

Revisión de las técnicas de monitorización del estado de los rodamientos de las palas de los aerogeneradores

Revision of the condition based monitoring techniques of the pitch bearings from wind turbines



Diego Sandoval^{1,2}, Urko Leturiondo¹, Francesc Pozo², Yolanda Vidal² y Oscar Salgado¹

¹ Ikerlan Technology Research Centre. Área Tecnologías de control, monitorización y O&M. Paseo Arizmendiarieta, 2 - 20500 Mondragón (España).

² Universitat Politècnica de Catalunya (UPC). CoDALab. Eduard Maristany, 16 - 08019 Barcelona (España).

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/9272> | Recibido: 31/05/2019 • Inicio Evaluación: 03/06/2019 • Aceptado: 01/08/2019

ABSTRACT

- The continuous increase of energetic consumption worldwide has been a necessity for the development of human society, which is covered historically with fossil fuels. The use and negative contribution of fossil fuels to the planet have been evident with the climate change phenomenon. This has caused the awareness of society and institutions, which understand the unfeasibility of the electricity generation by conventional means (fossil fuels) in the medium and long term. For this reason, sustainable and efficient energy sources are becoming a fundamental objective at present. Wind power is one of these options since it has economically viable costs. A large part of the costs associated with offshore wind turbines is the operation and maintenance activities, which can be improved. A strategy is the monitoring of the condition, which allows extending the useful life of the components of the wind turbine. Within the components present in a wind turbine, the pitch bearings are one of the critical elements because of their frequent failure, along with the time and logistics involved in their replacement. These issues encourage the realization of the present revision of the techniques used in condition monitoring. The identification of these topics allows the visualization and proposition of future lines of research.
- **Keywords:** monitoring, wind turbine, pitch bearing, vibration, acoustic emission.

RESUMEN

El aumento continuo del consumo energético ha sido una necesidad para el desarrollo de la sociedad humana, produciendo la energía necesaria históricamente con combustibles fósiles. El uso de estos combustibles y su contribución negativa al planeta ha sido evidente con el fenómeno del cambio climático. Esto ha provocado la concienciación por parte de la sociedad e instituciones de la generación de electricidad por medios convencionales (combustibles fósiles) como insostenible a medio y largo plazo. Por este motivo, las fuentes de energía sostenibles y eficientes se están convirtiendo en un objetivo fundamental en la actualidad. La energía eólica es una de estas opciones, al contar con costes económicamente viables. Una gran parte de los costes asociados a los aerogeneradores instalados mar adentro son producto de las actividades de operación y mantenimiento, las cuales pueden ser mejoradas. Para ello, una estrategia es la monitorización de la condición, que permite extender la vida útil de los componentes

que forman el aerogenerador. Dentro de los componentes presentes en un aerogenerador, los rodamientos de pala son uno de los elementos críticos por ser frecuente su fallo, junto con el tiempo y la logística involucradas en su recambio. Estos temas en su conjunto motivan la realización de la presente revisión de las técnicas empleadas en la monitorización de la condición. Identificar estos temas permite visualizar y proponer líneas futuras de investigación.

Palabras clave: monitorización, aerogenerador, rodamiento de pala, vibración, emisiones acústicas.

1. INTRODUCCIÓN

Las empresas de mantenimiento del sector eólico procuran bajar los costes de operación y mantenimiento usando mantenimiento basado en la condición (CBM, *condition based maintenance*). El CBM está basado fundamentalmente en la monitorización de la condición a través de la obtención de parámetros obtenidos de forma programada, por solicitud o continua [1]. Al utilizar estos parámetros, el sistema CBM permite realizar esquemas de mantenimiento que reducen los costes de mantenimiento y reparación en comparación a los mantenimientos predeterminado y correctivo. Uno de los elementos que necesita una correcta monitorización de su funcionamiento son los rodamientos, debido a ser los elementos que más tiempo mantienen al aerogenerador fuera de funcionamiento al presentar fallas [2].

Dentro de los tipos de rodamientos utilizados en un aerogenerador, los rodamientos de vuelco (Figura 1) permiten el movimiento de rotación de pala (o movimiento de alabeo), cambiando el ángulo de incidencia del viento con la superficie de la pala. Este movimiento permite regular la producción de energía, considerando la naturaleza fluctuante del viento. El movimiento depende del control y de la posición consigna, no permitiendo vueltas completas [3].

Las dimensiones de los rodamientos de vuelco hacen que su movimiento se produzca a un máximo de 5 revoluciones por minuto (rpm) y que las señales de vibración tengan una relación señal-ruido particularmente alta [4]. Esto hace difícil la identificación de la condición de los rodamientos de vuelco [5], al ser complicado distinguir entre un daño y el ruido presente en la señal. El daño puede incrementarse hasta el punto de afectar el funcionamiento del rodamiento, siendo detectado cuando ya es demasiado tarde para realizar un mantenimiento programado.

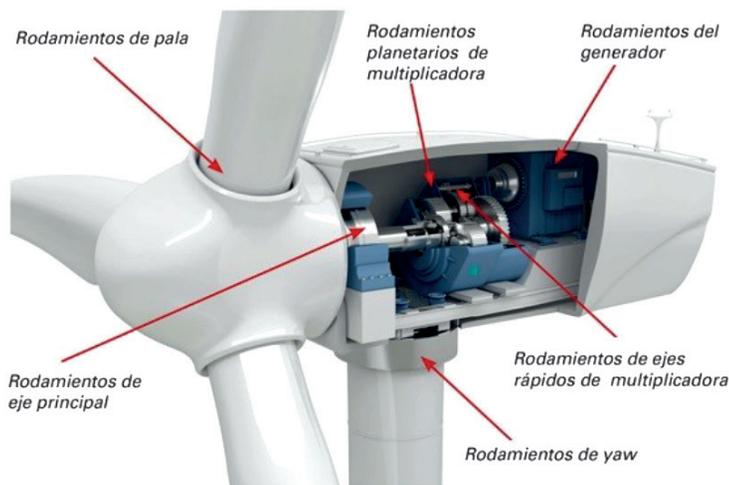


Figura 1: Rodamiento de pala: posición del rodamiento de pala en el buje de un aerogenerador y fotografía del rodamiento de pala dentro de un buje

2. TIPOLOGÍA DE SEÑALES

Existen distintos enfoques de análisis para conocer el estado de la condición de un rodamiento de vuelco, los cuales dependen del fenómeno físico a medir. En la literatura es posible observar el uso de la señal de vibración y emisiones acústicas, entre otros. También es posible utilizar los resultados de los análisis de los lubricantes, e incluso otros datos de elementos relacionados con el funcionamiento del rodamiento y combinados.

2.1. SEÑAL DE VIBRACIÓN

Una de las señales más utilizadas en la literatura, como se demuestra en el número de publicaciones revisadas, son las señales de vibración. Algunas técnicas de análisis para varios tipos de señales, como sucede con el cálculo de los indicadores estadísticos [6], se pueden encontrar en la literatura. Varios de estos indicadores son ampliamente conocidos, como el valor cuadrático medio (RMS, *root mean square*). La varianza, la medida de apuntamiento o la asimetría estadística son valores estadísticos que, al estar relacionados con la función de densidad de probabilidad, permiten caracterizar el estado del rodamiento. Otros indicadores son: factor de cresta y forma, límites superior e inferior y factor de margen e impulso. Estos últimos tienen además sus equivalentes en el dominio de la frecuencia.

Otra forma de obtener información de los datos en el dominio del tiempo es su modelización con modelos autorregresivos (AR). Un modelo AR permite describir un proceso aleatorio variante en el tiempo, basándose en su comportamiento previo. Los parámetros que describen el modelo AR permiten seguir los cambios en el estado de los rodamientos de vuelco [7], al cambiar sus valores según el estado del rodamiento. Dentro de la familia de modelos AR se pueden mencionar los modelos autorregresivos integrados de media móvil (ARIMA, *autoregressive integrated moving average*),

los modelos autorregresivos de media móvil (ARMA, *autoregressive moving average*) y los modelos AR de nivel n .

El análisis de los datos en el dominio de la frecuencia es otra estrategia para analizar la condición de los rodamientos de vuelco con señales de vibración. Como ha sido mencionado, un análisis estadístico puede realizarse de la misma forma que en el dominio del tiempo, siendo posible obtener los valores de asimetría estadística, curtosis, entropía espectral y la entropía de Shannon [8]. El concepto de estadística espectral es adoptado en adición al concepto de densidad de potencia espectral (PSD, *power spectral density*) clásico [9]. Cuando una señal tiene ruido gaussiano estacionario en determinadas frecuencias, el valor de PSD es cero. Al ocurrir eventos transitorios, los valores se tornan positivos. Las componentes transitorias de una señal son difíciles de discriminar en presencia del ruido, dificultando su detección. El cálculo del indicador asimetría estadística logra resolver este problema, al ser calculado en la banda de frecuencia de interés correspondiente a la condición del rodamiento [10].

Otra manera de obtener información de una señal de vibración es analizando simultáneamente su comportamiento en el tiempo y la frecuencia. Una posibilidad es la transformada de Fourier de tiempo corto, la cual realiza el análisis con la transformada rápida de Fourier (FFT, *fast Fourier transform*) mediante ventanas de tiempo [12]. Al aplicarse la transformada de Fourier se obtiene la información de las frecuencias involucradas, permitiendo discriminar las singularidades producidas a lo largo del tiempo. Otros trabajos enfocan sus avances en técnicas que se basan en la generalización del concepto de la transformada de Fourier. La transformada de Fourier permite descomponer una señal en varias ondas senoidales de distinta amplitud y frecuencia. Al reemplazar las ondas senoidales por otro tipo de ondas, se puede llegar al concepto de ondículas. Este concepto permite establecer la trans-

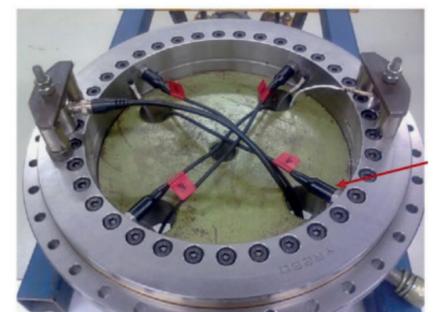
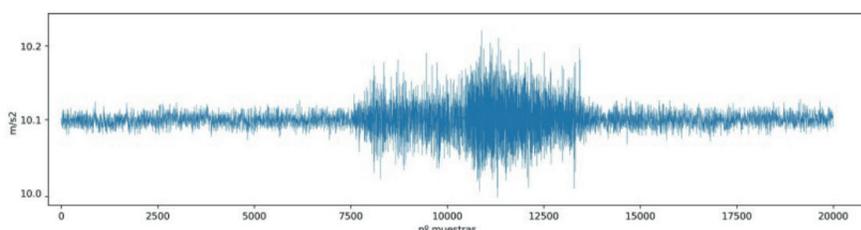


Figura 2: Señal de vibración: señal real de rodamiento de vuelco y posición sensor en rodamiento de vuelco en banco de pruebas (marcado con flecha roja) [11]

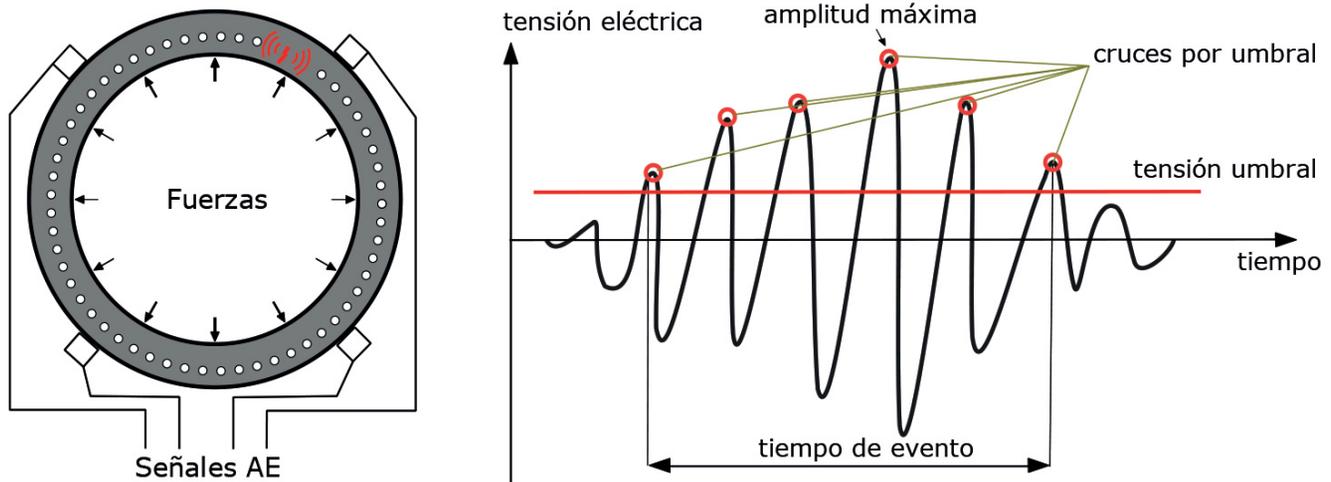


Figura 3: Diagramas de AE: posición de los sensores de AE en el rodamiento de pala e indicadores típicos de AE

formada y descomposición de ondículas como herramientas para la extracción de información y filtración de ruido [13]. Distinto análisis de la vibración se realiza con la descomposición de modo empírico (EMD, *empirical mode decomposition*) [14], formulada como la descomposición de los datos en un número de funciones de modo intrínseco (IMF, *intrinsic mode functions*). Esta descomposición genera frecuencias instantáneas como funciones de tiempo, utilizando la transformada de Hilbert. Por este motivo, la información obtenida por las IMF puede ser mejor interpretada con el análisis del espectro de Hilbert. El espectro de Hilbert representa la información en una distribución que combina tiempo, frecuencia y energía.

Una gran cantidad de estudios académicos basan su trabajo en el análisis en el dominio del tiempo y la frecuencia [15]. Una menor cantidad de trabajos se enfocan en obtener información de la señal desde otra perspectiva, como la teoría del caos y dimensión fractal. El trabajo realizado por Qiao et al. [16] es un ejemplo, al proponer una revisión de la literatura relacionada con el concepto de resonancia estocástica (SR, *stochastic resonance*). Un gran número de métodos comentados con anterioridad basan su análisis en cancelar el ruido presente en la señal para extraer los datos referentes al daño. Por el contrario, la SR se basa en el uso del ruido para amplificar las características de daño presente en la señal analizada. Esta revisión incluye la aplicación de SR con modelos biestables para su aplicación en rodamientos.

Otro ejemplo es el exponente mayor de Lyapunov (LLE, *largest Lyapunov exponent*), el cual considera una señal de vibración como una trayectoria. Esta trayectoria puede ser perturbada externamente, como es el caso de un daño en el rodamiento. El LLE cuantifica esta perturbación, permitiendo su uso en CBM [17]. Otros índices de cuantificación se observan en el trabajo de Zhou et al. [18], donde cuantifican el grado de regularidad de una señal de vibración utilizando el concepto de la entropía aproximada (ApEn, *approximate entropy*). La ApEn cuantifica la regularidad de datos en el tiempo, permitiendo identificar agentes externos a la señal. Considerando que la señal de vibración en ausencia de daño tiene valores regulares a lo largo del tiempo, un agente externo puede ser considerado un daño en el rodamiento.

Un siguiente enfoque se encuentra en el diagnóstico de daños basado en la velocidad angular instantánea propuesta por Mustafa et al. [19], con el fin de compensar las deficiencias de las técnicas de monitoreo convencionales para rodamientos de baja velocidad. Por último, se menciona el operador de energía de Teager

como método utilizado para analizar las señales de vibraciones. Este método refuerza la señal después de un proceso de reducción de ruido, que al ser combinado con la descomposición de modo empírico completo (CEEMD, *complementary ensemble empirical mode decomposition*) y la descomposición IMF [20], permite extraer información sobre la existencia de daños en el rodamiento. Existen más métodos en la literatura, pero se han querido destacar los trabajos citados por su relevancia en el ámbito.

2.2. EMISIONES ACÚSTICAS

La técnica de emisión acústica (AE, *acoustic emission*) se basa en la recolección de ondas de un rango de frecuencia prefijado como resultado de la liberación de energía elástica en una pieza mecánica a estudiar [21]. Por ello, existen parámetros específicos para su evaluación como se muestra en la Figura 3: el tiempo de evento, la tensión umbral, la amplitud máxima y los cruces por umbral [22]. Estos parámetros pueden no ser suficientes para reconocer daños en rodamientos, implicando la necesidad de un análisis en mayor profundidad. Los parámetros como la energía media, el nivel de señal medio y la curtosis son utilizados para la detección de las señales liberadas por la pieza [23].

En el trabajo de Van Hecke et al. [24] se estudia el uso y la aplicación de indicadores de condición como la entropía de Shannon, el factor cresta y los límites de histograma superior e inferior. Otro ejemplo es el trabajo de Elforjani et al. [25], donde se demuestra el uso de medidas AE para monitorizar el inicio y propagación de defectos en un rodamiento. Este trabajo utiliza el número de eventos, valor RMS, nivel medio de señal, amplitud máxima y energía absoluta. En una siguiente publicación [26], los autores suman a los indicadores mencionados la información de entropía y el análisis de la potencia espectral utilizando distintos métodos no lineales. También se pueden encontrar nuevos indicadores de daños en rodamiento, como el estimador de intensidad de señal [23] o en la publicación de Omoregbee et al. [27], donde se propone el indicador factor de energía coherente. Este indicador utiliza la divergencia de Kullback-Leibler en conjunto con los valores de hipercurtosis e hiperasimetría estadística, los cuales están relacionados con los indicadores curtosis y asimetría estadística.

Junto con la búsqueda de indicadores que permitan obtener información de la señal AE, hay trabajos enfocados al procesamiento de la señal. Un ejemplo es la publicación de Kilundu et al. [28], donde se utiliza el concepto de cicloestacionalidad para realizar el análisis. Este concepto parte de la base de presuponer la

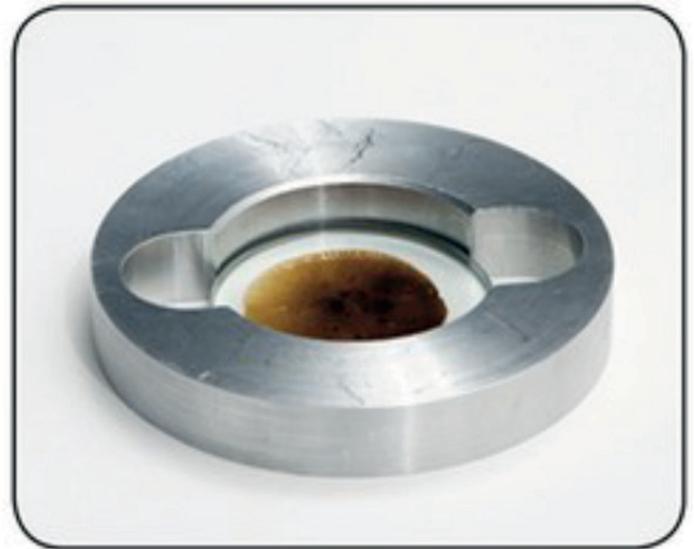
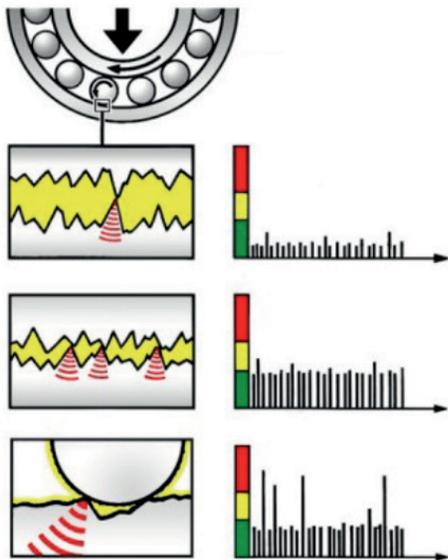


Figura 4: Alternativas para la monitorización de rodamientos: pulsos de choque [36] y muestra de lubricante de rodamiento en probeta para análisis de laboratorio

existencia de una periodicidad oculta en el flujo de energía de la señal a estudiar. Esto permitiría discriminar los daños, al modificar esta periodicidad oculta.

Al igual que en las señales de vibración, el uso de ondículas se utiliza para analizar las AE. En el trabajo de Chimentin et al. [29] investigan la extracción del ruido de la señal utilizando ondículas, siendo luego analizada la señal obtenida con indicadores como RMS y curtosis. Junto a estos indicadores, el autor introduce un indicador llamado factor K, el cual define como el producto del valor cresta de la señal por el valor RMS de la misma señal. He et al. [30] utilizan la transformada y escalograma de ondícula para analizar las características de tiempo y frecuencia alternadamente. El procedimiento se prueba con varias condiciones de funcionamiento para validar sus resultados.

2.3. OTRAS SEÑALES

2.3.1. Métodos de pulsos de choque

Otra estrategia para analizar el estado de los rodamientos es el método de pulsos de choque (SPM, *shock pulse method*), el cual está basado en la detección de vibración en una banda de frecuencia centrada en 32 kHz. Dado que esta frecuencia se encuentra alejada del rango de análisis de las señales de vibración dentro del espectro frecuencial, las ondas de interés son producidas por el impacto entre una superficie dañada y un elemento del rodamiento, como se aprecia en la Figura 4. Desde sus inicios, el SPM fue utilizado para rodamientos de baja velocidad (2 rpm) [31].

El SPM es actualmente utilizado en combinación con distintos métodos. Un ejemplo es la publicación de Dong et al. [32], donde se utiliza EMD con procesamiento previo para disminuir los costes computacionales. Zhang et al. [33] utilizan la transformada de Hilbert y el espectro de envolvente para analizar la señal. Yao et al. [34] proponen una mejora al método, considerando que se puede originar una diagnosis errónea ante la presencia de un fuerte ruido de fondo u otras fuentes de choques. Esto motiva la proposición de una transformada de tiempo-frecuencia de pulso adaptativo, para la extracción de características de daño en un rodamiento. En el trabajo de Mukane et al. [35] proponen el uso de la transformada de Hilbert-Huang y de ondícula junto con máquinas de vectores de soporte y redes neuronales para identificar el daño en rodamientos. Aunque en sus inicios fue probado su uso bajo condiciones de

operación de baja velocidad, hasta la fecha no existen mayores investigaciones en el área.

2.3.2. Análisis de lubricante

El lubricante de los rodamientos como los de pala puede ser analizado para obtener información sobre el estado del rodamiento. Aun no tratándose de una señal propiamente dicha, los análisis espectrométricos y de ferrografía pueden identificar una condición anormal del rodamiento por contaminación [37]. Uno de los desafíos que presenta el análisis del lubricante es el desarrollo de un dispositivo que permita un análisis automatizado, teniendo como consecuencia su uso en sistemas CBM.

2.3. OTRAS SEÑALES

Con anterioridad se han citado estudios donde las señales provenientes del rodamiento son utilizadas como fuente exclusiva de información, lo cual no es la única vía para conocer el estado del rodamiento. La problemática de realizar un modelo y análisis con múltiples señales como datos de entrada es estudiada en el trabajo de Ding et al. [38], donde utilizan modelos de regresión simbólica junto al uso de señales de temperatura, vibración y par aplicado a un rodamiento. En otra publicación del mismo autor se utiliza la clusterización para realizar correlaciones, con ayuda del análisis de componentes principales (PCA, *principal component analysis*) [39]. Otra combinación de señales, como la señal de vibración, una señal de AE y el estado del aceite lubricante son utilizados en la publicación de Duan et al. [40].

Junto a las señales mencionadas con anterioridad, existen otras relacionadas con el funcionamiento de los rodamientos de vuelco que no son medidas directamente en el rodamiento, las cuales pueden proporcionar información de utilidad. Tal es el caso estudiado por Nielsen et al. [41], donde analizan la posibilidad de medir las señales del motor utilizado en el accionamiento del rodamiento, basándose en estudios presentados con anterioridad [42].

En el trabajo de Saufi et al. [43] utilizan un conjunto de indicadores estadísticos para el análisis de una señal de vibración y AE en conjunto, más el uso de la información proveniente de curtogramas calculados con las señales mencionadas. Toda esta información es procesada utilizando un modelo propuesto llamado autocodificador disperso apilado flexible adaptativo.



Figura 5: Información de distintas señales pueden ser combinadas para conocer el estado de un rodamiento de vuelco: señales de cargas de rodamiento de vuelco, señales eléctricas de motor de accionamiento de alabeo y temperatura

3. TRABAJOS RELEVANTES PARA LOS RODAMIENTOS DE VUELCO

A continuación, se presentan los trabajos destacados en el estudio de extracción de información de datos de vibración y AE aplicados específicamente en los rodamientos de vuelco. Respecto al procesamiento de señales de vibración, el trabajo realizado por el doctor Caesarendra destaca por el número y la variedad de publicaciones.

En un primer trabajo, Caesarendra et al. utilizan los métodos de máquina de vector relevante, regresión logística y modelos ARMA para evaluar la degradación de rodamiento [44]. En un siguiente trabajo [45], los autores utilizan nuevos métodos para el reconocimiento de daños a 4,5 rpm como velocidad de trabajo. Para este rango de velocidad, la información obtenida utilizando FFT no es suficiente para identificar el daño, por lo que utiliza los métodos EMD y EMD ensamblada (EEMD). En un trabajo posterior, los autores utilizan datos de un banco de pruebas con un rodamiento funcionando a 1 rpm [46]. Estos datos son utilizados para probar el uso de cuatro tipos de métodos no lineales para extraer información del estado del rodamiento. En otra publicación del autor se aplica el LLE en un conjunto de datos de 139 días, realizando un contraste de FFT e indicadores estadísticos calculados en el dominio del tiempo [47]. La combinación de varios indicadores en una técnica de estimación de estados multivariable, calcula el tiempo de vida útil restante (RUL, *remaining useful life*) utilizando datos de vibración obtenidos en un banco de pruebas [48]. El cálculo de varios parámetros [10], incluyendo parámetros Hjorth (actividad, movilidad, complejidad), son también realizados en un nuevo conjunto de datos de un banco de pruebas.

En una publicación posterior el autor realiza una revisión de métodos de CBM [49], siendo luego aplicados a un conjunto de datos de un rodamiento de 15 meses de duración. Estos datos son de una señal AE, teniendo el rodamiento utilizado daños evidentes al final de la captación de datos. Caesarendra et al. proponen la aplicación del concepto de dominio circular en CBM [11] y el método de Pewsey y Fisher para datos de vibración de rodamiento de vuelco [50]. Para esto se realiza primeramente un ajuste de los datos a su posición angular entre 0 y 180 respecto a una posición de referencia en el rodamiento. Posteriormente se reduce el volumen de datos utilizando un proceso de aproximación agregada por partes. En una siguiente etapa, los datos son plasmados en un gráfico bidimensional según el método de correlación por vecindario. La distribución de los datos es aproximada dentro de este espacio cartesiano con una elipse, utilizando el método de ajuste por mínimos cuadrados. Dependiendo de las características de la elipse, puede ser identificada la presencia de daño. Este proceso es comparado con métodos más tradicionales, como es el uso de

ondículas e indicadores estadísticos. Posterior a la publicación de este trabajo, otros autores han extendido este análisis a 360 [51].

Otros trabajos relevantes en el uso de señales vibratorias son realizados por Feng, quien propone el uso de PCA en conjunto con EEMD. Esto permite modelar la degradación del rendimiento del rodamiento usando vibración [52], siendo aplicado en datos experimentales. En una siguiente publicación, el autor propone una máquina de soporte vectorial de mínimos cuadrados para estimar la tendencia de la degradación del rodamiento con datos en pequeñas muestras, utilizando PCA para fusionar vectores de estado de salud de múltiples características del rodamiento (como la raíz cuadrada media, la curtosis, la entropía de la energía de ondícula y la energía del IMF) [53], siendo finalmente predicha la tendencia de degradación usando el modelo de máquina de soporte vectorial de mínimos cuadrados. El autor también estudia la posibilidad de predecir la RUL basándose en el ajuste de la distribución de Weibull modificada [54], técnica ampliamente utilizada para modelar el proceso estocástico de daño por fatiga en rodamientos.

Žvokelj es un autor que trabaja con señales AE para su aplicación en CBM para rodamientos de vuelco. Un método basado en EEMD con un PCA multivariable es presentado como modelo de degradación del desempeño del rodamiento usando AE [55]. En un trabajo posterior el autor usa un modelo llamado EEMD-MSKPCA, el cual difiere del modelo anterior por utilizar el análisis de componentes principales de núcleo para la monitorización multivariable de procesos estadísticos multivariados y multiescala. El modelo obtenido se valida con una simulación y luego se aplica a una señal real de vibración y AE [56]. Un último trabajo propone la integración del análisis de AE con un análisis de componentes independiente [57].

4. CONCLUSIONES

Al observar la tendencia en publicaciones referentes a la monitorización de la condición de los rodamientos de vuelco, el número de estos en comparación a otros tipos de rodamientos sigue siendo bastante bajo. Una razón puede ser que el CBM como tema no es el principal dentro de las publicaciones referentes a rodamientos de vuelco. Adicionalmente, las condiciones de operación particulares presentes en el rodamiento de pala implican una mayor complejidad. Esta es la razón principal de la limitada viabilidad de varios métodos utilizados en el uso de rodamientos en otras aplicaciones.

El presente trabajo muestra las principales tendencias en CBM según la naturaleza de la señal y el dominio de cálculo. Los métodos utilizados en la literatura provienen de varios campos de conocimiento, como la estadística, el procesamiento de señales e

incluso la neurociencia. El uso de señales de vibración es predominante en la literatura, tal y como se observa en el número de publicaciones. Las señales AE también son una fuente prometedora de datos para los rodamientos de vuelco, aunque los estudios no son tan vastos como para las señales de vibración. Aun así, existen suficientes estudios que demuestran su viabilidad. Una razón para esta situación podría ser la complejidad del equipo requerido para cumplir con los experimentos de laboratorio de AE y métodos de procesamiento de mayor complicación, derivado en un enfoque de monitoreo computacionalmente más lento. Actualmente, no hay una solución definitiva para conocer la condición de un rodamiento de pala en funcionamiento, pero líneas de investigación futuras en este campo pueden mejorar los resultados actuales.

Junto con mejoras al procesamiento de las señales, futuras líneas de investigación destacables son la combinación de varias señales provenientes o relacionadas con rodamientos de vuelco, lo cual permite establecer el estado actual y futuro del rodamiento. Investigaciones futuras pueden apuntar a discriminar la mejor combinación de señales, junto con mejorar los modelos que combinan las señales.

REFERENCIAS

- [1] EN13306, "Maintenance terminology". Tech. rep., European Committee for Standardization, 2001
- [2] Tchakoua P, Wamkeue R, Ouhrouche M, et al., "Wind Turbine Condition Monitoring: State-of-the-Art Review, New Trends, and Future Challenges". *Energies* Vol. 7(4), p. 2595–2630, 2014, doi: <https://doi.org/10.3390/en7042595>
- [3] Juettner M, Hasse A, Tremmel S, "Flexure pitch bearing concept for individual pitch control of wind turbines". *Wind Energy* Vol. 21(2), p. 129–138, 2018, doi: <https://doi.org/10.1002/we.2149>
- [4] Kandukuri S, Klausen A, Karimi H, et al., "A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm level health management". *Renewable and Sustainable Energy Reviews* Vol. 53, p. 697–708, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.08.061>
- [5] Moodie C, "An investigation into the condition monitoring of large slow speed slew bearings". University of Wollongong Thesis Collection 19542016 2009
- [6] Rojas A, Nandi A K, "Detection and Classification of Rolling-Element Bearing Faults using Support Vector Machines". "2005 IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing", p. 153–158, 2005, doi: <https://doi.org/10.1109/MLSP.2005.1532891>
- [7] Heydarzadeh M, Nourani M, Azimi V, et al., "Vibration-Based Bearing Fault Diagnosis Using Reflection Coefficients of the Autoregressive Model". "Proceedings of the American Control Conference", Vol. 2018June, p. 5801–5806, 2018, doi: <https://doi.org/10.23919/ACC.2018.8431096>
- [8] Yang B, Widodo A, Introduction of Intelligent Machine Fault Diagnosis and Prognosis. Nova Science Publishers, Inc, 2009
- [9] Randall R B, Antoni J, "Rolling element bearing diagnostics—A tutorial". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 25(2), p. 485–520, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.07.017>
- [10] Caesarendra W, Tjahjowidodo T, "A review of feature extraction methods in vibration-based condition monitoring and its application for degradation trend estimation of low-speed slew bearing". *Machines* Vol. 5(4), 2017, doi: <https://doi.org/10.3390/machines5040021>
- [11] Caesarendra W, Kosasih B, Tieu A, et al., "Circular domain features based condition monitoring for low speed slewing bearing". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 45(1), p. 114–138, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.10.021>
- [12] Chandra N, Sekhar A, "Fault detection in rotor bearing systems using time frequency techniques". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 72–73, p. 105–133, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.11.013>
- [13] Peng Z, Tse P, Chu F, "A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 19(5), p. 974–988, 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2004.01.006>
- [14] Teng W, Wang W, Ma H, et al., "Adaptive fault detection of the bearing in wind turbine generators using parameterless empirical wavelet transform and margin factor". *JVC/Journal of Vibration and Control* Vol. 25(6), p. 1263–1278, 2019, doi: <https://doi.org/10.1177/1077546318818694>
- [15] Merizalde Y, Bonilla L M, Hernández-Callejo L, et al., "Mantenimiento de turbinas eólicas. Una revisión." *DYNA-Ingeniería e Industria* Vol. 93(4), 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8622>
- [16] Qiao Z, Lei Y, Li N, "Applications of stochastic resonance to machinery fault detection: A review and tutorial". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 122, p. 502–536, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.12.032>
- [17] Han Y, Li M, "Nonlinear dynamic characteristics of marine rotor-bearing system under heaving motion". *Shock and Vibration* Vol. 2019, p. 16 pages, 2019, doi: <https://doi.org/10.1155/2019/7683952>
- [18] Zhou B, Lu C, Li L, et al., "Health assessment for rolling bearing based on local characteristic-scale decomposition – Approximate entropy and manifold distance". "2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)", p. 401–406, 2016, doi: <https://doi.org/10.1109/WCICA.2016.7578454>
- [19] Moustafa W, Cousinard O, Bolaers F, et al., "Low speed bearings fault detection and size estimation using instantaneous angular speed". *JVC/ Journal of Vibration and Control* Vol. 22(15), p. 3413–3425, 2016, doi: <https://doi.org/10.1177/1077546314560600>
- [20] Han T, Liu Q, Zhang L, et al., "Fault feature extraction of low speed roller bearing based on Teager energy operator and CEEMD". *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* Vol. 138, p. 400–408, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.02.053>
- [21] Niknam S A, Songmene V, Au Y H J, "The use of acoustic emission information to distinguish between dry and lubricated rolling element bearings in low-speed rotating machines". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* Vol. 69(9), p. 2679–2689, 2013, doi: <https://doi.org/10.1007/s00170-013-5222-4>
- [22] Mizutani Y, Practical Acoustic Emission Testing. Springer Japan, 2016
- [23] Elforjani M, "Estimation of Remaining Useful Life of Slow Speed Bearings Using Acoustic Emission Signals". *Journal of Nondestructive Evaluation* Vol. 35(4), p. 62, 2016, doi: <https://doi.org/10.1007/s10921-016-0378-0>
- [24] Van Hecke B, Yoon J, He D, "Low speed bearing fault diagnosis using acoustic emission sensors". *Applied Acoustics* Vol. 105, p. 35–44, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2015.10.028>
- [25] Elforjani M, Mba D, "Monitoring the Onset and Propagation of Natural Degradation Process in a Slow Speed Rolling Element Bearing With Acoustic Emission". *Journal of Vibration and Acoustics* Vol. 130(4), p. 041013–041013–14, 2008, doi: <https://doi.org/10.1115/1.2948413>
- [26] Elforjani M, Mba D, "Accelerated natural fault diagnosis in slow speed bearings with Acoustic Emission". *Engineering Fracture Mechanics* Vol. 77(1), p. 112–127, 2010, doi: [10.1016/j.engfracmech.2009.09.016](https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2009.09.016)
- [27] Omoregbee O, Heyns P, "Low speed rolling bearing diagnostics using acoustic emission and higher order statistics techniques". *Journal of Mechanical Engineering Research and Developments* Vol. 41(3), p. 18–23, 2018, doi: <https://doi.org/10.26480/jmerd.03.2018.18.23>
- [28] Kilundu B, Chiementin X, Duez J, et al., "Cyclostationarity of Acoustic Emissions (AE) for monitoring bearing defects". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 25(6), p. 2061–2072, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.01.020>
- [29] Chiementin X, Mba D, Charnley B, "Effect of the denoising on AE signals". *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME* Vol. 132, p. 1–9, 2010, doi: <https://doi.org/10.1115/1.4000789>
- [30] He Y, Zhang X, Friswell M, "Observation of time-frequency characteristics of the acoustic emission from defects in rolling element bearings". *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring* Vol. 52(8), p. 412–418, 2010, doi: [10.1784/insi.2010.52.8.412](https://doi.org/10.1784/insi.2010.52.8.412)
- [31] Butler D E, "The Shock-pulse method for the detection of damaged rolling bearings". *Non-Destructive Testing* Vol. 6(2), p. 92–95, 1973, doi: [https://doi.org/10.1016/0029-1021\(73\)90116-3](https://doi.org/10.1016/0029-1021(73)90116-3)
- [32] Dong H, Qi K, Chen X, et al., "Sifting process of EMD and its application in rolling element bearing fault diagnosis". *Journal of Mechanical Science and Technology* Vol. 23(8), p. 2000–2007, 2009, doi: <https://doi.org/10.1007/s12206-009-0438-9>
- [33] Zhang X, Zhao J, Kang J, et al., "Bearing prognostics with nontrendable behavior based on shock pulse method and frequency analysis". *Journal of Vibroengineering* Vol. 16(8), p. 3963–3976, 2014
- [34] Yao J, Tang B, Zhao J, "A Fault Feature Extraction Method for Rolling Bearing Based on Pulse Adaptive Time-Frequency Transform". *Shock and Vibration* Vol. 2016, 2016, doi: <https://doi.org/10.1155/2016/4135102>
- [35] Mukane R, Gurav N, Sondkar S, et al., "LabVIEW Based Implementation of Fuzzy Logic for Vibration Analysis to Identify

Machinery Faults". "2017 International Conference on Computing, Communication, Control and Automation, ICCUBEA 2017", 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2017.8463707>

[36] SPM I, "Shock pulse patterns". shorturl.at/jAUW7, 2012

[37] Liu C, Wang F, "A review of current condition monitoring and fault diagnosis methods for low-speed and heavy-load slewing bearings". "Proceedings of 2017 9th International Conference On Modelling, Identification and Control, ICMIC 2017", Vol. 2018-March, p. 104-109, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2017.8321619>

[38] Ding P, Wang H, Bao W, et al., "HYGP-MSAM based model for slewing bearing residual useful life prediction". *Measurement* Vol. 141, p. 162- 175, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.04.039>

[39] Ding P, Wang H, Dai Y, "A clustering-based framework for performance degradation prediction of slewing bearing using multiple physical signals". *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering* Vol. 5(2), 2019, doi: <https://doi.org/10.1115/1.4042843>

[40] Duan Z, Wu T, Guo S, et al., "Development and trend of condition monitoring and fault diagnosis of multi-sensors information fusion for rolling bearings: A review". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* Vol. 96(1-4), p. 803-819, 2018, doi: <https://doi.org/10.1007/s00170017-1474-8>

[41] Nielsen J S, van de Pieterman R P, Sørensen J D, "Analysis of pitch system data for condition monitoring". *Wind Energy* Vol. 17(3), p. 435- 449, 2014, doi: <https://doi.org/10.1002/we.1586>

[42] Periši N, Pedersen B J, Kirkegaard P H, "Blade Bearing Friction Estimation of Operating Wind Turbines". R Allemang, J De Clerck, C Niezrecki, J Blough (editors) "Topics in Modal Analysis II, Volume 6", p. 213-220, Springer New York, 2012, doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4614-2419-2_19

[43] Saufi S R, Ahmad Z A B, Leong M S, et al., "LowSpeed Bearing Fault Diagnosis Based on ArSSAE Model Using Acoustic Emission and Vibration Signals". *IEEE Access* Vol. 7, p. 46885-46897, 2019, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909756>

[44] Caesarendra W, Widodo A, Thom P, et al., "Combined probability approach and indirect data-driven method for bearing degradation prognostics". *IEEE Transactions on Reliability* Vol. 60(1), p. 14-20, 2011, doi: <https://doi.org/10.1109/TR.2011.2104716>

[45] Caesarendra W, Kosasih P, Tieu A, et al., "Condition monitoring of naturally damaged slow speed slewing bearing based on ensemble empirical mode decomposition". *Journal of Mechanical Science and Technology* Vol. 27(8), p. 2253-2262, 2013, doi: <https://doi.org/10.1007/s12206-013-0608-7>

[46] Caesarendra W, Kosasih B, Tieu K, et al., "An application of nonlinear feature extraction - A case study for low speed slewing bearing condition monitoring and prognosis". "2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics: Mechatronics for Human Wellbeing, AIM 2013", p. 1713-1718, Wollongong, Australia, 2013, doi: <https://doi.org/10.1109/AIM.2013.6584344>

[47] Caesarendra W, Kosasih B, Tieu A K, et al., "Application of the largest Lyapunov exponent algorithm for feature extraction in low speed slewing bearing condition monitoring". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 50-51, p. 116-138, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2014.05.021>

[48] Caesarendra W, Tjahjowidodo T, Kosasih B, et al., "Integrated condition monitoring and prognosis method for incipient defect detection and remaining life prediction of low speed slewing bearings". *Machines* Vol. 5(2), p. 11, 2017, doi: <https://doi.org/10.3390/machines5020011>

[49] Caesarendra W, Kosasih B, Tieu A K, et al., "Acoustic emission-based condition monitoring methods: Review and application for low speed slewing bearing". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 72-73, p. 134-159, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.10.020>

[50] Pewsey A, "The large-sample joint distribution of key circular statistics". *Metrika* Vol. 60(1), p. 25-32, 2004, doi: <https://doi.org/10.1007/s001840300294>

[51] Pan Y, Hong R, Chen J, et al., "Incipient fault detection of wind turbine large-size slewing bearing based on circular domain". *Measurement* Vol. 137, p. 130-142, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.01.033>

[52] Feng Y, Huang X, Hong R, et al., "A multi-dimensional data-driven method for large-size slewing bearings performance degradation assessment". *Zhongnan Daxue Xuebao (Ziran Kexue Ban)/Journal of Central South University (Science and Technology)* Vol. 48(3), p. 684-693, 2017, doi: <https://doi.org/10.11817/j.issn.1672-7207.2017.03.017>

[53] Lu C, Chen J, Hong R, et al., "Degradation trend estimation of slewing bearing based on LSSVM model". *Mech. Syst. Signal Process.* Vol. 7677, p. 353-366, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.02.031>

[54] Feng Y, Huang X, Chen J, et al., "Reliability-based residual life prediction

of large-size low-speed slewing bearings". *Mechanism and Machine Theory* Vol. 81, p. 94-106, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.mechmachtheory.2014.06.013>

[55] Žvokelj M, Zupan S, Prebil I, "Multivariate and multiscale monitoring of large-size low-speed bearings using Ensemble Empirical Mode Decomposition method combined with Principal Component Analysis". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 24(4), p. 1049-1067, 2010, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2009.09.002>

[56] Žvokelj M, Zupan S, Prebil I, "Non-linear multivariate and multiscale monitoring and signal denoising strategy using Kernel Principal Component Analysis combined with Ensemble Empirical Mode Decomposition method". *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 25(7), p. 2631-2653, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2011.03.002>

[57] Žvokelj M, Zupan S, Prebil I, "EEMD-based multiscale ICA method for slewing bearing fault detection and diagnosis". *Journal of Sound and Vibration* Vol. 370, p. 394-423, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.01.046>

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la Agencia Española Estatal de Investigación (AEI) - Ministerio de Economía, Industria y Competitividad (MINECO) y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) a través de los proyectos de investigación DPI2017-82930-C2-1-R y DPI2017-82930-C2-2-R.

Sigla	Significado inglés	Significado español
AE	acoustic emission	emisión acústica
ApEn	approximate entropy	entropía aproximada
ARMA	autoregressive moving average	modelos autorregresivos de media móvil
CBM	condition based maintenance	mantenimiento basado en la condición
EEMD	ensemble empirical mode decomposition	descomposición de modo empírico ensamblada
EMD	empirical mode decomposition	descomposición de modo empírico
FFT	fast Fourier transform	transformada rápida de Fourier
IMF	intrinsic mode functions	funciones de modo intrínseco
LLE	largest Lyapunov exponent	exponente mayor de Lyapunov
PCA	principal component analysis	análisis de componentes principales
PSD	power spectral density	densidad de potencia espectral
RMS	root mean square	valor cuadrático medio
RUL	remaining useful life	vida útil restante
SPM	shock pulse method	método de pulsos de choque
SR	stochastic resonance	resonancia estocástica

Tabla I: Resumen de los acrónimos utilizados en el artículo