecto de usar un modelo de regresión lineal por partes se observa mejor en la figura 24(b), donde las tendencias estimadas al comienzo y al final del día son claramente diferentes del resto de valores de la señal. Esta figura muestra la THD para el segundo día de análisis. Se puede observar que hay dos curvas en los primeros y en los últimos valores estimados. La THD estimada comienza en un valor cercano al 2.8% y este valor decae hasta que la irradiancia alcanza los 100 W/m². Luego, la tendencia cambia y la THD comienza a crecer y luego vuelve a decaer hasta que la irradiancia alcanza nuevamente los 100 W/m². Luego, a medida que la irradiancia sigue cayendo, la THD sigue creciendo. Estas tendencias son seguidas adecuadamente por el modelo estimado, pero hay algunos picos que no se corresponden con el comportamiento de la THD. El tercer día presenta la peor predicción de tendencia de estos tres casos (ver figura 24(c)). Dado que el R^2 ajustado demuestra que existe una fuerte relación entre las condiciones ambientales y el THD asociado con la generación fotovoltaica, el día con más variaciones en las condiciones ambientales también presenta el mayor número de variaciones en THD. Es

precisamente esta alta variabilidad lo que no permite que el modelo de regresión lineal siga fielmente el comportamiento de la THD. Como el modelo obtenido mediante una regresión encuentra una relación estadística y no determinística entre los predictores y la respuesta, los valores estimados no siguen perfectamente la tendencia de THD. Sin embargo, los valores estimados siempre permanecen cerca de los reales, lo que sugiere que el modelo propuesto puede realizar una buena aproximación del contenido armónico introducido por el inversor Ingecon sun 100.

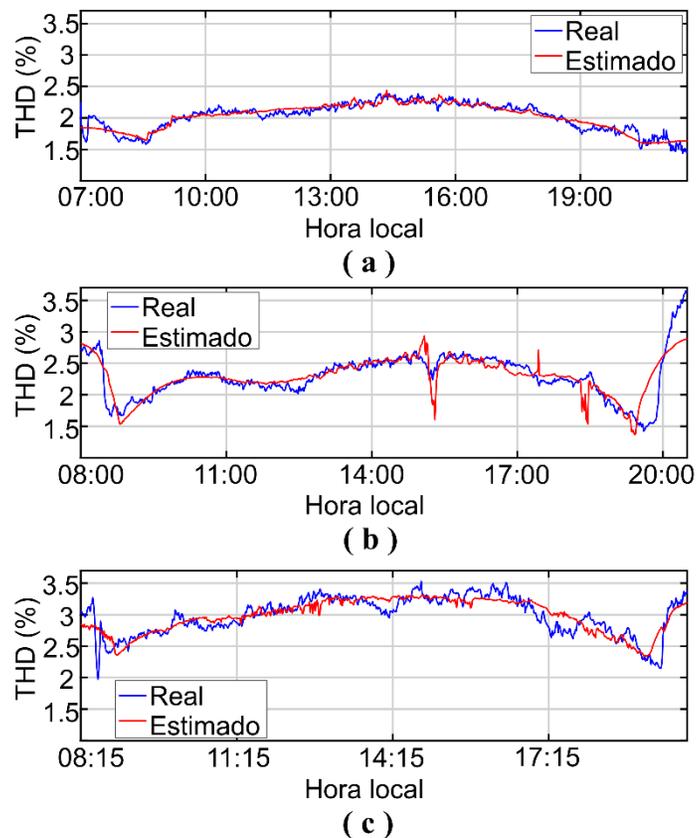


Figura 24. Comparación entre los valores reales de THD y los valores estimados con la regresión lineal para (a) día 1, (b) día 2 y (c) día 3.

Como ya se ha mostrado, el comportamiento de la THD es diferente del presentado para la TIHD. Por lo tanto, es necesario definir un modelo de regresión lineal múltiple diferente para tratar de describir el TIHD en función de la irradiancia

solar y la temperatura de la celda. Para este propósito, la ecuación (28) se modifica para dar lugar a la ecuación (29):

$$TIHD = \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 (x_{i,1} - 100) x_{i,2} + \beta_3 x_{i,3} + \beta_4 x_{i,4} + \beta_5 x_{i,5} + \beta_6 x_{i,6} + \beta_7 C v_i \quad (29)$$

donde $x_{i,1}$, $x_{i,2}$, $x_{i,3}$, $x_{i,4}$, $x_{i,5}$ y $x_{i,6}$ son las mismas variables descritas en la ecuación (28), $C v_i$ es una nueva variable categórica y su valor es diferente para cada día de análisis. Para el día 1, $C v_i = 0$ si la hora local $\leq 09:45$; y $C v_i = 1$ si la hora local $> 09:45$; para el día 2, $C v_i = 0$ si la hora local $\leq 13:00$, y $C v_i = 1$ si la hora local $> 13:00$; y para el día 3, $C v_i = 0$ si la hora local $\leq 14:00$, y $C v_i = 1$ si la hora local $> 14:00$. Esta variable categórica debe utilizarse porque el comportamiento de la TIHD presenta cinco regiones diferentes; la variable categórica $x_{i,2}$ permite estimar un modelo para las regiones operativas de baja potencia del inversor fotovoltaico (regiones 1 y 5), mientras que la variable categórica $C v_i$ permite separar las regiones 2 y 4 en el comportamiento de la TIHD. Los valores para la variable $C v_i$ difieren de un día a otro porque la duración de la TIHD en las regiones 2 y 4 del gráfico es diferente de un día a otro. Cabe mencionar que los valores de los coeficientes del modelo de regresión lineal múltiple cambian para esta nueva estimación. Como en el caso anterior, los datos del día 1 se utilizan para la estimación de los nuevos coeficientes. Los nuevos coeficientes y la validación del modelo estadístico se presentan en la tabla 4. Una vez más, todos los coeficientes presentan un *p-value* que sugieren que cada variable utilizada en el modelo es significativa para la descripción de la variable de respuesta. Para este modelo, el valor R^2 ajustado es 0.813, es decir, un 83.1% de la TIHD está asociada con la radiación solar y la temperatura de la celda. Los valores de los coeficientes de la tabla I4 se utilizan en este nuevo modelo para realizar una comparación de los valores de TIHD calculados con (2) y los valores de TIHD estimados a través de la regresión lineal múltiple. La figura 25 muestra el resultado de esta comparación. Dado que, los datos del día 1 se utilizan para la estimación del modelo, este día presenta la mayor similitud entre los valores reales y estimados (ver Fig. 25(a)). Sin embargo, se puede ver que este modelo

también sufre en la estimación de los valores de TIHD en las regiones operativas de baja potencia del inversor fotovoltaico. Para el resto del día, el modelo puede estimar la tendencia de una manera razonable. Los efectos de la regresión lineal por partes con dos predictores categóricos son visibles en la estimación de TIHD para los días 2 y 3 (figura 25(b) y figura 25(c)). Se puede observar que el predictor categórico $x_{i,2}$ afecta las regiones inicial y final de estos días, y la variable Cv_i genera la transición de la región 2 a la región 4 de la tendencia de la TIHD. Esta transición es muy abrupta y afecta la precisión de la estimación en la región. Sin embargo, sin este predictor categórico no sería posible describir las regiones 2 y 4 con el mismo modelo matemático. Además, esta condición es un indicador de que la irradiancia y la temperatura de la celda no son los únicos factores involucrados en la TIHD introducida por el inversor fotovoltaico. Este hecho se ve corroborado por el R^2 ajustado, que dice que solo el 83.1% de la TIHD se puede describir usando estos parámetros ambientales. La situación es similar para el caso de la THD: solo el 89.7% de su comportamiento se explica por factores ambientales.

Tabla 4. Análisis estadístico para el modelo de regresión lineal múltiple entre parámetros ambientales y TIHD.

<i>Variable</i>	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Statistic</i>	<i>p-Value</i>
<i>Irr</i>	11.042 x10 ⁻³	8.870 x10 ⁻⁴	12.45	0.000
<i>(Irr-100)*x_{i,2}</i>	-18.048 x10 ⁻³	9.450x10 ⁻⁴	49.21	0.000
<i>Tc</i>	11.343 x10 ⁻²	2.310x10 ⁻⁴	-19.11	0.000
<i>x_{i,4}</i>	-17.240 x10 ⁻²	2.730x10 ⁻³	-6.32	0.000
<i>Irr²</i>	-5.000 x10 ⁻⁶	1.000x10 ⁻⁷	-24.51	0.000
<i>Tc²</i>	-3.561 x10 ⁻³	1.050 x10 ⁻⁴	-34.00	0.000
<i>Irr*Tc</i>	3.170 x10 ⁻⁴	1.000 x10 ⁻⁵	30.78	0.000
Adjusted R-Squared: 0.813				

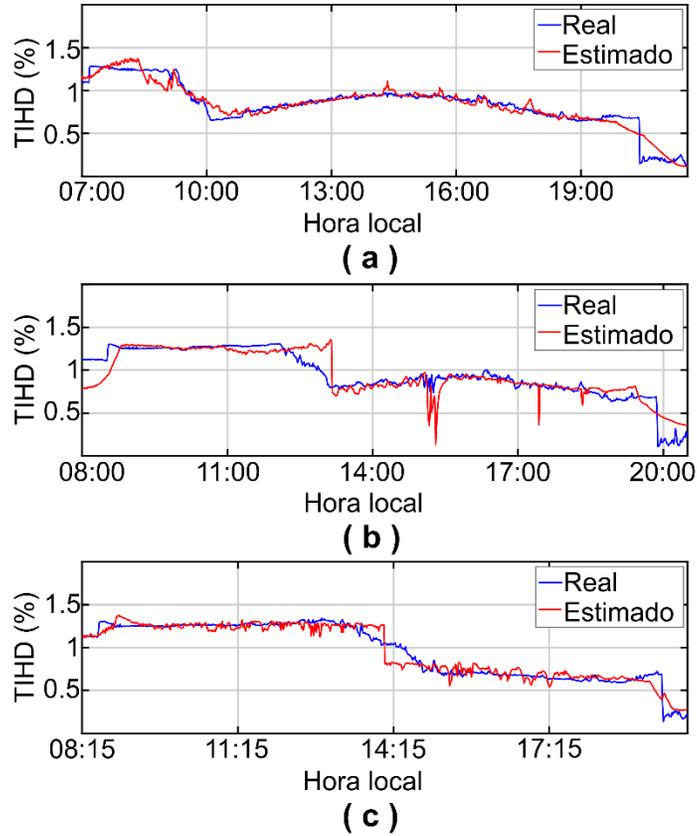


Figura 25. Comparación entre los valores reales de TIHD y los valores estimados con la regresión lineal para (a) día 1, (b) día 2 y (c) día 3.

4.2.5 Medición de flicker

En esta sección, la metodología propuesta se prueba primero con una señal sintética para validar su funcionamiento. Primero, la ecuación 3 se modifica ligeramente agregando ruido blanco gaussiano para obtener:

$$X_{fl}(t) = A \cdot [1 + \delta_a(t)] \cdot [\cos(2\pi f_0 t + \theta)] + \eta_G \quad (30)$$

donde η_G representa el ruido blanco gaussiano. Esto permitirá probar la metodología con señales con una baja relación señal-ruido (SNR). La SNR de la señal sintética generada es de 25 dB. El resto de parámetros de la ecuación (30) son: $A = 1$, $f_0 = 50\text{Hz}$, y $\theta = 0$. La función $\delta_a(t)$ está definida por la ecuación (4) considerando los siguientes parámetros: $n = 2$, $A_{fl} = [0.03 \ 0.015]$, $f_{fl} = [22 \ 10]\text{Hz}$, y $\theta_{fl} = [0 \ 0]$. La duración de la señal es de 10 minutos. La figura

26(a) presenta 1 segundo de la señal, donde se observan algunas variaciones de amplitud. Sin embargo, la existencia de ruido introduce algunas otras deformaciones en la forma de onda, que se pueden observar en detalle en la figura 26(b). La figura 27 muestra el resultado de aplicar MUSIC a la envolvente de la señal. Hay dos componentes de frecuencia bien identificados que corresponden a las señales de modulación de 22 y 10 Hz utilizadas en la señal sintética. Aunque MUSIC no calcula la amplitud de la señal de manera confiable, se puede observar en la figura 27 que el algoritmo detecta correctamente que la energía del componente de 22 Hz es mayor que la del componente de 10 Hz. Dos componentes adicionales aparecen alrededor de 30 y 35 Hz. Estos componentes no deben estar presentes en la estimación de frecuencia y son un efecto perjudicial debido al ruido. Sin embargo, como su energía es muy baja, pueden ignorarse.

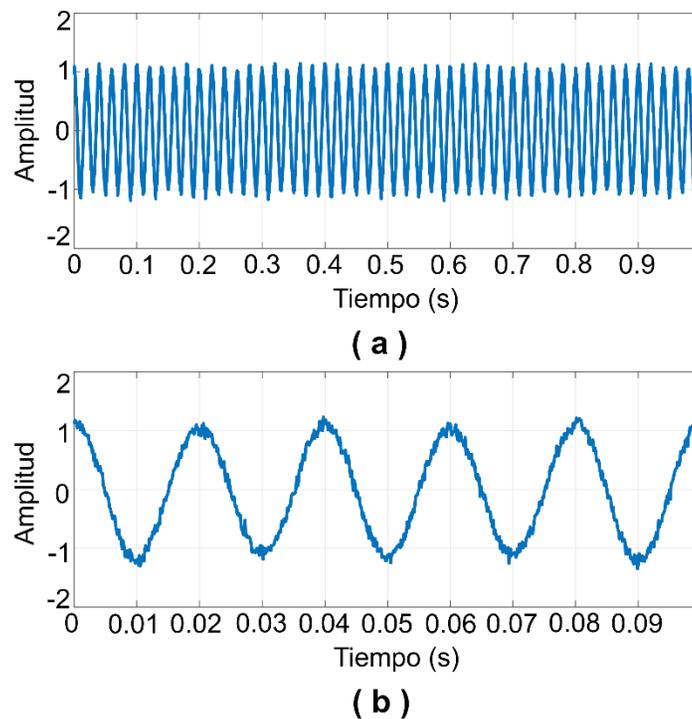


Figura 26. Señal sintética con dos componentes de *flicker* y ruido gaussiano; (a) detalle de 1 segundo, y (b) detalle de 0.1 segundos.

La figura 26 muestra la descomposición de la envolvente realizada con la transformada wavelet discreta. Se identifican dos modos con claridad: uno en el ancho de banda de 16-8 Hz (correspondiente al componente de *flicker* de 10 Hz) y otro en el ancho de banda de 32-16 Hz (que representa el componente de *flicker* de 22 Hz). De este modo, se demuestra que la metodología propuesta puede identificar correctamente las componentes de frecuencia, incluso en presencia de ruido.

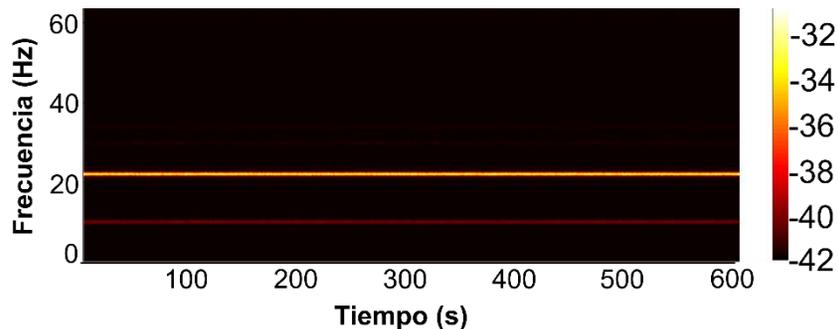


Figura 27. Estimación de las componentes de frecuencia de *flicker* en la señal sintética.

Después, la metodología propuesta se aplica a señales reales de la planta fotovoltaica. Las señales se seleccionan a partir de tres días con diferentes condiciones con respecto a la irradiancia y la temperatura: (i) el primer día es un día soleado (figura 27); (ii) el segundo día presenta algunas nubes en ciertos momentos, lo que afecta al perfil de la irradiancia (figura 28); (iii) el tercer día es un día nublado y tormentoso, donde la irradiancia es muy baja y presenta variaciones repentinas a lo largo del día (figura. 29). Por lo tanto, los perfiles de irradiancia y temperatura de celda de los tres días son diferentes y muestran variaciones bruscas cuando hay nubes en el cielo (ver figuras. 27(a), 27(b), 28(a), 28(b), 29(a) y 29(b)). El perfil de temperatura de la celda depende en gran medida de la irradiancia. Las figuras 27(c), 27(d), 28(c), 28(d), 29(c) y 29(d) presentan el *flicker* calculado para cada día y los dos inversores considerados. La frecuencia del *flicker* se promedia cada 60 segundos para que haya congruencia con los datos de irradiancia, que se recopilaban por minuto. La amplitud del *flicker* se representa mediante una escala de color, con amarillo para el valor más alto y azul para el

más bajo, y se obtiene utilizando la transformada wavelet. Con esta técnica, la señal se descompone en diferentes modos, que se seleccionan en función del valor de la frecuencia. Luego, la amplitud se asigna a esa frecuencia y tiempo con un color correcto de acuerdo con la escala de color seleccionada.

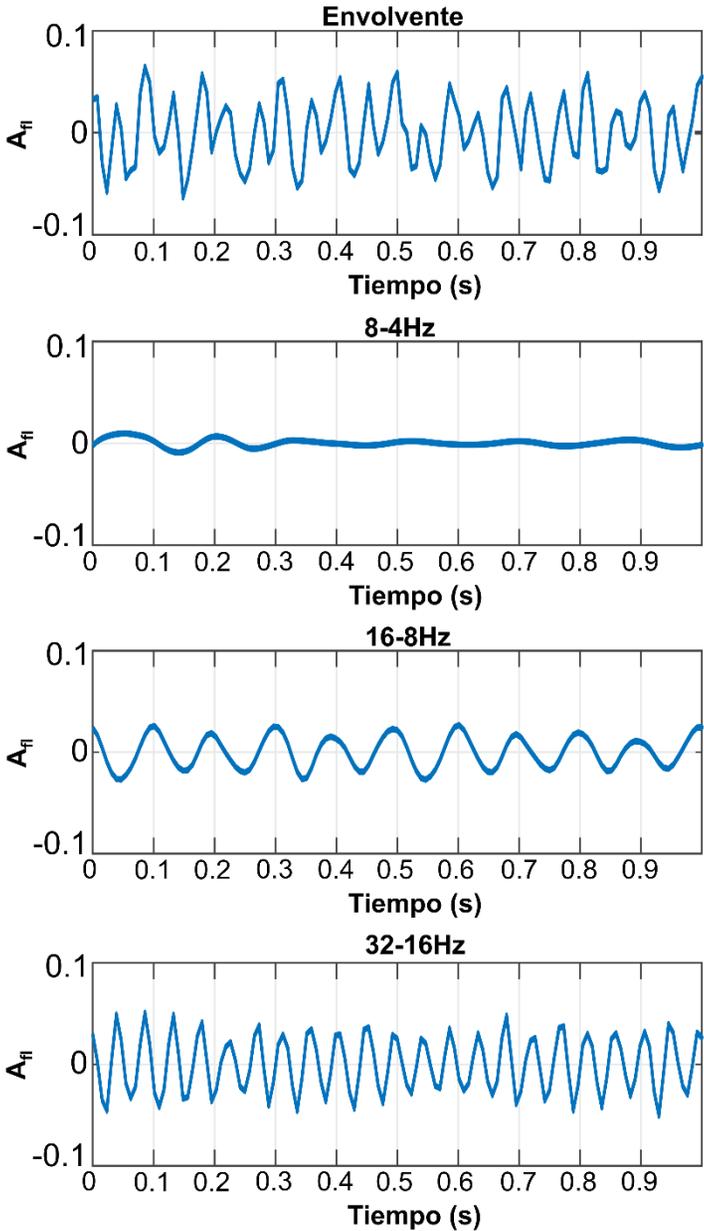


Figura 28. Estimación de la amplitud de la señal con dos componentes de *flicker* y ruido gaussiano usando transformada wavelet.

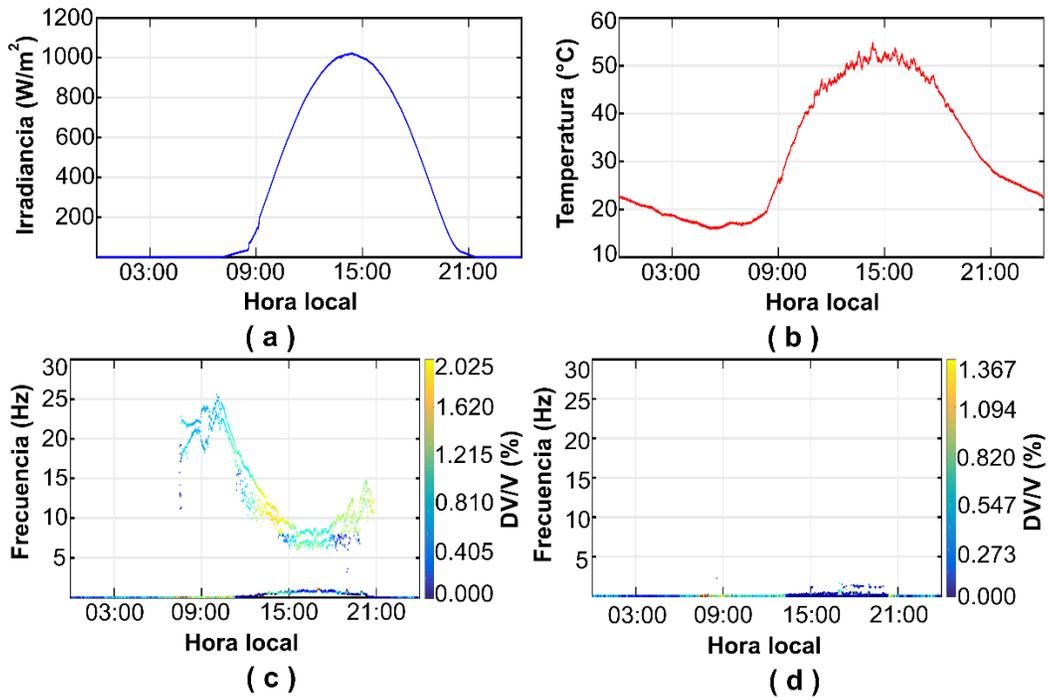


Figura 29. Primer día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de *flicker* en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de *flicker* en el inversor Solarmax 100c.

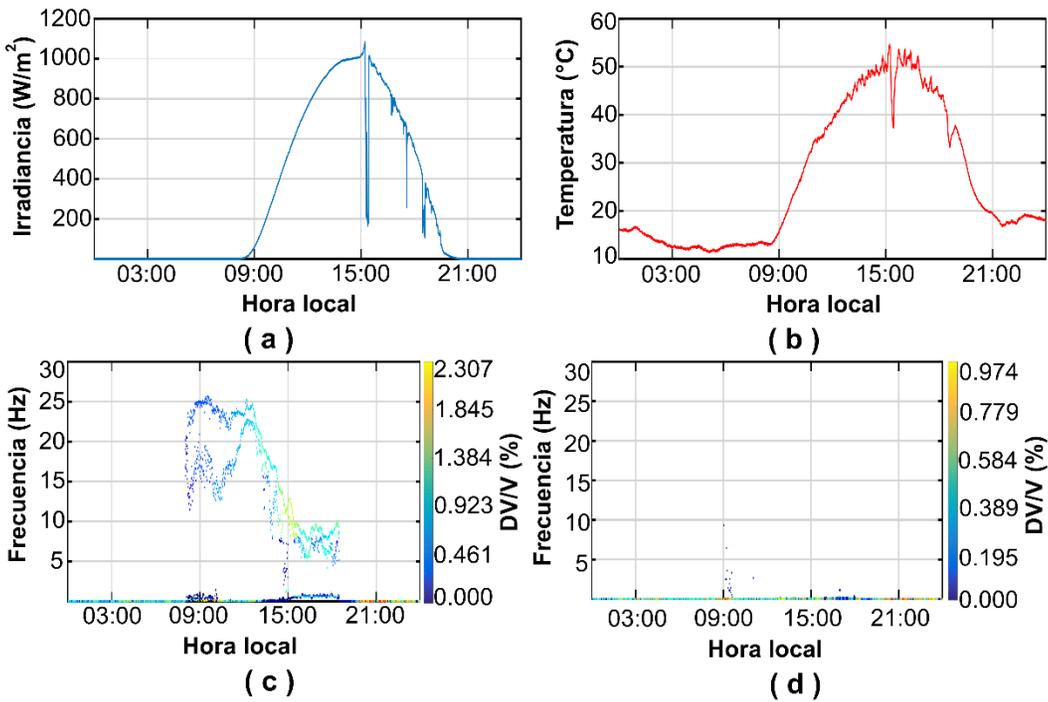


Figura 30. Segundo día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de *flicker* en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de *flicker* en el inversor Solarmax 100c.

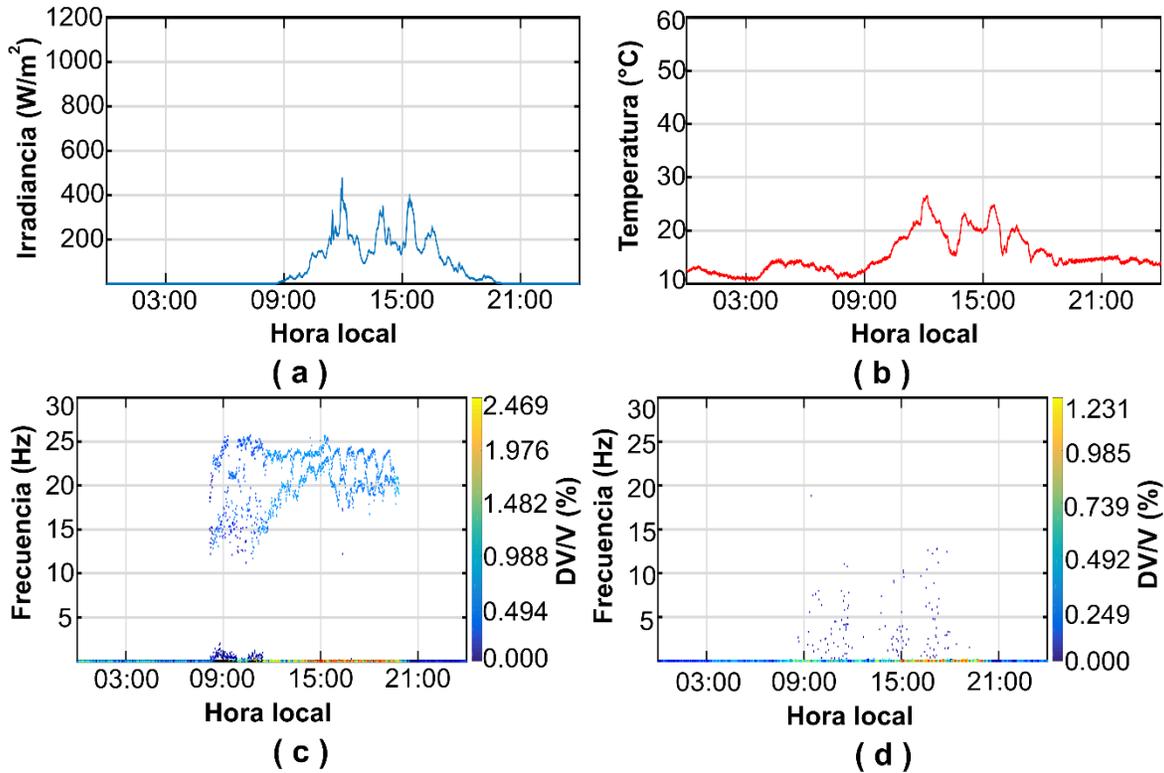


Figura 31. Tercer día (a) Irradiancia, (b) temperatura de la celda, (c) estimación de flicker en el inversor Ingecon sun 100 y (d) estimación de flicker en el inversor Solarmax 100c.

4.2.6 Correlación de flicker con parámetros ambientales

Se utiliza un modelo de regresión lineal para cuantificar y explicar cómo se relacionan las condiciones climáticas con la aparición del flicker en las instalaciones fotovoltaicas. Primero, se realizan dos regresiones lineales: una para identificar la relación entre las condiciones climáticas y V_{cc} , y la segunda entre las condiciones climáticas, I_{cc} y V_{cc} . Este análisis se realiza para los mismos tres días presentados en la sección anterior. Como el inversor Ingecon Sun 100 presentó niveles más altos de flicker, este estudio se aplica solo a ese inversor. El modelo de regresión lineal utilizado para explicar I_{cc} se describe en la ecuación (31):

$$I_{dc} = Intercept + c_1 I_{rr} + c_2 T \quad (31)$$

Los valores de *Intercept*, c_1 y c_2 son los coeficientes estimados a través de la regresión lineal. La tabla 5 resume los valores estadísticos más importantes

entregados por el proceso de regresión lineal aplicado a los datos del primer día analizado.

Tabla 5. Resultados de la regresión lineal para las condiciones ambientales e Icc para el primer día.

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	14.423	0.713	20.216	3.552x10 ⁻⁸⁰
<i>Irradiancia</i>	0.231	1.069x10 ⁻³	216.450	0
<i>Temperatura</i>	-0.591	3.187x10 ⁻²	-18.531	6.569x10 ⁻⁶⁹
R² Ajustado: 0.997				

Para considerar que una variable explicativa es relevante en la descripción de la variable respuesta, se debe cumplir que el parámetro llamado *p-value* sea muy cercano a cero. Estos valores son muy bajos en la tabla 5, por lo que se puede asegurar que tanto la irradiancia como la temperatura de la celda tienen un impacto significativo en Icc (variable de respuesta). El valor de R² ajustado define cuánto de la variable de respuesta puede representarse por las variables explicativas. Entonces, en este caso, la irradiancia y la temperatura celular pueden explicar el 99.7% del comportamiento de Icc.

A continuación, se lleva a cabo el análisis para la señal Vcc. El modelo de regresión lineal para estudiar a Vcc se describe en la ecuación (32):

$$Vdc = Intercept + c_1Irr + c_2T + c_3Idc + c_4(Irr)(T) + c_5(Irr)(Idc) + c_6(T)(Idc)(32)$$

donde: *Intercept*, *c*₁, *c*₂, *c*₃, *c*₄, *c*₅ y *c*₆ son los coeficientes entregados por el proceso de regresión lineal. La irradiancia, la temperatura celda e Icc son ahora las variables explicativas. Este modelo también considera que pueden existir interacciones entre las variables explicativas. Los resultados estadísticos más relevantes de este análisis se presentan en la tabla 6.

Tabla 6. Resultados de la regresión lineal para las condiciones ambientales, Icc Y Vcc para el primer día.

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	-290.760	18.782	-15.481	4.203x10 ⁻⁵⁰
<i>Irradiancia</i>	-8.887	0.530	-16.761	1.022x10 ⁻⁵⁷
<i>Temperatura</i>	14.723	0.839	17.549	1.324x10 ⁻⁶²
<i>Corriente</i>	57.502	2.522	22.799	2.017x10 ⁻⁹⁸
<i>Irradiancia*Temperatura</i>	0.264	1.335x10 ⁻²	19.773	3.872x10 ⁻⁷⁷
<i>Irradiancia*Corriente</i>	4.695x10 ⁻³	5.244x10 ⁻⁴	8.953	1.048x10 ⁻¹⁸
<i>Temperatura*Corriente</i>	-1.639	7.284x10 ⁻²	-22.502	2.896x10 ⁻⁹⁶
R² Ajustado: 0.836				

Se observa que el *p-value* de todas las variables es muy cercano a cero. Sin embargo, como el coeficiente de la interacción entre la irradiancia y la corriente es muy bajo, la interacción entre estas variables no es relevante para la descripción de la variable de respuesta. El valor del R² ajustado indica que solamente alrededor de un 83.6% del Vcc se explica por el modelo matemático de la ecuación (32). Los resultados de ambos modelos de regresión muestran que existe una fuerte relación entre las condiciones climáticas y la corriente y el voltaje generado. Además, cuantifican el nivel de relevancia de cada variable, que es una de las contribuciones más importantes de este trabajo.

Estos modelos de regresión lineal también se aplicaron a los datos de los otros dos días y se obtuvieron resultados similares. Dado que se ha demostrado que Icc y Vcc están relacionados con las condiciones climáticas, al demostrar que estas dos últimas variables están relacionadas con el *flicker*, se probará que el *flicker* está relacionado con las condiciones climáticas. Para tal efecto, se lleva a cabo otra regresión lineal, utilizando Icc y Vcc como variables explicativas, y siendo la amplitud del *flicker* la variable de respuesta. Este análisis se aplica a cada componente de frecuencia de *flicker* detectada, que se nombrarán como la

componente inferior (la componente con las frecuencias más bajas), la componente media y la componente superior (la componente con las frecuencias más altas). Esta regresión lineal utiliza un modelo cuadrático como el de la ecuación (33).

$$A_{fl} = \text{Intercept} + c_1 Idc + c_2 Vdc + c_3 (Idc)(Vdc) + c_4 Idc^2 + c_5 Vdc^2 \quad (33)$$

donde: A_{fl} es la amplitud del *flicker*, e *Intercept*, c_1 , c_2 , c_3 , c_4 y c_5 son los coeficientes entregados por la regresión lineal. Este modelo también contiene interacciones y términos al cuadrado. Este modelo es el que mejor se adapta al comportamiento de los componentes del *flicker*. Las tablas 7, 8 y 9 resumen los resultados para las tres componentes del *flicker* del primer día.

Tabla 7. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente inferior del flicker en el día uno (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	-0.269	6.069×10^{-3}	-44.386	1.752×10^{-271}
<i>Corriente</i>	0.176	2.843×10^{-3}	61.979	0
<i>Voltaje</i>	2.118×10^{-3}	2.146×10^{-4}	9.867	2.919×10^{-22}
<i>Corriente*Voltaje</i>	-3.201×10^{-4}	5.388×10^{-6}	-59.415	0
<i>Corriente²</i>	-1.464×10^{-4}	2.426×10^{-6}	-60.353	0
<i>Voltage²</i>	-4.537×10^{-6}	4.877×10^{-7}	-9.303	4.909×10^{-20}
<i>R² Ajustado:</i> 0.870				

Tabla 8. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente media del flicker en el día uno (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	4.379	0.135	32.477	6.814×10^{-174}
<i>Corriente</i>	-2.743	6.316×10^{-2}	-43.420	1.258×10^{-263}
<i>Voltaje</i>	1.540×10^{-2}	4.769×10^{-3}	3.230	1.265×10^{-3}

<i>Corriente*Voltaje</i>	5.018x10 ⁻³	1.197x10 ⁻⁴	41.918	2.350x10 ⁻²⁵¹
<i>Corriente</i> ²	2.197x10 ⁻³	5.392x10 ⁻⁵	40.757	7.674x10 ⁻²⁴²
<i>Voltaje</i> ²	4.963x10 ⁻⁵	1.084x10 ⁻⁵	4.580	5.049x10 ⁻⁶
R² Ajustado: 0.895				

Tabla 9. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente superior del flicker en el día uno (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	4.633	0.142	32.635	3.523x10 ⁻¹⁷⁵
<i>Corriente</i>	-2.864	6.649x10 ⁻²	-43.066	9.749x10 ⁻²⁶¹
<i>Voltaje</i>	2.236x10 ⁻²	5.020x10 ⁻³	4.453	9.132x10 ⁻⁶
<i>Corriente*Voltaje</i>	5.233x10 ⁻³	1.260x10 ⁻⁴	41.516	4.641x10 ⁻²⁴⁸
<i>Corriente</i> ²	2.306x10 ⁻³	5.676x10 ⁻⁵	40.631	8.283x10 ⁻²⁴¹
<i>Voltaje</i> ²	4.609x10 ⁻⁵	1.141x10 ⁻⁵	4.039	5.630x10 ⁻⁵
R² Ajustado: 0.908				

Los resultados de las tablas 7, 8 y 9 muestran que todas las variables están altamente correlacionadas con las tres componentes del *flicker*. Todos los *p-values* son cercanos a cero, y los valores de R² ajustado son altos. Esto significa que las variables explicativas pueden describir el comportamiento del *flicker* casi por completo. Aunque las variables explican una parte significativa del fenómeno, no son las únicas involucradas en su descripción. El otro elemento que no está presente en el análisis es el inversor solar, por lo que se puede inferir que el funcionamiento del inversor es la variable que falta para una mejor descripción del *flicker*. Un análisis similar se lleva a cabo para los datos del tercer día (tablas 10, 11 y 12). El valor del R² ajustado en la tabla 10 es muy bajo, lo que sugiere que el componente de frecuencia inferior no está relacionado con factores ambientales como la irradiancia y la temperatura de la celda. Este resultado es corroborado por las figuras 27(c), 28(c) y 29(c), donde se nota que la componente inferior de

frecuencia presenta valores de amplitud diferentes de cero incluso durante la noche. Durante la noche, el inversor solar permanece conectado a la red, pero no está funcionando, por lo que cada componente de frecuencia que presenta amplitudes diferentes de cero no puede estar relacionado con la generación fotovoltaica. Sin embargo, las componentes de frecuencia media y superior presentan parámetros de *p-value* muy bajos y de R^2 ajustado lo suficientemente altos como para demostrar que estos componentes de frecuencia están relacionados con la irradiancia y la temperatura de la celda. Es importante mencionar que algunos coeficientes son muy bajos. También hay algunos *p-values*, como el de la variable denominada *Corriente*² en la tabla 12, que no son tan cercanos a cero como deberían ser para asegurar que esta variable sea significativa para la explicación de la variable de respuesta. Estos resultados corroboran que, aunque el *flicker* está relacionado con la irradiancia y la temperatura del panel, existen otras variables que afectan el comportamiento del *flicker*. Además, se puede decir que las condiciones climáticas explican entre el 70% u 80% del comportamiento del *flicker*. El 20% a 30% faltante se puede atribuir a la etapa de conversión de CC a CA, porque los inversores solares utilizados para este fin contienen una gran cantidad de dispositivos electrónicos de potencia que representan cargas no lineales para la red eléctrica. También, en este estudio se prueban dos inversores solares diferentes, y uno de ellos introduce contenido de *flicker*, mientras que el segundo no lo hace. Entonces, el principio de operación del inversor solar también puede incluirse en este 20% a 30% que no puede ser explicado por las condiciones ambientales.

Tabla 10. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente inferior del flicker en el día tres (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	7.400×10^{-2}	2.399×10^{-2}	3.084	2.081×10^{-3}
<i>Corriente</i>	-3.763×10^{-2}	1.382×10^{-2}	-2.723	6.551×10^{-3}
<i>Voltaje</i>	7.299×10^{-4}	4.494×10^{-4}	1.624	0.105

<i>Corriente*Voltaje</i>	4.108x10 ⁻⁵	2.718x10 ⁻⁵	1.511	0.131
<i>Corriente</i> ²	1.545x10 ⁻⁴	2.798x10 ⁻⁵	5.521	4.001x10 ⁻⁸
<i>Voltaje</i> ²	1.482x10 ⁻⁷	1.143x10 ⁻⁶	0.129	0.897
R² Ajustado: 0.168				

Tabla 11. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente media del flicker en el día tres (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	-1.113	0.527	-2.111	3.496x10 ⁻²
<i>Corriente</i>	1.539	0.304	5.066	4.591x10 ⁻⁷
<i>Voltaje</i>	7.164x10 ⁻²	9.879x10 ⁻³	7.252	6.719x10 ⁻¹³
<i>Corriente*Voltaje</i>	-2.727x10 ⁻³	5.975x10 ⁻⁴	-4.565	5.431x10 ⁻⁶
<i>Corriente</i> ²	-1.022x10 ⁻³	6.150x10 ⁻⁴	-1.661	9.692x10 ⁻²
<i>Voltaje</i> ²	-7.844x10 ⁻⁵	2.513x10 ⁻⁵	-3.121	1.837x10 ⁻³
R² Ajustado: 0.819				

Tabla 12. Resultados de la regresión lineal para el análisis de la componente superior del flicker en el día tres (Inversor ingecon sun 100).

<i>Variable</i>	<i>Coefficientes</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>p-Value</i>
<i>Intercept</i>	-1.623	0.577	-2.814	4.967x10 ⁻³
<i>Corriente</i>	2.019	0.332	6.076	1.581x10 ⁻⁹
<i>Voltaje</i>	7.781x10 ⁻²	1.081x10 ⁻²	7.200	9.654x10 ⁻¹³
<i>Corriente*Voltaje</i>	-3.784x10 ⁻³	6.536x10 ⁻⁴	-5.789	8.664x10 ⁻⁹
<i>Corriente</i> ²	-2.338x10 ⁻⁴	6.728x10 ⁻⁴	-0.348	0.728
<i>Voltaje</i> ²	-6.662x10 ⁻⁵	2.749x10 ⁻⁵	-2.423	1.550x10 ⁻²
R² Ajustado: 0.856				

4.2.7 Estimación de potencia y contenido armónico usando redes neuronales

Como ya se comprobó que tanto la irradiancia como la temperatura de la celda están directamente ligados a la existencia de ciertos problemas de calidad de la energía en la generación fotovoltaica, el paso siguiente es la generación de modelos para la estimación no sólo de la potencia entregada por el inversor, sino también de su calidad. Dado que la THD es uno de los problemas más comunes en este tipo de generación se propone mediante una red neuronal estimar: la potencia activa entregada por el inversor y la distorsión armónica que aparece en el proceso de generación. Los días de análisis son los mismos presentados en la sección 4.2.1. Para llevar a cabo esta tarea se usa la metodología descrita en la sección 3.3.3. Se considera que son 4 variables las que permitirán predecir el comportamiento de ambos indicadores (voltaje y corriente continuos, irradiancia y temperatura de celda). Sobre estas 4 variables se calculan los indicadores estadísticos de media, varianza y *skewness* y estos indicadores son utilizados como entradas de la red neuronal. Los resultados de aplicar esta técnica en la estimación de la potencia activa pueden observarse en la figura 30. La red neuronal utilizada es un perceptrón simple con 3 neuronas en la capa de entrada, 10 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida. En la figura 30 se puede ver que la red neuronal puede hacer una buena estimación en la mayoría de los días. El error más grande se presenta en la estimación para el día 9 de enero (figura 30(e)), en donde es claro que la potencia estimada se queda por debajo de la potencia real a la mitad del día. También, en días como el 10 de febrero (figura 30(f)) y el 21 de marzo (figura 30(h)), existen ciertos picos en los valores de potencia que nos son alcanzados por la estimación hecha con la red neuronal. No obstante, para el 12 de septiembre (figura 30(b)) y el 13 de noviembre (figura 30(d)), que son días con muchas variaciones abruptas en la irradiancia, la estimación hecha por la red neuronal es capaz de seguir todas las variaciones existentes. Con estos resultados, es posible decir que la red neuronal es una buena técnica para la estimación de la potencia entregada por un inversor fotovoltaico, pues el error de estimación siempre permanece en valores por debajo del 5%. El error de estimación para cada día puede consultarse en la tabla 13.

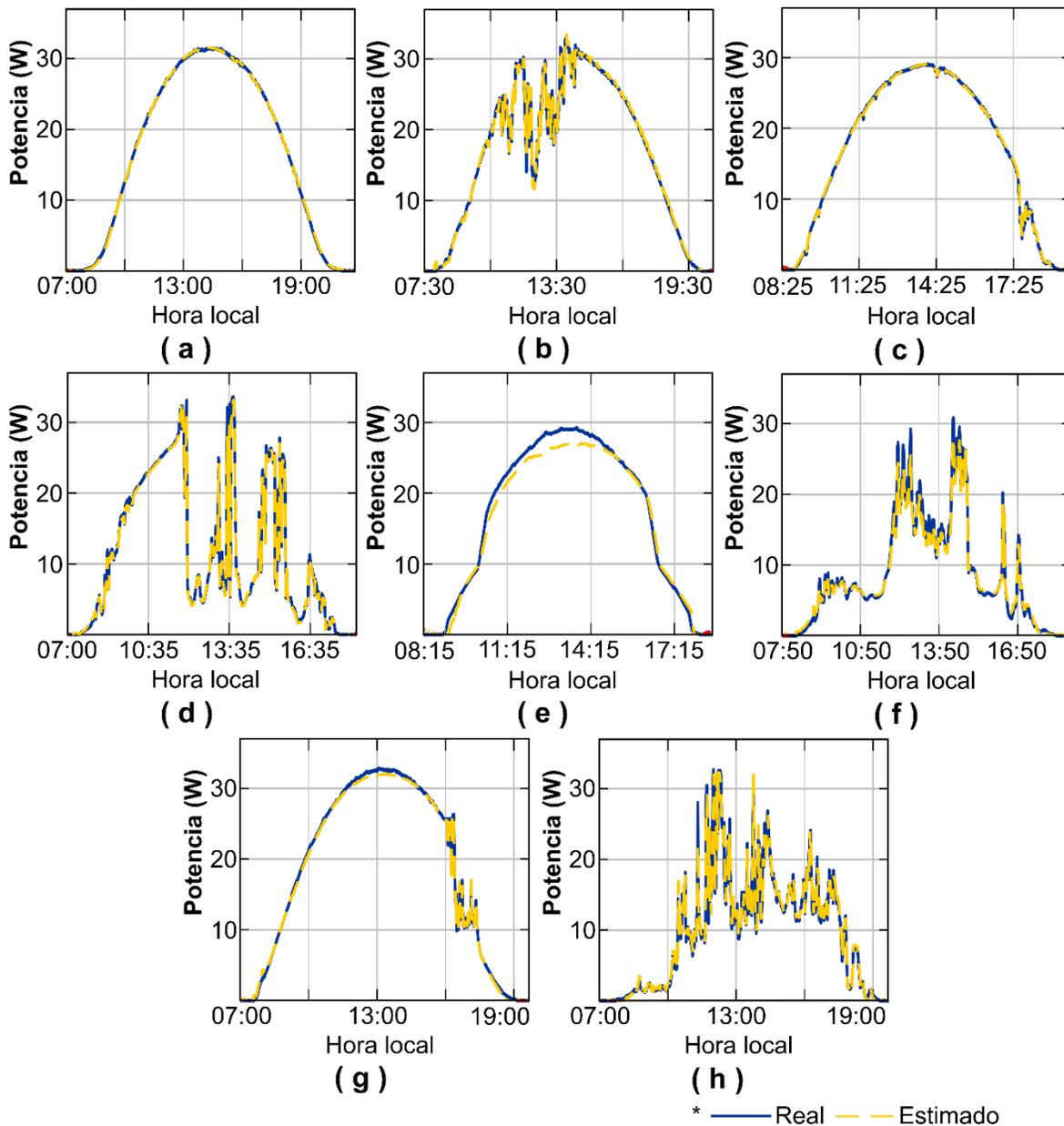


Figura 32. Comparación entre la potencia activa real y la estimada utilizando redes neuronales para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.

El mismo procedimiento se lleva a cabo para estimar la THD de los 8 días de análisis. Los resultados de esta estimación pueden apreciarse en la figura 31. En este caso se observa que la estimación para la THD no es tan buena como en el caso de la potencia activa. Por ejemplo, en el día 12 de septiembre (figura 31(b))

se observan una gran cantidad de variaciones entre las 13:30 y las 18:00 horas que no existen en la THD real. También, el día 9 de enero (figura 31 (d)) se puede ver que el valor de la THD estimada se encuentra alrededor de 1% encima del valor real la mayor parte del día. Casos similares se presentan los días 20 y 21 de marzo (figura 31(g) y 31(h)), en donde la estimación es considerablemente superior que el valor de THD real. Los días en los que se puede apreciar las mejores estimaciones corresponden al 13 de agosto (figura 31(a)) y al 27 de octubre (figura 31(c)), en los que, si bien no se siguen todas las variaciones de manera fiel, se puede obtener una buena idea del comportamiento de la THD a lo largo del día. Los errores obtenidos para esta estimación también son presentados en la tabla 13. Esta tabla corrobora los resultados descritos, y se observa que el error puede llegar a ser tan alto como un 33.4% (día 21 de marzo). En este sentido, es posible concluir que la red neuronal es una buena herramienta cuando se trata de predecir la energía entregada por un inversor fotovoltaico, pero no es del todo útil cuando se busca predecir también el contenido armónico. Es probable que si utiliza una red neuronal más compleja (un perceptrón multicapa, ADALINE etc.), se pudieran mejorar los resultados obtenidos para la estimación de la THD. Sin embargo, al implementar estas estructuras, se perdería la simplicidad del diseño y se aumentaría considerablemente la carga computacional requerida.

4.2.8 Estimación de potencia y contenido armónico usando algoritmos genéticos
En vista de que la red neuronal presenta problemas para llevar a cabo la estimación de la THD introducida por el proceso de generación fotovoltaica, se propone una solución que no requiere de una mayor complejidad y que no represente una carga computacional mucho mayor. Este trabajo propone el uso de un algoritmo genético para la parametrización de un modelo matemático que pueda estimar: primero la potencia generada y segundo la THD asociada al proceso de generación. Los modelos propuestos para la estimación de la potencia activa y la THD se presentan en las ecuaciones (25) y (27) respectivamente. Además, para tratar de mejorar la estimación hecha por la red neuronal, se

propone la división de cada día de análisis en 4 secciones como se muestra en la figura 32.

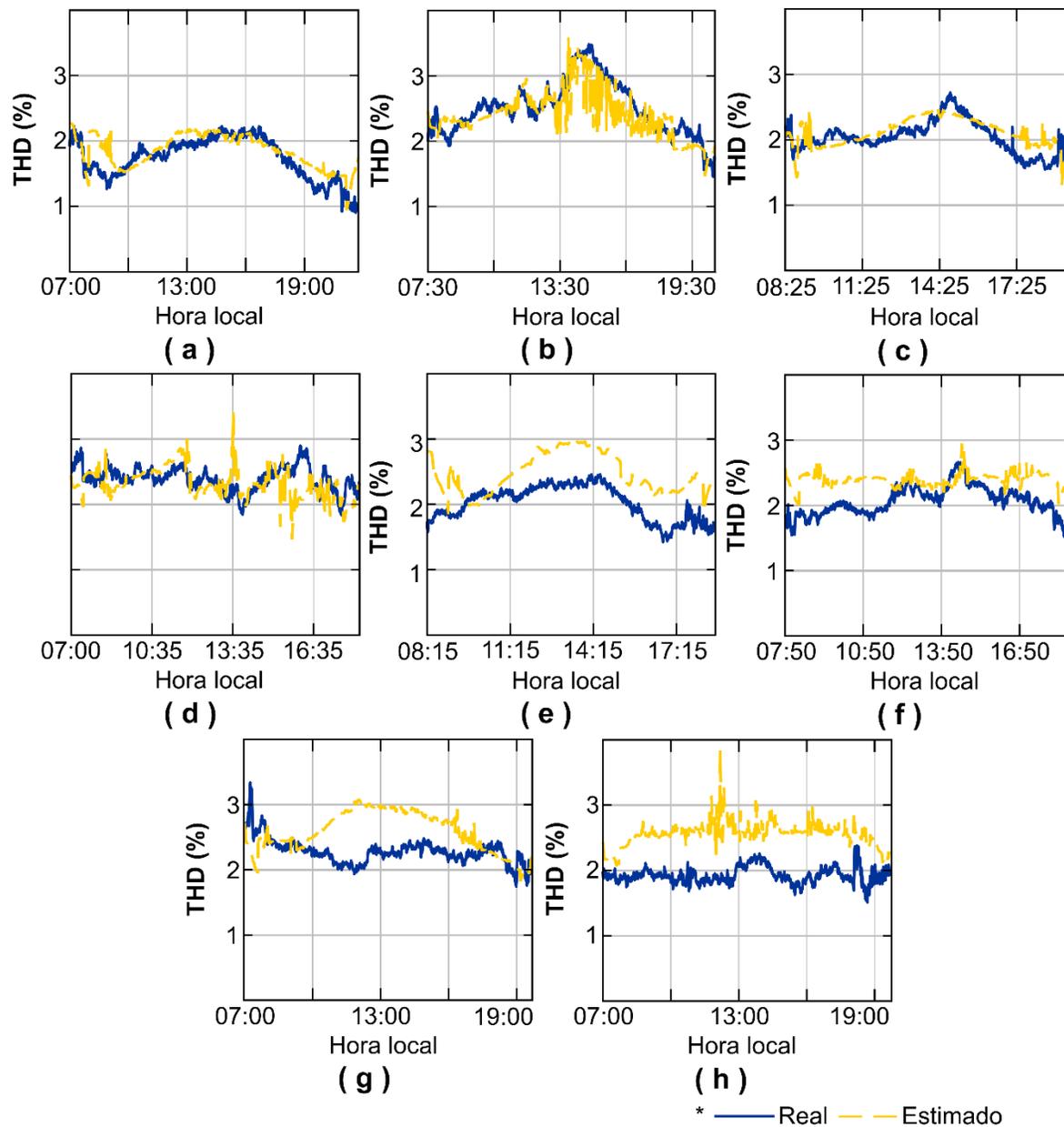


Figura 33. Comparación entre la THD real y la estimada utilizando redes neuronales para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.

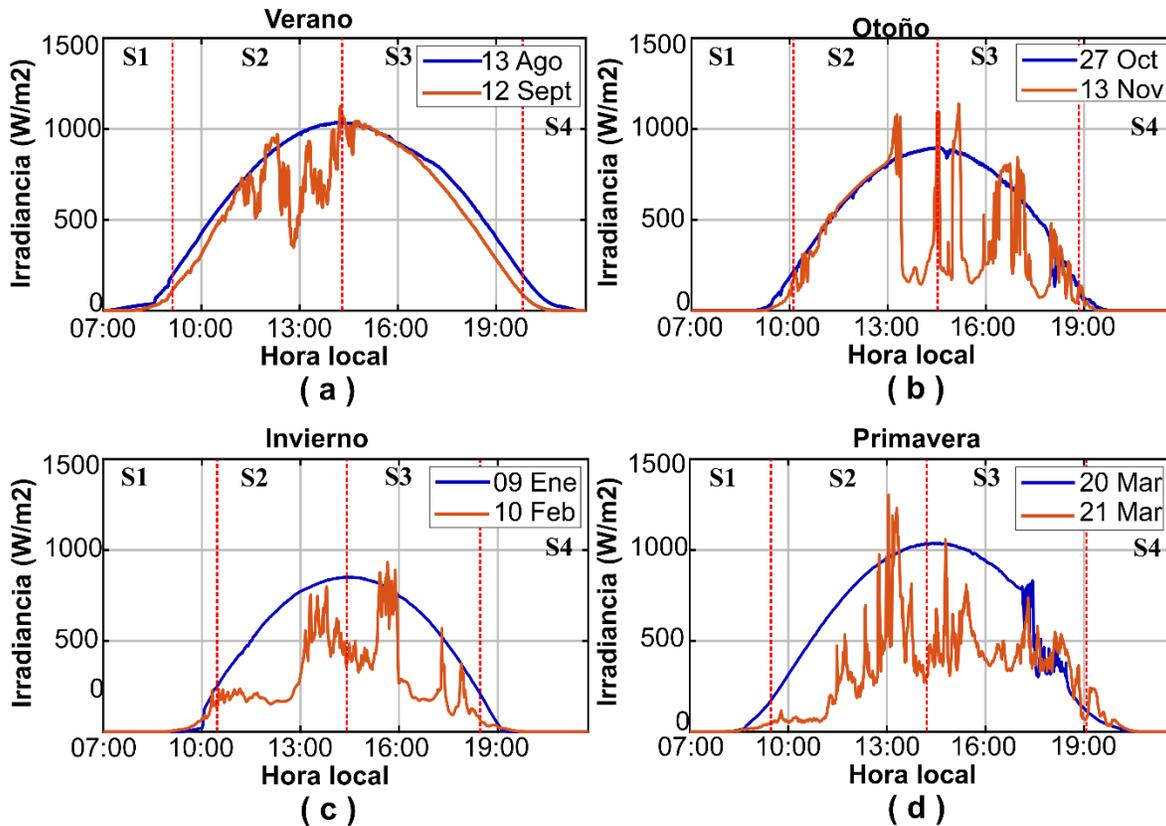


Figura 34. Secciones en las que se dividen los días de análisis (a) verano; (b) otoño; (c) invierno; y (d) primavera.

Las secciones S1 y S4 corresponden al inicio y al final del día, y son las zonas en las cuales el comportamiento del inversor es anómalo pues se encuentra operando muy lejos de sus valores nominales. El resto del día se divide en 2 secciones iguales para obtener las zonas S2 y S3. Esto permite que en días con cielo despejado se evalúe de forma distinta la parte del día en que la irradiancia va incrementando con respecto de cuando disminuye. Por otra parte, en días con mucha variabilidad, esta división sirve para atacar de mejor manera dichas variaciones. Usando la metodología propuesta, se estiman los cuatro pesos para el modelo de potencia activa y los 14 pesos para el modelo de la THD. La tabla 14 muestra los pesos w_1 , w_2 , w_3 y w_4 entregados por el algoritmo genético para las cuatro secciones de la señal de potencia activa. En la tabla 14 se observa que los valores de los pesos son muy diferentes de una sección a otra; por lo tanto, se

puede inferir que usar la señal completa en lugar de seccionarla puede comprometer la exactitud de los resultados. Además, los 14 pesos resultantes para las cuatro secciones de las señales de THD se presentan en la tabla 15. Al igual que en el caso anterior, todos los valores varían significativamente de una sección de la señal THD a otra, lo que confirma el hecho de que el enfoque por partes implementado en este trabajo ayuda a aumentar la confiabilidad de la metodología. Los valores presentados en la tabla 14 se sustituyen en la ecuación (25) y junto con la irradiancia, la temperatura de la celda, el voltaje de CC y la corriente de CC que corresponden a cada una de las secciones, se lleva a cabo la estimación de la potencia activa de los 8 días de análisis. La figura 33 muestra los resultados de la estimación de potencia activa utilizando esta técnica. Se observa que, en los 8 días, el valor estimado por el algoritmo genético (línea roja) permanece muy cerca del valor real (línea azul). Aunque hay días con muchas variaciones inesperadas como el 13 de noviembre (figura 33 (d)), el 10 de febrero (figura 33(f)) y el 21 de marzo (figura 33(h)), el modelo obtenido puede seguir cada variación de una manera razonable. En los días en que no hay cambios bruscos, es casi imperceptible la diferencia entre el valor estimado y el valor real. En este sentido, y comparado con el resultado obtenido utilizando redes neuronales, la estimación realizada por el algoritmo genético no presenta la desviación tan notoria que aparece el día 9 de enero, por lo que resulta ser una técnica más confiable. Los valores de error para esta técnica se presentan también en la tabla 13 para que puedan ser comparados con los obtenidos en la estimación con redes neuronales. Vale la pena resaltar que el error para la estimación de potencia activa utilizando algoritmos genéticos siempre permanece en valores inferiores al 1%. Por su parte, la red neuronal presenta error por encima de este valor los días 9 de enero, 10 de febrero y 13 de noviembre. Enseguida, los pesos mostrados en la tabla 15 se sustituyen en la ecuación (27) para obtener el modelo matemático para el pronóstico de la THD. Los resultados del uso del algoritmo genético para estimar la THD a lo largo del día se muestran en la figura 34.

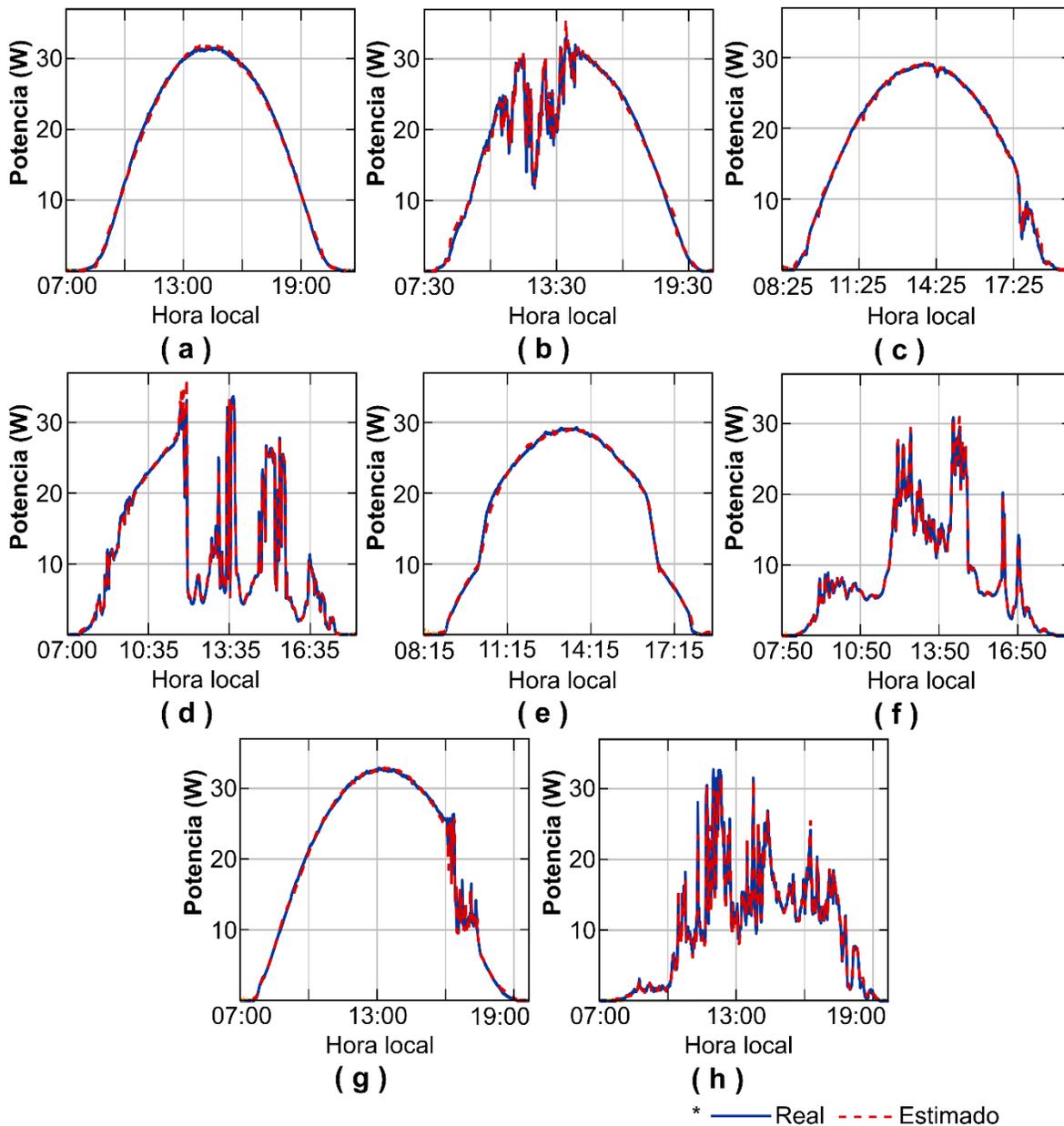


Figura 35. Comparación entre la potencia activa real y la estimada utilizando algoritmos genéticos para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.

En los días sin presencia de nubes (figuras 34(a), 34(c), 34(e) y 34(g)), los valores estimados por el algoritmo genético (línea roja) presentan solo algunas desviaciones de la real (línea azul). En los días con presencia severa de nubes, la desviación entre los valores estimados y los reales es más notable, es decir, el

error en la estimación aumenta. Los errores de estimación para la THD de los 8 días se pueden observar en la tabla 13. En el caso de la estimación que usa el algoritmo genético, el error en la estimación nunca supera el 2%. Esto resulta de gran importancia puesto que, como ya se mencionó anteriormente, los resultados que utilizan la red neuronal son muy variables, y los errores fluctúan entre el 3,2% y el 33,4%, lo que muestra que la red neuronal no es tan confiable como el algoritmo genético para esta estimación en particular. Los resultados obtenidos con esta metodología son significativos porque muestran que la combinación adecuada de irradiancia, temperatura de la celda, voltaje de CC y corriente de CC puede estimar razonablemente la potencia activa de un día completo de producción en sistemas fotovoltaicos. Pero es más importante el hecho de que se muestra que las variables antes mencionadas no solo pueden describir la potencia suministrada por el sistema fotovoltaico, sino también la THD asociada con el proceso de generación. Tener un conocimiento a priori de la calidad de un proceso de generación es importante desde el punto de vista que siempre se busca garantizar un suministro confiable y robusto.

Tabla 13. Error en la estimación de la potencia activa generada y en la THD.

Día	Error de estimación (%)			
	Potencia activa		THD	
	AG	Red neuronal	AG	Red neuronal
Agosto 13	0.10	0.70	0.60	6.50
Septiembre 12	0.44	0.50	0.22	3.30
Octubre 27	0.38	0.08	0.61	3.90
Noviembre 13	0.34	1.40	1.10	3.20
Enero 9	0.20	4.30	0.33	22.00
Febrero 10	0.07	2.90	0.08	16.00
Marzo 20	0.21	1.10	1.20	13.00
Marzo 21	0.71	0.70	1.10	33.40

Tabla 14. Pesos estimados para las cuatro secciones del modelo de potencia activa.

Peso	S1	S2	S3	S4
w_1	34.23	25.13	7.57	-1.92
w_2	7.14	-55.62	75.85	-24.83
w_3	-1.19	1.06	-6.25	0.98
w_4	-63.16	37.39	103.43	120.92

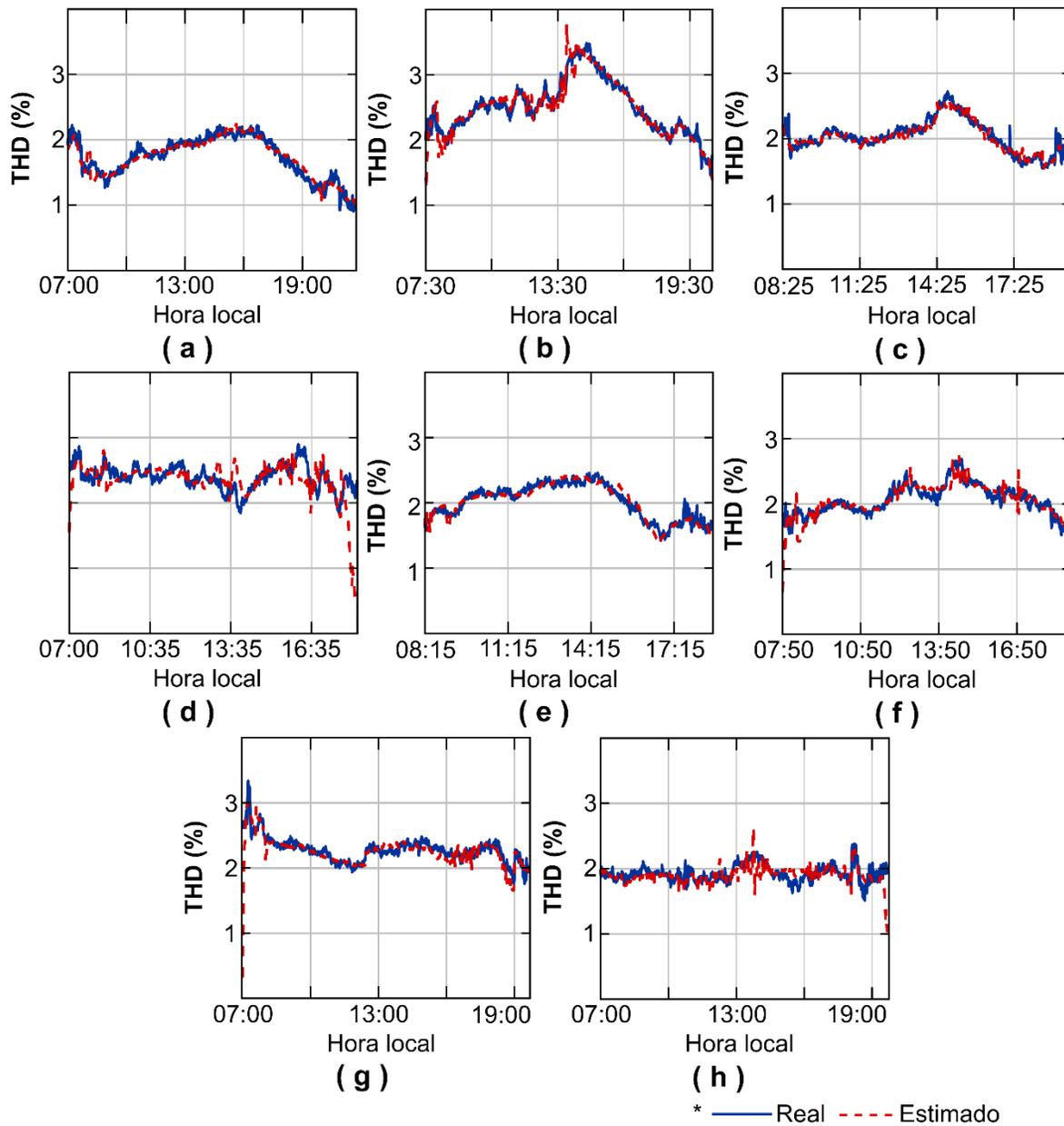


Figura 36. Comparación entre la THD real y la estimada utilizando algoritmos genéticos para (a) 13 de agosto, (b) 12 de septiembre, (c) 27 de octubre, (d) 13 de noviembre, (e) 9 de enero, (f) 10 de febrero, (g) 20 de marzo, y (h) 21 de marzo.

Tabla 15. Pesos estimados para las cuatro secciones del modelo de THD.

Peso	S1	S2	S3	S4
u_1	-3.27	-1.92	0.19	2.59
u_2	4.92	3.77	-0.86	1.84
u_3	1.38	0.85	-2.06	-0.94

u_4	-4.68	3.63	-0.44	0.85
u_5	0.03	-0.19	-2.06	-3.99
u_6	4.45	-0.86	0.16	-0.22
u_7	-1.54	0.13	2.21	-0.92
u_8	0.50	0.25	2.25	-0.65
u_9	-0.92	-2.12	-1.96	-1.93
u_{10}	-1.89	-0.62	-0.69	-3.05
u_{11}	2.66	0.31	-0.16	-2.22
u_{12}	-0.39	-2.18	3.29	4.04
u_{13}	-3.08	-0.13	1.55	-1.67
u_{14}	-4.93	0.77	1.78	-1.22

4.2.9 Detección de disturbios transitorios

A continuación, se presenta el uso de la metodología descrita en la sección 3.2.2 para detectar la aparición de disturbios transitorios en señales que provienen de la central de generación fotovoltaica. La primera señal que se analiza corresponde a una que presenta un transitorio oscilatorio en una de las fases del voltaje. La señal de voltaje es normalizada y se muestra en la figura 35.

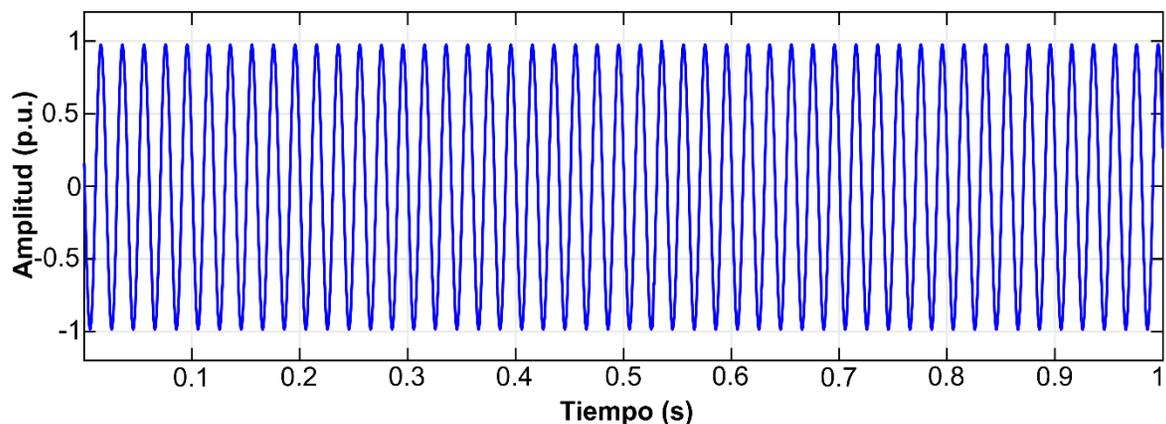


Figura 37. Primera señal de análisis para detección de disturbios transitorios en generación fotovoltaica.

La figura 35 presenta un segundo de una señal de voltaje normalizada y, a simple vista, no es posible detectar la presencia de alguna alteración. Sobre esta señal se aplica un algoritmo genético para estimar la frecuencia, amplitud y fase de la CFF. A diferencia de otras metodologías, al aplicar este procedimiento es posible estimar una componente senoidal pura y sustraerla de la señal original. Esta acción funciona como un filtro que atenúa una componente específica de

frecuencia en lugar de una banda como hacen la mayoría de las metodologías reportadas hasta ahora. En la figura 36(a) se puede apreciar la comparativa entre la señal original y la CFF estimada usando el algoritmo genético. A primera instancia, pareciera que no existe gran diferencia entre ambas señales, sin embargo, cuando estas dos señales son restadas entre sí para obtener una señal residual, en esta última es posible observar la diferencia que existe entre ambas señales. La figura 36(b) muestra la señal residual que se obtiene al aplicar la metodología propuesta. En esta señal es posible observar que durante toda la duración de la señal hay perturbaciones de poca amplitud que pueden ser asociadas al contenido armónico presente en la señal. No obstante, en el lapso comprendido entre los 0.5s y los 0.6s puede observarse un cambio muy marcado en la amplitud de la señal residual. Este cambio es el indicador de que existe algún disturbio de carácter transitorio. Para comprobar la existencia de tal evento, la figura 36(c) presenta un acercamiento de la señal original y de la CFF en el lapso comprendido entre los 0.5s y los 0.6s. En esta imagen se puede apreciar que un poco antes de los 0.53s la señal original se deforma y presenta algunas oscilaciones no deseadas que parecen terminar alrededor de los 0.54s. Para comprobar esta situación, se hace un acercamiento a la misma zona de la señal residual. Este acercamiento es mostrado en la figura 36(d). Aquí puede apreciarse claramente que en el tiempo igual 0.527s se presenta la primera variación con amplitud significativamente distinta de las anteriores. Más aún, es claro que la frecuencia de las variaciones aumenta considerablemente. Esta situación se mantiene hasta el tiempo igual a 0.545s donde las variaciones vuelven a tener un patrón similar al que tenían antes de la aparición del transitorio oscilatorio. Con esto, la metodología propuesta no solamente permite detectar la aparición de un disturbio transitorio, sino que también permite estimar su duración. En este caso en particular, restando el tiempo en el cual termina el disturbio del tiempo en el cual inicia, se puede estimar que la duración de este disturbio fue de 18ms. Esta duración tan corta vuelve difícil de identificar a estos disturbios, de ahí la

importancia de contar con este tipo de metodologías que permiten la detección de disturbios transitorios.

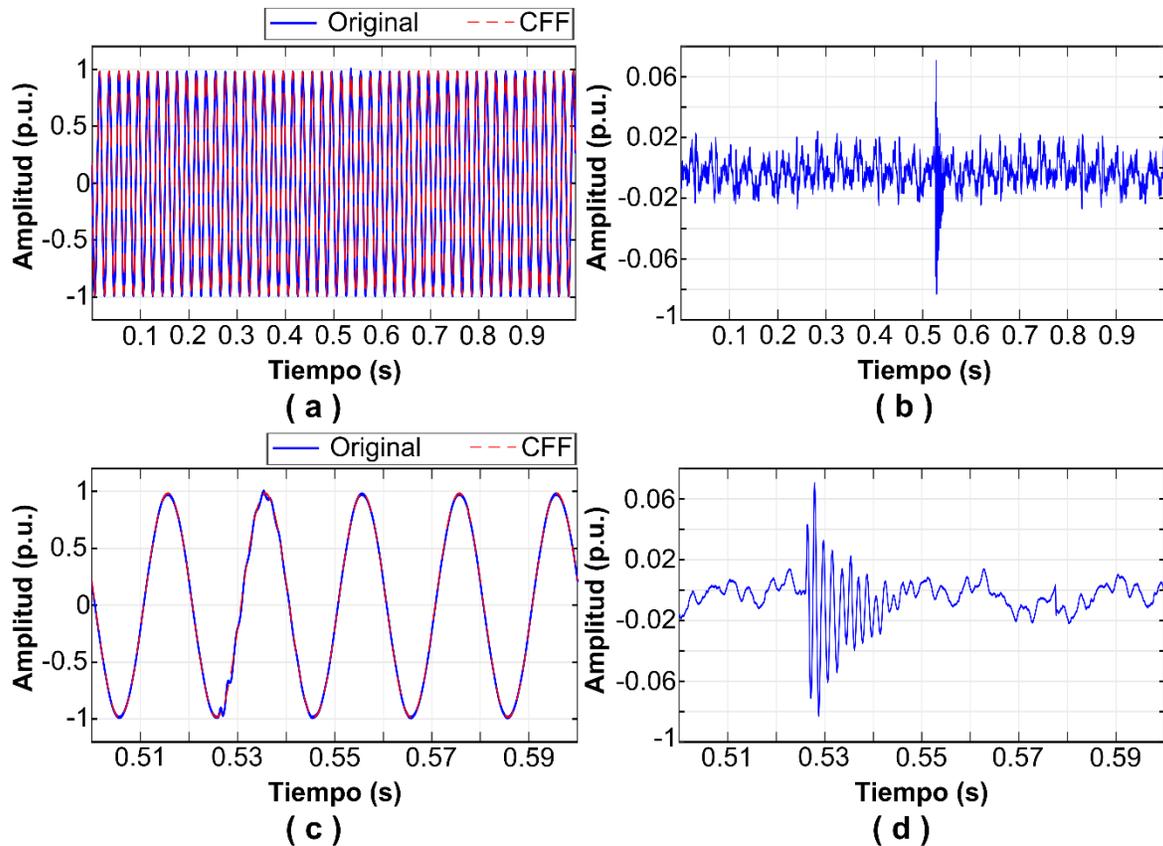


Figura 38. (a) Comparativa de 1s entre la señal original y la CCF estimada; (b) Señal residual; (c) detalle de 0.1s entre la señal original y la CCF estimada y; (d) detalle de 0.1s de la señal residual.

Una segunda señal de voltaje es seleccionada para ser analizada con la técnica propuesta. Esta vez la señal contiene dos disturbios transitorios diferentes como puede observarse en la figura 37. El primero de estos eventos está etiquetado como D1 y es bastante notorio. Este disturbio corresponde a un hueco de tensión o sag, que ocurre en el lapso comprendido entre 0.1s y 0.7s. El segundo disturbio que aparece en esta señal no es tan sencillo de detectar a simple vista. Este evento se encuentra encerrado en el pequeño recuadro rojo marcado como D2. Dentro del recuadro se observa que uno de los ciclos de la señal presenta un pico

más elevado que el resto y esto es debido a que en ese instante se presenta un transitorio del tipo oscilatorio.

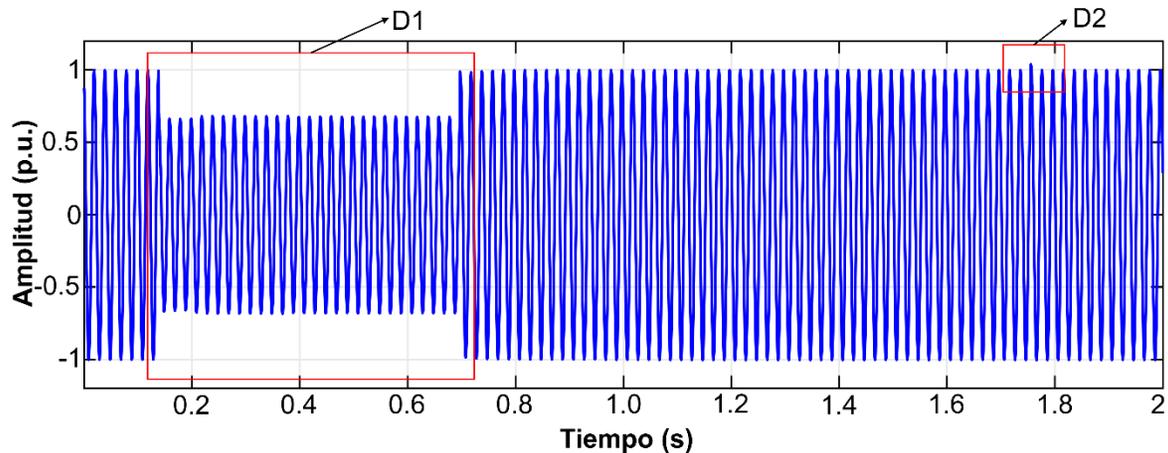


Figura 39. Segunda señal de análisis para detección de disturbios transitorios en generación fotovoltaica.

Al igual que en el caso de estudio anterior, se utiliza el algoritmo genético para estimar la frecuencia, amplitud y fase de la CFF, la cual es sustraída de la señal original para obtener una señal residual con todo aquello que no debería estar dentro de la señal. La figura 38(a) presenta la comparativa entre la señal original, y la estimación de la componente fundamental llevada a cabo con el algoritmo genético. Las zonas donde aparecen los dos disturbios de interés son encerradas en recuadros de color verde para que se puedan identificar con facilidad. Se observa que durante el lapso en el que ocurre el *sag*, la CCF no modifica su amplitud, por esto es que es posible detectar el disturbio una vez que se restan ambas señales. Debido a que la duración del disturbio D2 es muy pequeña y su magnitud también lo es, es difícil apreciar en esta figura lo que sucede en esta zona. Adicionalmente, la figura 38(b) muestra la señal residual que se obtiene al restar la CFF estimada de la señal original. Nuevamente las zonas donde ocurren los eventos se encuentran resaltadas utilizando rectángulos de color verde. Desde el inicio de la señal residual se observan algunas variaciones que son atribuidas a la contaminación armónica de la señal. Alrededor del tiempo igual a 0.15s se aprecia claramente como la magnitud de las oscilaciones aumenta de manera

considerable y se mantiene en un valor cerca de 0.3 p.u. hasta el tiempo igual a 0.7 segundos donde el comportamiento vuelve a ser igual que al principio de la señal.

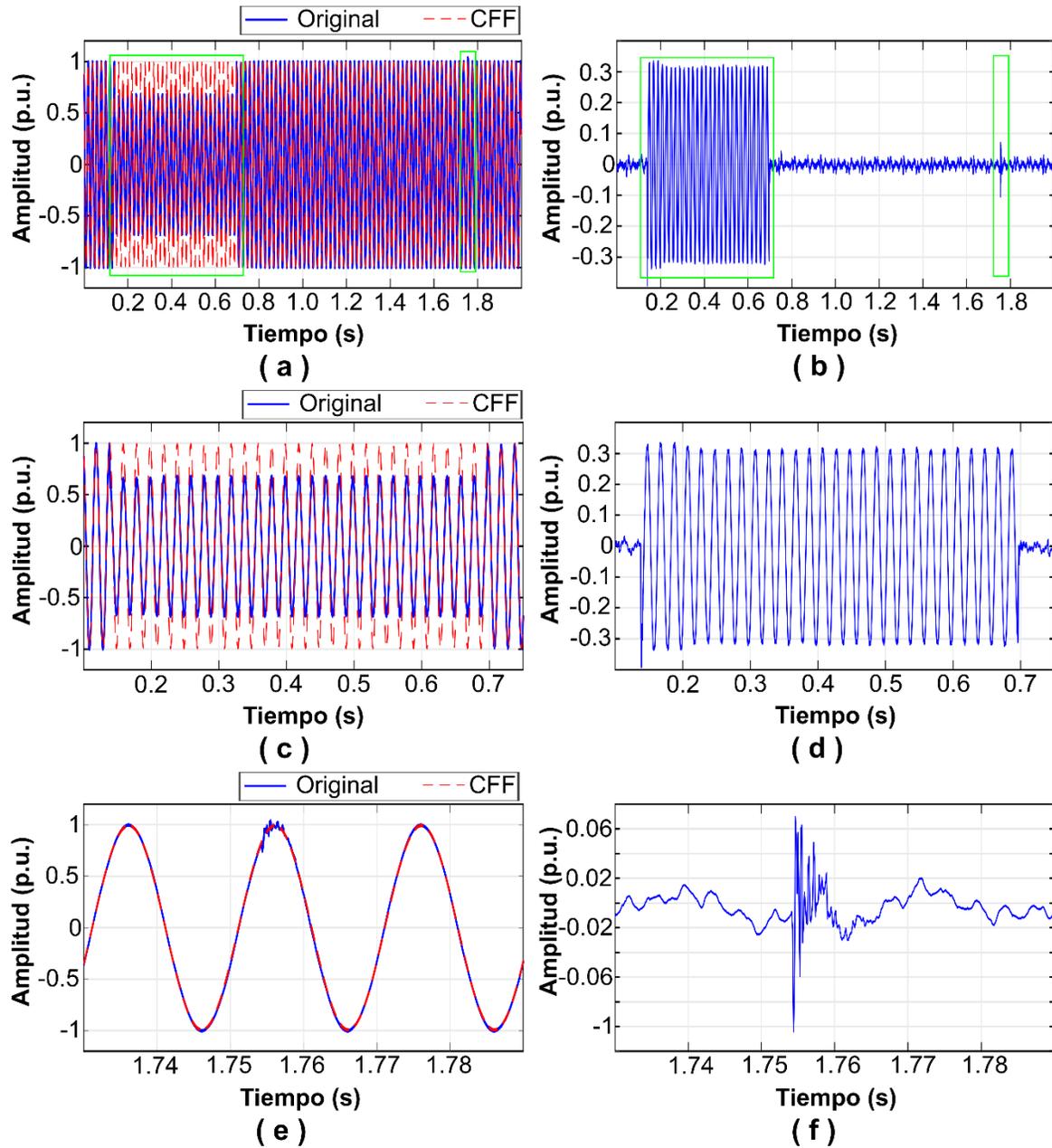


Figura 40. (a) Comparativa de la señal original con la CFF estimada; (b) señal residual; (c) detalle del sag; (d) señal residual al momento del sag; (e) detalle del transitorio oscilatorio y; (f) señal residual al momento del transitorio oscilatorio.

Posteriormente, alrededor del segundo 1.7 se observa que otra vez hay una variación en la amplitud que sobresale del resto (segundo rectángulo verde). Ambas variaciones en la amplitud de la señal residual corresponden a los dos disturbios presentes en la señal de voltaje. Un detalle de la comparativa entre la señal original y la CFF al momento de ocurrir el sag puede verse en la figura 38(c). Es claro que durante el tiempo que está presente el disturbio la CFF y la señal no son iguales. La CFF mantiene su amplitud mientras que en la señal se presenta el hueco. También, la figura 38(d) presenta un detalle de la señal residual al momento del sag. En ella puede verse como la amplitud de la residual pasa de estar en valor cercano a 0 a un valor de aproximadamente -0.4 p.u. en el tiempo 0.15s. Este valor disminuye hasta tomar valores entre ± 0.31 p.u., donde se mantiene y en el tiempo 0.7s la amplitud vuelve a disminuir a un valor cerca de cero. Este es un disturbio bastante evidente, pero el algoritmo es capaz de identificar el momento exacto en el que ocurre el disturbio. Con los tiempos inicial y final del disturbio es posible decir que el evento tiene una duración de 0.55 s. Más aun, la amplitud que toma la señal residual representa la severidad del disturbio. En este caso, se puede afirmar que el evento que se presenta en un sag con una magnitud de 0.69 p.u. Por su parte, la figura 38(e) muestra un detalle de la comparativa entre la CFF estimada y la señal al momento de ocurrir el transitorio oscilatorio. En esta imagen se puede con mayor claridad el momento en que el disturbio se presenta en la señal. También se observa que la componente fundamental no sigue las oscilaciones asociadas con el disturbio. Finalmente, la figura 38(f) presenta el detalle de la señal residual mientras pasa el transitorio oscilatorio. La señal presenta algunas oscilaciones de baja amplitud y el 1.755s este valor de amplitud aumenta súbitamente y aumenta la frecuencia de las oscilaciones. La frecuencia de las oscilaciones vuelve a disminuir en 1.76s que es donde se considera terminado el disturbio. De nueva cuenta la metodología propuesta es capaz de detectar transitorios de muy corta duración (5 ms para este caso particular). Por todo lo anterior, es posible asegurar que la metodología puede detectar disturbios transitorios de diferentes naturalezas, duraciones y

severidades. Además, utilizando esta técnica es posible determinar la duración del disturbio analizando la señal residual que se obtiene; y como la amplitud de la señal residual es la diferencia entre la componente fundamental y la señal original, mediante el análisis de la residual también es posible determinar la severidad del disturbio.

4.3 Resultados en generación eólica

4.3.1 Cálculo de potencia activa en generación eólica

Al igual que en el caso de la generación fotovoltaica, se comienza por obtener la potencia activa para diferentes días de análisis. En este caso un día de producción se consideraría bueno si no existieran muchas variaciones en la velocidad del viento a lo largo del día y esta se mantuviera cercana a los valores nominales de operación del aerogenerador. Esto resulta muy difícil de cumplir en condiciones reales, por lo cual solamente se seleccionan 3 días con diferente comportamiento del viento. La figura 39 presenta los perfiles de comportamiento del viento para los 3 días seleccionados.

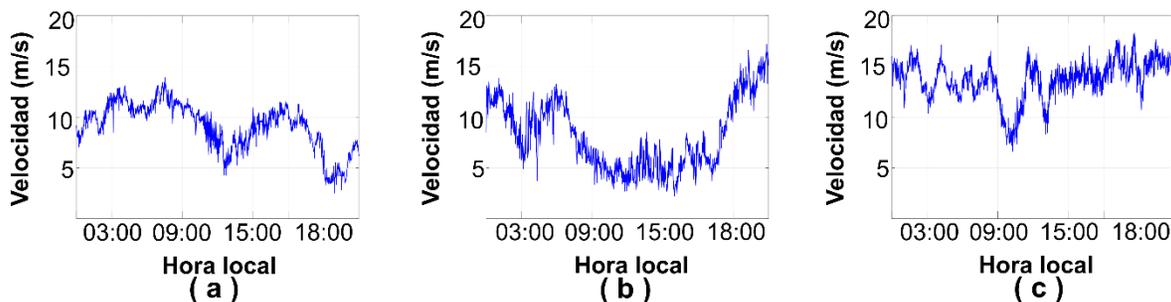


Figura 41. Velocidad del viento para (a) primer día de análisis; (b) segundo día de análisis y; (c) tercer día de análisis.

Puede apreciarse en la figura 39 que el perfil seguido por la velocidad del viento es distinto en los tres días de análisis. Sin embargo, en los tres días el comportamiento siempre es bastante errático y presenta subidas y bajadas muy pronunciadas. En el primer día de análisis (figura 39(a)), el valor máximo de la velocidad ronda los 14 m/s y es alcanzado entre las 3:00 y las 7:00 horas. El valor mínimo es de unos 3 m/s y ocurre entre las 18 y las 20 horas. En el segundo día

(figura 39(b)), la velocidad máxima se alcanza al final del día y es de unos 16 m/s. Además, entre las 9:00 y las 17:00 horas la velocidad se mantiene en un promedio de 5 m/s y antes de esto presenta varias oscilaciones entre los 13 m/s y los 5 m/s. En el tercer día (figura 39(c)) el perfil de velocidad permanece más o menos en un promedio de 15 m/s durante la mayor parte del día. Solamente se presenta un valle pronunciado entre las 9:00 y las 12:00 horas en las que la velocidad se reduce hasta 7 m/s. Para cada uno de los días de análisis se hace el cálculo de la potencia. Para el día 1, la potencia se calcula a la salida del inversor al cual está conectado el aerogenerador, mientras que para los días 2 y 3 se presenta la potencia total medida en la subestación de salida, es decir, se mide la potencia total entregada por el parque eólico. La potencia de salida del inversor se presenta en la figura 40.

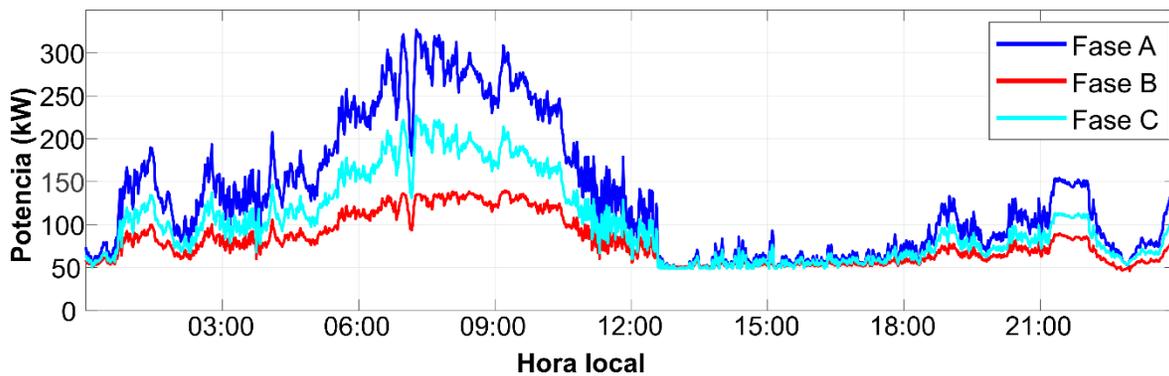


Figura 42. Potencia activa en las tres fases del inversor del generador eólico.

La potencia entregada por el inversor debería tener un comportamiento similar al de la velocidad del viento. Sin embargo, en la figura 40 se observa que el comportamiento sólo es similar en la primera mitad del día. Durante la segunda mitad la potencia permanece muy cercana a cero, lo que significa que el viento no tenía la suficiente velocidad para mover las aspas del generador. Al observar la figura 39(a) se puede apreciar que la velocidad no es tan baja y el aerogenerador debería de moverse. En este caso esta diferencia se atribuye a que la estación meteorológica que se encarga de medir la velocidad del viento se encuentra alejada del aerogenerador en cuestión y, por lo tanto, no refleja de manera

fidedigna el comportamiento del viento que alcanza al generador. Posteriormente en la figura 41 se presenta la potencia total entregada por el parque en dos días distintos de análisis.

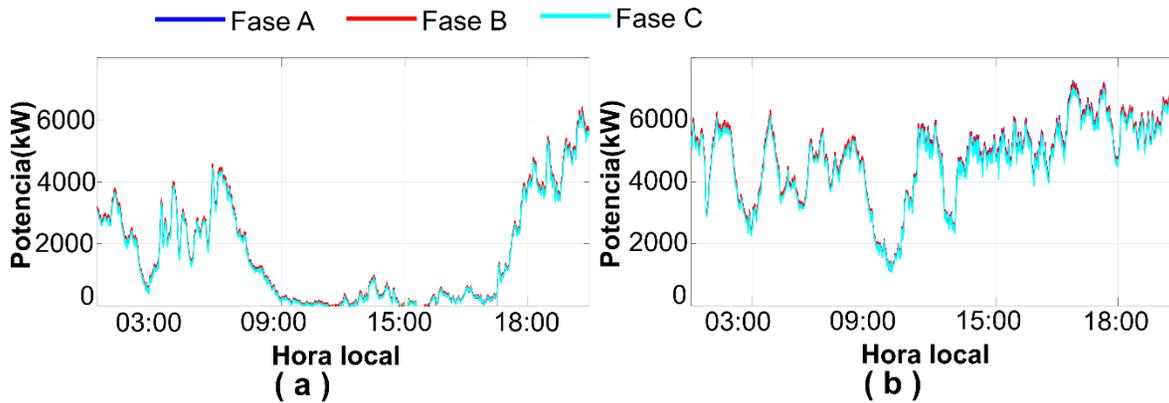


Figura 43. Potencia entregada por el parque eólico (a) el segundo día de análisis y; (b) el tercer día de análisis.

De la figura 41 puede verse que estos días la potencia entregada por el parque si sigue de una buena manera el comportamiento de la velocidad del viento. Para el segundo día de análisis (figura 41(a)) se observa que entre las 9:00 y ñas 18:00 horas la potencia se encuentra en valores muy cercanos a cero. Durante este mismo periodo, la velocidad del viento se mantiene en valores de 5 m/s o incluso menores (figura 40(b)). Esta velocidad no es suficiente para mover los aerogeneradores y de ahí de que la producción sea muy baja en estas condiciones. La mayor producción se alcanza al final del día que es el punto donde la velocidad del viento alcanza su valor máximo. La mejor producción de los tres días se observa en el tercer día de análisis (figura 41(b)). En este día la producción se mantiene en la misma tendencia que la velocidad del viento. El valor mínimo de 1000 kW se obtiene alrededor de las 10:00 horas que es un punto donde la velocidad del viento es baja ese día; después de las 14:00 horas la potencia siempre está por encima de los 4000 kW e incluso llega a sobrepasar los 7000 kW entre las 17:00 y las 18:00 horas. Nuevamente, los puntos donde la potencia es máxima, corresponden a los momentos en que la velocidad del viento

toma sus mayores valores. Estos resultados son más o menos obvios puesto que la fuente de generación es el viento, por ende, el comportamiento de la energía que se genera debe ser similar al comportamiento del viento. Mediante este análisis se pueden determinar problemas en el sistema de generación.

4.3.2 Contenido armónico e interarmónico en la generación eólica

Para los mismos tres días se calculan la THD y la TIHD de las señales de voltaje. La figura 42 presenta la contaminación debida a los armónicos, mientras que la figura 43 presenta la distorsión asociada a los interarmónicos.

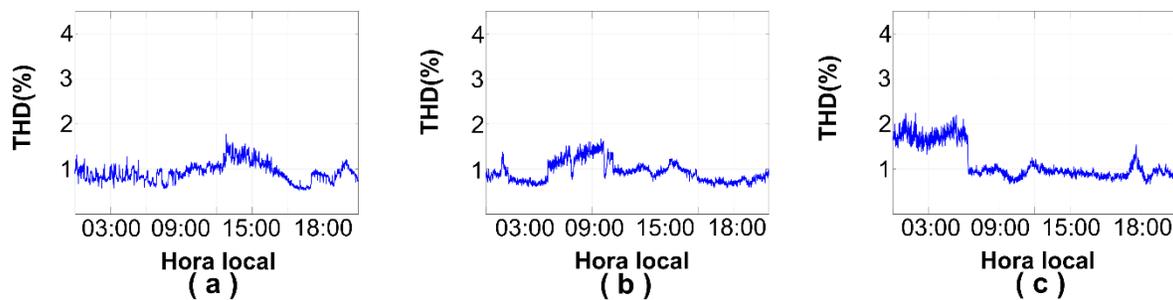


Figura 44. THD en generación eólica para (a) primer día de análisis (salida de un inversor); (b) segundo día de análisis (subestación); (c) tercer día de análisis (subestación).

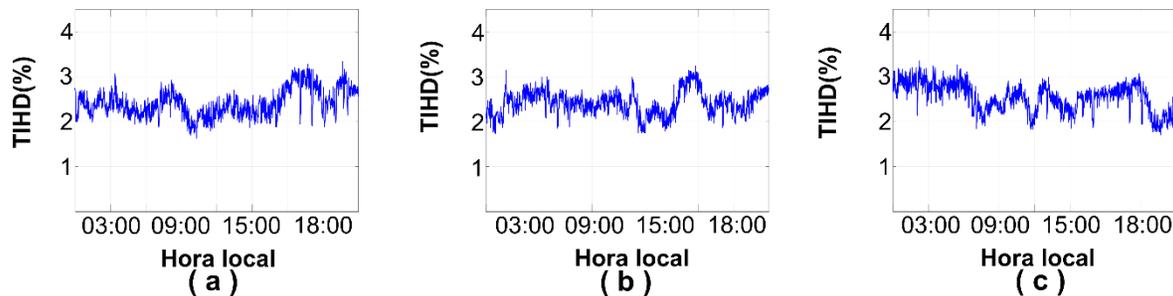


Figura 45. TIHD en generación eólica para (a) primer día de análisis (salida de un inversor); (b) segundo día de análisis (subestación); (c) tercer día de análisis (subestación).

En la figura 42 se puede apreciar que el contenido armónico se mantiene en niveles muy bajos para las tres que se analizan. En el primer día (figura 42(a)), la TDH permanece más o menos constante con pequeñas oscilaciones alrededor del 1%, es sólo entre las 15:00 y las 17:00 que el valor de la distorsión aumenta hasta valores de 1.8%. El segundo día (figura 42(b)), la distorsión también comienza en

valores cercanos al 1% y un poco antes de las 6:00 horas aumenta y llega hasta 1.7% donde se mantiene tres horas y después vuelve a valores muy cercanos al 1%. Para el día 3 (figura 42(c)), la situación es distinta en relación a los días anteriores pues en este caso la THD al inicio del día ronda el 2%. Se mantiene en este valor hasta las 7:30 horas que es cuando el valor disminuye otra vez hasta el 1% y ahí permanece el resto del día. Recordando que el día 1 corresponde a una medida a la salida del inversor del aerogenerador, mientras que los otros días corresponden a una medida en la subestación del parque, resulta interesante el hecho de que, en ambos casos los valores típicos de distorsión armónica rondan el 1%. Esto significa que los equipos utilizados operan de acuerdo a norma y la distorsión asociada al contenido armónico es baja, es decir, analizando solamente este indicador la calidad parecería ser buena. Cuando se analiza la figura 43, se observa que, en todos los casos, la TIHD es mayor que la THD. Esto representa un claro ejemplo del porque las normas internacionales deberían dar mayor atención a este problema. Como los fabricantes de equipos de electrónica de potencia solamente se ven obligados a cumplir con niveles de THD bajos, el análisis de interarmónicos es siempre dejado a un lado. Para el día 1 analizado, la TIHD se mantiene en valores entre el 2% y el 3% (figura 43(a)), e incluso supera este último valor durante las horas finales del día. Esto significa que este día el valor de la TIHD es de 2 a 3 veces mayor que el contenido de THD en las señales de voltaje. La situación es similar en el segundo día, donde la TIHD también oscila en el rango entre el 2% y el 3% (figura 43(b)). El mayor contenido interarmónico se presenta en el tercer día de análisis (figura 43 (c)), en el cual la TIHD se encuentra sobre el 3% la mayor parte del día, solamente se aprecian disminuciones a las 9:00 horas, al medio día y a las 20:00 horas, cuando la TIHD toma valores cercanos al 2%. Dado que en la THD es muy baja, al combinarse con la TIHD, los niveles de distorsión todavía se encuentran dentro de los valores permitidos por la norma. Sin embargo, al inicio del día 3 se tiene una THD ligeramente superior al 2% y una TIHD mayor que el 3%, es decir, si sumamos la contribución de ambos indicadores, la distorsión supera el 5% que ya es un nivel considerable de

distorsión en la forma de onda. Por tal motivo, es posible decir que el análisis de interarmónicos no tiene la importancia que merece, pues la contribución combinada de armónicos e interarmónicos puede generar niveles importantes de distorsión en la forma de onda que repercuten de manera directa en el funcionamiento y tiempo de vida de los aparatos conectados a la red. Por otro lado, es importante mencionar que, a simple vista el comportamiento tanto de la THD como de la TIHD no parece presentar una relación con el parámetro de la velocidad del viento.

4.3.3 *Flicker* en la generación eólica.

La metodología descrita en la sección 3.2.1 también es aplicada en las señales de voltaje obtenidas del parque eólico. Nuevamente se presentan 3 días de análisis, siendo el primero una medida tomada del inversor de un aerogenerador y los dos días restantes mediciones de la subestación del parque. La figura 44 presenta los resultados de aplicar esta metodología.

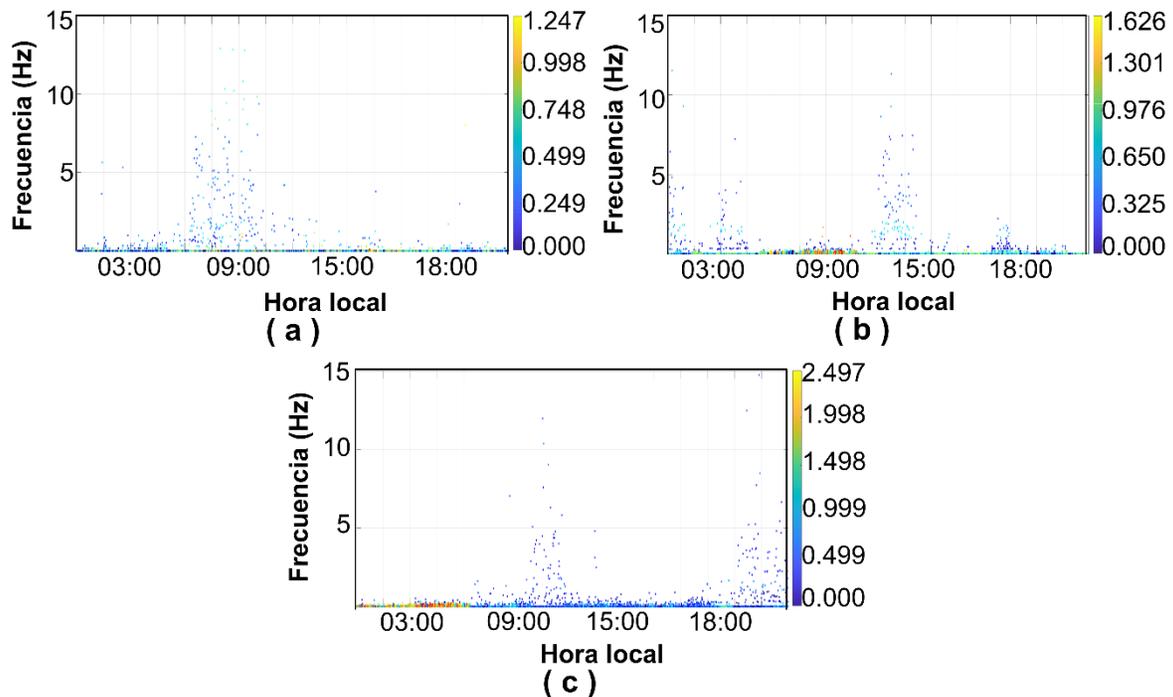


Figura 46. Resultado de aplicar la metodología para medición de flicker en (a) el primer día de análisis (salida de un inversor); (b) el segundo día de análisis (subestación); (c) el tercer día de análisis (subestación).

Como puede observarse, no se observan componentes de frecuencia sostenidas por intervalos grandes. Lo único que se ve son puntos esporádicos y distribuidos a lo largo de todo el día. Además, la amplitud presentada por estos puntos es muy baja, por lo que incluso puede ser considerada despreciable. Estos resultados significan que, si bien existen variaciones de voltaje, estas son de naturaleza aleatoria y no estacionaria, por lo tanto, no pueden ser consideradas como *flicker*. En los tres días presentados en la figura 44 se observan algunos puntos de amplitud significativa aglomerados en ciertas horas del día: en el día 1 estos puntos aparecen alrededor de las 15:00 horas (ver figura 43(a)), en el día 2 en el lapso entre las 7:00 y las 10:00 horas (ver figura 43 (b)) y entre las 00:00 y las 06:00 para el día 3 (ver figura 43 (c)). Lo que hay en común en estos puntos es que, en los tres días, aparecen en valores muy cercanos a 0 Hz. Entonces estos puntos son considerados componentes de corriente continua que indican que justo en ese momento la amplitud de la señal de voltaje permanece constante, pero su amplitud es significativa por que no concuerda con el valor nominal de la amplitud del voltaje.

4.3.4 Detección de transitorios en generación eólica.

Al igual que en el caso de la central fotovoltaica, se seleccionan dos casos de estudios tomados de las señales del parque eólico en las cuales existe la presencia de disturbios transitorios y se utiliza la técnica de supresión de la frecuencia fundamental con algoritmos genéticos para la identificación de los disturbios. Las dos señales seleccionadas para este análisis se presentan en la figura 45.

El primero de los disturbios que se presenta en la generación eólica corresponde a un sag. En el detalle de 2 segundos que se puede ver en la figura 45(a) el disturbio se nota a simple vista en tiempo igual a 0.3s donde la amplitud decae y casi de inmediato comienza a restablecerse de manera gradual. El segundo disturbio (figura 45 (b)) también resulta ser un sag pero de diferentes intensidades. En este caso entre los 0.2 y los 0.3 s se aprecia un decaimiento bastante severo en la intensidad del voltaje. En 0.3 segundos la amplitud sube ligeramente y se

mantiene en un valor cercano al 0.5 p.u. Después, en 0.4 segundos la señal sube drásticamente hasta valores más cercanos al 1 p.u. pero todavía sin llegar a alcanzar la normalidad.

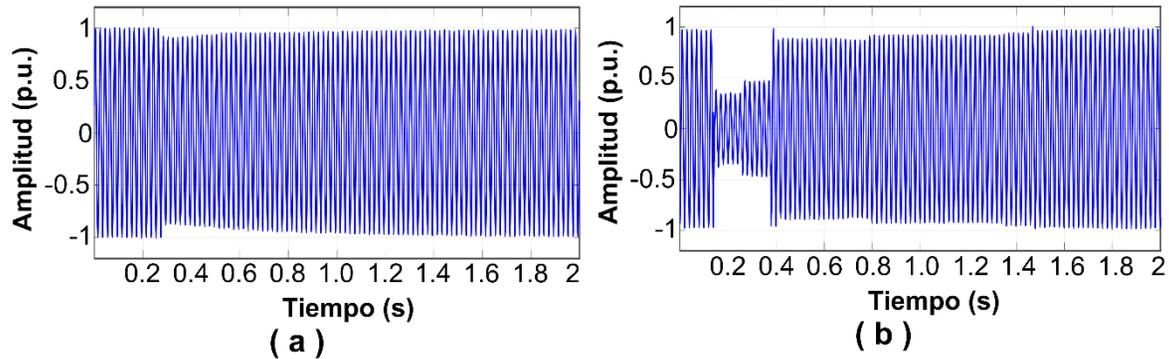


Figura 47. (a) Primer disturbio detectado en generación eólica; (b) segundo disturbio detectado en generación eólica.

Para analizar más a detalle estos disturbios, se utiliza la metodología de detección y supresión de la componente fundamental con el algoritmo genético sobre las dos señales de la figura 45. En la figura 46 puede observarse el resultado de aplicar esta metodología sobre la primera de las señales de análisis.

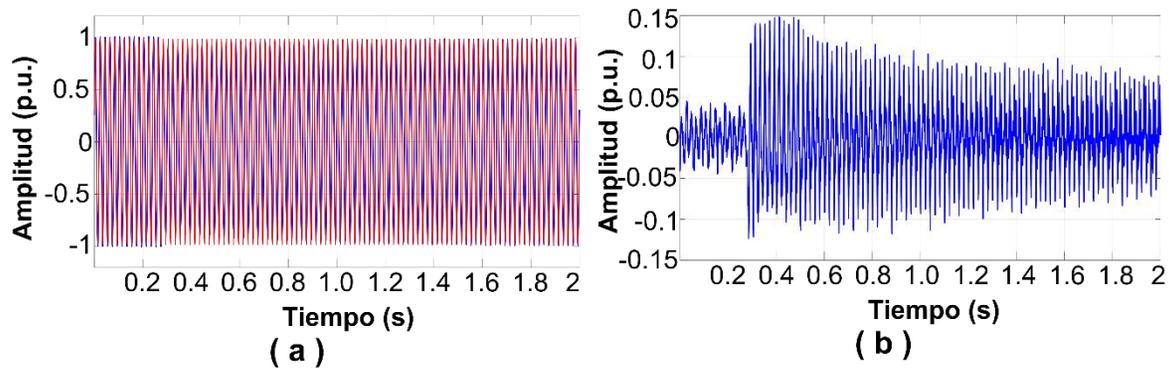


Figura 48. (a) comparativa entre la señal del primer disturbio y la CFF estimada; (b) componente residual.

La figura 46(a) presenta la comparativa entre la señal original (línea azul) y la CFF estimada con el algoritmo genético (línea roja). Se observa que la CFF sigue en frecuencia y fase a la señal original, pero cuando se presenta el disturbio y se

modifica la amplitud de la señal original, la amplitud de la CFF no se modifica. Estas dos señales son restadas entre si y se obtiene la componente residual mostrada en la figura 46(b). Aquí se observa que durante toda la duración de la señal hay variaciones, pero hasta antes del segundo 0.2 la amplitud de las variaciones tiene un valor de 0.05 p.u. Al ser considerado un valor permisible por los estándares no se considera que haya un disturbio transitorio. En el tiempo igual a 0.2 segundos la señal residual supera el valor de 0.1 p.u., es aquí donde se considera que comienza el sag. A partir de este punto la señal residual comienza a crecer hasta alcanzar un valor máximo de 0.15 p.u., es decir hasta que se convierte en un sag con una intensidad del 85%, en el tiempo igual a 0.4 s. Después la amplitud de la residual comienza a descender hasta que ya no existe ninguna oscilación que supere el 0.1 p.u. en el tiempo igual a 1.1 segundos. Pasado este tiempo todavía se presenta una variación considerable en la amplitud de la señal residual, pero al encontrarse dentro de los parámetros permitidos en cuanto a variaciones de voltaje se refiere ya no se considera que exista un fenómeno de este tipo. A continuación, la figura 47 presenta la comparativa entre la señal original y la CFF estimada, así como la señal residual resultante.

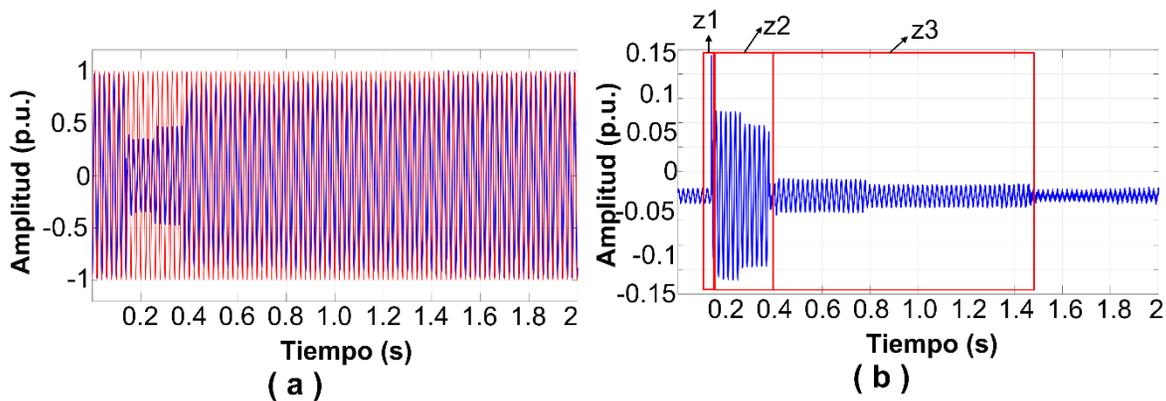


Figura 49. (a) Comparativa entre la señal del segundo disturbio y la CFF estimada; (b) señal residual.

Al igual que en el caso anterior la componente estimada sigue en frecuencia y fase a la señal original, pero sin modificar su amplitud en ningún instante de tiempo (figura 47(a)). Al restar ambas señales, se obtiene la componente residual

mostrada en la figura 47(b). Esta señal se divide en tres secciones principales; la primera de ellas es marcada como la z1, y corresponde a un pico donde la señal residual alcanza un valor de 1.3 p.u. La segunda sección es marcada como z2 y corresponde a 2 diferentes amplitudes de sag. Por su parte la última sección que es marcada como z3 es similar en comportamiento a la zona z2 pero con amplitudes menores en la severidad del sag. Para cada una de estas secciones se hace un acercamiento de lo que sucede en la señal y como se ve representado el acontecimiento en la señal residual. Estos resultados son presentados en la figura 48. En la zona z1 se observa que en la señal residual en el tiempo igual a 0.139 segundos hay un pico con amplitud de 1.18 p.u. (ver figura 48(a)). En ese mismo instante en la señal original se observa que aparece un impulso transitorio en el que la señal pasa de estar en un valor de -1 hasta un valor de 0.2 (ver figura 48(b)), por esto es que se observa ese pico tan grande en la señal residual. En la zona z2, la señal residual toma un valor de 0.65 p.u. en 0.15 segundos y se mantiene en este valor hasta el tiempo igual a 0.26 segundos donde cambia su valor a 0.5 p.u. (figura 48(c)). Esto se ve que en la señal original representa un sag de severidad de 35% que en el tiempo 0.26 segundos se convierte en un sag de 50% de severidad (ver figura 48(d)). De nueva cuenta tiene sentido puesto que la señal residual muestra la desviación que existe con respecto de la señal original. En la zona z3 la señal residual toma un valor de 0.14 p.u. desde el tiempo 0.41s y hasta el tiempo 0.8s (ver figura 48(e)). En este último instante la señal residual cambia a un valor de 0.09 p.u., es decir, en este momento el disturbio deja de ser considerado un sag, pero la amplitud aun no llega a su valor normal. Esto se traduce en la señal real en un sag de severidad de 84% y después la amplitud permanece en un valor del 91% de su valor nominal (figura 48(f)). Es hasta el tiempo 1.5s cuando la señal parece volver a su valor normal. De este modo, se reitera que la metodología resulta efectiva para la detección de disturbios transitorios. Si bien estos disturbios son evidentes en la señal de corta duración, cuando se analiza una señal de larga duración, encontrar este tipo de disturbios a simple vista deja de ser tan sencillo. De ahí la importancia de contar con este tipo

de técnica para identificar la existencia de un disturbio, su localización y su severidad.

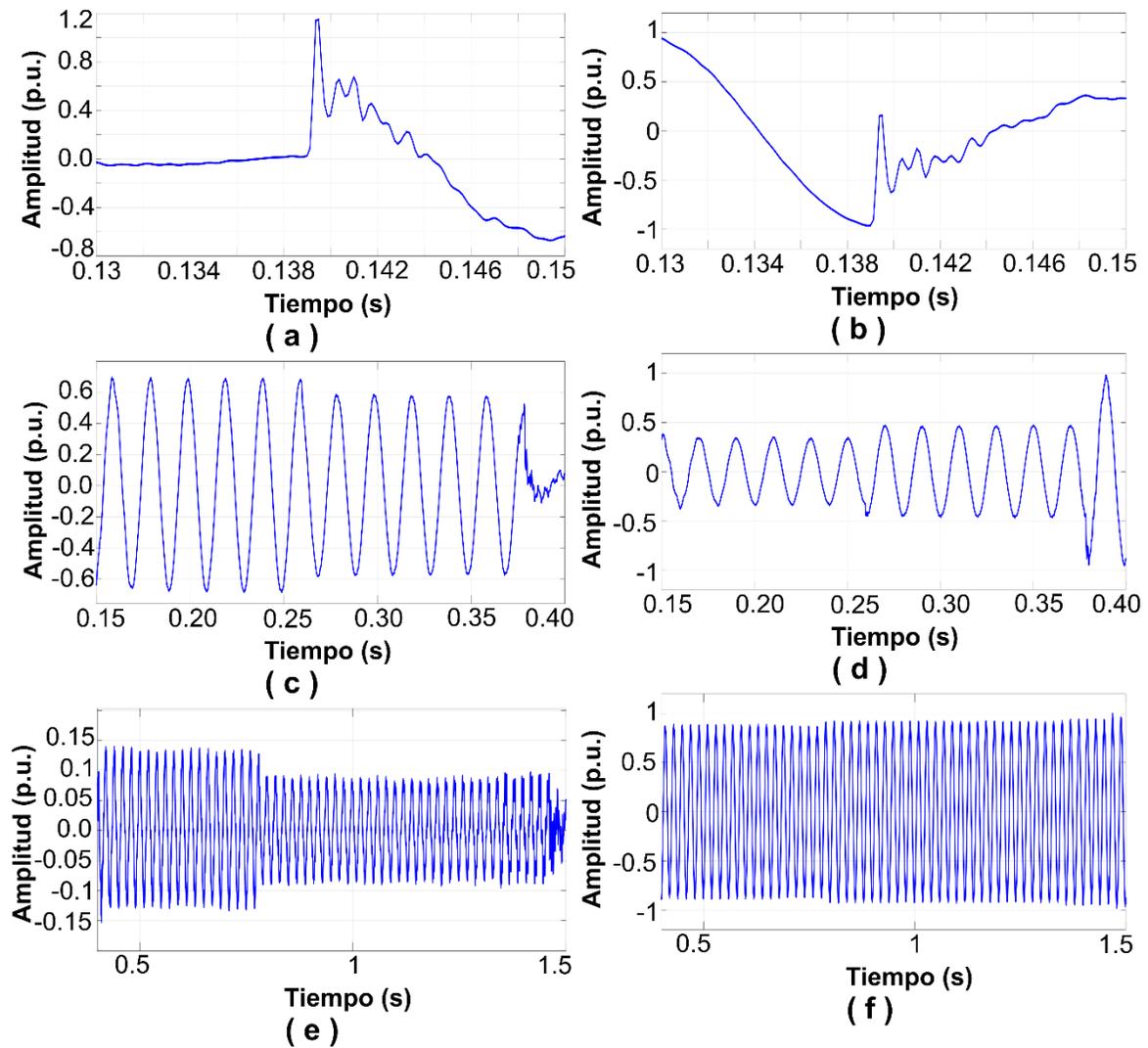


Figura 50. (a) Acercamiento de la señal residual en la zona z1; (b) señal original en la zona z1; (c) acercamiento de la señal residual en la zona z2; (d) señal original en la zona z2; (e) acercamiento de la señal residual en la zona z3; (f) señal original en la zona z3.

5. CONCLUSIONES

5.1 Contribución

Dentro de este trabajo se realizó la medida de diversos indicadores de calidad de la energía para evaluar cómo se ve afectada la producción eléctrica cuando se introducen fuentes renovables de generación a la red eléctrica. Una de las principales contribuciones consiste en el hecho de que se lleva a cabo un análisis de contenido interarmónico, que generalmente es despreciado incluso por la mayoría de los estándares internacionales. Mediante este trabajo se demostró que esta situación genera que la contaminación debida a interarmónicos sea incluso mayor que la distorsión debida a los armónicos. Esto tiene que ver con el hecho de que los fabricantes de equipo eléctrico diseñan sus dispositivos considerando que deben cumplir con niveles de contaminación armónica pero no con niveles de distorsión interarmónica.

También, mediante el desarrollo de esta investigación, se obtuvo una metodología que permite evaluar el *flicker* (disturbio muy común sobre todo en redes que incluyen generación fotovoltaica), en una forma distinta a la norma, pero entregando resultados igual de significativos. La metodología desarrollada para esta tarea considera que el *flicker* es una modulación en amplitud de la señal de voltaje y permite identificar la o las componentes de frecuencia contenidas en la señal moduladora. Con esto es posible medir el nivel de *flicker* y relacionarlo con los niveles establecidos por la norma. Más aun, esta técnica considera que el *flicker* es un fenómeno que puede ser variable a lo largo del tiempo y una constante como lo considera la mayoría de los trabajos reportados.

Otra aportación de este trabajo consiste en el desarrollo de una metodología que permite de una forma relativamente sencilla localizar la aparición de disturbios transitorios en una señal eléctrica. Esta metodología hace uso de un algoritmo

novedoso como lo son los algoritmos genéticos y permite estimar los parámetros de amplitud, frecuencia y fase que describen a la componente fundamental de frecuencia de cualquier señal eléctrica. Con esto, es posible suprimir la influencia de esta componente fundamental, es decir se aplica un filtrado. La diferencia con el resto de filtros ya desarrollados con anterioridad, recae en el hecho de que esta metodología permite atenuar una única componente de frecuencia y no una banda de frecuencias como lo hacen las técnicas convencionales de filtrado. Como la señal residual muestra lo que difiere entre lo real y lo ideal, se puede apreciar con facilidad la existencia de problemas o anomalías dentro de una señal.

Finalmente, la aportación más importante de este trabajo consiste en encontrar modelos matemáticos que permiten describir algunos fenómenos estacionarios de calidad de la energía con parámetros ambientales en sistemas alternativos de generación. En esta tesis se demuestra que tanto la irradiancia como la temperatura que alcanza la celda fotovoltaica son parámetros importantes para determinar la existencia de contenido armónico, contenido interarmónico e incluso *flicker* en sistemas fotovoltaicos de generación. Mediante las técnicas desarrolladas en este trabajo es posible también cuantificar el nivel de aportación de cada una de estas variables en la existencia de problemas de calidad de la energía. El determinar esta relación permite desarrollar modelos que buscan predecir el comportamiento de la potencia entregada por un sistema, pero también determinar cuál será la cantidad de contaminación que será introducida dadas las condiciones del proceso de generación.

Las técnicas desarrolladas en este trabajo se convierten en una herramienta para el monitoreo de redes eléctricas en donde determinar la existencia de disturbios se vuelve importante para garantizar el correcto funcionamiento de los equipos conectados a la red. Además, permite evaluar a priori si existe la necesidad de tomar acciones para evitar la aparición de disturbios que puedan resultar en daños materiales e incluso humanos.

5.2 Productos del trabajo

De este trabajo se obtuvieron los siguientes productos:

- 3 artículos en revistas indizadas.
- 2 artículos en revisión para su próxima publicación en revistas indizadas.
- 2 registros de derechos de autor.
- 3 artículos de congreso internacional.

Los artículos de revista pueden ser revisados en el apéndice B. El primero de ellos presenta la metodología para la medición del flicker, así como su relación con los parámetros ambientales. Este artículo se encuentra publicado en la revista IEEE Access. El segundo de los artículos presenta el uso de redes neuronales para la estimación de potencia generada en una central fotovoltaica. La novedad de este artículo consiste en el uso de indicadores estadísticos como variables de entrada de la red para una mejor evaluación de la variabilidad de los parámetros descriptivos. El tercer artículo publicado, muestra cómo la técnica de estimación y supresión de la componente fundamental de frecuencia

Actualmente también se cuenta con dos artículos en revisión. Uno de ellos ya ha pasado una ronda de revisiones que fueron atendidas y se espera que en poco tiempo sea aceptado para su publicación en la revista. Este artículo abarca el análisis del contenido espectral en la generación fotovoltaica y su relación con parámetros ambientales. El último de los artículos enviados trata el uso de los algoritmos genéticos para la estimación de potencia y THD y muestra que existe una mejora con respecto del uso de redes neuronales que es una de las técnicas más comunes para este tipo de análisis. El artículo se envió a la par que se culminó con este escrito por lo que se está a la espera de una respuesta en los próximos meses.

Los derechos de autor generados corresponden: el primero al algoritmo genético que permite estimar y suprimir la componente de frecuencia fundamental de cualquier señal eléctrica. El segundo corresponde al uso de algoritmos genéticos

para el modelado de la potencia generada por un inversor fotovoltaico. Estos algoritmos se programaron bajo el lenguaje C/C++ y están siendo utilizados por Universidades y empresas europeas. Se anexa copia de los registros de derechos de autor en el apéndice C

De los artículos de congreso internacional, uno de ellos es el uso de la tarjeta PQ_UAQ (sistema de adquisición de datos utilizado en este trabajo), para la detección de disturbios de calidad de la energía en distintos ambientes. Aquí se estudió el comportamiento del sistema en una central fotovoltaica, en un parque eólico y en un ambiente industrial. Otro de los artículos es un análisis de la eficiencia de un inversor fotovoltaico bajo diferentes condiciones de operación. Este trabajo demostró que la eficiencia del inversor fotovoltaico también se ve afectada por las variaciones climáticas. Finalmente, la técnica de supresión de la frecuencia fundamental puede ser utilizada, no sólo en el análisis de calidad de la energía, sino en el análisis de cualquier señal eléctrica. Por ello, esta técnica se utilizó para mejorar la detección de problemas de barras de rotor rotas en motores de inducción.

5.3 Prospectivas

El desarrollo de este trabajo abre una línea de investigación importante en el modelado de disturbios eléctricos. Esta es un área de oportunidad pues todavía hay mucho por explorar. Se ha visto que las técnicas bio-inspiradas arrojan buenos resultados en esta tarea por lo que se pretende estudiar más a fondo qué parámetros pueden ser utilizados como descriptores y entradas de este tipo de técnicas para obtener mejores resultados.

Por otro lado, las redes inteligentes parecen ser el futuro de la red eléctrica convencional. Estas redes incluyen, entre otras cosas, generación distribuida y requieren de metodologías para la detección oportuna de problemas de calidad de la energía para garantizar un buen suministro al usuario final.

6. REFERENCIAS

- Abas, N., Kalair, A., y Khan, N. (2015). Review of fossil fuels and future energy technologies. *Futures*, 69(1), 31-49.
- Ahmad, M. W., Mourshed, M., y Rezgui, Y. (2018). Tree-based ensemble methods for predicting PV power generation and their comparison with support vector regression. *Energy*, 164(1), 465-474.
- Ahmad, Z., y Singh, S. N. (2018). Single phase transformerless inverter topology with reduced leakage current for grid connected photovoltaic system. *Electric Power Systems Research*, 154(1), 193-203.
- Awadallah, M. A., Venkatesh, B., y Singh, B. N. (2015). Impact of solar panels on power quality of distribution networks and transformers. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 38(1), 45-51.
- Balouji, E., y Salor, O. (2016). Digital realisation of the IEC flickermeter using root mean square of the voltage waveform. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 10(7), 1663-1670.
- Bollen, M. H., y Gu, I. Y. (2006). *Signal processing of power quality disturbances* (Vol. 30). John Wiley & Sons.
- Camarena-Martinez, D., Valtierra-Rodriguez, M., Perez-Ramirez, C. A., Amezcua-Sanchez, J. P., de Jesus Romero-Troncoso, R., y Garcia-Perez, A. (2016). Novel downsampling empirical mode decomposition approach for power quality analysis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63(4), 2369-2378.
- Capizzi, G., Napoli, C., y Bonanno, F. (2012). Innovative second-generation wavelets construction with recurrent neural networks for solar radiation forecasting. *IEEE Transactions on neural networks and learning systems*, 23(11), 1805-1815.
- Chang, G. W., Chen, C. I., y Huang, Y. L. (2009). A digital implementation of flickermeter in the hybrid time and frequency domains. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 24(3), 1475-1482.
- Chattopadhyay, S., Mitra, M., y Sengupta, S. (2011). *Electric power quality*. In *Electric Power Quality* (pp. 5-12). Springer, Dordrecht.
- Chidurala, A., Saha, T., y Mithulananthan, N. (2015, Noviembre). Field investigation of voltage quality issues in distribution network with PV penetration. En *2015 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)* (pp. 1-5). IEEE.

- Díaz-González, F., Sumper, A., Gomis-Bellmunt, O., y Villafáfila-Robles, R. (2012). A review of energy storage technologies for wind power applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(4), 2154-2171.
- Du, Y., Lu, D. D. C., James, G., y Cornforth, D. J. (2013). Modeling and analysis of current harmonic distortion from grid connected PV inverters under different operating conditions. *Solar Energy*, 94(1), 182-194.
- Ebad, M., y Grady, W. M. (2016). An approach for assessing high-penetration PV impact on distribution feeders. *Electric Power Systems Research*, 133(1), 347-354.
- Elnady, A., Massoud, A., & Noureldin, A. (2014). Recursive implementation of MUSIC algorithm to minimize power system disturbances. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 56(1), 9-18.
- Eltawil, M. a., y Zhao, Z. (2010). Grid-connected photovoltaic power systems: Technical and potential problems-A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(1), 112-129.
- Feola, L., Langella, R., y Testa, A. (2015). A new frequency approach for light flicker evaluation in electric power systems. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2015(1), 28.
- Ge, B., Wang, W., Bi, D., Rogers, C. B., Peng, F. Z., De Almeida, A. T., y Abu-Rub, H. (2013). Energy storage system-based power control for grid connected wind power farm. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 44(1), 115-122.
- Guillén-García, E., Morales-Velazquez, L., Zorita-Lamadrid, A. L., Duque-Perez, O., Osornio-Rios, R. A., y Romero-Troncoso, R. J. (2019). Short-time transient tracking algorithm for a non-residential facility based on characteristic indices. *Electric Power Systems Research*, 171(1), 185-193.
- Hadjidemetriou, L., Kyriakides, E., & Blaabjerg, F. (2015). A robust synchronization to enhance the power quality of renewable energy systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(8), 4858-4868.
- Hadjidemetriou, L., Yang, Y., Kyriakides, E., y Blaabjerg, F. (2017). A synchronization scheme for single-phase grid-tied inverters under harmonic distortion and grid disturbances. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 32(4), 2784-2793.
- He, C., Shu, Q., Liu, T., y Han, X. (2017). A time-domain statistical approach for harmonics separation and analysis. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 27(1), e2239.

- Hernández, J. C., Ortega, M. J., De la Cruz, J., y Vera, D. (2011). Guidelines for the technical assessment of harmonic, flicker and unbalance emission limits for PV-distributed generation. *Electric Power Systems Research*, 81(7), 1247-1257.
- Hooshyar, A., Azzouz, M. A., y El-Saadany, E. F. (2013). Addressing IEC flickermeter deficiencies by digital filtration inside a sliding window. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 62(9), 2476-2491.
- Hussain, A., Arif, S. M., y Aslam, M. (2017). Emerging renewable and sustainable energy technologies: State of the art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 71(1), 12-28.
- Institute of Electrical and Electronics Engineers. (2009). *IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality (IEEE std. 1159-2009)*.
- Institute of Electrical and Electronics Engineers. (2014). *IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems (IEEE std. 519-2014)*.
- International Electrotechnical Commission. (2003). *Electromagnetic compatibility (EMC) – Part 4-30: Testing and measurement techniques – Power quality measurement methods (IEC 61000-4-30)*.
- Kalair, A., Abas, N., Kalair, A. R., Saleem, Z., y Khan, N. (2017). Review of harmonic analysis, modeling and mitigation techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78(1), 1152-1187.
- Lahaçani, N. A., Aouzellag, D., y Mendil, B. (2010). Static compensator for maintaining voltage stability of wind farm integration to a distribution network. *Renewable Energy*, 35(11), 2476-2482.
- Langella, R., Testa, A., Meyer, J., Möller, F., Stiegler, R., y Djokic, S. Z. (2016). Experimental-based evaluation of PV inverter harmonic and interharmonic distortion due to different operating conditions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(10), 2221-2233.
- Larsson, A. (2002). Flicker emission of wind turbines during continuous operation. *IEEE transactions on Energy Conversion*, 17(1), 114-118.
- Lee, W., & Cha, H. (2013, Junio). A supercapacitor remaining energy control method for smoothing a fluctuating renewable energy power. En *2013 IEEE ECCE Asia Downunder* (pp. 398-403). IEEE.
- Liu, B., Su, M., Yang, J., Song, D., He, D., y Song, S. (2017). Combined reactive power injection modulation and grid current distortion improvement approach for H6 transformer-less photovoltaic inverter. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 32(4), 1456-1467.

- Mohammadi, P., y Mehraeen, S. (2017). Challenges of PV integration in low-voltage secondary networks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 32(1), 525-535.
- Morinigo-Sotelo, D., Romero-Troncoso, R. D. J., Panagiotou, P. A., Antonino-Daviu, J. A., y Gyftakis, K. N. (2018). Reliable detection of rotor bars breakage in induction motors via MUSIC and ZSC. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 54(2), 1224-1234.
- Oppenheim, A. V., Willsky, A. S., y Nawab, S. H. (1997). *Señales y sistemas*. Naucalpan de Juárez, México. Pearson Educación.
- Pakonen, P., Hilden, A., Suntio, T., y Verho, P. (2016, Septiembre). Grid-connected PV power plant induced power quality problems—Experimental evidence. En *2016 18th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'16 ECCE Europe)* (pp. 1-10). IEEE.
- Panwar, N. L., Kaushik, S. C., y Kothari, S. (2011). Role of renewable energy sources in environmental protection: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(3), 1513-1524.
- Parra, D., Gillott, M., Norman, S. A., y Walker, G. S. (2015). Optimum community energy storage system for PV energy time-shift. *Applied Energy*, 137(1), 576-587.
- Rao, S. S. (2009). *Engineering optimization: theory and practice*. John Wiley & Sons.
- REN21. (2018). *Renewables 2018 Global Status Report*. Paris, Francia: REN21 Secretariat.
- Rodrigues, E., Gomes, Á., Gaspar, A. R., y Antunes, C. H. (2018). Estimation of renewable energy and built environment-related variables using neural networks—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 94(1), 959-988.
- Rodriguez-Guerrero, M. A., Carranza-Lopez-Padilla, R., Osornio-Rios, R. A., y Romero-Troncoso, R. D. J. (2017). A novel methodology for modeling waveforms for power quality disturbance analysis. *Electric Power Systems Research*, 143(1), 14-24.
- Roy, N. K., Pota, H. R., & Hossain, M. J. (2013). Reactive power management of distribution networks with wind generation for improving voltage stability. *Renewable Energy*, 58(1), 85-94.
- Saadat, N., Choi, S. S., y Vilathgamuwa, D. M. (2013). A series-connected photovoltaic distributed generator capable of enhancing power quality. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 28(4), 1026-1035.

- Safa, A., Berkouk, E. M., Messlem, Y., & Gouichiche, A. (2018). A robust control algorithm for a multifunctional grid tied inverter to enhance the power quality of a microgrid under unbalanced conditions. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 100(1), 253-264.
- Shi, J., Lee, W. J., Liu, Y., Yang, Y., y Wang, P. (2012). Forecasting power output of photovoltaic systems based on weather classification and support vector machines. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 48(3), 1064-1069.
- Siddique, H. A. B., y De Doncker, R. W. (2018). Evaluation of DC collector-grid configurations for large photovoltaic parks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 33(1), 311-320.
- Singh, S. K., Sinha, N., Goswami, A. K., y Sinha, N. (2016). Several variants of Kalman Filter algorithm for power system harmonic estimation. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 78(1), 793-800.
- Terriche, Y., Guerrero, J. M., y Vasquez, J. C. (2018). Performance improvement of shunt active power filter based on non-linear least-square approach. *Electric Power Systems Research*, 160(1), 44-55.
- Tiwari, V. K., & Jain, S. K. (2016). Hardware implementation of polyphase-decomposition-based wavelet filters for power system harmonics estimation. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(7), 1585-1595.
- Ueckerdt, F., Brecha, R., y Luderer, G. (2015). Analyzing major challenges of wind and solar variability in power systems. *Renewable Energy*, 81(1), 1-10.
- Valtierra-Rodriguez, M., de Jesus Romero-Troncoso, R., Osornio-Rios, R. A., y Garcia-Perez, A. (2014). Detection and classification of single and combined power quality disturbances using neural networks. *IEEE transactions on industrial electronics*, 61(5), 2473-2482.
- Wee, H.-M., Yang, W.-H., Chou, C.-W., y Padilan, M. V. (2012). Renewable energy supply chains, performance, application barriers, and strategies for further development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(8), 5451-5465.
- Wei, D., Jingsheng, H., Fei, Z., y Xiaolin, Z. (2016, Agosto). A flicker assessment method for PV plants considering solar radiation condition. En 2016 China International Conference on Electricity Distribution (CICED) (pp. 1-5). IEEE.
- Wen, H., Zhang, J., Meng, Z., Guo, S., Li, F., y Yang, Y. (2015). Harmonic estimation using symmetrical interpolation FFT based on triangular self-convolution window. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(1), 16-26.

Yang, H. T., Huang, C. M., Huang, Y. C., y Pai, Y. S. (2014). A weather-based hybrid method for 1-day ahead hourly forecasting of PV power output. IEEE transactions on sustainable energy, 5(3), 917-926.

Anexo A: Base de datos generada

Los datos que se adquirieron para el desarrollo de este trabajo de investigación se dividen en 2 carpetas generales: la primera lleva por nombre “Fotovoltaica”, y la segunda se denomina “Eolica”.

Dentro de la carpeta “Fotovoltaica” se encuentran otras dos carpetas: una que contiene los datos medidos en la subestación y otra más con los datos medios en ambos inversores. Estas carpetas llevan por nombre “Subestacion” e “Inversores”, respectivamente. Dentro de cada una de estas nuevas carpetas, los datos se encuentran organizados en carpetas por meses del año. Es decir, dentro aparecen carpetas nombradas “Enero”, “Febrero”, “Marzo”, etc., en donde están contenidos los datos correspondientes al mes indicado por el nombre de la carpeta. Como las tarjetas se dejaban adquiriendo de 10 a 11 días antes de detenerlas para cambiar las memorias, dentro de cada mes hay carpetas nombradas con la fecha de inicio y termino de la adquisición. Por ejemplo, una carpeta de nombre “02_01-11_01” indica que la adquisición comenzó el día 02 del mes 01 (2 de enero), y se detuvo el día 11 del mes 01 (11 de enero). Finalmente, dentro de cada una de estas carpetas los archivos están guardados en carpetas llamadas dia_xxx, hora_yyy y minz_zzz; donde xxx es un número que va desde el 000 hasta el último día de adquisición, yyy es un número que va del 000 al 023 y zzz es un número que va del 000 al 005. Los datos se guardan en archivos de extensión .mat; cada archivo contiene 10 minutos de la señal.

En la carpeta “Eolica” los datos se encuentran almacenados en carpetas que llevan los nombres “medida-01”, “medida-02”, ..., “medida-22”. Dentro de cada una de estas carpetas se encuentran los datos de entre 10 y 11 días de adquisición. Para saber la fecha a la que corresponde cada una de estas medidas se cuenta con un archivo llamado “medidas.csv” donde se indica el día de inicio y fin de cada adquisición. Al igual que en el caso anterior los datos se guardan en archivos .mat con diez minutos de la señal cada uno.

Anexo B: Artículos en revistas indizadas (JCR)

Received February 17, 2018, accepted April 5, 2018, date of publication April 23, 2018, date of current version May 16, 2018.

Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2018.2829148

Methodology for Flicker Estimation and Its Correlation to Environmental Factors in Photovoltaic Generation

DAVID A. ELVIRA-ORTIZ¹, (Student Member, IEEE),
 DANIEL MORINIGO-SOTELO², (Member, IEEE), OSCAR DUQUE-PEREZ²,
 ARTURO Y. JAEN-CUELLAR¹, ROQUE A. OSORNIO-RIOS¹, (Member, IEEE),
 AND RENE DE J. ROMERO-TRONCOSO¹, (Senior Member, IEEE)

¹HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Autonomus University of Queretaro, Campus San Juan del Rio, 76807 San Juan del Rio, Mexico

²HSPdigital-Department of Electrical Engineering, University of Valladolid, 47011 Valladolid, Spain

Corresponding author: Daniel Morinigo-Sotelo (dmorinigo@hspdigital.org)

This work was supported in part by the CONACYT Scholarship under Grant 415315, in part by FOMIX under Grant QUERETARO-2014-C03-250269, and in part by CEI-Triangular, Universidades de Burgos, León y Valladolid.

ABSTRACT Flicker is a very common power quality disturbance due to the inclusion of photovoltaic (PV) generation on the electric grid. This paper presents a methodology for flicker estimation in a PV generation that fuses multiple signal classification and discrete wavelet transform to provide high-resolution frequency estimation with an accurate amplitude measurement. This tool considers that flicker is not stationary over time and that more than one frequency component can exist on a voltage signal. In Addition, this paper finds that sun irradiance, temperature, and the action of the solar inverter are the sources of flicker in PV generation. The methodology is applied to real signals from three days with different weather conditions. In Addition, two different solar inverters are evaluated to see their influence on the parameters of flicker. Results show that flicker can contain more than one frequency component that can change over time. Finally, this paper shows that around 70% to 80% of flicker is linked to irradiance and cell temperature whereas the 20% to 30% can be attributed to the operation of solar inverters.

INDEX TERMS Discrete wavelet transforms, flicker, multiple signal classification, photovoltaic systems, power quality.

I. INTRODUCTION

Renewable energies have become very important in modern society as an alternative to conventional generation sources that have been robust and reliable power supplies for many years; yet, this type of generation is carried out through fossil fuels, which are non-renewable and therefore, finite. Moreover, gases from the combustion of these fuels have led to a series of environmental issues such as climate changes and depletion of the protective ozone layer, representing a risk to human health. In this sense, renewable energies come from inexhaustible sources at a human scale and can be used with zero or almost zero emission of gases [1]. Among all the renewable energies, solar photovoltaic (PV) is one of the most widespread power technologies due to its modularity, free-maintenance and quiet performance [2]. However, the inclusion of solar PV energy involves some important

challenges, for instance, solar PV cells deliver DC power, making necessary the use of a power inverter to properly supply the produced energy into the grid [3]. Additionally, the PV production fluctuates because it depends on atmospheric conditions like the solar irradiance that reaches the PV cell, the presence of clouds, and the temperature of the cell, among others [4], [5]. The use of power electronic devices and the dependence of weather conditions can lead to periodical local voltage variations that cause an undesired effect known as flicker [6], [7].

Flicker is a low-frequency voltage fluctuation that gives rise to noticeable illumination changes in lighting equipment [8] and is mainly caused by the use of non-linear and electronically-commutated loads that introduce high harmonic and interharmonic content to the voltage signal [9]–[11]. The admissible levels, as well as

a methodology to obtain a flickermeter (i.e., a device for flicker measurement), are described by the standard IEC 61000-4-15 [12]. However, this flickermeter presents certain limitations that can affect the proper measurement of the flicker [13], [14]. Since flicker is a phenomenon that modulates in amplitude the voltage signal, it is required to know the waveform of the modulating signal. Some works have developed analytic representations to measure and describe flicker. These works go from a simple frequency [15]–[17] or time-frequency [18], [19] analytic representations of the IEC flickermeter, to a complex and complete mathematical expression that describes, not only flicker, but a large set of power quality disturbances [20]. The mathematical approach in [20] is probably the most complete representation of power quality disturbances so far, and it certainly describes flicker as a waveform that modulates the amplitude of the voltage signal. However, no information is provided on how to extract or assess the parameters that compose the modulating signal. Other works use methodologies like the Hilbert transform to obtain the envelope of the voltage signal and then get the amplitude and frequency of the flicker using the fast Fourier transform (FFT) and the empirical mode decomposition [21]–[23]. Moreover, it is well known that flicker can cause irritation to the human brain, and there are also critical loads that demand a high-quality voltage supply, and that can be seriously affected by flicker [24]. Thereby, several techniques and methodologies have been developed to diminish flicker levels. The most common solutions are the use of smart loads [25], static synchronous compensators [26]–[28] or distribution static compensators [29], [30] for reactive power compensation. Although all the works above suitably assess the flicker sensation, they present some disadvantages. For instance, most of the reported works consider that flicker is composed by only one frequency, and only the amplitude for the flicker is reported. In [23] it is proposed a methodology that considers the existence of many frequency components in the envelope of the voltage signal using the FFT to find the frequency and amplitude of every flicker component. The use of the FFT in this methodology supposes that the signal is stationary, which is not true in most cases. Moreover, by estimating the frequency content through the FFT, the method implies that all components are exact multiple integers of the frequency resolution; otherwise, the estimated amplitude values will be erroneous due to spectral leakage. Then, it is necessary the use of a different technique that allows obtaining a better estimation of the frequencies and amplitudes of the flicker signal.

Regarding the specific causes of flicker in the PV generation, it has been noticed that changes in the solar irradiance due to clouds can lead to an increase of flicker levels [31]. Some works mention that solar irradiance is not fully predictable, resulting in intermittent power generation on cloudy days, where the voltage levels are fluctuating according to the changes of solar irradiation. This may affect the network voltage profile and cause voltage flicker [32]–[36]. These works present plots of the irradiance profile throughout the

day and show that flicker levels are different from a sunny day to a cloudy day. Although these works show that there is a relationship between the irradiance and the flicker, the analysis is only qualitative. It is necessary to use statistical models to quantify how much the irradiance affects the flicker levels. This would allow determining if the irradiance is the only source of flicker on the PV generation or if there are some other factors that can influence this undesired effect. It is important to mention that so far, the reviewed works have studied the affection of the irradiance on flicker level, but they do not consider the temperature of the photovoltaic cell. Another well-known source of flicker is the interharmonic content of the voltage signal [37], [38]. According to [38], one of the mechanisms for the generation of interharmonics is the asynchronous commutation of semiconductor devices in static converters. Typical examples are cycloconverters and pulse-width modulation (PWM) converters. This is worth noticing because, in PV generation, the use of solar inverters is inevitable. Solar inverters are power electronic devices and they use PWM modules for their operation. In this sense, it is possible that the solar inverter itself is a source of flicker [6], [35].

This paper presents a methodology that estimates the flicker considering the existence of several frequency components, harmonics and interharmonics, on the flicker signal. The proposed method extracts the modulating signal that contains the low-frequency flicker components by a non-linear demodulation that uses Hilbert transform to estimate the envelope of the voltage signal. Then, using the multiple signal classification (MUSIC) algorithm for spectral-analysis, all the frequency components of the envelope can be identified with a very high resolution. Since MUSIC does not deliver a good estimation about the signal energy, the discrete wavelet transform (DWT) is used to decompose the envelope of the voltage signal in modes to estimate the amplitude of every flicker component. This methodology is applied to two different solar inverters to show the contribution of the solar inverter on the flicker level. To assess only the flicker due to PV generation, the experiment is performed on a PV network that is connected to the distribution grid, but no significant loads exist in this node of the grid. Finally, using a linear regression model, the relationship between solar irradiance, cell temperature and flicker level is established. Results prove that the temperature of the cell and the irradiance explain a part of the flicker level and also that the solar inverter has a critical influence.

II. THEORETICAL BACKGROUND

A. FLICKER DEFINITION

The IEEE-1159 standard defines flicker as the impression of unsteadiness of visual sensation induced by a light stimulus whose luminance or spectral distribution fluctuates with time [39]. This sensation is due to voltage fluctuations on electric power systems, generating a waveform that modulates the amplitude of the voltage signal. This modulating waveform is characterized by presenting a frequency,

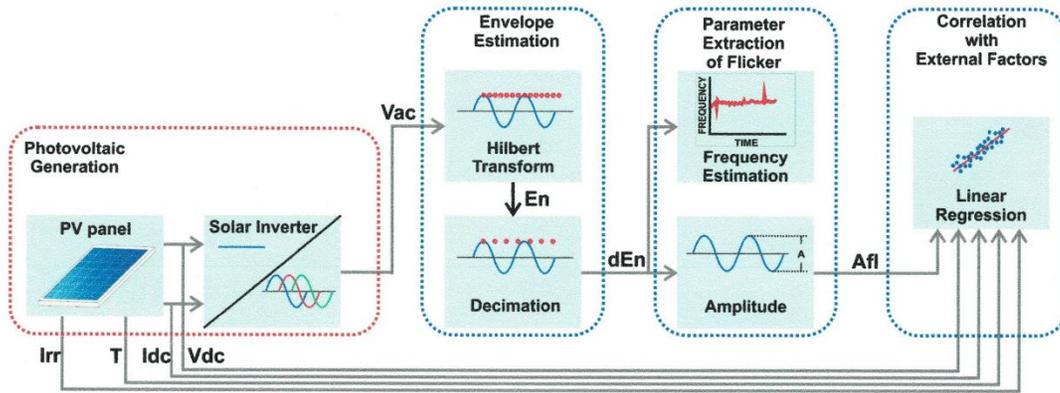


FIGURE 1. Methodology for the parameter extraction of flicker.

or a set of frequencies, that is lower than the fundamental supply frequency. However, certain combinations of frequency and amplitude of the modulating waveform can result in irritation for the people. In [20] it is presented a mathematical expression for flicker modeling. This representation considers well-defined parameters such as severity, DV/V, flicker frequency and duration of the event. The analytic approach is shown in (1)

$$X_{fl}(t) = A \cdot [1 + \delta_a(t)] \cdot [\cos(2\pi f_0 t + \theta)] \quad (1)$$

where $X_{fl}(t)$ is the signal with flicker, A and f_0 are the amplitude and the frequency of the fundamental signal, and δ_a is a square modulation given by (2)

$$\delta_a(t) = A_{fl} \cdot \text{sgn}[\cos(2\pi f_{fl} t + \theta_{fl})] \quad (2)$$

being A_{fl} the amplitude of a square signal for modulation, directly related to the term DV/V. The function $\text{sgn}()$ is the sign function. The modulation has a frequency f_{fl} and phase θ_{fl} . It is important to mention that the model from (2) considers that the modulating signal contents only one frequency. However, (2) can be easily modified for considering the existence of several frequency components on the modulating signal as presented in (3)

$$\delta_a(t) = \sum_{i=1}^n A_{fl}(i) \cdot \text{sgn}[\cos[2\pi f_{fl}(i)t + \theta_{fl}(i)]] \quad (3)$$

where $A_{fl}(i)$ is the amplitude of the i -th component of the modulating signal with frequency $f_{fl}(i)$ and phase $\theta_{fl}(i)$. Therefore, it is possible to describe and represent every flicker signal by knowing the amplitude and the frequency of every component of the modulating signal. In this sense, it is necessary a methodology for estimating the modulating signal and accurately extracting its components.

B. STANDARD IEC 61000-4-15

The standard IEC 61000-4-15 [12] establishes the basis for the design of a fully functional measuring device, which purpose is correctly indicating the flicker perception level in a fluctuating voltage signal. This measuring device is called the

flickermeter. Additionally, the standard provides a methodology to evaluate the flicker severity on the basis of the output provided by the flickermeter. Basically, the flickermeter is composed by 5 modules: a normalization module, a squaring multiplier, weighting filters, squaring and smoothing, and online statistical analysis. In the first module, the voltage signal is normalized using its own rms value. The second module squares the normalized voltage signal and converts the AC to DC signal, making it suitable for filtering. The weighting filters are the third block, and it is used to simulate the human eye response with a lamp. In this block, a first order high-pass filter with cutoff frequency of 0.05 Hz is used for filtering the DC component. Since flicker is a phenomenon with frequencies lower than the fundamental, the next step consists on filtering the frequencies higher than 35 Hz. A 6-th order low-pass filter is used for this purpose. Then a weighting filter is designed for removing the frequency components that cannot be appreciated by the human eye. In the next block, the signal is squared to simulate the eye-brain perception. Then, a filter with time constant of 300 ms is used for smoothing the signal. The output of this block is the instantaneous flicker (P_{inst}), and simulates the brain storage process for optic perception. Finally, in block 5 it is performed a statistical analysis for assessing the voltage flicker severity based on P_{inst} . This block delivers two outputs: the short-term severity (P_{st}), and the long-term severity (P_{lt}). These values represent the level of annoyance for the human eye due to flicker.

III. METHODOLOGY

This section presents the methodology for extracting the amplitudes and frequencies of the modulating waveform that causes flicker. The experiment is performed in a PV plant, and the methodology proposes a model to correlate flicker with some external parameters like irradiance and cell temperature. Fig. 1 depicts the method composed of three stages: envelope estimation, flicker parameter extraction, and correlation with external factors. The next signals are required to

apply this method: sun irradiance (Irr), cell temperature (T), the DC current (I_{dc}) and voltage (V_{dc}) delivered by the PV modules, and the AC voltage (V_{ac}) provided by the solar inverter. A proprietary data acquisition system (DAS) with an integrated data logger is developed for acquiring and collecting data from the PV installation.

Once data are collected, the flicker analysis is performed. The first stage estimates the envelope (En) of the V_{ac} signal, generated by the solar inverter, using the Hilbert transform, [40]. This envelope considers any fluctuation present on the voltage signal, regardless of the source, and makes possible to assess the flicker due to a specific load, harmonic and inter harmonic components, and variation on the weather conditions, among others.

Since flicker is characterized by frequencies lower than the fundamental frequency, decimation is carried out on the envelope. This works as a low-pass filter and reduces the bandwidth of the signal, which is an advantage for the next stages because it simplifies the identification of frequencies lower than the fundamental frequency. Then, the sampling frequency is reduced from 8000 Hz to 128 Hz for obtaining the decimated envelope (dEn).

In the next stage, the flicker parameters are extracted in two steps after subtracting the mean value of the envelope (dEn) to eliminate any offset: firstly, the flicker frequencies are estimated, and secondly, their amplitude is measured (A_{fl}). A MUSIC algorithm, with order 4, is used to estimate the flicker frequencies. MUSIC permits to identify, with a high-resolution, any frequency and their time evolution [41]. Notice that with this methodology, flicker is not considered constant with time. As MUSIC is not efficient at estimating amplitude, the DWT is used for this purpose and separates the envelope into several modes of different bandwidths. Since the modulating signal can contain more than one frequency, this decomposition allows measuring the amplitude of each flicker component present on the signal. The mother wavelet used is a Daubechies 12 and the levels of decomposition are set to 8. Finally, it is examined how the weather conditions affect the flicker by doing a correlation to external factors.

In the first step of this correlation analysis, two linear regressions are carried to find any relationship between Irr , T , V_{dc} , and I_{dc} . The first one considers Irr and T as the explanatory variables and I_{dc} as the dependent variable. The second one considers Irr , T and I_{dc} as the explanatory variables and V_{dc} as the dependent one. The linear regression also permits to know the percentage of the dependent variable that can be described with the explanatory variables. This allows quantifying how the weather conditions affect the generation of the PV panel. The approach is performed this way due to the operating principle of PV cells, where the current delivered depends on the weather conditions, but the voltage may depend not only on the weather conditions but also on the generated current. Then, another linear regression is carried out to determine how V_{dc} and I_{dc} are related to the flicker amplitude. Since the DC values are used to explain flicker, which occurs on the AC signal, it can be inferred that the

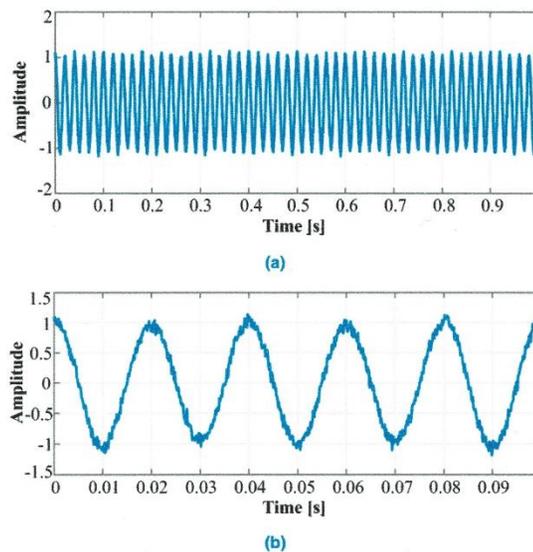


FIGURE 2. Synthetic signal with two flicker components and Gaussian noise; (a) 1 second detail, and (b) 0.1 second detail.

percentage of the dependent variable that cannot be described by the explanatory variables is due to something related with the process of transforming DC into AC. Thus, it can be proved that the solar inverter directly affects the existence of flicker. Additionally, it is demonstrated that weather conditions are related to V_{dc} and I_{dc} , and this last linear regression can provide information of the level of affection of weather conditions on flicker amplitude.

IV. VALIDATION OF THE PROPOSED METHODOLOGY

In this section, the proposed methodology is used to extract the parameters of flicker from two signals: one synthetic signal generated using (1), and a flicker waveform from the National Physical Laboratory (NPL) of the United Kingdom for calibration.

A. SYNTHETIC SIGNAL

Equation (1) is slightly modified adding Gaussian white noise to obtain a synthetic signal:

$$X_{fl}(t) = A \cdot [1 + \delta_a(t)] \cdot [\cos(2\pi f_0 t + \theta)] + \eta_G \quad (4)$$

where η_G represents the Gaussian white noise. This will permit to test the methodology with signals with a low signal-to-noise ratio (SNR). The SNR of the generated synthetic signal is 25 dB. The rest of parameters of (4) are: $A = 1$, $f_0 = 50$ Hz, and $\theta = 0$. The function $\delta_a(t)$ is defined by (3) considering the next parameters: $n = 2$, $A_{fl} = [0.03 \ 0.015]$, $f_{fl} = [22 \ 10]$ Hz, and $\theta_{fl} = [0 \ 0]$. The duration of the signal is 10 minutes. Fig. 2(a) presents 1 second of the signal, where some amplitude variations are observable. However, the existence of noise introduces some other deformations on the waveform, which can be observed in detail in Fig. 2(b).

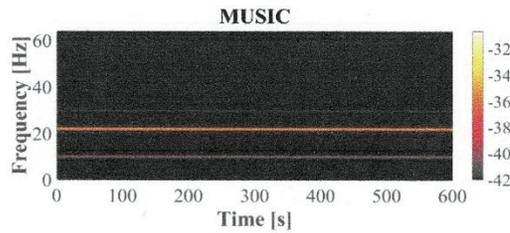


FIGURE 3. Estimation of the frequency components of flicker on the synthetic signal with two flicker components and Gaussian noise.

Fig. 3 shows the result of applying MUSIC to the envelope of the signal. There are two well-identified frequency components that correspond to the 22 and 10 Hz modulating signals used on the synthetic signal. Although MUSIC does not calculate signal amplitude reliably, it can be observed in Fig. 3 that the algorithm detects correctly that the energy of the 22 Hz component is larger than the one from the 10 Hz component. Two additional components appear around 30 and 35 Hz. These components should not be present on the frequency estimation and they are a detrimental effect due to the noise. However, as their energy is very low, they can be ignored.

Fig. 4 shows the decomposition of the envelope performed with the DWT. Two modes are identified with clarity: one in the 16-8 Hz bandwidth (corresponding to the 10 Hz flicker component), and another one in the 32-16 Hz bandwidth (which represents the 22 Hz flicker component). Thus, it is demonstrated that the proposed methodology can identify correctly the two flicker signals, even in the presence of noise.

B. FLICKER WAVEFORM USED IN NPL (UK) FOR CALIBRATION

The National Physical Laboratory (NPL) is the entity in charge of the metrology and standards in the UK and they proposed a reference waveform used for flicker calibration [42]. The parameters selected for validation following the NPL recommendation are: flicker frequency 33.33 Hz and $DV/V = 2.4$. These parameters along $\theta_f = 0$ are introduced in (3) to obtain the function $\delta_a(t)$. The rest of parameters take the following values: $A = 1$, $f_0 = 50$ Hz, and $\theta = 0$. The resulting signal and its envelope are shown in Fig. 5.

MUSIC identifies correctly one frequency component (see Fig. 6), which appears around the value of 33.33 Hz, but the exact value reported by the algorithm is 33.375 Hz. This error is explained by the frequency resolution of the algorithm. A closer result to the real value can be obtained by modifying the time window, but this would compromise the time resolution.

If only one frequency component is present on the flicker signal, the amplitude can be obtained directly from the envelope to save processing time. Finally, the real amplitude and frequency values, along with the values delivered by the methodology and the error for the two synthetic signals, are summarized in Table 1. The error on the frequency estimation

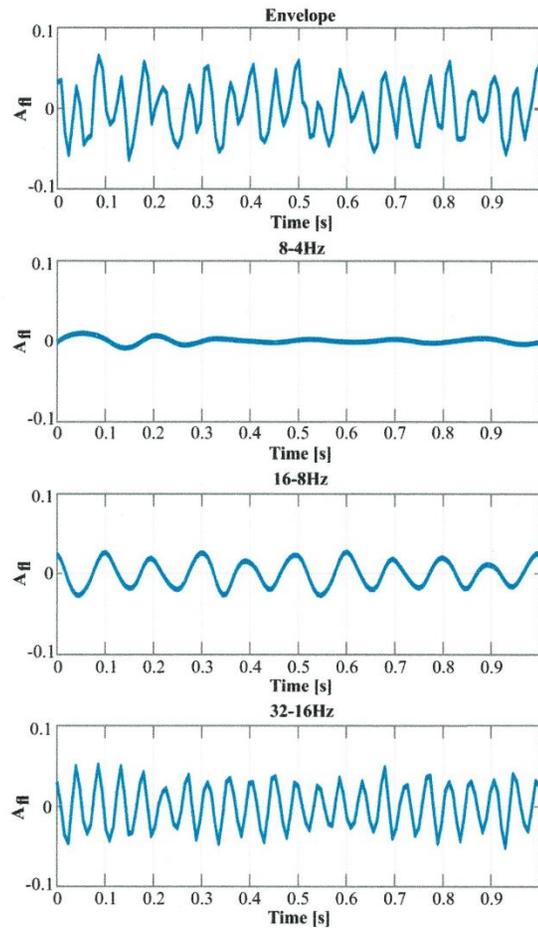


FIGURE 4. Amplitude estimation of the signal with two flicker components and Gaussian noise using DWT.

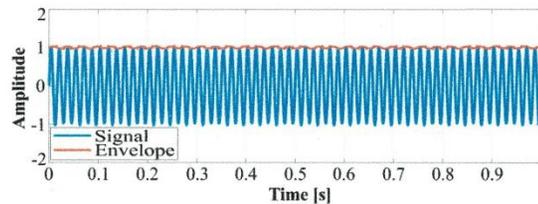


FIGURE 5. Waveform used in NPL for calibration and its envelope.

is very low, which is one of the strengths of this methodology. The amplitude errors are higher than frequency errors, but they are in a reasonable range.

V. EXPERIMENTAL SETUP

The experiment is performed at a 20 MW photovoltaic generation plant, located in central Spain. The plant is organized in independent branches of 100 kW each. A proprietary DAS is used for acquiring and collecting data from the photovoltaic installation. Fig. 7 depicts a general diagram of a

TABLE 1. Error on the estimation of the parameters of flicker.

Signal	Component	Frequency (Hz)		Error (%)	Amplitude (p.u.)		Error (%)
		Real	Measure		Real	Measure	
Synthetic signal	Component 1	10	10	0	0.015	0.01469	2.1
	Component 2	22	22	0	0.03	0.02767	7.8
NPL Waveform	Component 1	33.33	33.375	0.135	0.024	0.02485	3.5

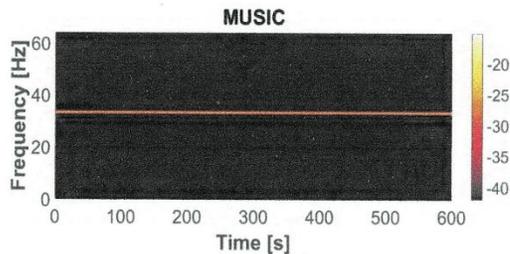


FIGURE 6. Flicker frequency estimation on the waveform used in NPL for calibration.

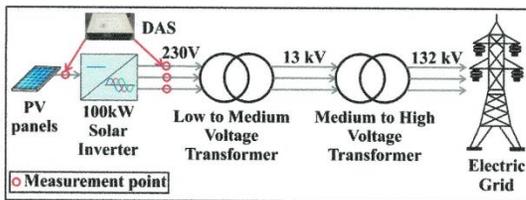


FIGURE 7. Diagram of one photovoltaic generation branch.

single branch of the generation plant and the location of the measurement instruments.

A. DESCRIPTION OF THE GENERATION NETWORK

Measurements are performed in two branches because two different solar inverters are used in the plant; in this way, it would be possible to study if the type of solar inverter affects the flicker levels. The two solar inverters used in this work are a Solarmax 100c [43] and an Ingecon Sun 100 [44]. The measurement points are marked with red circles in Fig. 7 to have a clearer idea of the location of the DAS.

B. DATA ACQUISITION SYSTEM

An FPGA-based DAS is developed for acquiring and collecting data from the photovoltaic installation. The designed DAS is able to acquire data from seven simultaneous channels at 8000 samples per second (SPS) with a 16-bit resolution. The equipment can store all the waveforms of voltage and current signals during an extended time using a standard micro SD card of 128 GB, which can be replaced when it is full, extending the storage capacity. On the DC side, only two channels of the DAS are used: one for the voltage and another for the current. The DC voltage level is around 600 V and

the current about 250 A. This DAS is conditioned to measure voltages up to 1000 V and the current is acquired using an effect hall clamp whose output voltage is in the ± 4 V range. This sensor is the HOP 500-SB/SPI by LEM [45]. On the AC side, six channels of the DAS are required to measure the voltage (230 Vrms) and current of the three phases (5 Arms). The currents are measured in the secondary of a current transformer (200/5 ratio) using the SCT-013-010 sensors by YHDC [46].

VI. RESULTS AND DISCUSSION

A. FLICKER ESTIMATION

The proposed methodology is applied to real signals from a photovoltaic plant. The signals are selected from three days with different conditions regarding solar irradiance and temperature: (i) The first day is a sunny day (Fig. 8); (ii) The second day presents some clouds at certain moments, which affects the solar irradiance (Fig. 9); (iii) The third day is a cloudy and stormy day, where the irradiance is very low and presents sudden variations along the day (Fig. 10). Therefore, the irradiance and cell temperature profiles of the three days are different and show abrupt variations when clouds are present in the sky (see Fig. 8(a), 8(b), 9(a), 9(b), 10(a) and 10(b)). The cell temperature profile depends highly on the irradiance. Fig. 8(c), 8(d), 9(c), 9(d), 10(c) and 10(d) present the flicker calculated for each day and the two inverters considered. The frequency of the flicker is averaged every 60 seconds for the sake of consistency with the irradiance data, which were collected on a minute basis. The amplitude of the flicker is represented using a color scale, with yellow for the highest value and blue for the lowest one, and it is obtained using the DWT. With this technique, the signal is decomposed into different modes, which are selected depending on the value of the frequency. Then, the amplitude is assigned to that frequency and time with a correct color according to the color scale selected.

It is worth noticing that both inverters present very different flicker levels, despite being in the same location. While the Ingecon Sun 100 inverter presents various flicker components (see Fig. 9(c)), the Solarmax 100c inverter barely shows a component in frequencies near to zero Hz and with amplitudes that are almost negligible (Fig. 9(d)). It is also noticeable that there is a correspondence between the highest values of the flicker amplitude and irradiance and cell temperature (Fig. 8(c)). During the night, when the PV cells and the solar inverters are not operating, there are no flicker components.

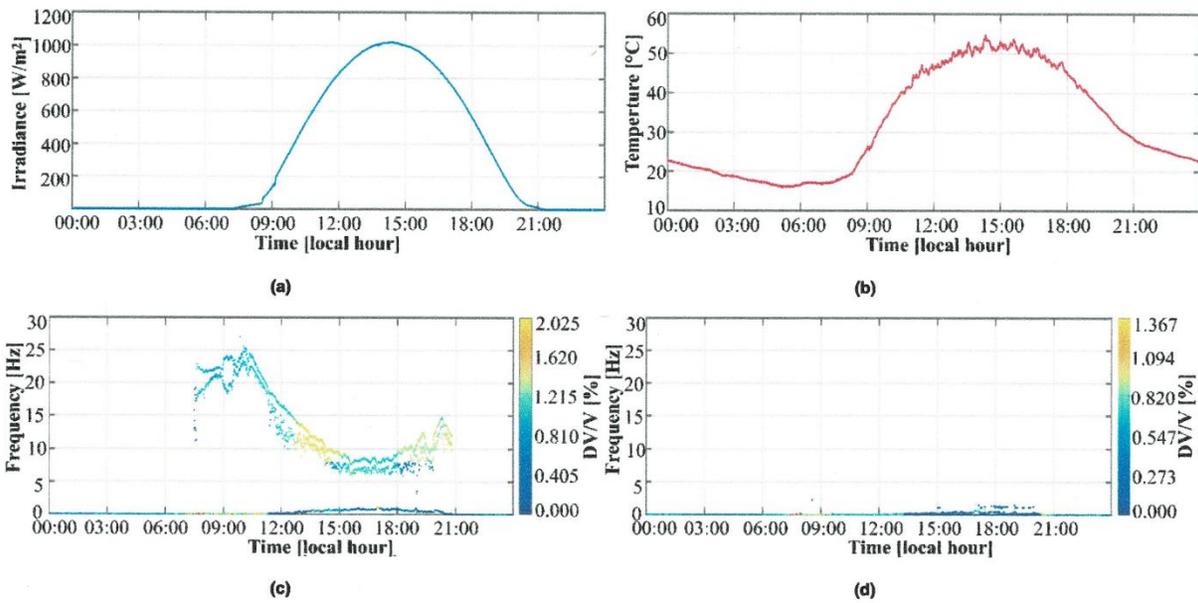


FIGURE 8. First day (a) Irradiance, (b) cell temperature, (c) flicker estimation on Ingecon sun 100 inverter, and (d) flicker estimation on Solarmax 100c inverter.

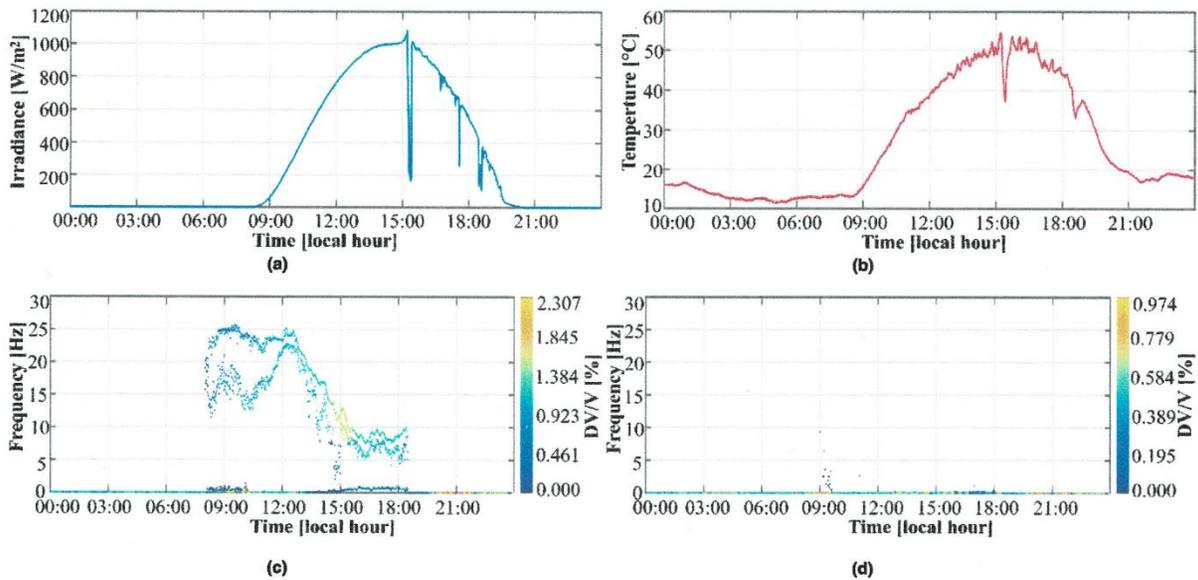


FIGURE 9. Second day (a) Irradiance, (b) cell temperature, (c) flicker estimation on Ingecon sun 100 inverter, and (d) flicker estimation on Solarmax 100c inverter.

Hence, the existence of flicker during the day is due to the PV generation process.

Fig. 8(c) illustrates another important result as it displays three well-defined flicker components whose frequency is not constant with time. The methodologies reported so far consider that flicker is constant for the entire time interval of analysis. The results obtained with the proposed methodology

in this work prove that flicker is a phenomenon that is not necessarily stationary.

Therefore, these results from the analysis of the three different days suggest that the existence of flicker in PV generation is related to weather conditions as well as to the solar inverter model. Two different inverters were tested during three separate days and at the same location.

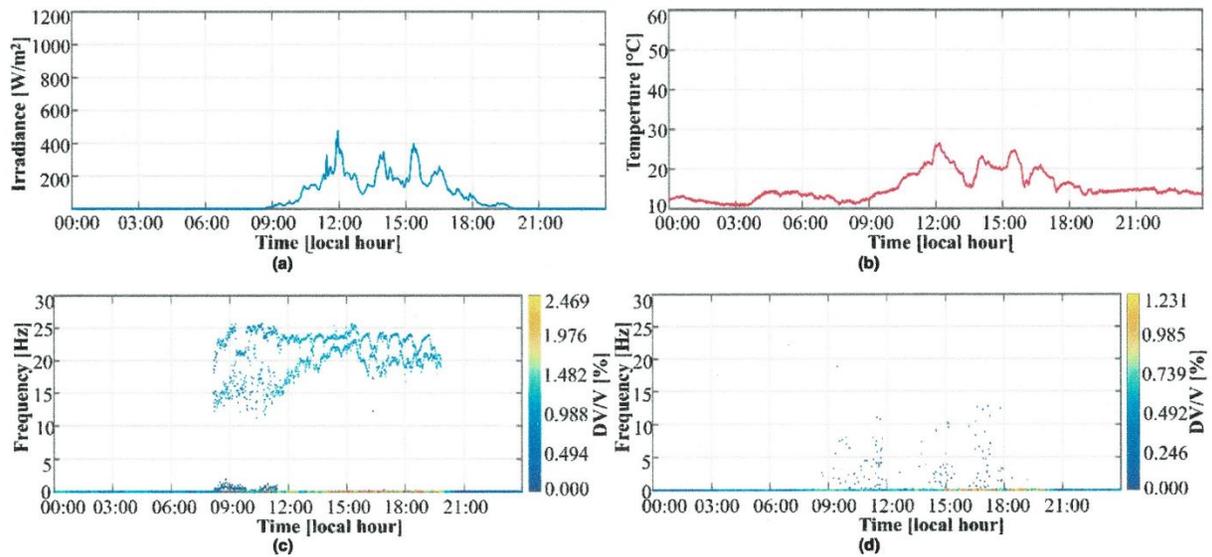


FIGURE 10. Third day (a) Irradiance, (b) cell temperature, (c) flicker estimation on Ingecon sun 100 inverter, and (d) flicker estimation on Solarmax 100c inverter.

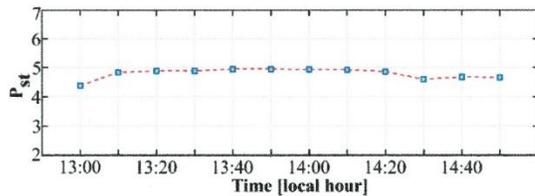


FIGURE 11. P_{st} for a two-hour period of the first day of analysis.

The level of flicker they presented was very different. Therefore, the principle of operation of the solar inverter could also be a source of the flicker.

B. COMPARATIVE WITH STANDARD IEC 61000-4-15

Standard IEC 61000-4-15 establishes the admissible levels of flicker and defines a methodology for measuring these levels. The standard uses two values for describing the severity of flicker in voltage signals: the short-term severity (P_{st}) that is measured over a period of 10 minutes, and the long-term severity (P_{lt}) which is calculated from a sequence of 12 consecutive P_{st} values. A flickermeter based on the standard is designed for obtaining the P_{st} values for the period comprised between the 13:00 and the 15:00 hours of the first day of analysis. Only the signal from Ingecon Sun 100 inverter is used because is the one that presents flicker components. The P_{st} values are presented in Fig. 11. The blue squares in Fig. 11 correspond to every P_{st} value, whereas the dotted red line represent the flicker tendency. This figure shows that the flicker severity of the signal is much higher than the permissive value stated by the standard, which is 1.00. It is also observed that the P_{st} values present a tendency

very similar to the one presented by the flicker amplitude in Fig. 8(c), i.e., the flicker level starts raising and reaches a top value near the 14:00 hours, then the flicker level starts decaying. However, the P_{st} values do not provide information regard the frequency of the flicker component. Moreover, the standard does not consider the existence of more than one flicker component. Additionally, the standard considers a 10-minute period for the estimation of every P_{st} value and some rapid variations on the flicker levels may be missed by this situation. It is important to mention that the standard delivers statistical values that represent the level of annoyance due to flicker, whereas the methodology described in this work provides information on the parameters that describe flicker and their behavior. In this sense, the methodology proposed in this work could also be considered as a compliment to the standard in order to provide more information about the flicker behavior along the day, and the time window may be modified if there is a situation that requires it.

C. RELATION OF FLICKER WITH EXTERNAL FACTORS

A linear regression model is used to quantify and explain how the weather conditions are related to the appearance of flicker on PV installations. First, two linear regressions are carried out: the first for identifying the relationship between weather conditions and V_{dc} , and the second between weather conditions, I_{dc} and V_{dc} . This analysis is performed for the same three days presented before. As the Ingecom Sun 100 presented higher levels of flicker, this study is applied only to it. The linear regression model used to explain I_{dc} is described by (5):

$$I_{dc} = Intercept + c_1 Irr + c_2 T \tag{5}$$

TABLE 2. Linear regression results for weather conditions and I_{dc} for day one.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	14.423	0.713	20.216	3.552×10^{-80}
Irradiance	0.231	1.069×10^{-3}	216.450	0
Temperature	-0.591	3.187×10^{-2}	-18.531	6.569×10^{-69}
Adjusted R-Squared: 0.997				

TABLE 3. Linear regression results for weather conditions, I_{dc} and V_{dc} for day one.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	-290.760	18.782	-15.481	4.203×10^{-30}
Irradiance	-8.887	0.530	-16.761	1.022×10^{-57}
Temperature	14.723	0.839	17.549	1.324×10^{-62}
Current	57.502	2.522	22.799	2.017×10^{-98}
Irradiance*Temperature	0.264	1.335×10^{-2}	19.773	3.872×10^{-77}
Irradiance*Current	4.695×10^{-3}	5.244×10^{-4}	8.953	1.048×10^{-18}
Temperature*Current	-1.639	7.284×10^{-2}	-22.502	2.896×10^{-96}
Adjusted R-Squared: 0.836				

The values of *Intercept*, c_1 and c_2 are the coefficients estimated through the linear regression. Table 2 summarizes the most important statistical values delivered by the linear regression process applied to the data of the first day analyzed.

The relevance of one variable on the explanation of the response variable is ensured by a *p-value* of the *t statistic* equal to zero or very close to it. These values are very low in Table 2 so, the irradiance and cell temperature have a significant impact on the I_{dc} (response variable). The *Adjusted R-Squared* value defines how much of the response variable can be represented by the explanatory variables. Then, in this case, the irradiance and cell temperature can explain 99.7% of the behavior of I_{dc} . The linear regression model to study the V_{dc} is as follows described by (6):

$$V_{dc} = \text{Intercept} + c_1 I_{rr} + c_2 T + c_3 I_{dc} + c_4 (I_{rr})(T) + c_5 (I_{rr})(I_{dc}) + c_6 (T)(I_{dc}) \quad (6)$$

Where *Intercept*, c_1 , c_2 , c_3 , c_4 , c_5 and c_6 are the coefficients delivered by the linear regression process. The irradiance, cell temperature and I_{dc} are now the explanatory variables. This model also considers their interactions. The results are in Table 3.

It is observed that the *p-Value* of all variables is very close to zero. However, as the coefficient of the interaction between irradiance and current is very low, the interaction between these variables is not relevant for the description of the response variable. The value of the *Adjusted R-Squared* says that only around an 83.6% of the V_{dc} is explained by the mathematical model of (6). Results from both regression models show that there is a strong relationship between the weather conditions and the current and voltage generated. Moreover, they quantify the level of affection of each variable, which is one of the most important contributions of this work.

These linear regression models were also applied to the data of the other two days getting similar results.

Since it has been proved that I_{dc} and V_{dc} are related to the weather conditions, by proving that they are related to flicker it will be inferred that flicker is related to the weather conditions. Then, another linear regression is carried out, using I_{dc} and V_{dc} as explanatory variables, and being the flicker amplitude as the response variable. This analysis is applied to every flicker frequency component detected, which will be named as the bottom component (the component with the lowest frequencies), middle component, and top component (the component with the highest frequencies). This linear regression uses a quadratic model like the one in (7).

$$A_{fl} = \text{Intercept} + c_1 I_{dc} + c_2 V_{dc} + c_3 (I_{dc})(V_{dc}) + c_4 I_{dc}^2 + c_5 V_{dc}^2 \quad (7)$$

Where A_{fl} is the flicker amplitude, and *Intercept*, c_1 , c_2 , c_3 , c_4 and c_5 are the coefficients delivered by the linear regression. This model also contains interactions and squared terms. This model is the one that best fit to the behavior of the flicker components. Tables 4, 5 and 6 summarize the results for the three flicker components of day one.

The results from tables 4, 5 and 6 show that all variables are highly correlated to the three flicker components. All *p-values* are close to zero, and the *Adjusted R-Squared* values are high. This means that the explanatory variables can explain the behavior of flicker almost completely. Although the variables explain a significant part of the phenomenon, they are not the only ones involved in its description. The other element not present in the analysis is the solar inverter, so it can be assumed that the operation of the inverter is the missing variable required for a better description of flicker. A similar analysis is also performed to the data from the third day (tables 7, 8 and 9).

TABLE 4. Linear regression results for *Idc*, *Vdc* and flicker bottom component for day one.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	-0.269	6.069x10 ⁻³	-44.386	1.752x10 ⁻²⁷¹
Current	0.176	2.843x10 ⁻³	61.979	0
Voltage	2.118x10 ⁻³	2.146x10 ⁻⁴	9.867	2.919x10 ⁻²²
Current*Voltage	-3.201x10 ⁻⁴	5.388x10 ⁻⁶	-59.415	0
Current^2	-1.464x10 ⁻⁴	2.426x10 ⁻⁶	-60.353	0
Voltage^2	-4.537x10 ⁻⁶	4.877x10 ⁻⁷	-9.303	4.909x10 ⁻²⁰
Adjusted R-Squared: 0.870				

TABLE 5. Linear regression results for *Idc*, *Vdc* and flicker middle component for day one.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	4.379	0.135	32.477	6.814x10 ⁻¹⁷⁴
Current	-2.743	6.316x10 ⁻²	-43.420	1.258x10 ⁻²⁶³
Voltage	1.540x10 ⁻²	4.769x10 ⁻³	3.230	1.265x10 ⁻³
Current*Voltage	5.018x10 ⁻³	1.197x10 ⁻⁴	41.918	2.350x10 ⁻²⁵¹
Current^2	2.197x10 ⁻³	5.392x10 ⁻⁵	40.757	7.674x10 ⁻²⁴²
Voltage^2	4.963x10 ⁻⁵	1.084x10 ⁻⁵	4.580	5.049x10 ⁻⁶
Adjusted R-Squared: 0.895				

TABLE 6. Linear regression results for *Idc*, *Vdc* and flicker top component for day one.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	4.633	0.142	32.635	3.523x10 ⁻¹⁷⁵
Current	-2.864	6.649x10 ⁻²	-43.066	9.749x10 ⁻²⁶¹
Voltage	2.236x10 ⁻²	5.020x10 ⁻³	4.453	9.132x10 ⁻⁶
Current*Voltage	5.233x10 ⁻³	1.260x10 ⁻⁴	41.516	4.641x10 ⁻²⁴⁸
Current^2	2.306x10 ⁻³	5.676x10 ⁻⁵	40.631	8.283x10 ⁻²⁴¹
Voltage^2	4.609x10 ⁻⁵	1.141x10 ⁻⁵	4.039	5.630x10 ⁻⁵
Adjusted R-Squared: 0.908				

TABLE 7. Linear regression results for *Idc*, *Vdc* and flicker bottom component for day three.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	7.400x10 ⁻²	2.399x10 ⁻²	3.084	2.081x10 ⁻³
Current	-3.763x10 ⁻²	1.382x10 ⁻²	-2.723	6.551x10 ⁻³
Voltage	7.299x10 ⁻⁴	4.494x10 ⁻⁴	1.624	0.105
Current*Voltage	4.108x10 ⁻⁵	2.718x10 ⁻⁵	1.511	0.131
Current^2	1.545x10 ⁻⁴	2.798x10 ⁻⁵	5.521	4.001x10 ⁻⁸
Voltage^2	1.482x10 ⁻⁷	1.143x10 ⁻⁶	0.129	0.897
Adjusted R-Squared: 0.168				

The value of the *Adjusted R-Squared* in Table 7 is very low, which suggests that the bottom frequency component is not related to environmental factors like irradiance and cell temperature. This result is corroborated by Fig. 11(c), 12(c) and 13(c), where it is noticeable that the bottom frequency component presents values of amplitude different from zero even during the night. During the night, the solar inverter remains connected to the grid, but it is not operating, so every frequency component that presents amplitudes different from zero cannot be related to PV generation.

Nevertheless, the middle and top frequency components present very low *p-Value* and *Adjust R-Squared* values high

enough to prove that these frequency components are related to irradiance and cell temperature. It is important to mention that some coefficients are very low. There are also some *p-Values*, like the one of the variable named *Current^2* in Table 9, that are not as close to zero as they should be to ensure that this variable is significant for the explanation of the response variable. These results corroborate that, although flicker is related to irradiance and cell temperature, there are other variables that affect the behavior of flicker. Additionally, it can be said that weather conditions explain between the 70% or 80% of the flicker behavior. The missing 20% to 30% can be attributed to the DC to AC conversion stage,

TABLE 8. Linear regression results for I_{dc} , V_{dc} and flicker middle component for day three.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	-1.113	0.527	-2.111	3.496×10^{-2}
Current	1.539	0.304	5.066	4.591×10^{-7}
Voltage	7.164×10^{-2}	9.879×10^{-3}	7.252	6.719×10^{-13}
Current*Voltage	-2.727×10^{-3}	5.975×10^{-4}	-4.565	5.431×10^{-6}
Current ²	-1.022×10^{-3}	6.150×10^{-4}	-1.661	9.692×10^{-2}
Voltage ²	-7.844×10^{-5}	2.513×10^{-5}	-3.121	1.837×10^{-3}
Adjusted R-Squared: 0.819				

TABLE 9. Linear regression results for I_{dc} , V_{dc} and flicker top component for day three.

Variable	Coefficients	Standard Error	t Statistic	p-Value
Intercept	-1.623	0.577	-2.814	4.967×10^{-3}
Current	2.019	0.332	6.076	1.581×10^{-9}
Voltage	7.781×10^{-2}	1.081×10^{-2}	7.200	9.654×10^{-13}
Current*Voltage	-3.784×10^{-3}	6.536×10^{-4}	-5.789	8.664×10^{-9}
Current ²	-2.338×10^{-4}	6.728×10^{-4}	-0.348	0.728
Voltage ²	-6.662×10^{-5}	2.749×10^{-5}	-2.423	1.550×10^{-2}
Adjusted R-Squared: 0.856				

because the solar inverters used for this purpose contain a large number of power electronic devices that represent non-linear loads for the electric grid. Moreover, two different solar inverters are tested in this study, and one of them introduces flicker whereas the second does not introduce flicker. Then, the solar inverter operation principle can also be encompassed in this 20% to 30% that cannot be explained by the environmental conditions. Finally, these results can give an explanation to the rise and drop in flicker amplitude as they show that a rising in temperature and sun irradiance has a high probability to result in a flicker amplitude rising. Moreover, it is aforementioned that flicker is related with the existence of harmonics and interharmonics in the voltage signal; thus, it can be inferred that fluctuations on weather conditions modify the spectral content of the voltage signal affecting the flicker behavior.

VII. CONCLUSIONS

This work proposes a methodology that proves to be effective for the extraction of the parameters of flicker. It uses two well-studied techniques: MUSIC and DWT. MUSIC delivers a high-resolution estimation of the frequency, but it cannot estimate the energy of a signal accurately, so it is estimated using the DWT. Thus, these two techniques are combined to take advantage of their strengths and to obtain a useful tool for frequency and amplitude estimation. The results prove that voltage signals can contain different flicker frequencies, and this methodology permits to identify and analyze them separately. Another capability of this method is its ability to study flicker components that are not stationary, detecting their instant variations in frequency and amplitude. The methodology is applied to real signals from a 20MW PV generation plant. The signals correspond to three days of

production with different weather conditions. Results demonstrate that PV generation itself introduces flicker into the grid because only during the day some frequency components that modulate the voltage signal appear.

It can also be inferred that the weather conditions affect the characteristics of the flicker. Moreover, it is demonstrated that for the same location, one solar inverter generates a flicker signal and the other one does not. Thus, it can be said that the type of solar inverter is also a source of flicker.

Notwithstanding, one of the aims of this work consist in performing not only a qualitative but a quantitative analysis of the influence of weather conditions and solar inverter on the existence of flicker in PV generation process. While most of the works consider only the influence of irradiance in the PV generation process, this work considers irradiance and cell temperature. In this sense, the linear regression analysis proves that solar irradiance and cell temperature can explain by themselves more than the 97% of the behavior of the DC current and around the 85% of the DC voltage. Additionally, the DC voltage and current can explain around a 70% or 80% of the flicker present on the PV generation process. Since the DC variables are highly related to weather conditions, it is safe to ensure that flicker is related to weather conditions to the same extent. Despite the *p-Value* delivered by these last linear regression models prove that flicker is related to weather conditions, some of the coefficients make the contribution of an explanatory variable negligible. The existence of a variable highly correlated with a phenomenon but which contribution is insignificant, is not a common situation. This situation, together with the fact that the explanatory variables cannot describe 100% of the flicker behavior, allows to assert that solar irradiance and cell temperature are not the only variables that describe the flicker existence in

PV generation. Results prove that weather conditions are related to DC generation process. Since PV generation is performed in two stages: DC generation, and DC to AC conversion, it can be said that the percentage of the flicker that cannot be explained by weather conditions is due to the DC to AC conversion, i.e., the action of the solar inverter is directly correlated with flicker existence. It is important considering that international standards evaluate flicker based on the unsteadiness of lighting loads; however, this study focuses on the waveform resulting from the PV generation process. In this sense, the assessing of the output with any lighting load may deliver interesting results and it is left for further applications.

REFERENCES

- [1] A. Hussain, S. M. Arif, and M. Aslam, "Emerging renewable and sustainable energy technologies: State of the art," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 71, pp. 12–28, May 2017.
- [2] D. Parra, M. Gillott, S. A. Norman, and G. S. Walker, "Optimum community energy storage system for PV energy time-shift," *Appl. Energy*, vol. 137, pp. 576–587, Jan. 2015.
- [3] L. Hadjidemetriou, Y. Yang, E. Kyriakides, and F. Blaabjerg, "A synchronization scheme for single-phase grid-tied inverters under harmonic distortion and grid disturbances," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 32, no. 4, pp. 2784–2793, Apr. 2016.
- [4] Y. Du, D. D.-C. Lu, G. James, and D. J. Cornforth, "Modeling and analysis of current harmonic distortion from grid connected PV inverters under different operating conditions," *Sol. Energy*, vol. 94, pp. 182–194, Aug. 2013.
- [5] D. D. C. Lu and Q. N. Nguyen, "A photovoltaic panel emulator using a buck-boost DC/DC converter and a low cost micro-controller," *Sol. Energy*, vol. 86, no. 5, pp. 1477–1484, 2012.
- [6] M. Kopiccka, M. Ptacek, and P. Toman, "Analysis of the power quality and the impact of photovoltaic power plant operation on low-voltage distribution network," in *Proc. Electr. Power Quality Supply Rel. Conf. (PQ)*, Rakvere, Estonia, Jun. 2014, pp. 99–102.
- [7] G. de Oliveira e Silva and P. Hendrick, "Photovoltaic self-sufficiency of Belgian households using lithium-ion batteries, and its impact on the grid," *Appl. Energy*, vol. 195, pp. 786–799, Jun. 2017.
- [8] *IEEE Recommended Practice for Measurement and Limits of Voltage Fluctuations and Associated Light Flicker on AC Power Systems*, IEEE Standard 1453-2004, The Institute of Electrical and Electronics Engineers, New York, NY, USA, Oct. 2004.
- [9] B. Eidson and M. Halpin, "An evaluation of the extent of correlation between interharmonic and voltage fluctuation measurements," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 31, no. 2, pp. 753–760, Feb. 2016.
- [10] G. Z. Peng, M. A. M. Radzi, H. Hizam, and N. I. A. Wahab, "A simple predictive method of critical flicker detection for human healthy precaution," *Math. Problems Eng.*, vol. 2015, pp. 1–10, Sep. 2015. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1155/2015/871826>
- [11] S. R. Samantaray, P. D. Achlerkar, and M. S. Manikandan, "Variational mode decomposition and decision tree based detection and classification of powerquality disturbances in grid-connected distributed generation system," *IEEE Trans. Smart Grid*, to be published. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/TSG.2016.2626469>
- [12] *Testing and Measurement Techniques—Flickermeter—Functional and Design Specifications*, IEC International Standard 61000-4-15, International Electrotechnical Commission, Geneva, Switzerland, 2010.
- [13] A. Hooshyar, M. A. Azzouz, and E. F. El-Saadany, "Addressing IEC flickermeter deficiencies by digital filtration inside a sliding window," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 62, no. 9, pp. 2476–2491, Sep. 2013.
- [14] J. Ruiz et al., "Influence of the carrier phase on flicker measurement for rectangular voltage fluctuations," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, no. 3, pp. 629–635, Mar. 2012.
- [15] L. Feola, R. Langella, and A. Testa, "A new frequency approach for light flicker evaluation in electric power systems," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2015, no. 1, pp. 1–12, Dec. 2015.
- [16] A. Hernandez, J. G. Mayordomo, R. Asensi, and L. F. Beites, "A new frequency domain approach for flicker evaluation of arc furnaces," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 18, no. 2, pp. 631–638, Apr. 2003.
- [17] N. Köse and Ö. Salor, "New spectral decomposition based approach for flicker evaluation of electric arc furnaces," *IET Generat. Trans. Distrib.*, vol. 3, no. 4, pp. 393–411, 2009.
- [18] G. W. Chang, C.-I. Chen, and Y.-L. Huang, "A digital implementation of flickermeter in the hybrid time and frequency domains," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 3, pp. 1475–1482, Jul. 2009.
- [19] T. Keppler, N. R. Watson, J. Arrillaga, and S. Chen, "Theoretical assessment of light flicker caused by sub- and interharmonic frequencies," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 18, no. 1, pp. 329–333, Jan. 2003.
- [20] M. A. Rodriguez-Guerrero, R. Carranza-Lopez-Padilla, R. A. Osornio-Rios, and R. de J. Romero-Troncoso, "A novel methodology for modeling waveforms for power quality disturbance analysis," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 143, pp. 14–24, Feb. 2017.
- [21] D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, C. A. Perez-Ramirez, J. P. Amezcua-Sanchez, R. de J. Romero-Troncoso, and A. Garcia-Perez, "Novel downsampling empirical mode decomposition approach for power quality analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, no. 4, pp. 2369–2378, Apr. 2016.
- [22] M. Valtierra-Rodriguez, R. D. J. Romero-Troncoso, A. Garcia-Perez, D. Granados-Lieberman, and R. A. Osornio-Rios, "Reconfigurable instrument for neural-network-based power-quality monitoring in 3-phase power systems," *IET Generat. Trans. Distrib.*, vol. 7, no. 12, pp. 1498–1507, 2013.
- [23] E. Balouji and O. Salor, "Digital realisation of the IEC flickermeter using root mean square of the voltage waveform," *IET Generat. Trans. Distrib.*, vol. 10, no. 7, pp. 1663–1670, 2016.
- [24] X. Chen, Y. Hou, S. C. Tan, C. K. Lee, and S. Y. R. Hui, "Mitigating voltage and frequency fluctuation in microgrids using electric springs," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 2, pp. 508–515, Mar. 2015.
- [25] S. K. Sharma, A. Chandra, M. Saad, S. Lefebvre, D. Asber, and L. Lenoir, "Voltage flicker mitigation employing smart loads with high penetration of renewable energy in distribution systems," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 8, no. 1, pp. 414–424, Jan. 2017.
- [26] H. Samet and M. A. Jarrahi, "A comparison between SVC and STATCOM in flicker mitigation of electric arc furnace using practical recorded data," in *Proc. 30th Power Syst. Conf. (PSC)*, Tehran, Iran, Nov. 2015, pp. 300–304.
- [27] M. Morati, D. Girod, F. Terrien, V. Peron, P. Poure, and S. Saadate, "Industrial 100-MVA EAF voltage flicker mitigation using VSC-based STATCOM with improved performance," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 31, no. 6, pp. 2494–2501, Dec. 2016.
- [28] M. J. Ferdous, Y. Arafat, and M. A. Azam, "Flicker level mitigation of weak grid connected wind turbine with DFIG by injecting optimum reactive power using STATCOM," in *Proc. Int. Conf. Inform., Electron. Vis. (ICIEV)*, Dhaka, Bangladesh, May 2013, pp. 1–5.
- [29] M. Karami, H. A. Shayanfar, A. G. Tapch, and S. Bandari, "Learning techniques to train neural networks as a state selector in direct power control of DSTATCOM for voltage flicker mitigation," in *Proc. Int. Conf. Inf. Technol., New Generat. (ITNG)*, Las Vegas, NV, USA, Apr. 2008.
- [30] B. Singh and S. R. Arya, "Back-propagation control algorithm for power quality improvement using DSTATCOM," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 61, no. 3, pp. 1204–1212, Mar. 2009.
- [31] M. Ebad and W. M. Grady, "An approach for assessing high-penetration PV impact on distribution feeders," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 133, pp. 347–354, Apr. 2016.
- [32] P. Mohammadi and S. Mehraeen, "Challenges of PV integration in low-voltage secondary networks," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 32, no. 1, pp. 525–535, Feb. 2017.
- [33] A. Chidurala, T. Saha, and N. Mithulananthan, "Field investigation of voltage quality issues in distribution network with PV penetration," in *Proc. IEEE PES Asia-Pacific Power Energy Eng. Conf. (APPEEC)*, Brisbane, QLD, Australia, Nov. 2015, pp. 1–5.
- [34] P. Pakonen, A. Hilden, T. Suntio, and P. Verho, "Grid-connected PV power plant induced power quality problems—Experimental evidence," in *Proc. IEEE 18th Eur. Conf. Power Electron. Appl. (EPE ECCE Europe)*, Karlsruhe, Germany, Sep. 2016, pp. 1–10.
- [35] J. C. Hernández, M. J. Ortega, J. De la Cruz, and D. Vera, "Guidelines for the technical assessment of harmonic, flicker and unbalance emission limits for PV-distributed generation," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 81, no. 7, pp. 1247–1257, 2011.
- [36] R. Seguin, J. Woyak, D. Costyk, J. Hambrick, and B. Mather, "High-penetration PV integration handbook for distribution engineers," U.S. Dept. Energy, Nat. Renew. Energy Lab., Golden, CO, USA, Tech. Rep. NREL/TP-5D00-63114, 2016.

- [37] D. Wei, H. Jingsheng, Z. Fei, and Z. Xiaolin, "A flicker assessment method for PV plants considering solar radiation condition," in *Proc. China Int. Conf. Electr. Distrib. (CICED)*, Xi'an, China, Aug. 2016, pp. 1–5.
- [38] Z. Hanzelka and A. Bierf, "Harmonics interharmonics," Eur. Copper Inst. AGH Univ. Sci. Technol. Copper Develop. Assoc., Brussels, Belgium, Tech. Rep. 3.1.1, 2004.
- [39] *IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality*, IEEE Standard 1159, Institute of Electrical and Electronic Engineers, Jun. 2009.
- [40] D. Granados-Lieberman, M. Valtierra-Rodriguez, L. A. Morales-Hernandez, R. J. Romero-Troncoso, and R. A. Osornio-Rios, "A Hilbert transform-based smart sensor for detection, classification, and quantification of power quality disturbances," *Sensors*, vol. 13, no. 5, pp. 5507–5527, 2013.
- [41] X. Jiang and H. Adeli, "Pseudospectra, MUSIC, and dynamic wavelet neural network for damage detection of highrise buildings," *Int. J. Numer. Methods Eng.*, vol. 71, no. 5, pp. 606–629, 2007.
- [42] National Physical Laboratory. (2006). *Power Quality Waveform Library*, 'Flicker Waveforms'. [Online]. Available: http://resource.npl.co.uk/waveform/datafiles/flicker_waveform_library.pdf
- [43] SolarMax. (Jul. 2017). *SolarMax 50C/80C/100C/300C Datasheet*. [Online]. Available: http://www.tritec-energy.com/images/content/10202002_SolarMax_C-Central_big_web_enu.pdf
- [44] Ingeteam. (Jul. 2017). *Ingecon Sun Power 100 Datasheet*. [Online]. Available: http://www.ingeteam.com/Portals/0/Catalogo/Productos/Documento/PRD_1690_Archivo_ingecon-sun-power.pdf
- [45] LEM. (Jul. 2017). *Current Transducer HOP 500-SB/SP1 Datasheet*. [Online]. Available: http://www.lem.com/docs/products/hop_500-sb_sp1.pdf
- [46] YHDC. (Jul. 2017). *Current transformer SCT-013-010 Datasheet*. [Online]. Available: http://www.yhdc.us/ENpdf/SCT013-010-0-10A-0-1V_en.pdf



DAVID A. ELVIRA-ORTIZ (S'16) received the B.E. degree from the University of Guanajuato, Mexico, in 2013, and the M.Sc. degree (Hons.) from the Autonomous University of Queretaro, Mexico, in 2015, where he is currently pursuing the Ph.D. degree. He is also with the HSPdigital Research Group. His current research interests include hardware signal processing on FPGA, renewable energies, and power quality monitoring.



DANIEL MORINIGO-SOTELO (M'04) received the B.S. and Ph.D. degrees in electrical engineering from the University of Valladolid (UVA), Spain, in 1999 and 2006, respectively. He was a Research Collaborator on electromagnetic processing of materials with the Light Alloys Division, CIDAUT Foundation, from 2000 to 2015. He is currently with the Research Group on Analysis and Diagnostics of Electrical Grids and Installations, UVA, and the HSPdigital Research Group, Mexico. His current research interests include the fault detection and diagnostics of induction machines, power quality, and smart grids.



reliability, condition monitoring, and power quality.

OSCAR DUQUE-PEREZ received the B.S. and Ph.D. degrees in electrical engineering from the University of Valladolid (UVA), Spain, in 1992 and 2000, respectively. In 1994, he joined the E.T.S. de Ingenieros Industriales, UVA, where he is currently a Full Professor with the Department of Electrical Engineering. He is also with the Research Group on Analysis and Diagnosis of Electrical Installations and Networks. His main research interests include power systems



process control, instrumentation, and the application of heuristic techniques to solve mechatronics problems.

ARTURO Y. JAEN-CUELLAR received the B.E. degree in automation, the M.S. degree in instrumentation and automatic control, and the Ph.D. degree in mechatronics from the Autonomous University of Queretaro, Queretaro, Mexico. He is currently a National Researcher with CONACYT and a full-time Professor with the Autonomous University of Queretaro. His research interests include hardware signal processing using field-programmable gate arrays, digital systems, process control, instrumentation, and the application of heuristic techniques to solve mechatronics problems.



Academy of Engineering. He is also a National Researcher level 2 with the Mexican Council of Science and Technology, CONACYT. He is a part of the editorial board of Journal and Scientific and Industrial Research.

ROQUE A. OSORNIO-RIOS (M'10) received the Ph.D. degree in mechatronics from the Autonomous University of Queretaro, Queretaro, Mexico, in 2007. He is currently a Head Professor with the Autonomous University of Queretaro. He is an advisor for over 80 theses, and has co-authored of over 90 technical papers published in international journals and conferences. His fields of interest include hardware signal processing and mechatronics. He is a fellow of the Mexican Academy of Engineering. He is also a National Researcher level 2 with the Mexican Council of Science and Technology, CONACYT. He is a part of the editorial board of Journal and Scientific and Industrial Research.



of interest include hardware signal processing with FPGA and monitoring and diagnosis on dynamic systems. He is also a National Researcher level 3 with the Mexican Council of Science and Technology, CONACYT, and a fellow of the Mexican Academy of Engineering. He was a recipient of the 2004 Asociación Mexicana de Directivos de la Investigación Aplicada y el Desarrollo Tecnológico Nacional Award on Innovation for his work in applied mechatronics, and the 2005 IEEE ReConFig Award for his work in digital systems.

RENE DE J. ROMERO-TRONCOSO (M'07–SM'12) received the Ph.D. degree in mechatronics from the Autonomous University of Queretaro, Mexico, in 2004. He is currently a Full Professor with the Autonomous University of Queretaro, and he has been an Invited Researcher with the University of Valladolid, Spain. He is an author of two books on digital systems (in Spanish), and has co-authored of over 170 technical papers published in international journals and conferences. His fields

Photovoltaic Power Generation Estimation Using Statistical Features and Artificial Neural Networks

D A Elvira-Ortiz¹, D Morinigo-Sotelo², R J Romero-Troncoso¹, and R A Osornio-Rios^{1,*}

¹HSPdigital – CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria Campus San Juan del Rio, Universidad Autonoma de Queretaro, Rio Moctezuma 249, 76807 San Juan del Rio, Queretaro, Mexico

²HSPdigital – Research Group ADIRE, University of Valladolid, UVA., Paseo del Cauce, 59, 47011 Valladolid, Spain

Received 22 June 2018; revised 04 December 2018; accepted 17 February 2019

Photovoltaic generation completely depends on environmental factors like sun irradiance and cell temperature. Therefore, it is necessary to develop methodologies that allow to predict the power generated by photovoltaic systems under different weather conditions. This work presents a methodology for estimating the power delivered by a photovoltaic inverter using statistical features coming from weather signals and an artificial neural network for predicting the power level delivered by the photovoltaic system.

Keywords: Artificial neural network; Photovoltaic systems; Statistical features; Power generation; Environmental factors

Introduction

The recent environmental and economic problems have led to a growth in the inclusion of renewable energies¹⁻⁴, being photovoltaic (PV) generation the most promising technology. However, PV generation is variable and introduce some problems because it depends on environmental factors⁵⁻⁸. In this sense, several methodologies using signal processing techniques have been developed for the forecasting of PV system output⁹⁻¹². Artificial neural networks (ANN) are a powerful tool for predictions tasks^{13,14}, making them one of the most common solution for this and other tasks regarding PV generation. Despite the advantages offered by ANN they may turn complex when the inputs are not well selected. In this sense, it is possible that the use of statistical features instead of using the raw signals, simplifies the resultant neural network. This paper presents a methodology that fuses the statistical feature extraction with ANN for the estimation of the power delivered by a 100 kW PV inverter.

Statistical features

Statistical features provide information regarding the behavior of the environmental parameters. Additionally, these features provide more information than the raw data, because the statistical features change between two

days with similar conditions when these days occur in different seasons three of the year. For this particular work it is proposed the use of features: mean, variance and skewness. The mean represents a measure of the central tendency from a data set and it is mathematically expressed by Eq. (1)

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \dots (1)$$

where: \bar{x} is the mean of the data set, n is the number of samples, and x_i is the i -th sample from the data set. The second feature is the variance that measures how far is a set of numbers from its mean or expected value. The expression used for the variance computation is presented in Eq. (2).

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad \dots (2)$$

Where: σ^2 is the variance, \bar{x} is the mean of the data set, n is the number of samples, and x_i is the i -th sample from the data set. Finally, the third order statistic called skewness is a measure of the asymmetry of the probability distribution of a real-valued random variable about its mean, and it is defined in Eq. (3).

$$S_k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad \dots (3)$$

Where: S_k is the skewness of the set of values, \bar{x} , n and x_i are the same variables defined in Eq. (1) and Eq. (2).

* Author for correspondence
E-mail: raosornio@hspdigital.org

Active power

The active power P (also called real power), is the average value of the instantaneous power $p(t) = v(t) \cdot i(t)$ during a specific time interval T , and its mathematical expression is presented in Eq. (4).

$$P = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^n v_k \cdot i_k \quad \dots (4)$$

Where v_k and i_k are the k -th sample of the voltage and current signals respectively and n is total number of samples comprised in the time interval T .

Power estimation in PV generation

Figure 1 shows the methodology followed for the developing of this work. This methodology requires to measure and store two variables associated with environmental conditions: sun irradiance and PV cell temperature. The global irradiance that reaches the PV panels is measured every minute using a reference cell, whereas the cell temperature is measured using a thermocouple also on a minute basis. Additionally, it is necessary to acquire the voltage and current signals delivered by the PV inverter for their later use in the active power computation. Voltage and current signals are acquired using a proprietary data acquisition system (DAS). The DAS acquires and stores data from 7 seven simultaneous channels: 3 for voltage signals and four for current signals. The data are acquired at sampling rate of 8000 samples per second with a 16-bit resolution. Additionally, the DAS incorporates micro-SD memories for storing the totality of the acquired data. For this particular application, a DAS with lower sampling frequency and resolution may be used without compromising the results. However, the large storage capacity provided for the incorporated micro-SD memory is necessary in order to be able of collecting the data from several

days. The PV inverter under test is a three-phase Ingecon sun 100 that delivers 230V at 50Hz and a rated power of 100kW. Then, the environmental parameters are passed through three blocks for obtaining some statistical features from these signals. The first block is the mean computation, the second is the variance computation, and the third one is the skewness computation. Each one of these blocks delivers two outputs that represent the mean, variance, and skewness from the two environmental variables. There are some other features that could be considered. Nevertheless, to identify if additional statistical features are whether relevant or redundant for the analysis, it is necessary to perform a feature selection and optimization task using techniques such as the principal component analysis (PCA) or the linear discriminant analysis (LDA)¹⁵. However, this type of analysis is left as a prospective for future work. Every feature is computed on a five-minute basis, and the six statistical features that have been extracted are used as inputs for the next block that is the application of the ANN. The ANN proposed in this work is a simple perceptron with six neurons in the input layer. The six inputs correspond to the mean, variance and skewness of the sun irradiance, and the mean, variance, and skewness of the PV cell temperature. Also, the ANN counts with ten neurons in the hidden layer that will be in charge of processing the inputs and finding the best fitting with the targets of the ANN. For the output layer, the ANN has only one neuron that corresponds to the estimation of the power delivered by the PV inverter. A backpropagation algorithm has been used for the training stage, and a maximum iteration number of 300 is set as stop criterion. The proposed methodology also performs the active power

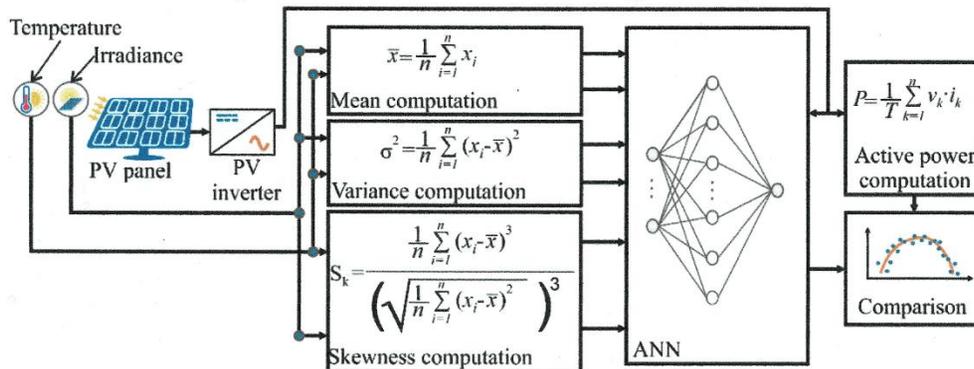


Fig. 1 — Block diagram of the proposed methodology

computation. This block uses Eq. (4) and it is observed that the output of this block enters to the ANN block. This is because the active power is used as target for training the proposed ANN. By means of consistency, the active power is calculated using the same time interval defined for the statistical features. This work uses the data from nine different days comprised between November 7th and November 15th, 2016. Seven days are dedicated for the training process of the ANN and the two remaining days allows observing the output of the ANN and validating the methodology. The last step of the proposed methodology consists on comparing the active power delivered by the PV inverter with the power estimated with the proposed methodology to determine the reached level of fitting. It is important to mention that this work does not aim to perform a cloud presence forecasting but a PV system output estimation under different atmospheric conditions.

Results and Discussion

Figure 2 shows the profiles for sun irradiance and PV cell temperature for the two days of analysis. Day 1 (see Figure 2(a)), presents a pattern without any abrupt variation in irradiance and temperature during the day. The irradiance profile of the second day (see Figure 2(b)), presents a lot of abrupt and unexpected variations associated with a severe cloud presence.

These variations also affect the cell temperature. Figure 2 also presents the comparison between the active power calculated using Eq. (4) and the power estimated by the proposed ANN. It is observed that the performed estimation is good. In day one (Figure 2(c)), it can be seen that the blue line (power estimated with the ANN) and the red line (active power) are very close to each other most of the day. For day two (Figure 2(d)), the estimation presents a higher deviation from the real values than the one presented for the first day of analysis. Nevertheless, the approximation remains in a reasonable range. From Figure 2 it can be inferred that the unexpected variations associated with clouds introduce a bigger error in the estimation performed by the ANN. Though, it is observed that the error is always in reasonable values making this methodology useful for estimating the short-term power delivered by a PV inverter under different weather conditions. It can be inferred from the results that both parameters, irradiance and temperature, are relevant for the power forecasting; however, the sun irradiance presents a more significant contribution because its correlation with the PV inverter output is higher than the one presented by the temperature. To quantify the accuracy of the estimation, it is carried out a goodness of fit test. This test delivers the percentage of fitting that exist between a reference variable and an

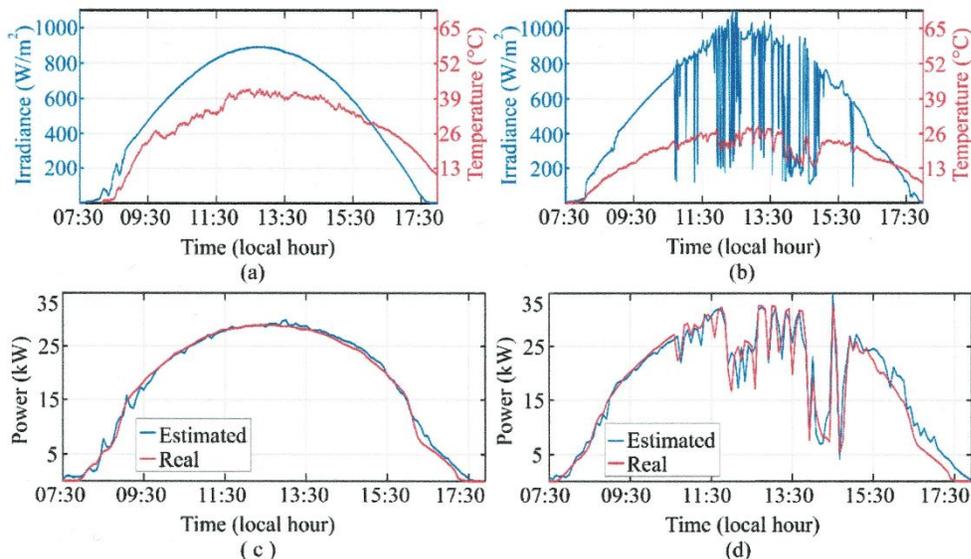


Fig. 2 — Sun irradiance and cell temperature for (a) the first day of analysis, and (b) the second day of analysis; and comparison between the real power and the estimated with the proposed methodology for: (c) first day of analysis, and (d) second day of analysis.

estimated value. The mathematical expression that describes this test is presented in Eq. (5).

$$fit = 1 - \frac{\|X_{ref} - X\|^2}{\|X_{ref} - \bar{x}_{ref}\|^2} \cdot 100 \quad \dots(5)$$

Where: *fit* is the percentage of fitting between the estimated and the reference variables, X_{ref} is the vector containing the reference variable, X is the vector containing the estimated variable, \bar{x}_{ref} is the mean of the reference variable, and the symbol $\|$ represents the norm of the vector. The value of the goodness of fit reaches a value of 99.3363 in an open sky day and 92.9360 in a cloudy day. This result corroborates the fact that the variations associated with cloud presence difficult the estimation task.

Conclusions

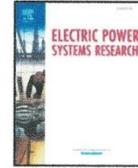
PV generation is a promising technology for dealing with recent economic and environmental problems regarding power generation. For this reason, it is important to count with methodologies for developing models that allow estimating the power that will be delivered by a PV system under different environmental conditions. The use of statistical features from environmental parameters along with ANN proved to be an effective tool for estimating the power delivered by a PV inverter. Using statistical features allows to simplify the ANN required for the estimation task. Results prove that a simple perceptron with six inputs and 10 neurons on the hidden layer, is enough for reaching fitting values higher than 90% regardless the weather conditions of the day under test. This is an advantage because it reduces the computational effort required in comparison with other methodologies that uses more complex topologies. This methodology aims to be a useful tool for preventing losses on industries that work with PV generation. Moreover, this methodology could be extended for estimating not only the power generation but also the quality of the power delivered by the system.

Acknowledgements

This work was partially supported by CONACyT scholarship 415315 and by project FOFI –UAQ 2018 FIN201812.

References

- 1 Karunambigai S, Geetha K & Shabeer HA, Power quality improvement of grid connected solar system, *J Sci Ind Res*, **74** (2015) 354–357
- 2 Seekar K & Duraisamy V, Efficient energy management system for integrated renewable power generation systems, *J Sci Ind Res*, **74** (2015) 325–329
- 3 REN21, in *Renewables 2018 Global Status Report*, (Paris: REN21 Secretariat) 2018, 90-100
- 4 Asokan MA, Vijayan R & Senthur Prabu S, A review on performance, emission and combustion characteristics of a diesel engine fuelled with various vegetable oil, *Indian J Chem Techn*, **25** (2018) 225-234
- 5 Mellit A, Tina GM & Kalogirou SA, Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review, *Renew Sust Energ Rev*, **91** (2018) 1-17
- 6 Prabaharan N & Palanisamy K, Analysis and integration of multilevel inverter configuration with boostconverters in a photovoltaic system, *Energ Convers Manage*, **128** (2016) 327-342
- 7 Elvira-Ortiz DA, Morinigo-Sotelo D, Duque-Perez O, Jaen-Cuellar AY, Osornio-Rios RA & Romero-Troncoso RJ, Methodology for Flicker Estimation and Its Correlation to Environmental Factors in Photovoltaic Generation, *IEEE Access*, **6** (2018) 24035-24047
- 8 Mithulananthan N, Saha TK & ChiduralaA, Harmonic impact of high penetration photovoltaic system on unbalanced distribution networks – learning from an urban photovoltaic network, *IET Renew Power Gener*, **10** (2016) 485–494
- 9 Ahmad MW, Mourshed M & Rezgui Y, Tree-based ensemble methods for predicting PV power generation and their comparison with support vector regression, *Energy*, **164** (2018) 465-474
- 10 Rodrigues E, Gomes A, Rodrigues Gaspar A, & Henggeler Antunes C, Estimation of renewable energy and built environment-related variables using neural networks – A review, *Renew Sust Energ Rev*, **94** (2018) 959-988
- 11 Benali L, Notton G, Fouilloy A, Voyant C & Dizene R, Solar radiation forecasting using artificial neural network and random forest methods: Application to normal beam, horizontal diffuse and global components, *Renew Energ*, **132** (2019) 871-884
- 12 Pillai DS & Rajasekar N, A comprehensive review on protection challenges and fault diagnosis in PV systems, *Renew Sust Energ Rev*, **91** (2018) 18-40
- 13 Almonacid F, Fernandez EF, Mellit A & Kalogirou S, Review of techniques based on artificial neural networks for the electrical characterization of concentrator photovoltaic technology, *Renew Sust Energ Rev*, **75** (2017) 938-953
- 14 Rajakumar C & Meenambal T, Artificial neural network modelling and economic analysis of soil subgrade stabilized with flyash and geotextile, *Indian J Geo-Mar Sci*, **46** (2017) 1454-1461
- 15 Saucedo-Dorantes JJ, Delgado-Prieto M, Osornio-Rios RA & Romero-Troncoso RJ, Multifault diagnosis method applied to an electric machine based on high-dimensional feature reduction, *IEE Trans Ind Appl*, **53** (2017) 3086-3097



Non-linear least squares methodology for suppressing the fundamental frequency in the analysis of electric signals

David A. Elvira-Ortiz^a, Daniel Morinigo-Sotelo^b, Luis Morales-Velazquez^a,
Roque A. Osornio-Rios^a, Rene J. Romero-Troncoso^{a,*}

^a HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, C.P. 76807, San Juan del Rio, Qro., Mexico

^b HSPdigital-Department of Electrical Engineering, University of Valladolid, UVA., Paseo del Cauce, 59, 47011 Valladolid, Spain



ARTICLE INFO

Keywords:

Condition monitoring
Harmonic distortion
Parameter estimation
Power quality
Signal processing algorithms

ABSTRACT

Energy from the fundamental frequency component (FFC) in electrical signals is usually much higher than the energy from the rest of spectral components. This situation makes it difficult to obtain a proper analysis of the whole frequencies involved in a particular signal. To improve the spectral analysis of electrical signals, some works have proposed the use of filters and digital signal processing techniques for suppressing the influence of the FFC. However, these methodologies suppress a frequency band, introducing undesired effects in the frequencies close to the FFC. Thus, this paper proposes the use of non-linear least squares to identify the amplitude, frequency and phase that describe the FFC to suppress only one frequency component instead of a frequency band. The methodology is tested using synthetic signals and experimentation is performed with real electric signals from three different scenarios: current signals from two induction motors operating at two different frequencies (60 Hz and 31 Hz), and a voltage signal from a photovoltaic generation plant. Results show that the methodology can adequately recognize and subtract the FFC. This methodology aims to be a tool to enhance the results delivered by methodologies for condition monitoring of induction motors and power quality assessment.

1. Introduction

Ideal electric signals are described as periodic and stationary pure sinusoidal waves. Thus, only one frequency, one amplitude, and one phase should describe the entire waveform. However, real signals are always contaminated with harmonics, interharmonics and noise, among other disturbances [1,2]. Whereas the fundamental frequency component (FFC) has most of the energy contents of the electric signal, the energy, due to undesired disturbances, is relatively weak [3]. As the energy of the FFC is so high, the accurate observation of the rest of the spectral components is challenging. This issue poses a problem because those components, different from the fundamental one, are essential to assess the power quality (PQ) of the grid [4] and to detect failures in electric machines [5–7]. In this sense, a methodology that allows suppressing or significantly attenuating the FFC would facilitate the analysis of electric signals.

Several works have been reported in the literature aiming at estimating the parameters (frequency, amplitude, and phase), of the FFC. Extracting the parameters of the FFC allows estimating the pure sinusoidal wave that describes it, and then suppresses it to preserve only the

rest of spectral components from a particular signal. The reported works used different digital signal processing techniques being the Fourier transform (FT) one of the most common technique for this purpose [8–11]. As leakage is one of the most significant disadvantages of FT, the achievements found in the research used different windows [9], digital filtering [10], iterative FT calculation [11], among other techniques, to deal with its adverse effects. Although these works delivered satisfactory results for frequency estimation, leakage can also introduce a non-existent amplitude modulation, leading to inaccurate results regarding amplitude estimation. Moreover, there is always a compromise between the number of samples and the resolution of the results. Hence, other techniques have been used to estimate the parameters of the FFC: wavelet transform [12], Hilbert–Huang transform [13], Kalman filter [14], Prony's method [15], variational mode decomposition [16], and demodulation of the signals [17]. These robust techniques do not have problems due to spectral leakage. But, they present other weaknesses: wavelet transform is very sensitive to noise and suffers from mode mixing; Hilbert–Huang transform also presents mode mixing and imposes high computational burden; Kalman filters need a priori knowledge of the noise behavior; Prony's method needs

* Corresponding author.

E-mail address: troncoso@hspdigital.org (R.J. Romero-Troncoso).

<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2019.105924>

Received 11 June 2018; Received in revised form 27 May 2019; Accepted 20 June 2019

Available online 04 July 2019

0378-7796/ © 2019 Published by Elsevier B.V.

the number of spectral components as an input parameter; variational mode decomposition requires many input parameters, and a slight variation of these parameters can cause a drastic change in the results; and demodulating processes are sensitive to DC offset and can present amplitude attenuation.

Another well-studied technique for the suppression not only of the FFC but of any other particular frequency, is the use of notch filters (NF) [18–20]. The definition of an ideal NF is a filter with a zero attenuation in all frequencies except at one specific frequency, known as the notch frequency, which should present an infinite attenuation. In practice, such performance is not feasible, and there are frequencies near to the notch frequency that may be attenuated by the filter action. Moreover, the notch frequency attenuation is not infinite and it depends on the design parameters of the NF. Additionally, NF is a good tool for the suppression of any frequency component but it cannot estimate the parameters of the FFC by itself, it requires another technique, like phase locked-loop (PLL) [18] or adaptive estimators [19,20], to perform this additional task. To compensate these weak points, other works propose numerical approaches for estimating the parameters of FFC. In this sense, the non-linear least square (NLS) method is a robust technique that delivers accurate results for estimating parameters of the FFC and also from any other spectral components even when the signals are contaminated with noise [21–23]. However, the NLS technique has been used for analyzing synthetic signals, speech signals, and audio signals, but it has not been used for applications in electrical signals. Moreover, the so far reviewed works limit the use of NLS to the identification of the fundamental frequency and they do not consider the estimation of phase and amplitude. Other works extract some relevant values of the signal, and through a spline cubic interpolation obtain a good FFC approximation [3,24–26]. This very straightforward technique delivers reliable results even in the presence of noise. However, the resultant function is a third-degree polynomial, not a sinusoidal wave, and thus some harmonic components appear in the estimated FFC.

Although some methodologies have been reported for suppressing a specific frequency component, it is important to recall that all the works focused in the analysis of electrical signals use analog or digital filters. These filters certainly can highly attenuate the FFC of any electrical signal; however, these realizations do not attenuate only one frequency component, but they attenuate a band of frequencies instead. This situation introduces undesired side effects in the neighborhood of the suppression band, which may difficult the identification of frequency components that appear close to this band. Moreover, the works that deal with suppression of the FFC in electrical signals limit their study to eliminate the presence of the FFC, and they do not deliver information regarding the parameters that describe this component (amplitude, frequency and phase). For instance, in Ref. [27] the Teager–Kaiser energy operator is used for suppressing the 50/60 Hz components in current signals coming from an induction motor in order to better identify fault-related harmonics. The methodology probes to be effective and allows obtaining the fault components at their characteristic frequencies instead of bands around the FFC. Notwithstanding, this work eliminates a reduced frequency band instead of only one frequency. Additionally, the methodology proposed in Ref. [27] does not deliver any information regarding the amplitude, frequency or phase from the FFC. Thus it is not possible to detect undesired variations in frequency, amplitude or phase that may compromise the quality of the power supply and affect the operation of the machine. NLS is a well-studied technique and has been used to estimate a specific frequency component in speech and audio signals proving to be effective for this task. In this sense, the use of NLS may help studying electrical signals, which is something that has not been reported in the literature so far. This technique could identify only one amplitude, frequency and phase for the FFC, and deliver accurate information of these parameters. This way, only one frequency component, and not a frequency band, can be suppressed. Such realization allows avoiding the undesired side effects

attributed to the methodologies reported so far.

The novelty of this paper consists on solving the issues introduced in the sidebands of the FFC by the works based in filtering techniques. This work proposes a methodology based on NLS technique for properly identifying the parameters that describe the FFC. To solve the NLS problem, the Levenberg–Marquardt (LM) algorithm is used. This way, it is possible to estimate only one frequency component and suppress it from any electrical signal, instead of suppressing a complete frequency band. Additionally, the proposed methodology preserves and delivers the information regarding the values of amplitude, frequency and phase that compose the FFC, which is a lack of the so far reported works. This realization results helpful for the detection of several issues regarding power quality such as frequency variations, voltage imbalance, harmonic and interharmonic identification, among others. Moreover, this methodology also facilitates the condition monitoring of electric machines, where the faults are related to harmonic components that appear near the FFC. The proposed methodology can properly work regardless the signal sampling frequency and the number of samples to be analyzed, and it can be applied to short and long signals, depending on the specific needs of each problem. The proposed methodology has been validated by using one synthetic signal. Additionally, three case studies with real signals are presented to prove the benefits of this technique. The first case study shows signals from an induction motor with one broken rotor bar (BRB) operating at 60 Hz. The second case study is another current signal from a different induction motor with one BRB. This test presents the difference that the motor operates at a 31 Hz frequency. This second experiment is selected because it has been reported that identifying a BRB becomes harder when the motor operates at low frequencies because the fault harmonics are closer to the FFC [28]. Finally, the third case study presents signals from a photovoltaic (PV) generation plant. These signals are selected because the existence of a fault in electric machines, as well as the use of non-linear loads such as solar inverters, introduce some undesired effects to the electric grid that are usually hard to observe due to the influence of the FFC. For each case study, the proposed methodology is compared to two different notch filters and the spline cubic interpolation to show the benefits of using the NLS technique. Results prove the effectiveness of the proposed methodology for estimating and removing the FFC in electric signals, making it a powerful tool for the analysis of electric systems.

2. Theoretical background

2.1. NLS approximation

The NLS technique allows fitting data to a mathematical model by estimating the parameters that minimize the error in a least squares sense [29]. In this particular work, the NLS technique is used for fitting a set of values to a pure sinusoidal wave presented in Eq. (1):

$$y_k = a \cdot \sin(\omega_0 k + \phi) \quad (1)$$

where k represents the sample number, $\omega_0 = 2 \cdot \pi \cdot f_0$ is the fundamental frequency, a is the amplitude and ϕ is the phase of the sinusoidal wave. If NLS is used for estimating the parameters a , ω_0 , and, then Eq. (2) must be solved:

$$\underset{a, \omega_0, \phi}{\text{minimize}} R(a, \omega_0, \phi) = \sum_{k=1}^m (a \cdot \sin(\omega_0 k + \phi) - y_k)^2 \quad (2)$$

Every function $f_k(a, \omega_0, \phi) = a \cdot \sin(\omega_0 k + \phi)$ is called the residual of the k -th data point. Moreover if $x = [a \ \omega_0 \ \phi]$ is the vector containing the model parameters and, then Eq. (2) may be rewritten as follows:

$$\underset{x}{\text{minimize}} R(x) = \sum_{k=1}^m [f_k(x) - y_k]^2 \quad (3)$$

Since Eq. (3) is nonlinear it is necessary an iterative algorithm to solve it. A value δ must be added to the parameter vector x in each iteration to obtain a new vector $x = x + \delta$. To find the value of, the function $f_k(x + \delta)$ is linearized as follows:

$$f_k(x + \delta) \approx f_k(x) + \nabla f_k(x)\delta \quad (4)$$

where:

$$\nabla f_k(x) = \frac{\partial f_k(x)}{\partial x} \quad (5)$$

is the gradient of f with respect to x . This gradient is important because the minimum of Eq. (3) occurs when the gradient value is zero. By introducing this linearization in Eq. (3) it is obtained Eq. (6):

$$R(x + \delta) = \sum_{k=1}^m [f_k(x) - y_k - \nabla f_k(x)\delta]^2 \quad (6)$$

By deriving $R(x + \delta)$ with respect to δ and equaling it to zero:

$$(J^T J)\delta = J^T [Y - F(x)] \quad (7)$$

where: J is the Jacobian whose k -th row is equal to $\nabla f_k(x)$; $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]$ is the vector containing all the values y_k ; and $F(x) = [f_1(x) \ f_2(x) \ \dots \ f_m(x)]$ is the vector with all the $f_k(x)$ values. This process results in a system of linear equations that must be solved for δ . Finally, it is necessary to set a stop criterion Sc to determine when it has been reached the optimal solution. This criterion is commonly selected as the point where the sum of squares does not change from one iteration to another. This criterion is never reached for real scenarios; then, Eq. (8) is used for this purpose:

$$Sc = \frac{f_k(x) - f_{k+1}(x)}{f_k(x)} \quad (8)$$

According to Ref. [30], $Sc \leq 1 \times 10^{-4}$ may be a good stop criterion for the parameter estimation task.

The aforementioned process is known as the Gauss–Newton algorithm and has proven to be effective for the solution of non-linear problems in a least square sense. However, the Levenberg–Marquardt (LM) algorithm is another well-known methodology that is even more robust and can find the solution even if it starts far from the final values. For applying this algorithm, Eq. (7) must be slightly modified to obtain Eq. (9):

$$(J^T J - \lambda I)\delta = J^T [Y - F(x)] \quad (9)$$

where I is an identity matrix, and λ is a non-negative damping factor that controls both the magnitude and direction of δ . In curves with a small gradient, the convergence may turn slow. To avoid this situation, Eq. (9) turns into Eq. (10):

$$(J^T J - \lambda \text{diag}(J^T J))\delta = J^T [Y - F(x)] \quad (10)$$

where $\text{diag}(J^T J)$ is the diagonal matrix containing the diagonal elements of the matrix $J^T J$. Since the LM algorithm tends to converge faster than other algorithms, this is the approach that is used in the development of this work.

According to Ref. [31], the least squares algorithm may present a poor performance when outliers appear in the dataset. In this case, a robust estimation method can be used to deal with outliers. Using a robust estimation implies minimizing an appropriate loss function instead of minimizing the sum of squared residuals. There are several robust functions that can be used to deal with outliers; however, one of the most common is the bisquare function. The definition of this function as well as the proper way of implementing it for robust estimation is described in Ref. [31].

2.2. Nature of the signals under analysis

The aim of this section, relies on describing the characteristics of the

signals being analyzed with the proposed methodology. Since this work proposes removing the FFC, there is the possibility that the residual signal is nothing more than noise. Notwithstanding, it is well-known and there are several works that prove that certain phenomena present a specific spectral signature; i.e., some undesired spectral components appear at specific frequencies. An example of this situation is an induction motor that operates with one or more broken rotor bars. When this condition exists, two frequency components always appear to the left and to the right of the fundamental frequency component [5,27,28]. In this case, since the technique only suppresses the fundamental frequency component, it is possible to ensure that, besides noise, the residual signal also contains the spectral signature associated with the fault condition of the induction motor. Another example is PV generation, where the use of power inverters always results in the harmonic and interharmonic contamination of the grid [1,2]. Therefore, in voltage and current signals from photovoltaic generation, the residual signal has relevant information regarding the quality of the generation process merged with the noise. Thus, the analyzed signals in this work can be described by Eq. (11):

$$X = A_0 \sin(2\pi f_0 t + \varnothing) + X_h + X_i + \eta_G \quad (11)$$

where X is the signal under analysis; A_0 , f_0 , and \varnothing are the amplitude, frequency and phase of the FFC; X_h is the sum of all the harmonic components; X_i is the sum of all the interharmonic components; and η_G is the noise. Such realization is possible because it has been reported that transformers and non-linear loads in the power grid are common sources of harmonics and interharmonics [32]. Thus, in the conventional grid, the harmonic and interharmonic content is introduced by the loads fed by the grid; therefore, any time that a load is demanding energy to the grid some other spectral components can be observed in the electrical signal, besides noise. This situation becomes more noticeable when renewable generation is introduced, because the actions of power inverters, which are non-linear loads, introduce several harmonic and interharmonic components. Moreover, it has been proved that when some electric machines, such as induction motors, operate in a faulty condition, interharmonic components appear in the sidebands of the fundamental frequency, guaranteeing the existence of more frequency components and not just noise [27,28,33]. However, it is necessary to recall that there are international standards that limit the levels of distortion associated with harmonic and interharmonic content, and there are well-established values to determine the fault severity in an electric machine; therefore, this methodology only helps to improve the analysis of the signal and an additional methodology would be required for determining the quality of the grid or the faulty condition of an electric machine.

Additionally, it is important to mention that the standard IEEE 1159 defines the harmonics as frequency components that are integer multiples of the fundamental frequency at which the supply system is designed to operate [34], i.e., the fundamental frequency component and the harmonics are strongly correlated. On the other hand, interharmonics are components that also appear by the operation principle of certain electronic devices, but the frequency of this components is not an integer multiple of the fundamental frequency. Finally, noise is completely random and it is not considered to be related to any other frequency component. Therefore, the proposed methodology is proposed for the analysis of both: correlated and non-correlated signals.

3. Methodology

This section presents the methodology for estimating the parameters of the FFC to suppress it from an electrical signal. This methodology aims to eliminate, or at least highly attenuate, the energy of the FFC so that it does not obstruct the observation of the other signal components. Fig. 1 shows a diagram of the proposed methodology. First, it is necessary to select the electrical signal $S(t)$ to analyze. Then, the initial values for the parameters of the FFC are set. A proper selection of the

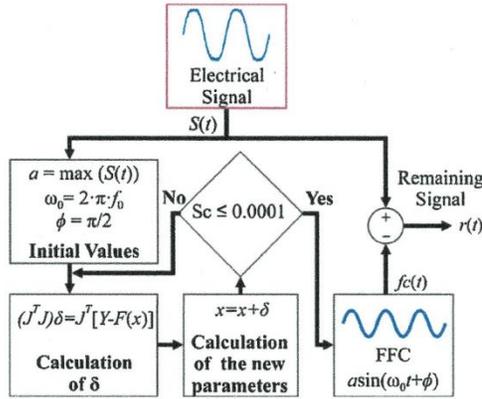


Fig. 1. Flowchart of the proposed methodology.

initial values results in an efficient implementation of the NLS technique. In this work, the initial values are selected as follows: the initial value for a is selected as the maximum value of $S(t)$; the initial value for ω_0 depends on the frequency of system under analysis, and it is set as $\omega_0 = 100 \cdot \pi$ for the 50 Hz signal, $\omega_0 = 62 \cdot \pi$ for the 31 Hz signal, and $\omega_0 = 120 \cdot \pi$ for the 60 Hz signal; finally the initial value of ϕ is set as $\pi/2$. The initial values are selected this way because in an electrical system it is expected that the values of the FFC are not so far from the nominal values. The next step is to generate the calculation of δ . This value results from solving the set of equations described by Eq. (10). To obtain the proper values of λ , and the next values of δ , the procedure described in Ref. [35] is followed. Then, Eq. (8) is used to obtain the Sc value. For this particular work and following a recommendation found in Ref. [30], the algorithm is repeated until Sc reaches a value of 0.0001 or lower. When the stop criterion is reached, the resulting values of a , ω_0 , and ϕ are used to obtain a pure sinusoidal wave that corresponds to the signal (t) . This signal is the estimation of the FFC. Finally, a suppression of the FFC is performed by subtracting the signal $f_c(t)$ from the original signal $S(t)$, and the result is called the remaining signal $r(t)$. It contains all the harmonics and inter-harmonics from the original signal and some energy from the FFC may remain. However, this remaining energy has been highly attenuated and no longer obstructs the energy of the other spectral components. This is important because it facilitates the identification of stationary PQ disturbances and helps detecting specific frequency components related to malfunctions in electric machines.

4. Validation of the proposed methodology

4.1. Estimation of the FFC parameters

The signal described by (12), is a synthetic 50 Hz sinusoidal wave that contains the third harmonic at 150 Hz, and two inter-harmonic components located at 48 Hz and 52 Hz. Gaussian noise (η_G) with zero mean and amplitude of 2% respect to the fundamental, it is also added to the waveform to assess the performance of the methodology in noisy environments.

$$x(t) = 0.03\sin(2\pi 48t) + 3\sin(2\pi 50t) + 0.03\sin(2\pi 52t) + 0.3\sin(2\pi 150t) + \eta_G \quad (12)$$

The signal is generated using a sampling rate of 8192 Hz. A detail of the synthetic signal can be appreciated in Fig. 2. It exhibits a visible distortion due to the influence of the harmonics, inter-harmonics, and noise. The signal amplitude does not correspond to the amplitude established in (12) due to the presence of harmonics and inter-harmonics. Fig. 2 also shows the spline cubic approximation (in yellow) where the

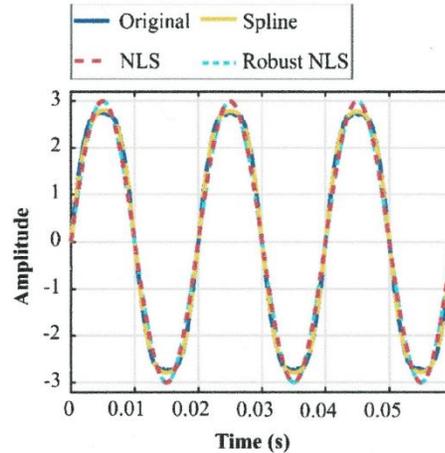


Fig. 2. Original signal, FFC using spline cubic approximation, FFC using NLS approximation and FFC using robust NLS approximation.

amplitude variations do not disappear, i.e., some spurious components remain in the signal. This is an undesired effect because the FFC should not contain harmonics nor inter-harmonics. The NLS approximation and the robust NLS approximation can also be observed in Fig. 2 (in red and cyan respectively). These two last approximations performed with the NLS algorithm corresponds to a pure sinusoidal wave. Therefore, it does not contain any other spectral component but the FFC. The two variants of the NLS algorithm are tested to determine if it is necessary to implement the robust estimation or if the common estimation is sufficient. Since the signal under test presents a stationary behavior, it is observed from figure two that the results of applying the robust estimation and the common estimation (red line and cyan line) are the same. Thus, it can be inferred that, for stationary signals the implementation of the robust estimation is not necessary. Since all the signals analyzed in this work present a quasi-stationary behavior, only the common estimation of the NLS algorithm is used for the following signals.

Afterwards, two different notch filters are designed to suppress the FFC from the original signal, given two different remaining signals. The notch filters used for this signal are designed considering a notch frequency of 50 Hz and zero attenuation in the passband. The difference between these two filters is that the first one considers a bandwidth of 5 Hz, whereas the second considers a 1 Hz bandwidth. Additionally, both approximations (NLS and spline cubic) are subtracted from the original signal to obtain two more remaining signals. The theoretical spectrum of the original signal and the spectra, obtained through Fourier transform, of the original signal and the four remaining signals are presented in Fig. 3. In theory, the spectra of the signal should only contain 4 frequency components as shown in Fig. 3(a). However, when the spectrum of the original signal is calculated using the Fourier transform (Fig. 3(b)) there are some undesired effects that modify the spectra. The FFC is easily identified because it is the component with the highest energy. The third harmonic, which is far from the FFC, also can be observed. However, the components of 48 Hz and 52 Hz are not observed in the spectrum, because they are very close to the FFC and their energy is low. The spectrum resulting from removing the FFC using a 5 Hz bandwidth notch filter is presented in Fig. 3(c). This filter performs a good attenuation of the FFC but it introduces anomalies in the neighborhood of the fundamental frequency. The resulting effect is similar to the leakage associated with Fourier transform. The third harmonic can be easily appreciated and the energy of this harmonic certainly corresponds to the one described by Eq. (12). However, the inter-harmonics near the fundamental frequency cannot be observed. If

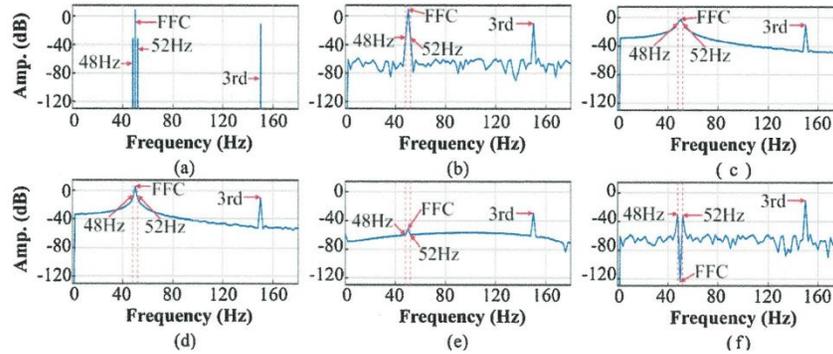


Fig. 3. (a) Theoretical spectrum; (b) spectrum using FFT; (c) spectrum after using a notch filter with 5 Hz bandwidth; (d) spectrum after using a notch filter with 1 Hz bandwidth; (e) spectrum after removing the spline cubic approximation; and (f) spectrum after removing the NLS approximation.

the bandwidth of notch filter is reduced from 5 Hz to 1 Hz (Fig. 3(d)), the detrimental effects are even worse. The leakage surrounding the fundamental frequency is greatly reduced, but the FFC is not properly attenuated. Once again, the third harmonic is easy to identify, but the inter-harmonics near the fundamental frequency do not appear in the spectrum. For the case of subtracting the spline cubic approximation (Fig. 3(e)), the FFC is almost imperceptible, i.e., this technique has successfully removed the FFC. Notwithstanding, the spline cubic approximation contains other spectral components and it results in the attenuation of other frequencies. For instance, it can be observed that the energy of the third harmonic do not correspond to the one expressed in Eq. (12), this energy has been attenuated almost 10 times. Finally, Fig. 3(f) shows the spectrum of the remaining signal resulting of subtracting the NLS approximation of the FFC. It is easy to note that the FFC has been greatly attenuated. Moreover, this technique does not introduce leakage in the surroundings of the FFC and the two inter-harmonics in 48 Hz and 52 Hz can be observed even though they have a very low energy. The third harmonic is not affected when the FFC is calculated using the NLS technique proving that this algorithm is robust enough for estimating and suppressing the FFC of an electrical signal. Moreover, the NLS is the only of the techniques that provides information regarding the parameters of the FFC. Table 1 summarizes the real values of the FCC parameters and those estimated using the proposed methodology. The estimation error is very low for all the parameters, which proves that the methodology is performing a good approximation.

4.2. Performance under frequency deviations

The existence of load or generation imbalances may result in frequency variations in real systems. Therefore, the proposed methodology should be able to deal with these deviations without compromising the results. Thus, another synthetic signal is proposed for testing the performance of the proposed methodology when frequency deviations appear in the signal under test. The proposed signal consists on a sinusoidal wave formed by 12 cycles and is described by Eq. (13):

$$s(t) = A_m \sin(2\pi f_c t) + 0.01 \sin(2\pi 180t) + 0.01 \sin(2\pi 300t) + 0.3 \sin(2\pi 420t) + \eta_G \tag{13}$$

where A_m is the amplitude of the FFC that is set in a value of 1 for the 12 cycles; f_c is the frequency of the fundamental component and it varies along the signal: in the first 4 cycles of the signal $f_c = 59.8$ Hz, for the next 4 cycles $f_c = 60$ Hz, and in the final 4 cycles $f_c = 60.2$ Hz. The proposed methodology is applied on the generated signal cycle by cycle, i.e., the data from only one cycle is used for estimating the amplitude, frequency, and phase of the FFC, and the process is repeated until the 12 cycles are completed. The generated signal, and the one estimated with the NLS approach can be appreciated in Fig. 4. Since this section aims to probe the robustness of the proposed methodology against frequency variations, only the NLS estimation is performed. It is observed from Fig. 4 that the generated signal (blue line) presents some noticeable amplitude variations due to the presence of spectral components and noise. Since the frequency variations are small, they cannot be appreciated by the naked eye. The estimated FFC (red line), seems to present a lower amplitude than the original signal. This is because the real amplitude of the FFC is 1 and the algorithm identifies it. As aforementioned, the proposed methodology is applied cycle by cycle. The resultant parameters per each cycle are summarized in Table 2. Although the estimation is not perfect, the error always remains in very low values. Moreover, the proposed algorithm is capable of detecting the frequency variations in a good manner. In this sense, it is possible to ensure that the proposed methodology is able of detecting and following frequency variations present on a signal. Additionally, it is observed that the frequency variations do not compromise the accuracy of the results.

Table 1 Error on the estimation of the parameters of the FFC.

Parameter	Value		Error (absolute)
	Real	Estimated	
Amplitude	3	2.9997	-3.0×10^{-4}
Frequency (Hz)	50	49.9979	-2.1×10^{-3}
Phase (°)	0	0.0035	3.5×10^{-3}

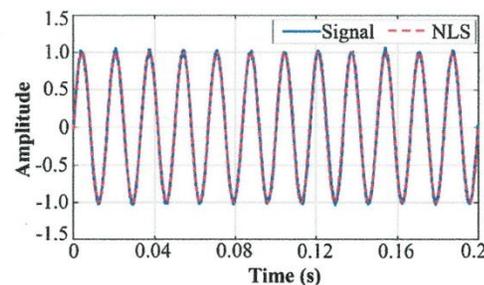


Fig. 4. Synthetic signal with frequency variations and its FFC estimated with the proposed methodology.

Table 2
Parameters estimated by the proposed methodology in the signal with frequency variations.

Cycle	Amplitude		Frequency		Phase	
	Estimated	Error	Estimated	Error	Estimated	Error
1	0.999	-1.0×10^{-3}	59.799	1.0×10^{-3}	0.095	9.5×10^{-2}
2	0.999	-1.0×10^{-3}	59.809	-9.0×10^{-3}	-0.005	-5.0×10^{-3}
3	0.999	-1.0×10^{-3}	59.792	8.0×10^{-3}	0.012	1.2×10^{-2}
4	1.000	0	59.809	-9.0×10^{-3}	0.134	0.134
5	1.001	1.0×10^{-3}	60.009	-9.0×10^{-3}	-0.007	-7.0×10^{-3}
6	0.999	-1.0×10^{-3}	59.996	4.0×10^{-3}	0.006	6.0×10^{-3}
7	1.005	5.0×10^{-3}	60.001	-1.0×10^{-3}	-0.033	-3.3×10^{-2}
8	1.001	1.0×10^{-3}	60.008	-8.0×10^{-3}	-0.029	-2.9×10^{-2}
9	1.005	5.0×10^{-3}	60.203	-3.0×10^{-3}	-0.051	-5.1×10^{-2}
10	1.003	3.0×10^{-3}	60.204	-4.0×10^{-3}	-0.192	-0.192
11	0.999	-1.0×10^{-3}	60.199	1.0×10^{-3}	-0.087	-8.7×10^{-2}
12	1.001	1.0×10^{-3}	60.206	6.0×10^{-3}	-0.229	-0.229

5. Experimental setup

The proposed methodology is applied to real signals from two different locations: signals from an induction motor with one BRB, and signals from a PV generation plant.

5.1. First scenario: induction motor and its kinematic chain

The first scenario involves a 1492-W, three-phase induction motor (WEG00236ET3E145T-W22), with its fundamental frequency set to 60 Hz through a variable frequency drive (VFD) (WEGCFW08). The motor drive is coupled to a DC generator (BALDOR CDP3604) through a 4:1 ratio gearbox (BALDOR GCF4 × 01AA). The DC generator is used as a mechanical load and comprises around the 20% of the nominal load. The tested motors have two poles, 28 bars, a voltage supply of 220 VAC at 60 Hz, and presents a slip of 0.005778 p.u. A proprietary data acquisition system (DAS) is used to acquire the current signal from the induction motor. The DAS incorporates a 12-bit 4-channel analog-to-digital converter (ADS7841), and the current signals are acquired using a Hall effect sensor (L08P050D15) at a sampling frequency of 4 kHz. The gathered data are stored in a personal computer where the proposed methodology is implemented and used to process the induction motor current signals.

5.2. Second scenario: induction motor operating with VFD

In this experiment a 0.75 kW induction motor from Siemens is used. The induction motor is fed by a VFD CFW 11 from WEG, that sets its operation frequency at 31 Hz. The motor is coupled to a 1.1 kW electromagnetic break that is used for generating a slip of 2.27%. A proprietary FPGA-based DAS is developed for acquiring and collecting data from the electrical signals of the motor. The DAS used in this work is capable of acquiring data from seven simultaneous channels at 8000 samples per second (SPS) with a 16-bit resolution. The equipment can store all the waveforms of voltage and current signals during an extended time using a standard micro SD card of 128 GB. Three wires are directly connected to the DAS to acquire the voltage signals, whereas the current clamps SCT-013-010 from YHDC are used for the current signals.

5.3. Third scenario: PV generation plant

The second experiment is performed in a 20 MW PV generation plant located in central Spain. The plant is divided into several branches. Each branch has a 100 kW three-phase solar inverter. The solar inverter used in this work is a Solarmax 100c, which has an output voltage of 230 Vrms at 50 Hz. The DAS and current clamps used in this

experiment are the same described in Section 5.2.

6. Results and discussion

6.1. Induction motor with one BRB and operation frequency of 60 Hz

When the induction motor operates in steady state, the BRB condition can be detected using Eq. (14), [33]:

$$f_{BRB} = f_{sup}(1 \pm 2s) \quad (14)$$

where f_{BRB} are the characteristic harmonics associated with the failure, f_{sup} is the supply frequency, and s is the per-unit motor slip. The characteristic fault-related harmonics are denoted as the left side harmonic (LSH) and the right side harmonic (RSH), depending on their location relative to the fundamental frequency.

The NLS methodology is applied in a real signal from an induction motor and the obtained parameters are listed in Table 3. The signal is acquired when the induction motor operates at constant speed. Fig. 5 shows a detail of this signal along with the FFC obtained using the spline cubic approximation and the proposed methodology. The current signal presents some significant distortions that can be attributed to the motor faulty condition and the inverter. Spline cubic and NLS perform a good approximation of the FFC; notwithstanding, the signal obtained with the spline cubic maintains the voltage fluctuations whereas NLS do not present any fluctuation. As in Section 4.1, two notch filters, the spline cubic approximation and the sinusoidal wave estimated with the proposed methodology are used to subtract the FFC from the electrical signal. The notch filters used in this case study are designed considering a notch frequency of 60 Hz, a zero attenuation in the passband, and bandwidth of 5 and 1 Hz respectively. Once the FFC is removed from the motor current signal, the spectra of the four remaining signals are computed and presented in Fig. 6. In the spectrum of the original signal (Fig. 6(a)), the FFC is the one with the highest energy. The red dotted lines show the part of the spectrum where the LSH and the RSH

Table 3

Parameters of the FFC for the current signal of the induction motor at 60 Hz, the induction motor at 31 Hz, and the voltage signal of the PV generation plant.

Parameter	Estimated value		
	Induction motor		PV plant
	At 60 Hz	At 31 Hz	
Amplitude	1.9126 A	9.2493 A	330.7010 V
Frequency (Hz)	60.0101	31.0030	50.0061
Phase (°)	-145.2145	-175.7032	123.0506

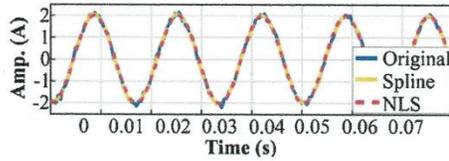


Fig. 5. Original current signal of the motor at 60 Hz, FFC using spline cubic, and FFC using NLS.

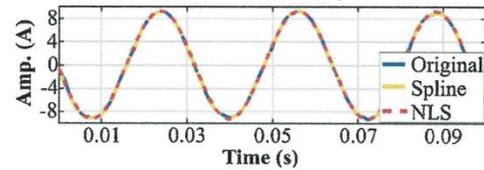


Fig. 7. Original current signal of the induction motor at 31 Hz, FFC using spline cubic, and FFC using NLS.

associated with the BRB condition should appear. However, due to the spectral leakage introduced by the Fourier transform it is not possible to observe them. Two frequency components at 45 Hz and 75 Hz are appreciated around the FCC. These two components may be confusing due to the broken rotor bar characteristic frequencies, but they are originated by the VFD. Fig. 6(b) and (c) present the spectra that result from applying the 5 Hz and the 1 Hz bandwidth notch filters respectively. The 5 Hz notch filter presents a better attenuation but it introduces a severe spectral leakage. The 1 Hz notch filter reduces the spectral leakage but the attenuation of the FCC is not as good as expected. In both cases, the characteristic fault-related harmonics cannot be seen. Moreover, they have no problem for identifying the 45 Hz and 75 Hz components; therefore, it can be inferred that notch filter have a better performance for assessing frequencies far from the FCC. In contrast, the spline cubic interpolation (Fig. 6(d)), highly attenuate the FCC. Unfortunately, it also attenuates all the frequencies in a considerable range around the FCC. This effect can be observed because the components on 45 Hz and 75 Hz can barely be appreciated in the spectrum and the LSH and the RSH cannot be distinguished. Finally, Fig. 6(e) shows the spectrum of the signal after removing the FCC obtained from the parameters delivered by the proposed methodology. This technique presents the highest attenuation of the FCC and it does not introduce abnormalities near the fundamental frequency. The LSH and the RSH can be properly observed at 59.33 Hz and 60.67 Hz. Moreover, suppressing the FCC using this technique also allows to see the 45 Hz and the 75 Hz components, i.e., the proposed methodology can be used for analyzing spurious components regardless their distance from the FCC. Broken rotor bar is a condition that is hard to determine because its characteristic low-energy frequency components are very close to the FCC. Thus, in most cases, it is complicated to see these frequency components properly. The proposed methodology achieves an attenuation of the FCC that facilitates the identification of low-energy spectral components, even if they are close to it.

6.2. Induction motor with one BRB and operation frequency of 31 Hz

The proposed methodology is applied on a current signal coming from the motor operating at 31 Hz. Fig. 7 presents the original signal and the FFC component obtained with the proposed methodology and

using a spline cubic interpolation. Compared with the previous case, the current signal from the induction motor is less distorted in this case. Approximations performed by the proposed methodology and by the spline cubic interpolation are very similar to each other. Only some slight amplitude variations may be appreciated between these two approximations. The same two notch filters used so far, the spline cubic interpolation, and the proposed methodology are used for removing the FCC from the current signal, in order to analyze the spectrum of the resulting signal after suppressing the FCC. The results of this analysis are presented in Fig. 8. All the spectra are accompanied by red dotted lines at 29.6 and 32.4 Hz. These frequencies are calculated using Eq. (14) and represent the place where the fault harmonics should appear. By looking at the spectrum of the original signal (Fig. 8(a)), the LSH can be easily identified because it appears as a peak at 32.4 Hz. However, the RSH cannot be observed because it is immersed in the leakage associated with the FCC. When the 5 Hz bandwidth notch filter is applied (see Fig. 8(b)), the FCC is clearly attenuated; notwithstanding, the fault harmonics are both within the suppression band of the filter. This situation makes it hard to observe the fault harmonics, because they are attenuated by the filter. Reducing the filter bandwidth to 1 Hz does not seem to help in this situation (see Fig. 8(c)); the attenuation of the FCC is worse and more leakage is introduced in the vicinity of the FCC. Thus, it is not possible to distinguish the existence of peaks neither at 29.6 Hz nor at 32.4 Hz. When a spline cubic interpolation is used for suppressing the FCC (Fig. 8(d)), nothing can be observed in the frequencies associated with the fault. Therefore, it can be inferred that the suppression occurs not only on the fundamental component but also in all the components present in the range compressed between the 27 and the 35 Hz. Finally, when the NLS methodology is applied it is clear that the only frequency affected by the suppression is 31 Hz (see Fig. 8(e)). The leakage effect is greatly reduced in comparison with the original spectrum resulting in an easy and proper identification of both: the RSH and the LSH. This result corroborates the fact that the analysis of spectral components in the vicinity of the FCC is enhanced when the proposed methodology is applied.

6.3. PV generation

For the third experiment, 8000 samples corresponding to 50 cycles

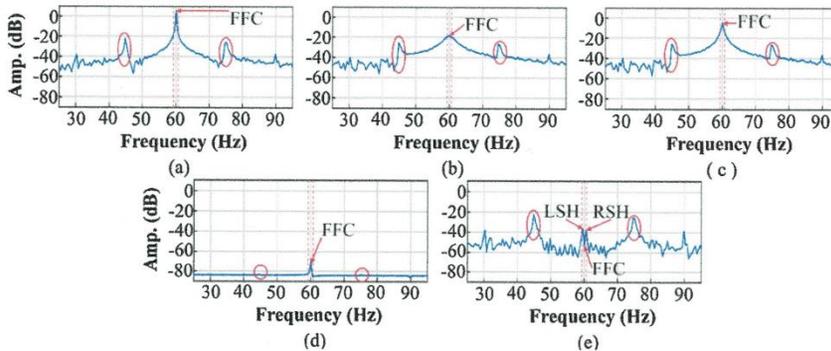


Fig. 6. Detail of the (a) original signal spectrum at 60 Hz; (b) spectrum after removing the FCC with a 5 Hz bandwidth notch filter; (c) spectrum after removing the FCC with a 1 Hz bandwidth notch filter; (d) spectrum after removing the FCC with the spline cubic approximation; and (e) spectrum after removing the FCC with the NLS algorithm.

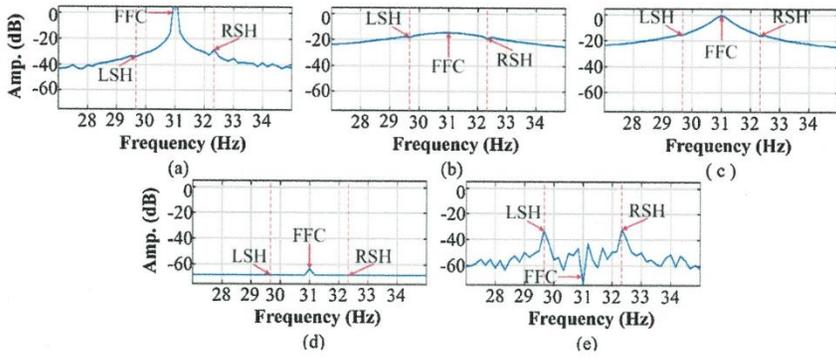


Fig. 8. Detail of the (a) original signal spectrum at 31 Hz; (b) spectrum after removing the FFC with a 5 Hz bandwidth notch filter; (c) spectrum after removing the FFC with a 1 Hz bandwidth notch filter; (d) spectrum after removing the FFC with the spline cubic approximation; and (e) spectrum after removing the FFC with the NLS algorithm.

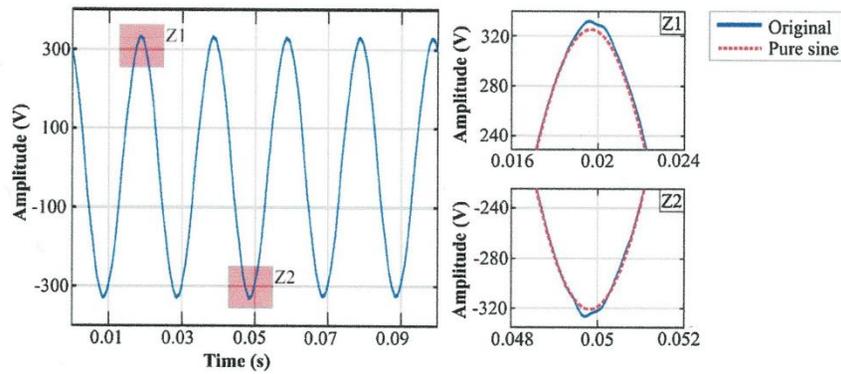


Fig. 9. Detail of the distortion on the voltage signal from the PV inverter.

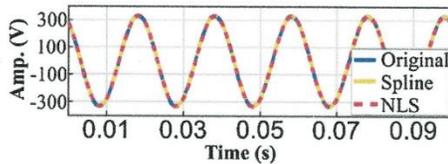


Fig. 10. Original PV voltage signal, FFC using spline cubic, and FFC using NLS.

of one voltage signal from a PV generation plant are used. Fig. 9 shows the voltage signal from the PV inverter. It has been previously mentioned that PV inverter distorts the voltage signal, but looking at Fig. 9 it does not look much distorted. However, if a zoom is made to two different zones of the signal marked as Z1 and Z2 (a crest and a trough respectively), and they are compared with a pure sinusoidal wave the

distortion in the voltage waveform becomes evident. It can be observed that in the region Z1 the amplitude of the voltage signal does not correspond to the amplitude of the pure sinusoidal wave. Moreover, a flat surface with negative slope appears when the amplitude of the signal starts decaying. A similar situation occurs in section Z2; the amplitude variation is less pronounced that in region Z1 but a significant protuberance is shown before the amplitude value start raising. Although this distortion is not observable by the naked eye, it contributes to diminish the quality of the power delivered by the PV inverter. In addition, this type of situations, however small, contribute to reducing the life time of the equipment connected to the power grid. The distortion present in the voltage signal may be attributed to presence of harmonic and inter-harmonic components that may be better appreciated by applying the proposed technique. Fig. 10 shows the result of extracting the FFC of the voltage signal using both; the NLS methodology and a spline cubic

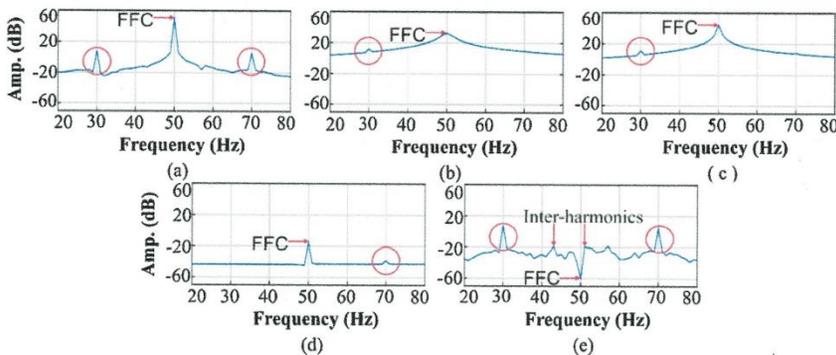


Fig. 11. Detail of the (a) original PV signal spectrum; (b) spectrum after removing the FFC with a 5 Hz bandwidth notch filter; (c) spectrum after removing the FFC with a 1 Hz bandwidth notch filter; (d) spectrum after removing the FFC with the spline cubic approximation; and (e) spectrum after removing the FFC with the NLS algorithm.

interpolation. In this case, the spline cubic approximation, the NLS approximation, and the original voltage signal are very similar. Considering that the FFC obtained with the proposed methodology is a pure sinusoidal wave, described by the parameters in Table 3, it can be said that the real voltage signal is within acceptable ranges of operation regarding quality. The same procedure as in the two previous cases is followed: two notch filters (50 Hz notch frequency with 5 Hz and 1 Hz bandwidth), the spline cubic FFC approximation, and the NLS FFC approximation, are used for suppressing the energy of the FFC from the voltage signal. Results from the previous cases prove that all the methodologies demonstrate an acceptable performance in frequencies far from the FFC, and the weaknesses appear in the vicinity of the FFC. Hence, Fig. 11 presents the results in the region between the 20 Hz and the 80 Hz. Fig. 11(a) shows the spectrum of the original voltage signal. The FFC exhibits the highest energy and there two well-identified inter-harmonics at 30 Hz and 70 Hz. These frequency components are associated with the PV inverter that is a non-linear load and introduces spurious content to voltage signal. When the 5 Hz bandwidth notch filter is used for suppressing the FFC (Fig. 11(b)), the energy of fundamental frequency certainly is reduced, but the detrimental effect introduced by the filter is so severe that it makes impossible to observe the 70 Hz component that appears in the original spectrum. The 30 Hz component is also affected by the action of this filter and it can hardly be seen. Results using the 1 Hz bandwidth notch filter do not present a significant improvement (Fig. 11(c)); the leakage surrounding the FFC diminishes but its attenuation is worse. The 30 Hz component is barely observed but the 70 Hz component is not visible in the spectrum. These results show that notch filter may introduce error if it is used for evaluating spectral components that are close to the FFC. Fig. 11(d) presents the spectrum after removing the FFC using the spline cubic approximation. It is observed that the energy of the FFC is highly reduced. However, this technique also attenuates all the frequencies in a wide range around the FFC. This can be noticed because the 30 Hz component is not present in the spectrum, and the 70 Hz component appears with a lower energy than in the original spectrum. Thus, this technique does not deliver good results for the analysis of frequencies near to the FFC. Finally, Fig. 11(e) shows the result of applying the proposed methodology for the suppression of the FFC. The attenuation of the FFC is the highest of all the compared techniques. In addition, this technique does not introduce unwanted components nearby the FFC, and it does not attenuate any other frequency. Therefore, the 30 Hz and 70 Hz components can be easily identified in the spectrum, and they present the same energy than in the original one. Moreover, the proposed methodology allows to detect the existence of inter-harmonics very close to the FFC. In Fig. 11(e) there are two peaks in the spectrum that represent inter-harmonics introduced by the PV inverter. The energy of these components is low and they cannot be appreciated in the original spectrum because of the FFC energy. Thus removing the FFC using the proposed methodology proves to be effective for the detection and analysis of spectral components that are close to the FFC. Additionally, it is well-known that there are several uncertainties in PV generation associated with irradiance variation along the day. Since the proposed methodology can be applied using any time window as long as it is higher than 1 cycle of the signal, this time window is selected to ensure a period in which the signal can be considered as quasi-stationary. Moreover, the variations associated to solar radiation are considered slow compared to the time of analysis the proposed methodology works at. This way it is possible to deal with the uncertainties due to the intermittent solar radiation.

At this point, it is important to mention that although the NLS algorithm helps to enhance the identification of spurious spectral components in the vicinity of the FFC, there are some issues that must be addressed. For instance, depending on the theoretical frequency of the fundamental component, it is necessary to modify the initial value of ω_0 . If this value is not correctly initialized, the non-linear least squares (NLS) methodology may lead to an incorrect approach of the

fundamental frequency component (FFC). In this sense, the proposed methodology is in disadvantage compared with the rest of methodologies that do not require changing the design parameters regardless the frequency of the FFC. Moreover, if the initial values of the parameters of the FFC are not properly selected, the algorithm may not converge, and a solution would never be reached. Additionally, NLS is an iterative process, and a stop criterion is needed for finishing the process. The stop criterion for the NLS algorithm is usually set in terms of the approximation error. To obtain a low error that leads to a reasonable approximation of the FFC, a large number of iterations is required. Therefore, the algorithm is slow and requires of a high computational burden. This issue becomes more serious when the signal under analysis is large. Also, the proposed methodology cannot completely suppress the FFC; the FFC is only highly attenuated. In this sense, the leakage around the fundamental component is reduced but some of this spectral leakage remains. Thus, the identification of inter-harmonics near the FFC may be improved but the amplitude estimation of these components may still be not completely correct. Finally, it must be said that, in order to ensure that the remaining signal contains relevant information and not only noise, an a priori knowledge of the behavior of the spectral signature of every process is required. Therefore, to properly apply the method, the phenomenon under study must have a particular spectral signature; otherwise, the results may be erroneous.

7. Conclusions

The methodology proposed in this work estimates and delivers the amplitude, frequency and phase values that describe the FFC of any electrical signal. Whereas the works that deal with FFC suppression use filters that attenuate a frequency band instead of a single frequency component, the proposed methodology can estimate and suppress only one frequency component. Thus, this work eliminates the undesired effects in the vicinity of the FFC related to the suppression of a frequency band. The proposed methodology uses the NLS technique for determining the parameters that describe the FFC. For properly working this methodology requires knowing the spectral signature of the phenomenon under analysis to ensure that the residual signal is relevant; otherwise, the residual signal may be just noise. A deeper analysis of the noise levels in every signal may result interesting and helpful to determine if the residual signal is relevant; though, this analysis goes beyond the scope of this work and it is left for further development. The technique has been tested using a synthetic signal and delivers results with an error below 1%. The proposed methodology is compared with two of the most used techniques for the suppression of the FFC: notch filter and spline cubic approximation. Notch filter and spline cubic approximation deliver good results for analyzing frequencies that are far from the FFC, but they do not properly assess the components that are close to the FFC. The proposed methodology can suppress the FFC and do not introduce any undesired effect, allowing to evaluate all the spectral components, even if they are very close to the FFC. Also, the technique is verified with real signals whose high-energy FFC is highly attenuated. This permits a better spectral analysis of any signal because, by applying the methodology described in this work, it is possible to identify many spectral components that are not visible in the original spectrum of the signal, especially in the vicinity of the fundamental frequency where the other reported techniques tend to fail. Moreover, the existence of specific spectral components is related to the condition of electric machines. However, the high energy of the FFC components makes difficult the identification of these frequency components. In this sense, the proposed methodology becomes a powerful tool to enhance the results provided by the methodologies that aim to detect failure conditions in electric machines such as induction motors. In fact, this methodology allows identifying inter-harmonics even in the vicinity of the FFC, which is essential for BRB detection of induction motors. It is also well known that the inclusion of renewable energies may introduce some disturbances to the electric

grid. The analysis of PV generation signals shows that even when these signals do not seem to have many disturbances, it may be because the energy of the FFC interferes with the rest of spectral components and it is necessary to remove the FFC for better appreciating of the spectral content of a signal. Then, this methodology can be used to improve results delivered by methodologies that evaluate the quality and efficiency of power supplies that include renewable energies. Additionally, this methodology could be used for PQ applications, where many of the disturbances are not related to the FFC, and its removal may help to perform a better assessment of such disturbances. Finally, the efficiency of solar inverters is evaluated according to international standards that consider the harmonics but not the inter-harmonics introduced to the grid by the solar inverter. The proposed methodology can also complement methodologies that evaluate the full impact of a solar inverter and not only the impact due to harmonics.

Conflict of interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

References

- [1] S. D'Arco, M. Ochoa-Gimenez, L. Piegari, P. Tricoli, Harmonics and interharmonics compensation with active front-end converters based only on local voltage measurements, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 64 (January (1)) (2017) 796–805.
- [2] H. Mymeni, G.S. Kumar, D. Sreenivasarao, Dynamic dc voltage regulation of split-capacitor DSTATCOM for power quality improvement, *IET Gener. Transm. Distrib.* 11 (November (17)) (2017) 4373–4383.
- [3] D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, C.A. Perez-Ramirez, J.P. Amezcua-Sanchez, R. de Jesus Romero-Troncoso, A. Garcia-Perez, Novel downsampling empirical mode decomposition approach for power quality analysis, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 63 (April (4)) (2016) 2369–2378.
- [4] S. Khokhar, A.A. Mohd Zin, A.P. Memon, A.S. Mokhtar, A new optimal feature selection algorithm for classification of power quality disturbances using discrete wavelet transform and probabilistic neural network, *Measurement* 95 (January) (2017) 246–259.
- [5] H. Talhaoui, A. Menacer, A. Kessal, A. Tarek, Experimental diagnosis of broken rotor bars fault in induction machine based on Hilbert and discrete wavelet transforms, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 95 (November) (2017) 1–10.
- [6] A. Mejia-Barron, M. Valtierra-Rodriguez, D. Granados-Lieberman, J.C. Olivares-Galvan, R. Escarela-Perez, Experimental data-based transient-stationary current model for inter-turn fault diagnostics in a transformer, *Electr. Power Syst. Res.* 152 (November) (2017) 306–315.
- [7] A.K. Samanta, A. Naha, A. Routray, A.K. Deb, Fast and accurate spectral estimation for online detection of partial broken bar in induction motors, *Mech. Syst. Signal Process.* 98 (January) (2018) 63–77.
- [8] J.A. De La O. Serna, Synchronphasor measurement with polynomial phase-locked-loop Taylor–Fourier filters, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 64 (February (2)) (2015) 328–337.
- [9] E. Lavopa, P. Zanchetta, M. Sumner, F. Cupertino, Real-time estimation of fundamental frequency and harmonics for active shunt power filters in aircraft electrical systems, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 56 (February (8)) (2009) 2875–2884.
- [10] J.K. Hwang, P.N. Markham, Power system frequency estimation by reduction of noise using three digital filters, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 63 (September (2)) (2014) 402–409.
- [11] J. Yu, H. Xue, B. Wen, An improved phasor based algorithm for accurate frequency measurement, *Math. Comput. Model.* 54 (August (3–4)) (2011) 1021–1029.
- [12] V.K. Tiwari, A.C. Umarikar, T. Jain, Fast amplitude estimation of harmonics using undecimated wavelet packet transform and its hardware implementation, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 67 (October (1)) (2017) 65–77.
- [13] L. Zào, R. Coelho, On the estimation of fundamental frequency from nonstationary noisy speech signals based on the Hilbert–Huang transform, *IEEE Signal Process. Lett.* 25 (February (2)) (2018) 248–252.
- [14] S. Gazor, H. Hajimolahoseini, H. Soltanian-Zadeh, R. Amirfattahi, Instantaneous fundamental frequency estimation of non-stationary periodic signals using nonlinear recursive filters, *IET Signal Process.* 9 (April (2)) (2015) 143–153.
- [15] M. Lewandowski, J. Walczak, Optimal base frequency estimation of an electrical signal based on Prony's estimator and a FIR filter, *Appl. Math. Comput.* 319 (February) (2018) 551–561.
- [16] A. Upadhyay, M. Sharma, R.B. Pachori, Determination of instantaneous fundamental frequency of speech signals using variational mode decomposition, *Comput. Electr. Eng.* 62 (August) (2017) 630–647.
- [17] M. Shamim Reza, V.G. Agelidis, A demodulation-based technique for robust estimation of single-phase grid voltage fundamental parameters, *IEEE Trans. Ind. Inform.* 13 (February (1)) (2017) 166–175.
- [18] H. Khazraj, F.F. da Silva, C.L. Bak, S. Golestan, Analysis and design of notch filter-based PLLs for grid-connected applications, *Electr. Power Syst. Res.* 147 (June) (2017) 62–69.
- [19] R.S.R. Chilipi, N.A. Sayari, K.H.A. Hosani, A.R. Beig, Adaptive notch filter-based multipurpose control scheme for grid-interfaced three-phase four-wire DG inverter, *IEEE Trans. Ind. Appl.* 53 (July (4)) (2017) 4015–4027.
- [20] G. Yin, L. Guo, X. Li, An amplitude adaptive notch filter for grid signal processing, *IEEE Trans. Power Electron.* 28 (June (6)) (2013) 2638–2641.
- [21] Y. Wang, W. Wei, J. Xiang, Multipoint interpolated DFT for sine waves in short records with DC components, *Signal Process.* 131 (February) (2017) 161–170.
- [22] J. Kjær, T. Lindstrøm, J. Rindom, Fast fundamental frequency estimation: making a statistically efficient estimator computationally efficient, *Signal Process.* 135 (June) (2017) 188–197 October 2016.
- [23] M.G. Christensen, Accurate estimation of low fundamental frequencies from real-valued measurements, *IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process.* 21 (October (10)) (2013).
- [24] J. Li, Z. Teng, Q. Tang, J. Song, X. Li, Dielectric loss factor measurement in power systems based on sampling sequence reconstruction approach, *IEEE Trans. Power Electron.* 32 (June (6)) (2017) 4766–4775.
- [25] L.M. Zhu, H. Ding, X.Y. Zhu, Extraction of periodic signal without external reference by time-domain average scanning, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 55 (February (2)) (2008) 918–927.
- [26] C. Ghafari, H. Almasalma, B. Raison, N. Hadjsaid, R. Caire, E. Martin, Phasors estimation at offnominal frequencies through an enhanced-SVA method with a fixed sampling clock, *IEEE Trans. Power Deliv.* 32 (August (4)) (2017) 1766–1775.
- [27] M. Pineda-Sanchez, R. Puche-Panadero, M. Riera-Guasp, J. Perez-Cruz, J. Roger-Folch, J. Pons-Llinares, V. Climente-Alarcon, J.A. Antonino-Daviu, Application of the Teager–Kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors, *IEEE Trans. Energy Convers.* 28 (December (4)) (2013) 1036–1044.
- [28] B. Bessam, A. Menacer, M. Boumechraz, H. Cherif, Detection of broken rotor bar faults in induction motor at low load using neural network, *ISA Trans.* 64 (June (1)) (2016) 241–246.
- [29] T. Strutz, *Data Fitting and Uncertainty: A Practical Introduction to Weighted Least Squares and Beyond*, first ed., Vieweg+Teubner Verlag, Germany, 2011.
- [30] C.T. Kelley, *Iterative Methods for Optimization*, first ed., Society for Industrial and Applied Mathematics, USA, 1999.
- [31] B. Asikgil, Robust nonlinear least squares approaches for evaluating OVA-mediated bleaching reactions: an experimental comparative study, *Gazi Univ. J. Sci.* 30 (October (4)) (2017) 599–608.
- [32] G.K. Singh, Power system harmonics research: a survey, *Eur. Trans. Electr. Power* 19 (August (2)) (2009) 151–172.
- [33] R.J. Romero-Troncoso, A. Garcia-Perez, D. Morinigo-Sotelo, O. Duque-Perez, R.A. Osornio-Rios, M.A. Ibarra-Manzano, Rotor unbalance and broken rotor bar detection in inverter-fed induction motors at start-up and steady-state regimes by high-resolution spectral analysis, *Electr. Power Syst. Res.* 133 (April) (2016) 142–148.
- [34] IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, (2014) IEEE standard 1159.
- [35] D.W. Marquardt, An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters, *J. Soc. Ind. Appl. Math.* 11 (June (2)) (1963) 431–441.

Anexo C: Registros de derechos de autor

CERTIFICADO

Registro Público del Derecho de Autor

Para los efectos de los artículos 13, 162, 163 fracción I, 164 fracción I, 168, 169, 209 fracción III y demás relativos de la Ley Federal del Derecho de Autor, se hace constar que la **OBRA** cuyas especificaciones aparecen a continuación, ha quedado inscrita en el Registro Público del Derecho de Autor, con los siguientes datos:

AUTORES: ELVIRA ORTIZ DAVID ALEJANDRO
JAEN CUELLAR ARTURO YOSIMAR
OSORNIO RIOS ROQUE ALFREDO
ROMERO TRONCOSO RENE DE JESUS

TITULO: ESTIMACION DE POTENCIA EN GENERACION FOTOVOLTAICA POR MEDIO DE ALGORITMOS GENETICOS

RAMA: PROGRAMAS DE COMPUTACION

TITULARES: ELVIRA ORTIZ DAVID ALEJANDRO
JAEN CUELLAR ARTURO YOSIMAR
OSORNIO RIOS ROQUE ALFREDO
ROMERO TRONCOSO RENE DE JESUS

Con fundamento en lo establecido por el artículo 168 de la Ley Federal del Derecho de Autor, las inscripciones en el registro establecen la presunción de ser ciertos los hechos y actos que en ellas consten, salvo prueba en contrario. Toda inscripción deja a salvo los derechos de terceros. Si surge controversia, los efectos de la inscripción quedarán suspendidos en tanto se pronuncie resolución firme por autoridad competente.

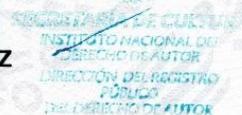
Con fundamento en los artículos 2, 208, 209 fracción III y 211 de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 64, 103 fracción IV y 104 del Reglamento de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 1, 3 fracción I, 4, 8 fracción I y 9 del Reglamento Interior del Instituto Nacional del Derecho de Autor, se expide el presente certificado.

Número de Registro: 03-2019-031411421700-01

México D.F., a 14 de marzo de 2019

EL DIRECTOR DEL REGISTRO PÚBLICO DEL DERECHO DE AUTOR

JESUS PARETS GOMEZ





Universidad de Valladolid



ESUELA DE INGENIERAS
INDUSTRIALES

Valladolid, España, 1 de Mayo de 2019

CARTA USUARIO

A QUIEN CORRESPONDA

Presente

Por medio de la presente le informo que la Universidad de Valladolid, España se encuentra utilizando en sus laboratorios e instalaciones el sistema ESTIMACION DE POTENCIA EN GENERACION FOTOVOLTAICA POR MEDIO DE ALGORITMOS GENETICOS y desarrollado específicamente por los investigadores:

Elvira Ortiz David Alejandro

Jaen Cuellar Arturo Yosimar

Osornio Rios Roque Alfredo

Romero Troncoso Rene de Jesus

Dicho módulo ha sido instalado con el objetivo de monitorear en el desarrollo de proyectos de investigación. Estamos conscientes de que el sistema cuenta con la propiedad de los autores y que esta protegidos en México por el Registro de Derechos de autor con número 03-2019-031411421700-01. El uso del sistema se desarrolla con el consentimiento de los autores y basado en un convenio de colaboración existente entre la Universidad Autónoma de Querétaro con la Universidad de Valladolid

Se extiende la presente para los fines que a los interesados convenga.

Atentamente



Dr. Daniel Moriño Sotelo

Universitat Politècnica de València
Departamento de Ingeniería Eléctrica



DEPARTAMENTO DE INGENIERIA ELECTRICA
UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA

Apartado de Correos 22012
46101 - Valencia (España)
Tel. +34 963 207120
Fax +34 963 207126
Cvta. 22002@upv.es

A QUIEN CORRESPONDA

Presente

Por medio de la presente le informo que la Universitat Politècnica de València, España se encuentra utilizando en sus laboratorios e instalaciones el sistema ESTIMACION DE POTENCIA EN GENERACION FOTOVOLTAICA POR MEDIO DE ALGORITMOS GENETICOS y desarrollado específicamente por los investigadores:

Elvira Ortiz David Alejandro
Jaen Cuellar Arturo Yosimar
Osornio Rios Roque Alfredo
Romero Troncoso Rene de Jesus

Dicho módulo ha sido instalado con el objetivo de monitorear en el desarrollo de proyectos de investigación. Estamos conscientes de que el sistema cuenta con la propiedad de los autores y que esta protegidos en México por el Registro de Derechos de autor con número 03-2019-031411421700-01. El uso del sistema se desarrolla con el consentimiento de los autores y basado en un convenio de colaboración existente entre la Universidad Autónoma de Querétaro con la Universitat Politècnica de València.

Se extiende la presente para los fines que a los interesados convenga.

Recibu un cordial saludo

En Valencia España, a 17 de mayo de 2019,



Joanda
Dr. Jose A. Antonino Daviu
Profesor Titular de Universidad
Dpto. Ingeniería Eléctrica
Universitat Politècnica de Valencia
Camion de Vera s/n
46022 Valencia, ESPAÑA
Tel. 0034963877592; Fax. 0034963877599
e-mail: joanda@die.upv.es

CERTIFICADO

Registro Público del Derecho de Autor

Para los efectos de los artículos 13, 162, 163 fracción I, 164 fracción I, 168, 169, 209 fracción III y demás relativos de la Ley Federal del Derecho de Autor, se hace constar que la **OBRA** cuyas especificaciones aparecen a continuación, ha quedado inscrita en el Registro Público del Derecho de Autor, con los siguientes datos:

AUTORES: ELVIRA ORTIZ DAVID ALEJANDRO
JAEN CUELLAR ARTURO YOSIMAR
OSORNIO RIOS ROQUE ALFREDO
ROMERO TRONCOSO RENE DE JESUS

TITULO: ALGORITMO GENETICO PARA SUPRESION DE LA COMPONENTE
FUNDAMENTAL EN EL ANALISIS DE SEÑALES ELECTRICAS

RAMA: PROGRAMAS DE COMPUTACION

TITULARES: ELVIRA ORTIZ DAVID ALEJANDRO
JAEN CUELLAR ARTURO YOSIMAR
OSORNIO RIOS ROQUE ALFREDO
ROMERO TRONCOSO RENE DE JESUS

Con fundamento en lo establecido por el artículo 168 de la Ley Federal del Derecho de Autor, las inscripciones en el registro establecen la presunción de ser ciertos los hechos y actos que en ellas consten, salvo prueba en contrario. Toda inscripción deja a salvo los derechos de terceros. Si surge controversia, los efectos de la inscripción quedarán suspendidos en tanto se pronuncie resolución firme por autoridad competente.

Con fundamento en los artículos 2, 208, 209 fracción III y 211 de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 64, 103 fracción IV y 104 del Reglamento de la Ley Federal del Derecho de Autor; artículos 1, 3 fracción I, 4, 8 fracción I y 9 del Reglamento Interior del Instituto Nacional del Derecho de Autor, se expide el presente certificado.

Número de Registro: 03-2019-031411410500-01

México D.F., a 21 de marzo de 2019

EL DIRECTOR DEL REGISTRO PÚBLICO DEL DERECHO DE AUTOR

JESUS PARETS GOMEZ

