



Journal Paper

“OptiWindSeaPower: Gestión Integral Óptima de Parques Eólicos Offshore Mediante Nuevos Modelos Matemáticos

(2ª parte)”

- AEND nº 89-

Accepted: October 2019

Fausto Pedro García Márquez
Ingenium Research Group, Universidad de Castilla-La Mancha
FaustoPedro.Garcia@uclm.es

Victoria Borja Moraleda
Ingenium Research Group, Universidad de Castilla-La Mancha
Victoria.Borja@alu.uclm.es

Alfredo Arcos Jiménez
Ingenium Research Group, Universidad de Castilla-La Mancha
Alfredo.Arcos@alu.uclm.es

Carlos Quiterio Gómez Muñoz
Universidad Europea Madrid
carlosquiterio.gomez@universidadeuropea.es

Cite as: Márquez, F. P. G., Borja, V.M., Jiménez, A. A., Muñoz, C. Q. G. OptiWindSeaPower: Gestión Integral Óptima de Parques Eólicos Offshore Mediante Nuevos Modelos Matemáticos (2ª parte). AEND nº 89, 2019 (pp 34-48).



OPTIWINDSEAPOWER: GESTIÓN INTEGRAL ÓPTIMA DE PARQUES EÓLICOS OFFSHORE MEDIANTE NUEVOS MODELOS MATEMÁTICOS

(2ª parte)*

Autores: ¹ Fausto Pedro García Márquez, ¹ Victoria Borja Moraleda, ¹ Alfredo Arcos Jimenez, ² Carlos Quiterio Gómez Muñoz

¹ Ingenium Research Group, Universidad de Castilla-La Mancha, España

[FaustoPedro.Garcia; Alfredo.ArcosJimenez]@uclm.es

Victoria.Borja@alu.uclm.es

² Ingeniería Industrial y Aeroespacial, Universidad Europea, Madrid, España

carlosquiterio.gomez@universidadeuropea.es

Resumen

En el artículo "OptiWindSeaPower: Gestión Integral Óptima de Parques Eólicos Offshore Mediante Nuevos Modelos Matemáticos" [1], revista AEND número 86, se presentaba el sistema de monitorización desarrollado en el laboratorio para analizar la condición de los principales elementos estructurales de un aerogenerador. Dicho sistema consistía en el empleo de sensores y actuadores de tipo MFC (*Macro Fiber Composite*).

La inspección se ha realizado mediante la generación y propagación de ondas ultrasónicas de tipo *Lamb*, y las señales adquiridas poseen información compleja debido a la superposición de los diferentes modos de propagación característicos de estos tipos de onda, junto con las reflexiones producidas por las discontinuidades del material y defectos.

Se ha demostrado su eficiencia en aplicaciones de

control, aplicaciones de vibraciones y ruido, así como para monitorizar el estado de estructuras y para la generación de energía. Son idóneos para adaptarse a superficies curvas. Los MFC son compuestos de fibras piezocerámicas alineadas de manera unidireccional, los electrodos están interdigitados en una lámina de poliamida y, están embebidos en un compuesto adhesivo de matriz de polímero.

Se han aplicado una gran variedad de métodos en el procesamiento de las señales, los cuales se detallan en el Anexo I del artículo anterior [1]. El presente artículo trata dichas señales primeramente filtrándolas mediante transformadas *Wavelet*. Seguidamente, se aplican algoritmos para extracción de características de las señales, los cuales se aplican a los escenarios considerados en los experimentos para la clasificación de los mismos.

Palabras Clave: Gestión Integral Óptima de Parques Eólicos Offshore Mediante Nuevos Modelos Matemáticos

1. Antecedentes

En el artículo "OptiWindSeaPower: Gestión Integral Óptima de Parques Eólicos Offshore Mediante Nuevos Modelos Matemáticos" [1] publicado en el número 86 de esta revista AEND, se justificaba la necesidad que había dado lugar al proyecto nacional de investigación

fundamental *OptiWindSeaPower* [2]. El objetivo de *OptiWindSeaPower* avanza en la indagación original y planificada en los sistemas de monitorización para analizar la condición de los principales componentes estructurales de un aerogenerador en tiempo real. Cabe recordar que este proyecto sucede al proyecto nacional *WinSeaEnergy* (Ref.: DPI2012-31579) [3],

*La 1ª parte de este artículo se publicó en el número 86 de esta Revista



cuyo fin fue poder monitorizar los principales elementos del tren de potencia de un aerogenerador [4]. Ambos proyectos surgen con la idea de implementar las políticas de la Unión Europea sobre fomentar el crecimiento de la industria de la energía eólica (Directiva 2009/28/CE del Parlamento Europeo y del Consejo del 23 de abril del 2009 [5]). El fin último es poder fomentar la utilización de fuentes renovables de energía para poder favorecer al plan para la descarbonización en Europa (Decisión nº 646/2000/CE del Parlamento Europeo y del Consejo del 28 de febrero de 2000 [6]).

La energía eólica generó 47.290 GWh en España en 2016, con una cobertura de las necesidades eléctricas del 19,3%, dentro del 41.1% que proporcionan las energías renovables de la demanda eléctrica total, como se comenta en el apartado anterior (ver Figura 1). De esta forma, la energía eólica se consolida como la segunda fuente de producción de electricidad, después de la energía nuclear, satisfaciendo las necesidades eléctricas de 10 millones de hogares y reduciendo las emisiones de CO₂ en veinticinco millones de toneladas, ya que reduce la utilización de combustibles fósiles [7].

identificar en ellas condiciones de frío/calor, humedad y acumulación de hielo en superficie. También se han empleado métodos de inversión temporal para predecir el comportamiento de la onda *Lamb* y su fenómeno de dispersión. La amplitud se ha analizado con el modelo de *Wilson*, además de la longitud de la forma de onda, la integral cuadrática simple, o el uso de ventanas temporales múltiples; Redes Neuronales, pudiéndose identificar distintas tipologías de fallos, como es el caso que se presenta en este artículo. En la metodología basada en la inteligencia artificial, existen varios procesos como es la Extracción y Selección de características de la señal, donde es necesario minimizar el número de datos de entrada con el empleo de algoritmos heurísticos para poder localizar el fallo y categorizarlo [8], empleando para ello técnicas como triangulación, suavizado, etc.; Algoritmos derivados de la Función de transferencia del sistema [9], lo que permitió poder adaptar las señales de entradas a las de salida, y poder, con ello, emplearlo como referencia con los algoritmos anteriormente descritos para poder detectar, identificar y localizar los fallos estructurales [10]. Estos algoritmos han de ser desarrollados, de tal modo, que sean capaces de detectar los fallos en tiempo

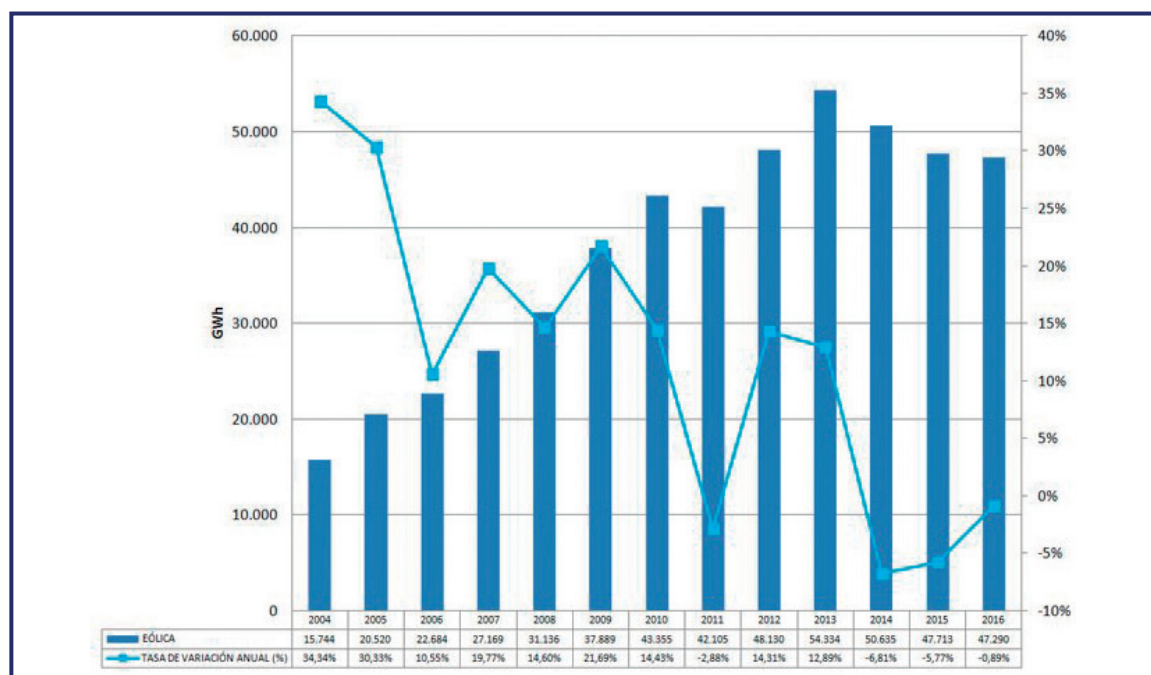


Figura 1. Generación eólica anual y tasa de variación 2016

Como ya se detallaba en el citado artículo, las señales, las cuales contienen mucho ruido, son filtradas antes de ser analizadas. La energía de la señal determinará, en ocasiones, las condiciones climáticas, pudiéndose

real [11], prediciendo dicho fallo, indicando su localización, evolución y evaluando su importancia [12]. Con ello se podrán diseñar distintos tipos de alarmas que sean capaces de indicar la gravedad del fallo [13],



e incluso que haga parar el sistema para que pueda ser revisado por su operario [14].

2. Palas de aerogeneradores

El diseño de las palas de un aerogenerador requiere unas dimensiones, propiedades estructurales y un comportamiento mecánico apropiado durante su periodo de funcionamiento para optimizar su rendimiento aerodinámico. Los materiales empleados para alcanzar estas exigencias son los llamados materiales compuestos. El material compuesto más utilizado es la resina de plástico, tanto poliéster como *epoxy*, reforzado con fibra de vidrio. Este tipo de material reúne propiedades como su versatilidad en el proceso de fabricación, sus buenas propiedades estructurales y resistencia a fatiga. Por estas razones, se empleó, previamente, con éxito, en la industria naval. Asimismo, este material compuesto es transparente frente a las ondas electromagnéticas, tiene un bajo coeficiente de dilatación y una reducida conductividad eléctrica, haciéndolo especialmente interesante para la protección frente al rayo. La fibra de vidrio cuesta entre los nueve y once dólares/kg por pala fabricada [15]. Otros materiales compuestos más modernos incorporan fibra de carbono. Es un material con alta resistencia, más ligero que la fibra de vidrio, pero las palas de dimensiones considerables, fabricadas con este material, son excesivamente caras.

trabajo es la viga continua o viga cajón [16]. Seguidamente, se expone la distribución de los materiales en esta sección:

- **cajón:** estructura central resistente que aumenta la rigidez de la sección en la dirección fuera del plano del rotor. Soporta esfuerzos normales debido a momentos flectores fuera del plano y, esfuerzos tangenciales debido a fuerzas cortantes y momentos torsionales. El cajón está fabricado con un material compuesto formado por una matriz polimérica termoestable de *epoxy* ofreciendo la cohesión y transmisión de cargas. A su vez, el material compuesto está constituido por fibras de vidrio que aumentan las propiedades mecánicas de la matriz proporcionando resistencia y rigidez. Las fibras suelen estar ordenadas en forma de hilos y éstos en forma de tejidos. En función de la orientación que tengan se pueden clasificar en: MATS: al azar, Unidireccionales: 0° , Bidireccionales: $\pm 45^\circ$, $0/90^\circ$ y Tejidos 3D
- **piel resistente:** cubierta exterior que forma el perfil aerodinámico que soporta esfuerzos cortantes debido a momentos torsionales y esfuerzos normales debido a momentos flectores dentro del plano (elevada inercia). La piel resistente está comprendida por paneles tipo sándwich. Se utilizan para proporcionar estabilidad a la estructura. Su función es aumentar el espesor del lami-

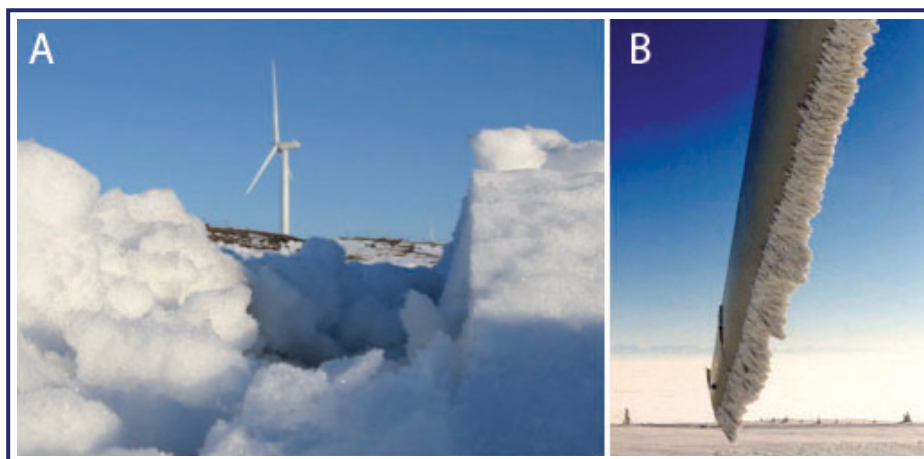


Figura 2. (A) Aerogenerador en Scout Moor. Waterfoot, Inglaterra, y; (b) Hielo en una pala de un aerogenerador de 150 kW WTB en Grenchenberg, Suiza [103]

Dentro de los diferentes tipos de secciones estructurales de las palas (viga no continua, viga cajón, monocasco, *D-Spar*, costillas), el referente a la pala que se utiliza para realizar los experimentos en este

nado, mejorando el momento de inercia con el menor aumento de peso posible. Por una parte, se encuentra el núcleo de espuma de PVC, entre sus propiedades destacan su bajo peso, buena



adhesión, adaptabilidad al molde, facilidad de impregnación y reciclabilidad. Por otra parte, el núcleo está confinado entre dos láminas de fibra de vidrio. La piel resistente se protege con un recubrimiento cuyo objetivo es la protección de la superficie contra productos químicos, agentes atmosféricos, humedad, abrasión y conseguir un buen acabado de la pieza cumpliendo los criterios aerodinámicos. Estos recubrimientos suelen ser de poliéster o uretano pudiendo ser aplicados, en una primera capa, sobre el molde o bien como pintura, posteriormente. Para realizar reparaciones se utiliza un producto similar pero con contenido en parafinas y, por ello, endurece fácilmente en contacto con el aire

La unión del cajón con la piel resistente se realiza con un adhesivo. Los adhesivos que se utilizan son de resinas similares a las utilizadas en los materiales compuestos. Suelen ser de base *epoxy*, poliéster o poliuretano con propiedades como fluidez y viscosidad del adhesivo, facilidad para la puesta en obra, necesidad de curado a altas temperaturas. La Figura 3 muestra la pala utilizada en los experimentos.

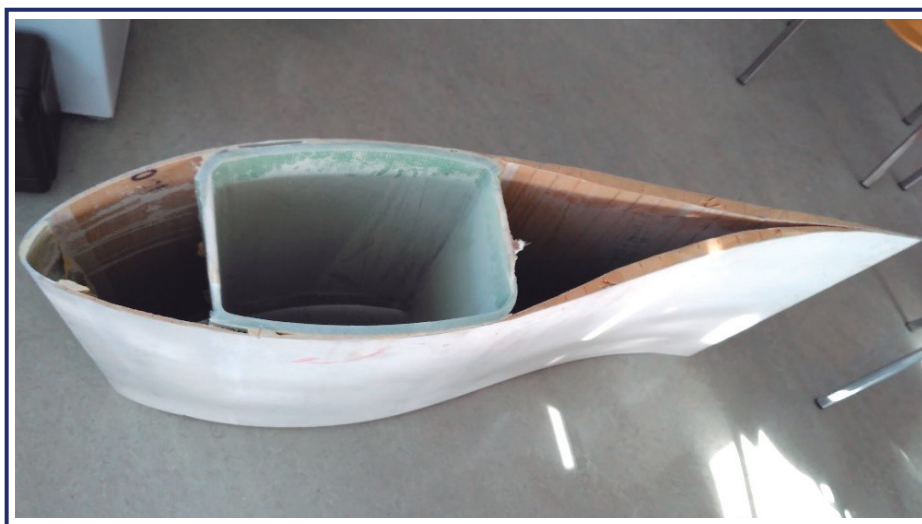


Figura 3. Fragmento pala Gamesa de sección viga cajón

Los altos costes ocasionados por fallos en las palas hacen que sea de gran importancia el estudio de sus causas. Entre las principales se destacan los fuertes vientos, sus cambios de dirección, las frecuentes turbulencias provocando cargas cíclicas y diferencias de temperatura durante el movimiento rotacional de las palas. Esto implica ciclos de alta tensión y relajación del estrés en las distintas áreas de la pala, series de tracción y compresión longitudinal, así como flexión,

provocando fatiga en los diferentes componentes de los materiales y favoreciendo la degradación de las palas. Como consecuencia, en las proximidades del área tensionada aparecen grietas mínimas, áreas de delaminación [17], fallos estructurales y rotura de fibras [18]. Otras causas de fallos en palas son una fabricación defectuosa o la adhesión de cuerpos extraños, como puede ser restos de insectos, suciedad, barro o hielo entre otros, que alteran el perfil aerodinámico de la pala afectando a la potencia y al rendimiento del aerogenerador.

3. Ensayos No Destructivos. Ondas Guiadas-Lamb

El presente trabajo se centra en los Ensayos No Destructivos mediante ultrasonidos para la identificación de irregularidades a través del uso de ondas acústicas [19]. Se estudia la propagación de las ondas en busca de discontinuidades del material [20]. Las ondas acústicas son un tipo de ondas mecánicas dentro de las ondas elásticas. Las ondas elásticas son perturbaciones introducidas en el

material que provocan la oscilación de las partículas alrededor de sus posiciones de equilibrio [21]. La energía que causa la perturbación es de naturaleza mecánica por el movimiento vibratorio. La propagación de ondas elásticas requiere de un medio material (nunca en el vacío) y que éste, además, presente un comportamiento elástico para que pueda transmitirse este movimiento de oscilación a las partículas contiguas [22]. Debido a esto, también se



denominan ondas guiadas por su necesidad de propagación a través de una estructura física que sirve de guía [23].

Este proceso se describe con una onda (se considera siempre de tipo sinusoidal) y que se caracteriza, a su vez, con un valor de amplitud, de velocidad de propagación, de frecuencia, de longitud de onda y por una dirección de propagación. En cada caso, estos valores dependen de las características de la perturbación exterior (la sollicitación mecánica que produce la onda) correspondiente a esfuerzos de distinto tipo (compresión, cizalladura, flexión, etc.). A su vez, dependen de las propiedades del medio en que se propaga la onda. Las propiedades físicas y mecánicas del material determinan la velocidad de propagación de la perturbación, la resistencia de las partículas a ser desplazadas de sus posiciones de equilibrio y la resistencia a la propagación de esta vibración de una partícula a otra contigua en el material [24].

Los distintos tipos de onda están relacionados con los posibles modos de propagación de ésta. Se definen por la relación entre la dirección del movimiento de oscilación de las partículas y la dirección de propagación de la onda, quedando determinados por los tipos de esfuerzos que produce la vibración de las partículas, que son los siguientes. Una onda *Lamb* (u onda de chapa) se genera al propagarse una onda longitudinal que incide con un cierto ángulo sobre la superficie. Se propagan en placas delgadas de espesor inferior al valor de la longitud de onda. Viajan grandes distancias, paralelas a la superficie a través de todo el espesor de material. Su velocidad de propagación depende del ángulo de incidencia de la onda longitudinal mencionada, del material, la frecuencia y el espesor de la pieza. Tienen gran relevancia en los Ensayos No Destructivos para el estudio de materiales y son las más adecuadas para el estudio que se lleva a cabo en el presente trabajo. El movimiento de las partículas es similar al movimiento en elipse, generando dos modos principales de vibración: el llamado Simétrico (Modo Extensional) donde el desplazamiento de las partículas va en dirección de la propagación, y; El Asimétrico (Modo Flexional) donde este desplazamiento va en dirección perpendicular a la superficie de la placa. Las ondas guiadas se caracterizan con una serie de parámetros que definen unívocamente cada onda. Los parámetros característicos de este tipo de ondas son: la velocidad de propagación, la frecuencia, la longitud

de onda, la amplitud, la energía específica, la presión e intensidad acústica. La naturaleza de la onda, el tipo de onda y sus parámetros característicos determinan sus propiedades. En la inspección por ultrasonidos, para cada material objeto de inspección, éstas se relacionan, directamente, con la sensibilidad (o capacidad de detección de discontinuidades), profundidad de penetración, etc. [23].

Debido a propiedades, de las ondas guiadas *Lamb*, como la capacidad de propagación a grandes distancias y la alta sensibilidad ante irregularidades o falta de homogeneidad cerca del camino de propagación, por la reflexión o dispersión de la onda incidente, se pueden detectar defectos en el material. Las ondas transmitidas a través de un material sometido a ensayo se propagan en línea recta sufriendo atenuación con la distancia recorrida. La atenuación es la pérdida de intensidad acústica de la onda a su paso por el material. La atenuación se relaciona con la resistencia que presenta el medio a la propagación de ésta. Depende de los fenómenos de dispersión y absorción [23]: La dispersión de una onda elástica se produce por la incidencia en irregularidades propias del material que dan lugar a reflexiones en direcciones de propagación aleatoria provocando pérdida de energía de la onda. Las discontinuidades en el material que pueden dar lugar a este fenómeno son la rugosidad en las superficies límite, bordes de grano (en materiales metálicos), inclusiones, porosidad, cavidades intergranulares, microgrietas, etc. El efecto de la dispersión aumenta, para un material dado, cuanto menor es la longitud de onda y, por tanto, mayor es la frecuencia, resultando significativo con longitudes de onda de valor igual o inferior al orden de magnitud del tamaño de las irregularidades en el material [24]; La pérdida de presión por absorción se debe a pérdidas caloríficas en la propagación de la onda por la fricción entre partículas en su movimiento vibratorio. El movimiento de oscilación de cada partícula no se transmite nunca, íntegramente, a la contigua y esta diferencia depende, en cada caso, de las propiedades elásticas del material dado y de la frecuencia de la onda. La absorción aumenta con la frecuencia. Sin embargo, su efecto es despreciable a frecuencias inferiores de 10 MHz [24].

En consecuencia, a lo antes mencionado, frecuencias altas consiguen una mayor sensibilidad para la detección de defectos, pero reducen la profundidad



de penetración del haz ultrasónico por la pérdida de presión acústica a partir de una determinada distancia. La utilización de bajas frecuencias con grandes longitudes de onda admite examinar mayores distancias, ya que la absorción es menor. Sin embargo, pierde sensibilidad a los defectos, teniendo mayor rango de discontinuidades imperceptibles. Dependiendo del objeto de cada inspección se debe seleccionar la frecuencia más adecuada. La atenuación es uno de los inconvenientes principales de los ensayos por ultrasonidos. Su influencia es tan importante en algunos materiales que no son aptos para este tipo de inspección. En la práctica, en los ensayos por ultrasonidos se emplean siempre pulsos de onda o trenes de impulsos, nunca ondas continuas, para minimizar la atenuación de ondas por interferencias (Figura 4). Otro efecto que contribuye a la pérdida de presión acústica es el desdoblamiento que puede sufrir una onda al incidir sobre superficies límites.

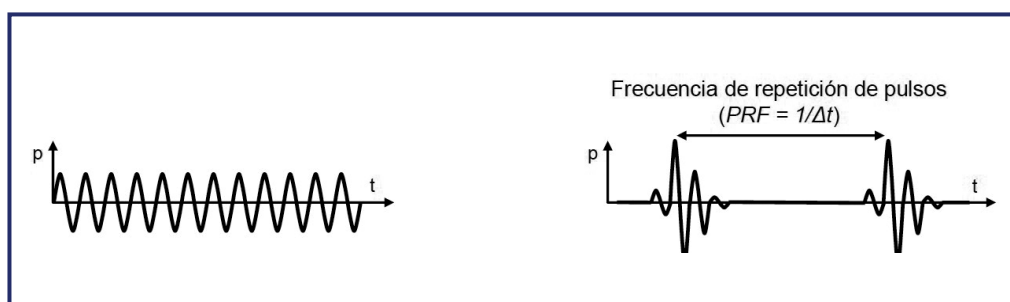


Figura 4. Onda continua (izda.) y pulsos de onda (dcha.) [24]

Se define como superficie límite toda superficie, de cualquier tamaño, forma y orientación, que separa dos medios de distinta naturaleza. El comportamiento de una onda elástica al incidir sobre una superficie límite depende de las impedancias acústicas de los medios que esta superficie separa y, por otro lado, es diferente según el ángulo de incidencia de la onda [23].

En materiales compuestos laminados, junto a su naturaleza anisotrópica de estas estructuras y la existencia de superficies límite, generan algunos fenómenos importantes como la dependencia direccional de la velocidad de onda, diferencias en la fase y velocidades de grupo (de toda la amplitud de onda), sesgado de la onda, transformación del tipo de onda y desdoblamiento de la onda. Las ondas *Lamb* no sólo se atenúan en las superficies superior e inferior de placas multicapa homogéneas sino, que además, se reflejan (cambio en la dirección de propagación de la onda) y se refractan (transmisión de parte de la presión

acústica de la onda a través de la superficie límite con o sin cambio en la dirección de propagación de la onda transmitida) entre capas. En placas isotrópicas, las ondas *Lamb* viajan a la misma velocidad en todas direcciones y el frente de onda forma un círculo.

Pero en materiales no isotrópicos como los materiales compuestos la velocidad de la onda estará sujeta a la dirección de propagación y, de igual modo, influye en la dispersión. Los modos de onda muestran distintas propiedades en diferentes direcciones de propagación en laminados. Además, las velocidades de propagación de las ondas *Lamb* dependerán de la frecuencia de la onda y del espesor de la placa [23]. Como consecuencia de los estudios realizados acerca de la incidencia, normal u oblicua, de ondas elásticas sobre superficies límite y, en relación con la Inspección No Destructiva por ultrasonidos, pueden señalarse los siguientes factores que afectan, más significativamente, a la trans-

misión de ondas de ultrasonidos: buen acoplamiento de los sensores, el acabado superficial de la pieza y la curvatura de la superficie.

4. Casos de estudio

En el artículo anteriormente publicado en esta revista, se presentaba el sistema de monitorización desarrollado en el laboratorio para analizar la condición de los principales elementos estructurales de un aerogenerador. Dicho sistema consistía en el empleo de sensores y actuadores de tipo MFC (*Macro Fiber Composite*). En este trabajo se estudia la capacidad de detección de los defectos de delaminación y acumulación de hielo en la pala de un aerogenerador mediante Ensayos No Destructivos con ultrasonidos. Se utiliza la onda guiada *Lamb* en todos los ensayos debido a sus características y propiedades. El pulso emitido es tipo *Hanning* de 3 Voltios de amplitud y 6 ciclos,



el cual será amplificado 150 veces para la correcta excitación del transductor MFC.

La técnica de inspección por transmisión aplicada consiste en el enfrentamiento de dos sensores confinando el área a estudiar entre ellos. Uno de los sensores actúa como emisor del haz de ondas ultrasónicas que es recibido por el otro sensor comportándose como receptor. Con este método, se evalúa la parte del haz que ha sido transmitida. Se puede deducir la magnitud del fallo interceptado por la disminución de la intensidad acústica del haz captado por el receptor. Los sensores son de excitación continua al no haber interferencia entre las ondas, ya que el emisor y el receptor no están en el mismo sensor como es el caso de la técnica pulso-eco, por ende, la onda recorre la mitad de distancia para ser captada por el receptor. El método de inspección por transmisión sólo da la información de la amplitud.

El método de acoplamiento se lleva a cabo por contacto entre la superficie activa del sensor y la superficie de la pieza a estudiar, por ello, tiene gran importancia el acabado superficial de la muestra y la presión de la fijación de los sensores a la pieza con el fin de conseguir la mínima capa de aire entre ellos. El aire tiene un coeficiente de transmisión acústica, prácticamente nulo, con lo que las señales recibidas pueden llevar a error o no logren ser captadas por el receptor.

El procedimiento que se desarrolla en todos los ensayos consiste, en primer lugar, en la especificación de

las características de la onda, utilizando la interfaz de *Matlab*, que le dicta al generador de ondas el impulso eléctrico, que, convenientemente amplificado, excita el sensor emisor, el que produce un impulso acústico, el cual se transmite por la pieza y es capturado por el sensor receptor. Posteriormente, las señales recibidas son leídas, a su vez, por el generador de ondas y almacenadas para su procesamiento. En algunos ensayos, las señales serán visualizadas con la ayuda del osciloscopio. La Figura 5 muestra el esquema del banco de ensayos empleados en los experimentos.

Los sensores de contacto mencionados del tipo MFC son de material piezoeléctrico. Este tipo de material tiene la propiedad de excitarse y deformarse, produciendo vibraciones ultrasónicas, al aplicar un potencial eléctrico como le ocurre al sensor emisor que transforma la señal digital discreta en analógica (onda mecánica) propagándose por el material y siendo captada por el sensor receptor. Otra de las propiedades de los MFC es su dualidad en la actuación, ya que el mismo sensor puede emitir y recibir las ondas. Para recibir la señal, como ocurre en el sensor receptor, tiene el comportamiento inverso al descrito anteriormente. El sensor receptor, tras la aplicación de una fuerza vibratoria exterior, produce cargas eléctricas en su superficie.

El propósito de estos ensayos es detectar los diferentes grados de daño contrastando la forma de las señales recibidas y su amplitud. Cuando la onda incidente se refleja o se dispersa al atravesar una imperfección del material, varía la forma y la amplitud de la onda

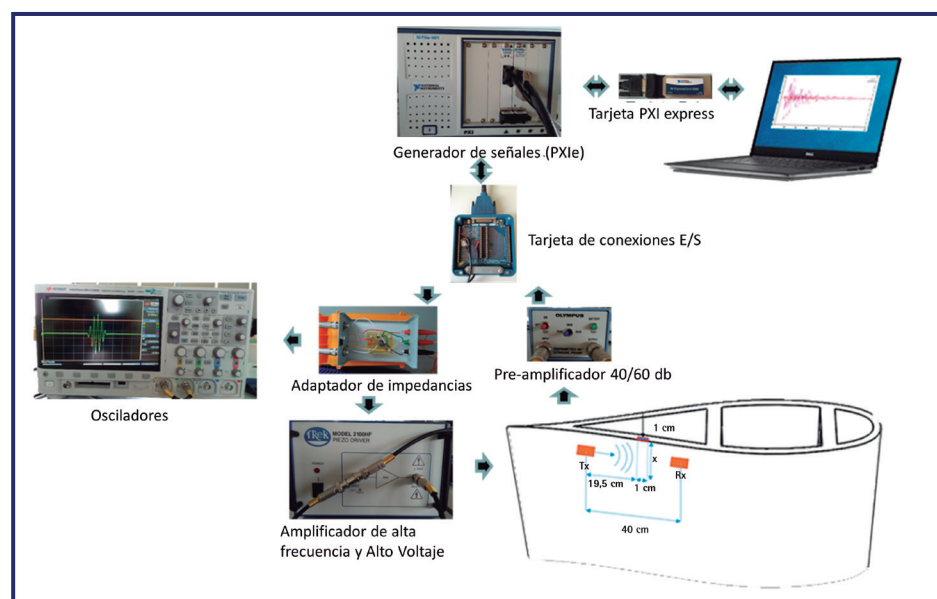


Figura 5. Esquema de la ubicación MFC para la detección de delaminación



reflejada o dispersada que alcanza la unidad de búsqueda, pudiendo ser detectado el daño.

4.1. Detección de hielo

Los parques eólicos desarrollan su actividad en condiciones climatológicas adversas. El riesgo de acumulación de hielo en las palas es muy alto en climas muy fríos. La presencia de hielo modifica el perfil aerodinámico de la pala afectando a la potencia y al rendimiento del aerogenerador [25]. Asimismo, provoca paradas inesperadas, como también su desprendimiento pudiendo caer sobres transeúntes o vehículos de carreteras a distancias considerables.

En este ensayo se estudia la capacidad de detección de acumulación de hielo sobre la pala de un aerogenerador mediante Ensayos No Destructivos con ultrasonidos. De igual forma que en el ensayo, el estudio del daño se basa en la comparación de las señales y sus parámetros característicos. Sin embargo, en ensayos pulso-eco si es importante conocer la velocidad del tren de ondas y la distancia recorrida para detectar y localizar el defecto. Cada espesor de la capa de hielo corresponde a un estado del ensayo, siendo es su totalidad cinco estados contando con el estado sin simulación (sin hielo a temperatura ambiente de 25°C), el estado con la pala congelada pero sin hielo sobres su superficie, y los estados con tres diferentes espesores de la capa de hielo (1,5 y 15 mm). Los estados se muestran en la Tabla 1.

ESTADO	ESPESOR HIELO
1	0mm (Tamb)
2	0mm (congelada)
3	1 mm
4	5 mm
5	15 mm

Tabla 1. Espesor de la capa de hielo en función de los distintos estados

La distancia entre sensores es de 40 cm. Se emite un impulso ultrasónico con diferentes frecuencias de excitación por el MFC emisor (Tx). La onda, tras propagarse por el material, es recogida, posteriormente, por el MFC receptor (Rx). Se realiza este ensayo con tres frecuencias de excitación de 30, 50 y 100 kHz para cada escenario de delaminación con el fin de verificar qué frecuencias son más sensibles a la detección

de este tipo de daño. Se recogen cien señales de cada frecuencia para su posterior análisis, es decir, quinientas señales por cada estado.

4.2. Delaminación

La delaminación consiste en un fenómeno por el cual se separan las distintas capas del material compuesto que conforma la pala debido a las cargas cíclicas provocadas, golpes o cambios en la dirección de vientos fuertes.

En este ensayo se estudia la capacidad de detección de delaminación en la pala de un aerogenerador mediante END con ultrasonidos. En ensayos pulso-eco es importante conocer la velocidad del tren de ondas y la distancia recorrida para detectar y localizar el defecto, pero este método se basa en la comparación de las señales y sus parámetros característicos para tal fin. Se simula la delaminación en el borde de fuga extrados que es la zona de estrés de la capa externa de la pala. En la zona de estrés se dan secuencias de tracción-compresión longitudinal, flexión y aumentos de temperatura que afectan a los materiales compuestos de su estructura, favoreciendo la degradación de la pala y al fallo catastrófico en el futuro.

La simulación mecánica de delaminación se lleva a cabo entre el núcleo de PVC del laminado tipo sándwich y la fibra de vidrio externa de la piel resistente. El proceso de simulación de delaminación se consigue mediante una chapa de 1 cm de ancho y 1 mm de espesor y con ayuda de un martillo se consigue diferentes profundidades. Cada profundidad (x) de delaminación corresponde a un estado del ensayo, siendo seis estados contando con el estado sin simulación (sin daño). Las diferentes profundidades de delaminación con variación de 1 cm hasta completar los 5 cm

ESTADO	PROFUNDIDAD (X)	ÁREA DELAMINACIÓN
1	0 cm (sin daño)	0 cm ²
2	1 cm	1 cm ²
3	2 cm	2 cm ²
4	3 cm	3 cm ²
5	4 cm	4 cm ²
6	5 cm	5 cm ²

Tabla 2. Profundidad de delaminación en función de los distintos estados



de profundidad de separación de las distintas capas se muestran en la Tabla 2.

Los experimentos se realizan a una temperatura ambiente de 25°C. La distancia entre sensores es igual al caso anterior, siendo de 40 cm. Se emite un impulso ultrasónico con diferentes frecuencias de excitación por el MFC emisor (Tx). Se realiza este ensayo con frecuencias de excitación de 25, 37 y 55 kHz para cada escenario de delaminación con el fin de verificar qué frecuencias son más sensibles a la detección de este tipo de daño (Figura 6). Se recogen seiscientas señales de cada frecuencia para su posterior análisis, es decir, tres mil seiscientas señales por cada estado.

serán las entradas de una red neuronal que actúa de clasificador. Mediante un entrenamiento supervisado, producirá una salida indicando la condición del material. El esquema se muestra en la Figura 7.

4.3. Filtrado

En el procesamiento de señales para el filtrado de ruido, se utiliza la Transformada de *Wavelet* mediante la familia *Daubechies*, que consiste en la descomposición de la señal mediante un conjunto de funciones $\psi_{s,\tau}(t)$ que forman una base y son las denominadas "wavelets" [8]. Las *wavelets* son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma

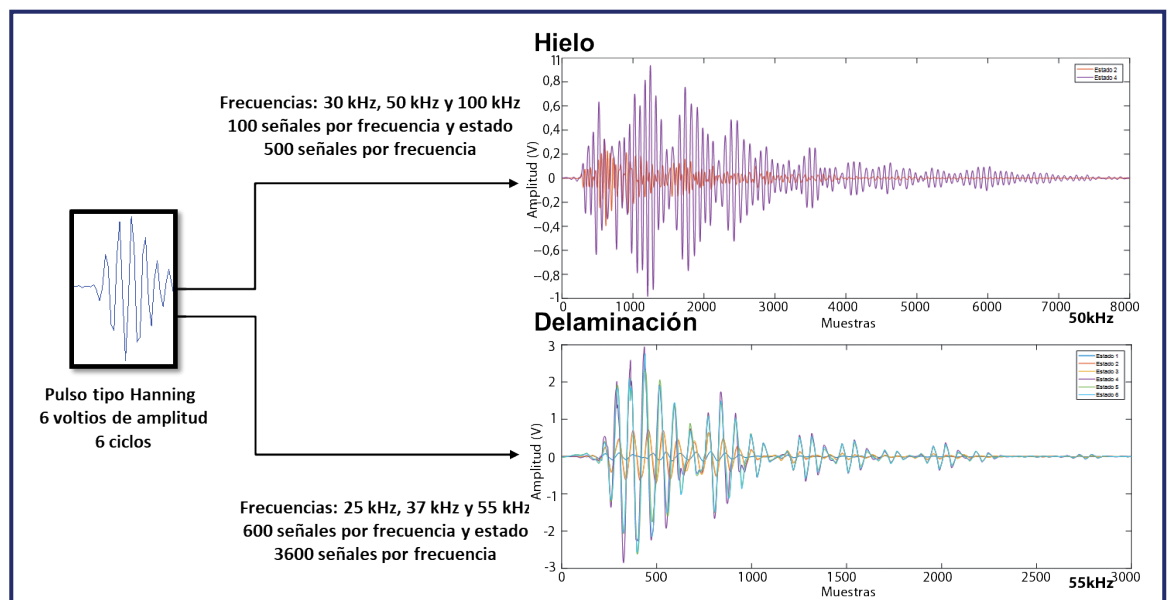


Figura 6. Señales de entrada y salida en los experimentos de hielo y delaminación

El presente trabajo emplea un modelo de red neuronal para el reconocimiento de patrones de las señales ultrasónicas, a las cuales se les aplica técnicas de procesamiento de señales, filtrado de ruido y una extracción de características mediante el uso de modelos autorregresivos y selección mediante el Criterio de Información de Akaike (*Akaike Information Criterion*, AIC). Las características extraídas y seleccionadas

función, denominada "Wavelet madre" y queda definida por la ecuación (1).

$$\psi_{s,\tau}(t) = |s|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad s, \tau \in \mathbf{R}, \quad s \neq 0 \quad (1)$$

Donde s es el factor de escala, τ es el factor de traslación.

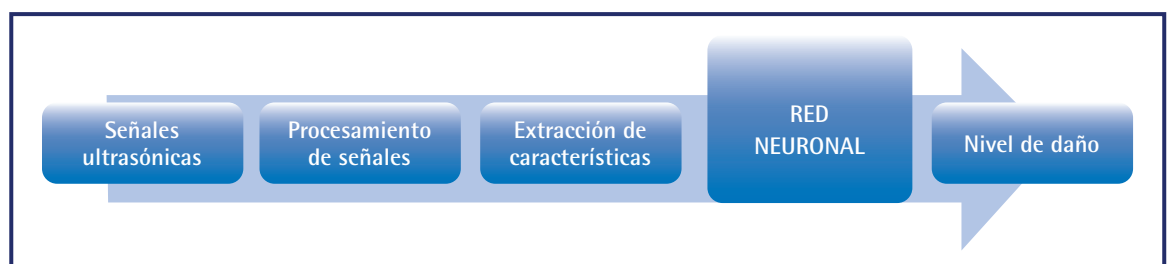


Figura 7. Procedimiento de detección de daños en una pala de aerogenerador



Todas las *wavelets* que se generan tienen la misma función que la *wavelet* madre, diferenciándose en su escala s y su ubicación τ . Cuando $s > 1$ las *wavelets* son dilatadas, por el contrario, si $s < 1$ son contraídas. Por tanto, modificando el valor s de se cubren diferentes rangos de frecuencias. En nuestro caso, se ha utilizado prefiltrado con DWT, con un nivel de descomposición de 7, usando la *wavelet Daubechies* de 11 expresada por la ecuación (2).

$$\psi_{i,k}(t) = s_0^{-\frac{i}{2}} \psi(s_0^{-i}t - k\tau_0) \quad (2)$$

Posteriormente, se aplica para el filtrado con DWT, con un nivel de descomposición 3, mediante *wavelet* simétrica 4. Este procedimiento se realiza para todas las matrices de señales por frecuencias. La Figura 8 muestra un ejemplo de filtrado de las señales de todos los estados con frecuencia 55 KHz recogidas de los ensayos de delaminación.

los parámetros que caractericen, adecuadamente, a las señales de entrada. Este proceso, conocido como la extracción del vector de características de la señal puede realizarse de múltiples formas. Características simples podrían hacerse por la ganancia de información y la puntuación de pescador (*fisher score*) [14]. Sin embargo, las características simples solo pueden ser apropiadas para problemas muy sencillos. En muchas aplicaciones, incluyendo estimación y clasificación de daños materiales, se necesitan funciones complejas que se pueden extraer de modelos tales como el modelado de orden reducido, modelo de *Markov*, modelo autorregresivo AR [15 - 18]. El modelo AR, mediante el método de *Yule-Walker*, es uno de los métodos más populares para para la extracción de características de datos de series de tiempo [27], y por esta razón es el que se utiliza en este trabajo.

Un modelo autorregresivo AR de orden p , donde p es el número de características que se extraen, proporciona

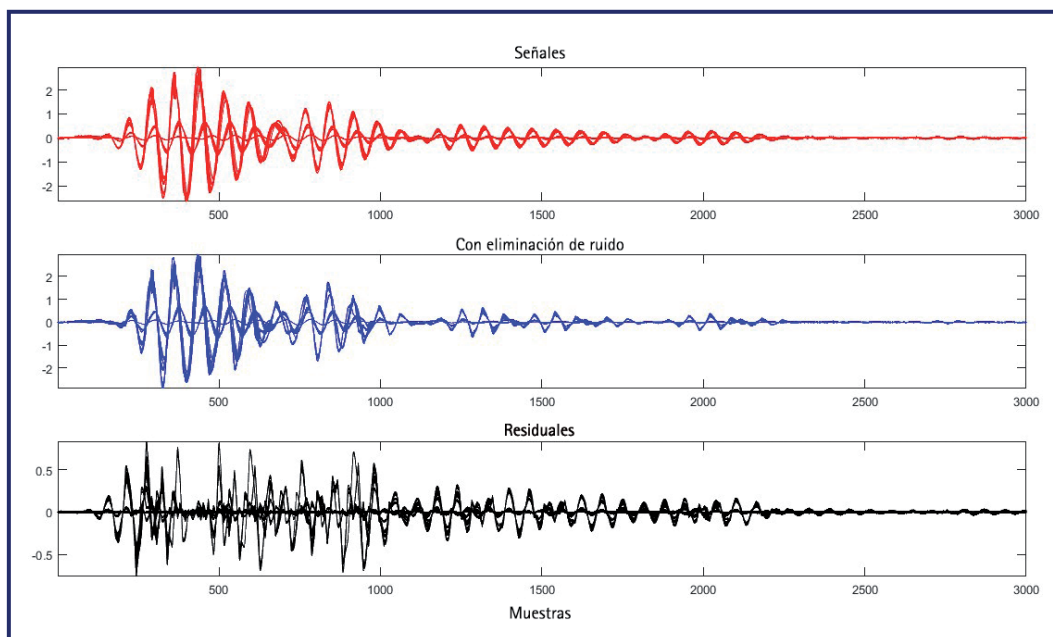


Figura 8. Filtrado de ruido utilizando la transformada de Wavelet en las señales recogidas de delaminación para una frecuencia de 55 kHz

4.4. Extracción de características mediante el modelo AR-Yule

El propósito principal de la extracción de características es reducir la dimensionalidad de los datos de entrada, eliminando el máximo de datos irrelevantes y redundantes, para aumentar con ello el rendimiento computacional y mejorar la precisión del clasificador [26]. Se debe plantear un método de extracción de

una variable de salida como combinación lineal de las variables de salida anteriores más una entrada de ruido blanco. El ruido blanco consiste en una señal aleatoria que mantiene constante su densidad espectral de potencia a lo largo de toda la banda de frecuencias. En este método los coeficientes, del polinomio característico de la señal, son calculados mediante el método de *Yule Walker* a partir de las covarianzas. El modelo AR (p) es:



$$y(t) = \sum_{i=1}^p \phi_i y(t-i) + \xi(t) \quad (3)$$

Donde $y(t)$ es la serie temporal a modelar, ϕ_i son los parámetros del modelo, donde $i=1, \dots, p$, $\xi(t)$ es el ruido blanco que es independiente de los puntos anteriores, y el parámetro p es el orden del modelo AR.

El método paramétrico de *Yule-Walker* calcula los parámetros AR a través de la estimación sesgada de la función de autocorrelación dada por la ecuación (4), donde $r_{(p)}$ es la forma sesgada de la función de autocorrelación que asegura que la matriz de autocorrelación anterior es positiva.

$$\begin{pmatrix} r_{(0)} & r_{(1)} & r_{(2)} & \dots & r_{(p-2)} & r_{(p-1)} \\ r_{(1)} & r_{(0)} & r_{(1)} & \dots & r_{(p-3)} & r_{(p-2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{(p-2)} & r_{(p-3)} & r_{(p-4)} & \dots & r_{(0)} & r_{(1)} \\ r_{(p-1)} & r_{(p-2)} & r_{(p-3)} & \dots & r_{(1)} & r_{(0)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_{(1)} \\ \phi_{(2)} \\ \vdots \\ \phi_{(p-1)} \\ \phi_{(p)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{(1)} \\ r_{(2)} \\ \vdots \\ r_{(p-1)} \\ r_{(p)} \end{pmatrix} \quad (4)$$

Para elegir el número de características (p) que se extraen en el modelo AR(p) se utiliza un criterio de especificación automática, el AIC (*Akaike Information Criterion*) [28], con el fin de que el vector característico de las señales se ajuste con mayor exactitud al modelo teórico y se consigan mejores resultados con la menor dimensionalidad. Este criterio relaciona la bondad de ajuste del modelo con su complejidad

desde el enfoque de la teoría de la decisión estadística. *Akaike* escoge como solución óptima para la función de pérdida el mínimo del criterio de información AIC.

La técnica estadística AIC es una medida de la bondad de ajuste de un modelo estadístico estimado, basado en el equilibrio entre la precisión de ajuste y el número de parámetros estimados. En el contexto de los modelos AR, AIC viene dada por la ecuación (5).

$$AIC = N_t \ln(\epsilon) + 2N_p \quad (5)$$

$$\epsilon = SSR/N_t \quad (6)$$

donde N_p es el número de parámetros estimados, N_t es el número de puntos de datos predichos, el error y SSR el error residual. El AIC mide el desajuste de un modelo, en este caso *AR-Yule Walker*, respecto a la señal original en función del número de características extraídas. Al aumentar el número de características, el modelo se hace más complejo pero el desajuste disminuye. Se debe encontrar un equilibrio entre el mayor ajuste del modelo y mínima complejidad posible.

El AIC se calcula para cada frecuencia en todos los niveles de daño variando el número de características. Cuanto menor es el valor de AIC, mejor se ajusta el vector característico de la señal al modelo teórico,

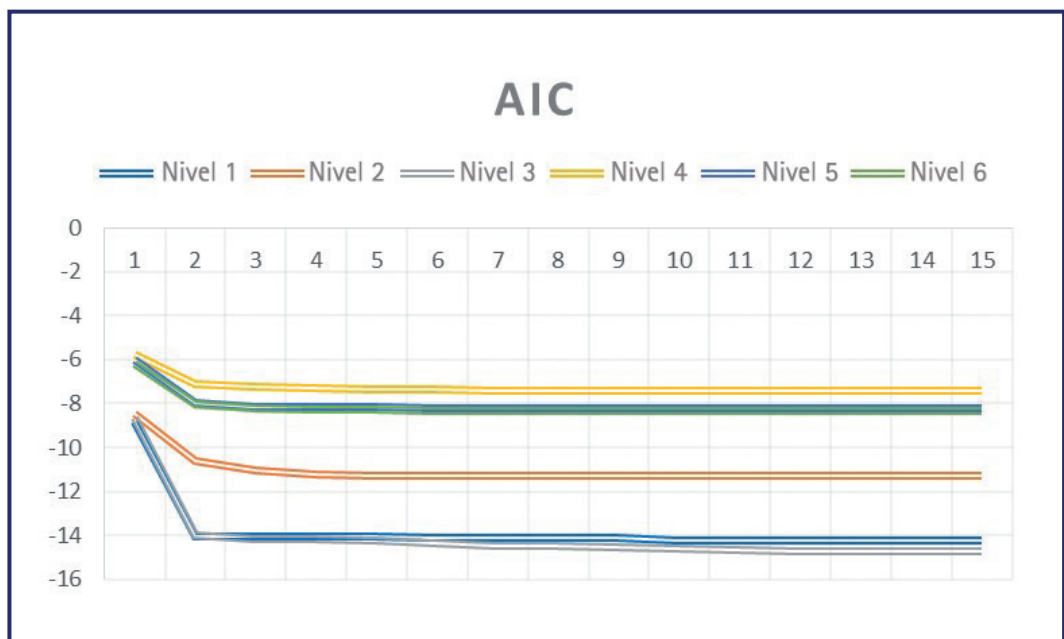


Figura 9. Características de la curva AIC para señales de 50kHz en los distintos espesores de hielo



ya que este criterio ofrece una estimación relativa de la información perdida cuando se utiliza un método determinado. El criterio de *Akaike*, según los resultados conseguidos, no reduce al mínimo el número de parámetros característicos para el mismo desajuste. Por lo que se estable un límite de características extraídas con el fin de no sobredimensionar el modelo sin ninguna mejora de ajuste. Se fija un máximo de características ($p=15$) según se deduce de la Figura 9.

Se debe considerar que el modelo más exitoso de red neuronal en el contexto del reconocimiento de patrones es la red neuronal *feed-forward*, también conocida como Perceptrón Multicapa. Especifica el modo de conexión entre capas. En este tipo de redes la información se transmite en una única dirección desde la capa de entrada a la de salida atravesando las diferentes capas ocultas. Además, no se permiten conexiones dentro de la misma capa [29]. Concerniente a la argumentación expuesta, esta red neuronal es la que se aplica en el presente trabajo, para el reconocimiento de patrones de las señales ultrasónicas obtenidas de los experimentos realizados en el laboratorio, con una capa oculta en su estructura.

Para la evaluación de un clasificador también se utiliza el análisis ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que consiste en la representación gráfica de la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad o recall) frente a la tasa de falsos positivos (complementario a la especificidad) al modificar el umbral de discriminación, valor a partir del cual decidimos que un caso es un positivo,

esta representación construye la curva ROC. En resumen, representa probabilidad de que un dato de una clase sea clasificado correctamente frente a la probabilidad de clasificación incorrecta de datos de otras clases como si fuesen de esta clase.

De la curva ROC, se pueden extraer varios índices de utilidad en la evaluación de un clasificador, el más frecuente es el área bajo la curva, AUC (*Area Under Curve*) [30]. Este índice muestra el área entre la curva ROC y la diagonal negativa, pudiendo comprender valores entre 0,5 y 1. El valor 0,5 indica que la red neuronal no tiene capacidad discriminatoria entre clases y no es válido porque probabilidad de que un dato sea clasificado correctamente es igual a la probabilidad de que este dato sea clasificado incorrectamente. Un valor de 1 indica una clasificación perfecta sin error alguno porque existe una región en la que, para cualquier corte de punto, tiene una sensibilidad y especificidad igual a la unidad. Por esto, siempre se opta por la prueba que presente mayor área bajo la curva.

5. Resultados

Observando el área bajo la curva AUC del experimento de delaminación a una frecuencia de 25 kHz, se llega a la conclusión que el estado o clase 5, obtiene la menor área con un valor de 0,7504 y seguidamente nos encontramos la clase 3, con otro de los peores

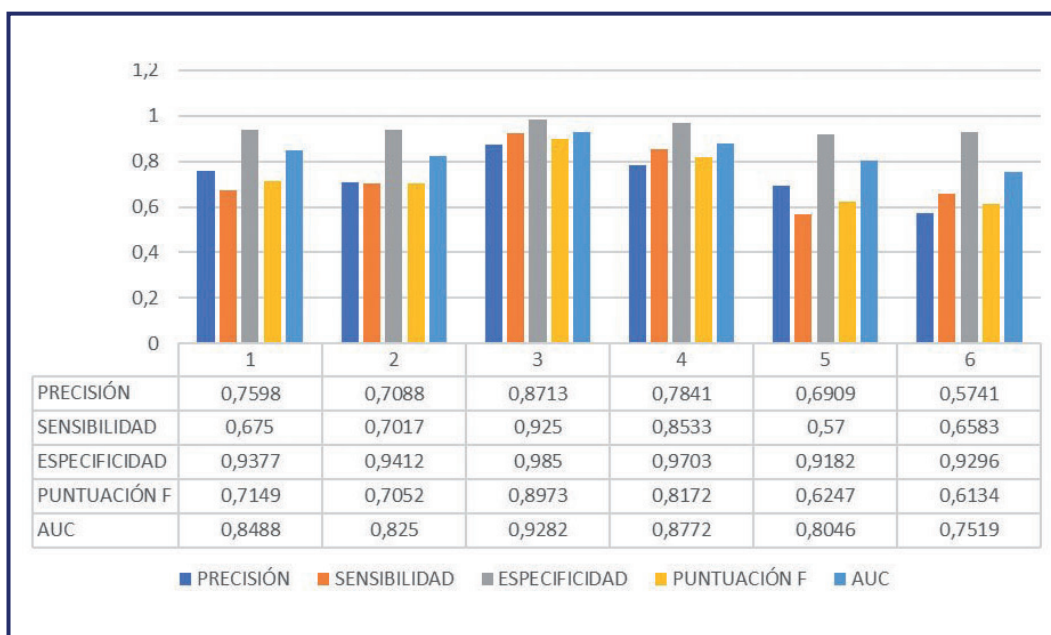


Figura 10. Parámetros de evaluación en delaminación a una frecuencia de 37 kHz



resultados, con 0,7664. A su vez, las clases con mayor área bajo la curva son la clase 3 y 1 con valores de 0,9967 y 0,9128, respectivamente.

Tomando en consideración los valores de puntuación F obtenidos, ya que caracteriza la idoneidad de un clasificador con un valor único teniendo en cuenta la precisión y la sensibilidad) con el mismo grado de importancia, los mejores resultados se obtienen de la clase 5 con un valor de 0,9933, y el peor de la clase 5 con un valor de 0,5805.

llega a la conclusión que el estado o clase 2, obtiene la menor área con un valor de 0,9081 y seguidamente nos encontramos la clase 3, con otro de los peores resultados, con 0,9167. A su vez, las clases con mayor área bajo la curva son la clase 5 y 6 con valores de 0,989 y 0,978, respectivamente (Figura 11).

Tomando en consideración los valores de puntuación F obtenidos, ya que caracteriza la bondad de un clasificador con un valor único teniendo en cuenta la precisión y la sensibilidad con el mismo grado de impor-

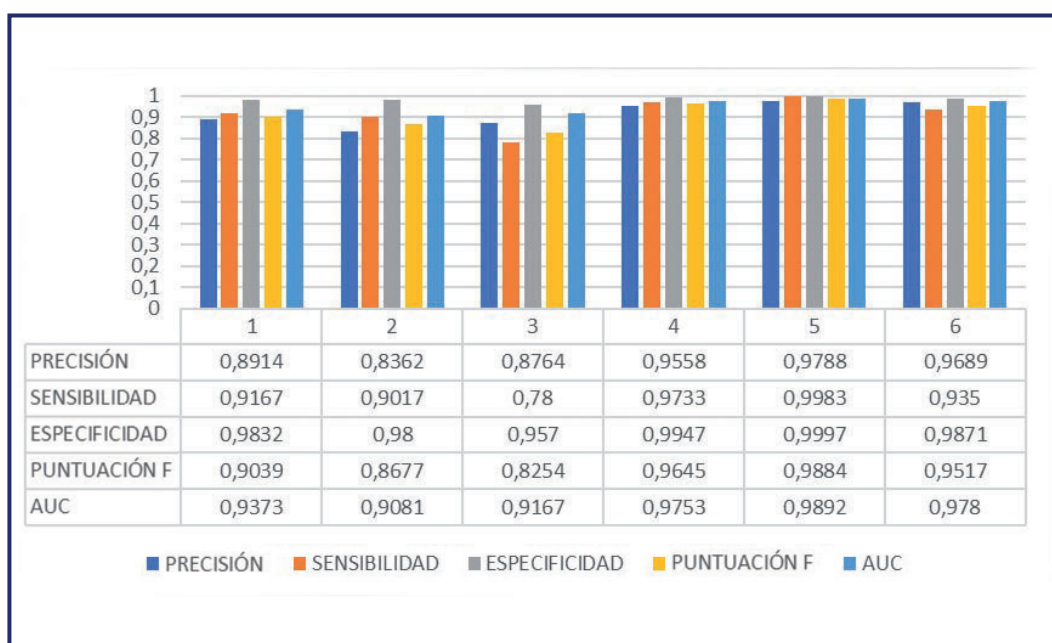


Figura 11. Parámetros de evaluación en delaminación a una frecuencia de 55 kHz

El área bajo la curva AUC del experimento de delaminación a una frecuencia de 37 kHz muestra que el estado o clase 6 obtiene la menor área con un valor de 0,7519 y seguidamente nos encontramos la clase 5, con otro de los peores resultados, con 0,8046. A su vez, las clases con mayor área bajo la curva son la clase 3 y 1 con valores de 0,9282 y 0,8488, respectivamente (Figura 10).

Tomando en consideración los valores de puntuación F obtenidos, ya que caracteriza la bondad de un clasificador con un valor único teniendo en cuenta la precisión y la sensibilidad con el mismo grado de importancia, los mejores resultados se obtienen de la clase 3 con un valor de 0,8973, y el peor de la clase 6 con un valor de 0,6134.

Analizando el del área bajo la curva AUC del experimento de delaminación a una frecuencia de 55 kHz, se

tancia, los mejores resultados se obtienen de la clase 5 con un valor de 0,9884, y el peor de la clase 3 con un valor de 0,8254.

6. Conclusiones

En el presente trabajo se estudia la capacidad de detección de los defectos de delaminación y acumulación de hielo en la pala de un aerogenerador mediante Ensayos No Destructivos con ultrasonidos y aplicación de redes neuronales para la clasificación del grado de daño. Con esta finalidad, se lleva a cabo desde el diseño de los experimentos para la simulación de los distintos defectos, como los END con ultrasonidos en el laboratorio utilizando la técnica de inspección por transmisión con el enfrentamiento de un par de sensores de contacto del tipo MFC, abarcando una distancia de 40cm y con pulso emitido onda guiada,



onda *Lamb*, de tipo Hanning de seis voltios de amplitud y seis ciclos para todos los ensayos.

Los ensayos realizados para la detección de acumulación de hielo se realizan a una temperatura de $-22,5^{\circ}\text{C}$ y con diferentes espesores de la capa de hielo: 1mm, 5mm y 15mm. Cada espesor de la capa de hielo corresponde a un estado del ensayo, siendo es su totalidad cinco estados contando con el estado sin simulación (sin hielo a temperatura ambiente, 25°C) y el estado con la pala congelada pero sin hielo. La simulación de acumulación de hielo se realiza en el borde de ataque de la pala, que es la zona donde suele ocurrir este fenómeno. Cada profundidad de delaminación corresponde a un estado del ensayo, siendo es su totalidad 6 estados o clases, contando con el estado sin simulación (sin daño). Los ensayos no destructivos con ultrasonidos se realizan con tres frecuencias diferentes: 30 kHz, 50 kHz y 100 kHz. Se recogen cien señales de cada estado para su posterior análisis, es decir, quinientas señales de muestra por cada frecuencia.

Los ensayos realizados para la detección de delaminación se realizan a una temperatura de 25°C y con diferentes profundidades de delaminación con variación de 1cm hasta completar los 5cm de profundidad de separación de las distintas capas del material compuesto del espécimen. La simulación de delaminación se realiza en el borde de fuga extradós, que es la zona de estrés de la capa externa de la pala, entre el núcleo de PVC del laminado tipo sándwich y la fibra de vidrio externa de la piel resistente. Cada profundidad de delaminación corresponde a un estado del ensayo, siendo en su totalidad seis estados o clases, contando con el estado sin simulación (sin daño). Los Ensayos No Destructivos con ultrasonidos se realizan con tres frecuencias diferentes: 25 kHz, 37 kHz y 55 kHz. Se recogen seiscientas señales de muestra de cada estado para su posterior análisis, es decir, tres mil seiscientas señales por cada frecuencia.

Tras completar los experimentos en el laboratorio se procede a la comprobación de un modelo de red neuronal para el reconocimiento de patrones de las señales ultrasónicas recogidas. A las cuales, se les aplica técnicas de procesamiento de señales, filtrado de ruido mediante la transformada de Daubechies Wavelet Discreta y una extracción de características mediante el uso del modelo autorregresivo mediante el método

de Yule-Walker. Las características extraídas, son la entrada a un clasificador basado en redes neuronales que, una vez entrenado, producirá una salida indicando el nivel de daño en el material.

Los resultados obtenidos en el primer experimento de simulación de hielo se recogieron cien señales por cada estado (grado del daño), al ser cinco estados los estudiados, son quinientas señales por cada frecuencia de ensayo las que conforman la muestra. Los resultados obtenidos tras la implementación de la red neuronal son muy buenos: 100% de precisión en la clasificación para frecuencias de 30 kHz y 100 kHz y 99,4% de precisión para una frecuencia de 50 kHz.

Examinando los parámetros de evaluación de la red neuronal artificial implementada a las señales obtenidas en los ensayos de acumulación de hielo en las diferentes frecuencias con un tamaño de muestra de quinientas señales para cada frecuencia, al ser cinco estados (grado del daño) los estudiados y cien señales por cada uno. Se llega a la conclusión que las condiciones en las que la red consigue los mejores resultados, haciendo una clasificación perfecta con una precisión del 100% y realizando una buena discriminación de todas las clases, detectando los cinco grados de daño en acumulación de hielo se da a las frecuencias de 30 y 100 kHz. Aunque, a una frecuencia de 50 kHz se obtiene también muy buenos resultados con una precisión del 99,4%. Esto indica, que la red neuronal se podría implementar en cualquier frecuencia.

Examinando los resultados de los diferentes experimentos realizados se observa mayor capacidad de detección en acumulación de hielo sobre la pala que en la delaminación de los diferentes componentes de esta. Se podría decir, que se debe a que el hielo no es un daño interno y está situado sobre la superficie a inspeccionar; a su vez, afecta a un área mayor.

Agradecimientos

Este trabajo se ha financiado por el MINECO, Ministerio de Economía y Competitividad, Proyectos de I+D, del Programa Estatal de Fomento de la Investigación Científica y Técnica de Excelencia, Subprograma Estatal de Generación del Conocimiento, con el proyecto *OptiWindSeaPower* (Ref.: DPI2015-67264-P).

Referencias

1. García Márquez, F.P.; Gómez Muñoz, C.Q.; Peco Chacón, A.M.; Segovia Ramírez, I.; Pliego Marugán, A.; Arcos Jiménez, A. *Optiwindseapower*: Gestión integral óptima de parques eólicos offshore mediante nuevos modelos matemáticos (1ª parte). 2009.
2. (IP), F.P.G.M. Gestión integral óptima de parques eólicos offshore mediante nuevos modelos matemáticos (*optiwindseapower*) (ref.: Dpi2015-67264-p) *Ministerio de Economía y Competitividad, Proyectos De I+D, del Programa Estatal de Fomento de la Investigación Científica y Técnica de Excelencia, Subprograma Estatal de Generación del Conocimiento*. 2016.
3. (IP), F.P.G.M. Optimización del control y gestión de recursos en el mantenimiento de parques eólicos offshore mediante avanzados modelos matemáticos (*windseenergy*) (ref.: Dpi2012-31579) *Ministerio de Economía y Competitividad, Proyectos de Investigación Fundamental no Orientada* 2012. 2013.
4. Muñoz, C.Q.G.; Márquez, F.P.G. Wind energy power prospective. In *Renewable energies*, Springer: 2018; pp 83-95.
5. Europea, U. Directiva 2009/28/ce del parlamento europeo y del consejo, de 23 de abril de 2009, relativa al fomento del uso de energía procedente de fuentes renovables y por la que se modifican y se derogan las directivas 2001/77/ce y 2003/30/ce. *Diario Oficial de la Unión Europea*. 2009, 5, 16-62.
6. Vallterra, M.C. La disolución de la comunidad europea del carbón y del acero: Estado actual. *Revista de Derecho Comunitario Europeo*. 2002, 6, 393-432.
7. Sousa, E.; Lins, F.; Tavares, E.; Cunha, P.; Maciel, P. A modeling approach for cloud infrastructure planning considering dependability and cost requirements. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2015, 45, 549-558.
8. Pliego, A.; de la Hermosa, R.R.; Márquez, F.P.G. Big data and wind turbines maintenance management. In *Renewable energies*, Springer: 2018; pp 111-125.
9. Marugán, A.P.; Chacón, A.M.P.; Márquez, F.P.G. Reliability analysis of detecting false alarms that employ neural networks: A real case study on wind turbines. *Reliability Engineering & System Safety*. 2019, 191, 106574.
10. Benmessaoud, T.; Marugán, A.P.; Mohammedi, K.; Márquez, F.P.G. In *Fuzzy logic applied to scada systems, International conference on management science and engineering management*, 2017; Springer: pp 749-757.
11. Márquez, F.P.G.; de la Hermosa González, R.R.; Carrato, J.M.P.P.; Zaman, N. *Maintenance management based on signal processing. Digital Filters and Signal Processing*. 2013, 1.
12. de la Hermosa González, R.R.; Márquez, F.P.G.; Alexander, K.; Papaalias, M. In *Methods and tools for the operational reliability optimisation of large-scale industrial wind turbines, Proceedings of the Ninth International Conference on Management Science and Engineering Management*, 2015; Springer: pp 1175-1188.
13. Márquez, F.; Pliego, A.; Ruiz, R. In *Fault detection and diagnosis, and optimal maintenance planning via ft and bdd, The twelfth international conference on condition monitoring and machinery failure, prevention technologies, from sensors through diagnostics and prognostics to maintenance CM*, 2015.
14. Marugán, A.P.; In, F. In *Fault-tree dynamic analysis, Proceedings of the Eleventh International Conference on Condition Monitoring and Machinery Failure Prevention Technologies CM*, 2014; pp 1-9.
15. Funes Ruiz, J.-F. Análisis simplificado de la respuesta estructural de una pala de aerogenerador. Universidad Carlos III de Madrid. 2009.
16. Díaz, M.B.P. Estudio comparativo de los sistemas de calentamiento de los moldes para palas de aerogeneradores. *Universidad Pontificia Comillas, Madrid*. 2006.
17. Gómez Muñoz, C.Q.; García Márquez, F.P.; Hernández Crespo, B.; Makaya, K. *Structural health monitoring for delamination detection and location in wind turbine blades employing guided waves. Wind Energy* 2019, 22, 698-711.
18. Kong, C.; Bang, J.; Sugiyama, Y. *Structural investigation of composite wind turbine blade considering various load cases and fatigue life. Energy*. 2005, 30, 2101-2114.
19. Muñoz, C.Q.G.; Márquez, F.P.G.; Jimenez, A. In *Fault detection and diagnosis employing the electromagnetic sensors emat, 12th Int. Conf. Condition Monitoring and Machine Failure Prevention (CMCFPT)*, Oxford UK, 2015; pp 9-11.
20. Gómez, C.Q.; García, F.P.; Arcos, A.; Cheng, L.; Kogia, M.; Papaalias, M. *Calculus of the defect severity with emats by analysing the attenuation curves of the guided waves. Smart Struct. Syst* 2017, 19, 195-202.
21. Márquez, F.P.G.; Papaalias, M.; Karyotakis, A. *Introduction to non-destructive testing and condition monitoring techniques for renewable energy industrial assets*. Elsevier: 2020.
22. Márquez, F.P.G.; Jimenez, A.A.; Muñoz, C.Q.G. *Non-destructive testing of wind turbines using ultrasonic waves. In Non-destructive testing and condition monitoring techniques for renewable energy industrial assets*, Elsevier: 2020; pp 91-101.
23. Su, Z.; Ye, L. *Identification of damage using lamb waves: From fundamentals to applications. Springer Science & Business Media*: 2009; Vol. 48.
24. Mohimi, A.; Gan, T.-H.; Balachandran, W. *Development of high temperature ultrasonic guided wave transducer for continuous in service monitoring of steam lines using non-stoichiometric lithium niobate piezoelectric ceramic. Sensors and Actuators A: Physical* 2014, 216, 432-442.
25. Pinar, J.; Gómez Muñoz, C.; Segura, E.; García Márquez, F. In *In a novel study of life cycle cost model of ice in blades condition monitoring systems for a wind turbine, The energy and environment knowledge week congress, Toledo, Spain*, 2014; p 204.
26. Jiménez, A.A.; Zhang, L.; Muñoz, C.Q.G.; Márquez, F.P.G. *Maintenance management based on machine learning and nonlinear features in wind turbines. Renewable Energy*. 2020, 146, 316-328.
27. Zhang, T.; Chen, W.; Li, M. *Ar based quadratic feature extraction in the vmd domain for the automated seizure detection of eeg using random forest classifier. Biomedical Signal Processing and Control*. 2017, 31, 550-559.
28. Akaike, H. *A new look at the statistical model identification. IEEE transactions on automatic control*. 1974, 19, 716-723.
29. Zhang, G.P. *Neural networks for classification: A survey. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*. 2000, 30, 451-462.
30. Bradley, A.P. *The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms. Pattern recognition*. 1997, 30, 1145-1159.

