

REVISIÓN DE LA CARACTERIZACIÓN DE FALLAS EN MAQUINARIA ROTATIVA MEDIANTE GRÁFICOS DE RECURRENCIA

Rotating Machinery Fault Characterization by Recurrence Plot: A review

Ignacio Torres Contreras^{1*}, Juan Carlos Jáuregui Correa^{1*}

¹Universidad Autónoma de Querétaro

Autor de correspondencia
*itorres02@alumnos.uaq.mx
*igtoc4@gmail.com

RESUMEN

El comportamiento dinámico de una máquina rotativa es el reflejo de su diseño, condiciones de operación, tipo de aplicación y condición operativa de sus componentes. Mediante los análisis de vibraciones se diagnostica el estado operativo de las máquinas y se predicen las fallas con anticipación; sin embargo, los métodos tradicionales para el diagnóstico de fallas en maquinaria tratan a todos los fenómenos dinámicos como regímenes estacionarios y lineales, pero la globalización y los avances tecnológicos demandan mejores métodos de diagnóstico de la condición en pos de disminuir los costos de mantenimiento e incrementar la vida útil de la maquinaria. En la presente revisión bibliográfica sobre el método de Gráficos de Recurrencia o *Recurrence Plot* (RP, por sus siglas en inglés), aplicado al diagnóstico de fallas en máquinas rotativas, se muestra que proporciona mayor información de los fenómenos dinámicos al considerar las no-linealidades y los regímenes no-estacionarios, en contraste con los métodos convencionales utilizados, donde tales parámetros no se toman en cuenta.

Palabras clave: Diagnóstico de falla, vibraciones mecánicas, Gráficos de Recurrencia, mantenimiento, predictivo, sistemas dinámicos no lineales.

ABSTRACT

The dynamic behavior of a rotating machine is a reflection of its design, operating conditions, type of application, and operational condition of its components. Through vibrations analysis, the machinery condition is diagnosed, and failures are predicted in advance; however, traditional methods for diagnosing machinery failure treat all dynamic phenomena as stationary and linear regimes, but worldwide standardization and technological advances demand better diagnosing methods to reduce maintenance costs and increase the useful life of machinery. This pa-

per shows that Recurrence Plot is a better method for measurement and fault diagnosis in rotary machinery because nonlinearities and non-stationary regimes are included in the vibration analysis, thus diagnosis and quantification faults can be more precise.

Keywords: Fault diagnosis, mechanical vibration, Recurrence Plot, Metrology, predictive maintenance, nonlinear dynamic systems.

INTRODUCCIÓN

Las fallas mecánicas en maquinaria son una condición debida al uso de los componentes y su origen es el desgaste provocado por la transmisión de cargas dinámicas y deficiencias en la lubricación, y por la fatiga de los materiales debidas a la propia aplicación o del trabajo realizado. El diagnóstico del tipo de falla y la determinación de la severidad es una actividad fundamental para la toma de decisiones en el mantenimiento predictivo [1].

La industria ha implementado diversas estrategias de mantenimiento a lo largo de la historia, de las cuales destaca el mantenimiento predictivo (o PdM, *Predictive Maintenance* por sus siglas en inglés), basado en el monitoreo de vibraciones para el control de la condición y sus acciones correctivas a través de un plan de mantenimiento programado [2], [3]. Gracias al PdM se ha logrado incrementar la confiabilidad de la maquinaria y reducir los costos de mantenimiento, las afectaciones económicas, laborales, de seguridad y del medio ambiente provocados por las fallas no controladas o catastróficas.

Las maquinarias rotativas transforman la energía de entrada proporcionada por un motor eléctrico, turbina o de combustión interna en energía mecánica a través de la rotación de sus componentes, o viceversa [4]; la rotación y la interacción entre las partes en movimiento causa vibración, ruido y calor. Todas las máquinas rotativas tienen un comportamiento dinámico característico debido al tipo de componente rotativo, diseño, manufactura y aplicación, y los daños acumulados de los



componentes de la maquinaria incrementan los niveles de vibración, el ruido y la temperatura [5]. Ejemplos de maquinaria rotativa son los motores eléctricos, motores de combustión, turbinas de gas, turbinas de vapor, turbinas eólicas, bombas, compresores, sopladores, generadores, cajas de engranes, etc.

Un sistema dinámico no lineal estudia los procesos o fenómenos en el tiempo y describe su comportamiento dinámico mediante sus sistemas de ecuaciones correspondientes, ya sean algebraicas o diferenciales no lineales [6], [4]. De acuerdo con su comportamiento físico, la relación entre los cambios en las entradas y el comportamiento resultante de las salidas en un sistema no son proporcionales [7]: los fenómenos dinámicos reales en la maquinaria son inherentemente no lineales [8].

Los gráficos de recurrencia, o *Recurrence Plots* (RP por sus siglas en inglés), son una metodología alternativa más para analizar las recurrencias a partir de datos experimentales en las series de tiempo que tiene la capacidad de identificar el comportamiento no lineal en los sistemas dinámicos [9,10]. La gran capacidad de RP para identificar las no linealidades abre las puertas a nuevas posibilidades en el diagnóstico y predicción de fallas de las máquinas rotativas para incrementar la confiabilidad.

RP representa una metodología para realizar análisis de tipo dinámico no-lineales presentada por [9], que retoma el concepto del teorema de recurrencia anteriormente propuesto por Poincaré en 1890. Los RPs proporcionan una visualización de los estados de recurrencia por medio del gráfico de un vector de su fase en el espacio.

Dicha metodología permite la observación de las recurrencias de la trayectoria de la fase en el espacio a través de un gráfico en dos dimensiones; además, tiene la capacidad de analizar sistemas mecánicos quasi-estáticos, no-estáticos y eventos transitorios.

El método RP ha demostrado su potencial en

muchos campos de la ciencia, tales como la medicina, física, química, biología, ingeniería, ciencias de la tierra, finanzas, economía, etc. [10]. Gracias al desarrollo de los nuevos sistemas de cómputo, los tiempos de manejo y procesamiento de datos se han reducido significativamente, con lo cual se abren nuevas oportunidades para la aplicación de estas metodologías [11].

En el periodo de los últimos 7 años, han aparecido análisis de recurrencia cuantitativos tales como el porcentaje de recurrencia, los porcentajes determinísticos, la longitud de línea y de divergencia máxima, la entropía de la distribución de la longitud de líneas y las tendencias [12].

En la actualidad, el desarrollo y aplicación de técnicas de diagnóstico y predicción de fallas para condiciones de operación de características no-lineales y no-estacionarias son un reto y apenas comienzan a explorarse.

Las técnicas tradicionales utilizadas para el diagnóstico y predicción de fallas normalmente son para casos lineales y estacionarios, por lo cual generan resultados con mucha incertidumbre [13]. A pesar de la eficacia de RP, no se usa industrialmente en el mantenimiento predictivo de maquinaria rotativa [14], [15].

Hoy en día, el deber de la industria es mejorar constantemente para hacer frente a las demandas cada vez más exigentes del mercado global contemporáneo. Es necesario mencionar que las metodologías basadas en el PdM utilizadas para el diagnóstico de maquinaria rotativa son una herramienta muy importante debido a que generan ahorros significativos en gastos de mantenimiento, incrementan la vida útil de la maquinaria y la seguridad del personal, y protegen el medio ambiente [16]. Existen varios métodos para el análisis y predicción de fallas en maquinaria basados en vibraciones; sin embargo, hay muy pocas metodologías que consideran las no linealidades de los sistemas mecánicos, y las que lo hacen apenas están en desarrollo.

ANÁLISIS DE LOS MÉTODOS

El Mantenimiento predictivo

El mantenimiento de las máquinas rotativas es una necesidad primordial para su confiabilidad. El PdM utiliza la información del monitoreo de la condición (CM por sus siglas en inglés, *Condition Monitoring*) con la finalidad optimizar la disponibilidad y la confiabilidad de las máquinas a través de la toma de acciones antes de que ocurra la falla [17], [18], [19]. Mediante el PdM es posible detectar fallas desde etapas tempranas con el objetivo de reducir los paros no programados y los costos de operación, facilitar la respuesta proactiva y mejorar la productividad, la confiabilidad, la disponibilidad, la mantenibilidad, la seguridad del equipo, del personal y del medio ambiente [20]. Dependiendo del tipo de industria, los costos de mantenimiento pueden llegar a representar del 15 al 60% de los costos de la producción [21], [22]; con el PdM se pueden reducir los costos de mantenimiento en un 30%, los paros no programados en un 75% e incrementar la producción en un 25% [23].

El crecimiento que se pronostica en las inversiones de tecnología del PdM para el periodo de 2016 a 2022 llega a la cifra de US\$ 10.96 billones, con una tasa compuesta de crecimiento anual (CAGR por sus siglas en inglés, *Compound Annual Growth Rate*) de 39%. Esta estadística está basada en información obtenida de las 13 empresas

más representativas en PdM y considera las 7 tecnologías más destacadas en este campo [24] (ver Figura 1). En la misma gráfica puede observarse un crecimiento constante; esto habla de la importancia que posee el PdM en nuestros días y en el futuro inmediato a nivel internacional.

Algunas estadísticas que muestran la ocurrencia de falla en los engranes indican que el 80% de las fallas de una transmisión mecánica en maquinaria ocurren en la caja de engranes, de las cuales el 60% son debidas a los engranes; por otra parte, las fallas más recurrentes en una embarcación están en el sistema de propulsión [1].

Con el crecimiento de las energías renovables han aumentado los parques eólicos y, con ello, se han incrementado los costos en la operación y mantenimiento debido al aumento en la tasa de fallas. Por ejemplo, algunos reportes revelan que el 12% de las fallas en un aerogenerador corresponden a la caja de engranes; esta situación demuestra la necesidad de mejorar las técnicas y sistemas de monitoreo y diagnóstico de fallas. Los algoritmos avanzados para el procesamiento de las señales utilizados son: *kurtosis* espectral, *wavelets*, resonancia estocástica, representación *sparse*, distribución de *Wigner-Ville* y *Dynamic time warping*, por mencionar algunos [25]. Los métodos tradicionales en análisis de vibraciones son las transformadas de Fourier, la distribución de *Wigner-Ville*, las *wavelets*, *empirical mode decomposition* y vector soporte de máquina [26]. Una clasi-

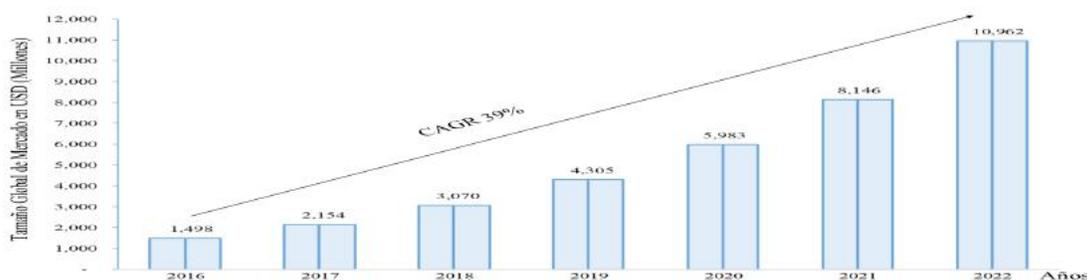


Figura 1. Desarrollo del mercado del Mantenimiento Predictivo [24].



ficación de las principales técnicas utilizadas en turbinas de viento se muestra en la Tabla 1, y la Tabla 2 exhibe las metodologías en las que más se trabaja [27]. Ambas clasificaciones están en función del número de artículos publicados al respecto.

El mantenimiento de maquinaria es el conjunto de acciones destinadas a mantener un componente, equipo o sistema en un estado en el cual sus funciones pueden ser cumplidas [20]. El mantenimiento tiene sus orígenes en los años 50, y se caracterizaba por la aplicación del criterio de reparar después de que ocurre la falla. En los 60 apareció el concepto de prevención como una forma de economizar los gastos; la combinación de estos dos tipos de mantenimiento redujo significativamente los costos. En 1980 surgió el concepto de mantenimiento predictivo PdM en la fuerza aérea norteamericana. Esta nueva estrategia de mantenimiento marcó un parteaguas dentro de este campo

y hizo pasar del mantenimiento basado en el tiempo al mantenimiento basado en la condición. El mantenimiento centrado en la confiabilidad apareció a partir de 1990 [28]. La tendencia del mantenimiento va en la dirección del pronóstico de la probabilidad de falla y de la estimación de la vida útil de la maquinaria. La Figura 2 resume la historia del mantenimiento y la tendencia para el futuro inmediato [29].

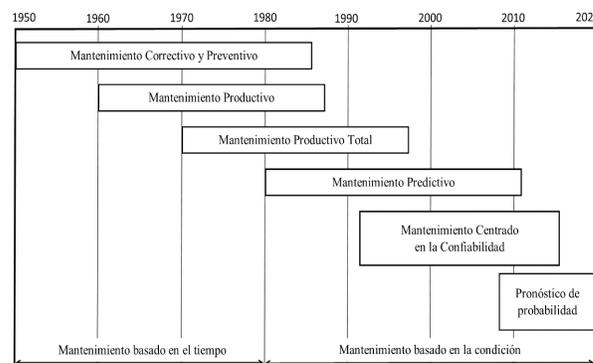


Figura 2. Evolución de los tipos de mantenimiento [29].

Tabla 1. Categorías del diagnóstico y predicción de fallas en Aerogeneradores desde 1988 [27].

Posición	Categoría	No. de artículos	Porcentaje (%)
1	Procesamiento de señales	285	45.67
2	Aprendizaje de máquina	177	28.37
3	Basado en modelos	113	18.11
4	Otros	49	7.85

Tabla 2. Metodologías de diagnóstico de fallas usadas en Aerogeneradores desde 1988 [27].

Posición	Categoría	No. de artículos	Porcentaje (%)
1	Redes neuronales	60	33.9
2	Sistemas de Fuzzy	39	22.03
3	Análisis de datos por SCADA	24	13.56
4	Vector Soporte de máquina	18	10.7
5	Métodos híbridos	14	7.91
6	Redes de Bayesian	6	3.39
7	Algoritmos Clustering	5	2.82
8	Fisión de información	3	1.69
9	Otros	8	4.52

En la revisión sobre el monitoreo de la condición de maquinaria basado en el análisis de vibraciones, se encuentra que la tendencia es hacia la automatización de los procesos de diagnóstico de falla mediante la combinación de varias técnicas de análisis [30].

[21] clasifica el mantenimiento en tres tipos generales: mejoramiento, predicción y corrección, como puede observarse en la Figura 3. Dentro de esta clasificación destaca el al mantenimiento predictivo, el cual se caracteriza por realizar las reparaciones de manera planificada, tomando en cuenta los análisis y la tendencia de las máquinas; las vibraciones son la principal herramienta de diagnóstico para la predicción de la falla.

Técnicas para el diagnóstico de falla en maquinaria

Las metodologías para el análisis de fallas en máquinas rotativas han tenido sus orígenes en la detección de fallas en engranes y rodamientos, y pueden clasificarse en tres categorías: análisis estadísticos, análisis con modelos filtrados y análisis en el dominio del tiempo y/o la frecuencia. La Tabla 3 resume las principales técnicas de acuerdo con el tipo de metodología [1]. En dicha tabla puede observarse que los gráficos de recurrencia no figuran en las metodologías utilizadas para el diagnóstico de fallas.

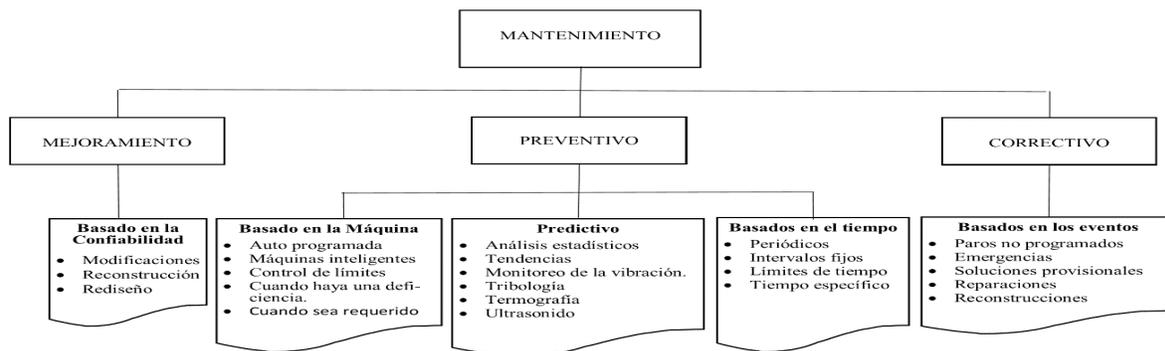


Figura 3. Estructura del mantenimiento [21].

Tabla 3. Metodologías usadas para el diagnóstico de fallas mecánicas [1].

Metodología	Categoría	Técnicas
Análisis estadístico	Prueba de hipótesis	Kolmogorov-Smirnov test, Satterhwaite's t'-test, Wilcoxon rank-sum test
	Índice estadístico	Kurtosis, Euclidean distance, Mahalanobis distance, Kullback-Leibler distance, Bayesian distance
	Aprendizaje estadístico	Principal component análisis (PCA), Fisher discriminant análisis (FDA), partial least squares (PLS), multidimensional scaling (MDS), Isomap, Laplacian eigenmaps (LE), locality preserving projections (LPP), neighborhood preserving embedding (NPE), maximum variance unfolding (MVU), common vector approach (CVA), diffusion maps (DM)
	Modelado estadístico	Time series model, Dempster-Shafer evidence theory, hidden Markov model (HMM), proportional hazards model (PHM), proportional covariate model (PCM)



Modelos con filtros		<i>Wavelet filter, Kalman Filter, particle filtering (PF), latent component-based filter, morphological filter, Schur filter, independent component analysis (ICA) filter</i>
Análisis en el dominio del tiempo y/o la frecuencia	Tiempo o Frecuencia	<i>Fast Fourier transform (FFT), Discrete Fourier transform (DFT), time synchronous averaging (TSA), order tracking, resonance demodulation, envelope spectrum analysis, spectral kurtosis</i>
	Tiempo-frecuencia	<i>Wavelet transform, Short-time Fourier transform (STFT), empirical mode decomposition (EMD), Wigner-Ville distribution (WVD), Teager energy spectrum</i>

[31] provee una revisión general sobre 53 diferentes técnicas complejas para datos en función del tiempo o series de tiempo, de las cuales se mencionan algunas: entropía, análisis de fluctuaciones, entropía de *fuzzy*, gráficos de recurrencia, análisis de cuantificación de recurrencia, entropía espectral, entropía *wavelet*, transformada *wavelet*, exponente de *Lyapunov*, entropía de *Kolmogorov*, gráfico de fase, diagramas de Poincare, caos determinístico y análisis fractales, por mencionar algunos. La tabla 4 da una comparación y correlación entre fractalidad y los métodos dinámicos no lineales y entropía.

RP ha sido aplicado en la resolución de problemas de fricción [32]; para resolver series de tiempo, aplica el atractor caótico de Lorenz y resuelve la función de cuarto orden mediante el método de integración *Runge-*

Kuta. Cuantifica y cualifica el fenómeno mediante las propiedades de RP. Existen aplicaciones sobre la caracterización de fallas en máquinas rotativas, específicamente, [33] propone una metodología para aplicar RP a la predicción de falla en rodamientos, en la que se cuantifica y cualifica el daño a través de un reconocimiento de imágenes derivados de los RP. De igual forma, RP se ha comenzado a aplicar en el diagnóstico de falla y la cualificación de los fenómenos dinámicos en cajas de engranes [34]; sin embargo, el presente autor no muestra las metodologías para la colección de datos, ni las técnicas de integración usadas.

Las dos metodologías multiescala usadas para el proceso de monitoreo que se han dominado en las últimas dos décadas son las *wavelets* y el análisis de espectro simple, y en

Tabla 4. Comparación entre las técnicas fractales, métodos no lineales y entropía [31].

	Fractalidad	Métodos dinámicos no lineales	Entropía
Enfoque	Auto-similaridad	Propiedad de atractor	Estado de desorden
Complejidad	Auto-similaridad débil	Estructura de atractor compleja	Nivel de desorden alto
Regularidad	Auto-similaridad Robusta	Punto fijo	Nivel de desorden bajo
Ventajas	Describe de manera global y local la estructura de las series de tiempo	Visualización de datos dinámicos en el espacio de fase	Provee una medición directa del desorden, el proceso de cálculo es simple
Desventajas	Proceso de medición complicado, dependiente de la cantidad de datos	El atractor es difícil de cuantificar, interpretar y capturar; dependiente del tamaño de la muestra	Poca atención a los procesos dinámicos no lineales

ambos se han propuesto diferentes variantes. La aplicación del aprendizaje profundo, o *deep learning*, es un área de investigación emergente que muestra potencial. Dicha área incluye los *auto-encoders* y la aplicación de redes neuronales en su desarrollo [35]. Estudios recientes aplican la inteligencia artificial con RP para lograr mejores resultados [36]. RP también se ha combinado con la red neuronal convolucional para el diagnóstico de falla de un motor de 3 fases, el primer paso del método propuesto es convertir la señal de la serie de tiempo en imágenes 2D o RP y posteriormente procesa dichas imágenes mediante la red neuronal [37].

Hoy en día se desenvuelve la cuarta revolución industrial originada por los grandes avances en el desarrollo tecnológico: el circuito integrado, la computación e información. La nueva era tecnológica está encabezada por las máquinas inteligentes, el internet de las cosas o IoT (por sus siglas en inglés, *Internet of Things*), la inteligencia artificial y el *Big Data* [20], [38], [39].

Debido a las diversas aplicaciones y condiciones de trabajo de las máquinas rotativas, sus componentes deben operar tanto en condiciones lineales y no-lineales, como en regímenes cuasi-estacionarios y no-estacionarios. Para comprender y predecir el comportamiento de la maquinaria, se debe tomar en cuenta la totalidad de los fenómenos dinámicos a los que están expuestas [40]. Las vibraciones proporcionan información sobre el estado de la condición funcional de la máquina y son usadas como herramienta para la detención y el control de fallas [41].

El enfoque actual para el mantenimiento de maquinaria rotativa es el mantenimiento basado en la condición o mantenimiento predictivo PdM [20], [42], pero el desarrollo de las técnicas de diagnóstico y predicción de fallas para condiciones de operación no-lineales y no-estacionarias es un reto. Las técnicas tradicionales utilizadas normalmente son sólo para casos lineales y estacionarios, por lo cual generan resultados inciertos [14]. Las principales metodologías industriales para

el diagnóstico de maquinaria y de sus fallas son: vibraciones, ultrasonido, voltajes, análisis de aceites, análisis de partículas de desgaste, termografía, inspección visual y análisis de las condiciones de carga y operativas. Por su parte, las herramientas más aplicadas en los análisis dinámicos son los acelerómetros, sensores magnéticos, corrientes de Eddy, interferómetros láser y sensores piezoeléctricos [43]. Sin embargo, las vibraciones continúan siendo la herramienta principal para conocer la condición de las máquinas y predecir las fallas [44].

El monitoreo de vibraciones en los métodos tradicionales maneja datos de un estado estable y mayormente de vibración en el dominio de la frecuencia, y tiene limitaciones tecnológicas como los sistemas de adquisición de un solo canal y la simplificación de los datos de adquisición y análisis. Los datos en el dominio del tiempo son empleados para observar las tendencias en el tiempo, que se refiere a la forma de onda de una señal. La mayoría de las fallas en maquinaria ocurren cerca la frecuencia del componente asociado, y los datos en el dominio de la frecuencia se obtienen a partir del dominio del tiempo mediante el proceso matemático llamado transformada rápida de *Fourier* (FFT por sus siglas en inglés, *Fast Fourier Transform*) [21].

Existen fuentes de comportamiento no lineales en máquinas rotativas, tales como los claros en las chumaceras, baleros, engranes, juntas rotativas, sellos, alabes del rotor, así como la aerodinámica y otros efectos en los fluidos y lubricantes. Estos elementos tienen un comportamiento no-lineal y pueden influir significativamente en la caracterización dinámica del sistema [45].

Los modelos para predicción de fallas en maquinaria son clasificados en métodos basados en modelos, basados en los datos de adquisición, y una combinación de ambos. Las técnicas más reconocidas para el análisis y predicción de fallas de fenómenos no-lineales y no estacionarios son la matriz de recurrencia, filtrado de partículas, filtrado



de Kalman, modelo oculto de Markov, regresión Gaussiana, el vector soporte de máquina, redes neuronales artificiales, lógica y redes neuronales de *Fuzzy* [13].

[46] Hace una comparación entre las tres metodologías más utilizadas para los análisis dinámicos, mismos que son presentados en la Tabla 5. A dicha tabla se ha agregado una cuarta columna correspondiente al RP. Puede observarse claramente que el método Hilbert y el RP son muy diferentes de Fourier. Una de las principales diferencias es que pueden aplicarse perfectamente a los fenómenos no lineales y no estacionarios. Otra diferencia característica es que el RP tiene una base teórica empírica a diferencia de la formulación teórica de Fourier.

La transformada *Hilbert-Huang* (HHT por sus siglas en inglés, *Hilbert-Huang Transform*), es un método empírico que consta de dos partes: el método del modo de descomposición empírica (EMD por sus siglas en inglés, *Empirical Mode Decomposition*) y el análisis espectral de Helbert [19], [25], [30], [48].

Mediante la metodología HHT es posible procesar los datos de medición y aplicar filtros para obtener las frecuencias en los sistemas mecánicos a partir de las integrales de sus condiciones instantáneas de la velocidad, o sea el desplazamiento [41]. Actualmente se utiliza la técnica HHT con otras metodologías para el diagnóstico de falla en baleros bajo sistemas no estacionarios. Además, HHT tiene la capacidad para calcular la entropía del sistema dinámico [49] y combinarse con las *wavelet* para analizar gráficamente los resultados.

Gráficos de recurrencia

La razón fundamental para seleccionar la metodología de los gráficos de recurrencia, es que proporciona mayor información sobre los estados no lineales que la transformada del Hilbert y otras técnicas de análisis. Por un lado, proporciona los gráficos de fase que revelan el comportamiento general del sistema, el cambio de régimen, la estabilidad y la periodicidad, entre otros. Por otro lado, al ser una matriz se pueden cuantificar las características contenidas en el espectro, ya sea como el valor total de la matriz, o como de las diagonales, horizontales y verticales. Todas ellas están ligadas a propiedades específicas del sistema.

RP se ha aplicado con buenos resultados en muchos campos del conocimiento, tales como la física, química, biología, ingeniería, ciencias de la tierra, finanzas y economía, entre otras de acuerdo con [11] y [12], quienes concluyen que, gracias al desarrollo de los nuevos sistemas de cómputo, los procesos de cálculo se han hecho más fáciles, rápidos y por ende menos tediosos.

Hoy en día con los sistemas *Big Data* y el Internet de las Cosas se da un nuevo impulso en favor de estas metodologías. [11] publicó, 25 años después de que los gráficos de recurrencia fueran presentados por Eckman en 1987, un artículo en el cual aporta una mejora en la cuantificación de los datos medidos respecto al nivel de confianza de las mediciones y la sensibilidad para detectar los cambios dinámicos del sistema.

[12] hizo público otro artículo donde hizo una reseña histórica de los gráficos de recurrencia,

Tabla 5. Comparativo entre las principales metodologías para análisis dinámicos [44].

Característica	Fourier	Wavelet	Hilbert	Recurrence Plot
No lineal	No	No	Si	Si
No estacionario	No	Si	Si	Si
Base teórica	Completamente teórico	Completamente teórico	Empírico	Empírico

en él confirma que gracias al desarrollo de los sistemas de cómputo se ha intensificado la investigación mediante la comparación de todas las posibles combinaciones de pares de series de datos a través de una matriz de similitud.

En los últimos 7 años, se establecieron los análisis de recurrencia cuantitativos, dentro de los que se encuentran los siguientes: porcentaje de recurrencia, porcentaje determinístico, longitud de línea y de divergencia máxima, y entropía de la distribución de la longitud de líneas y tendencias.

De acuerdo con [10], el método de RP muestra las recurrencias de un sistema dinámico: Supóngase una trayectoria de un sistema con su fase en el espacio [50]. Las componentes de dicho vector pueden representar la posición, la velocidad, la aceleración o alguna otra variable.

El desarrollo del sistema está descrito por una serie de vectores que representan la trayectoria en el espacio como se muestra en la Figura 4, en la cual sólo se aprecia una vista de planta. La trayectoria completa representa un ciclo del movimiento.

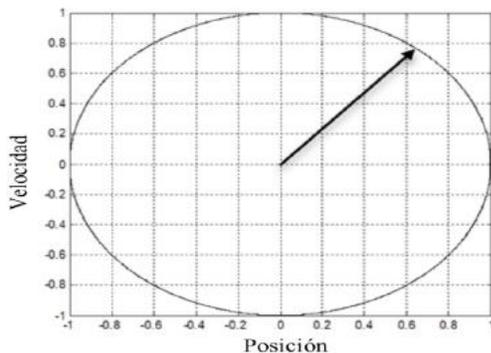


Figura 4. Vector en el espacio,

$$\chi(t) = [\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_n], [14]$$

El diagrama correspondiente se basa en la siguiente matriz de recurrencia:

$$R_{i,j} = \begin{cases} 1: \vec{\chi}_i \approx \vec{\chi}_j, \\ 0: \vec{\chi}_i \not\approx \vec{\chi}_j, \end{cases} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

La diferencia entre los valores $\vec{\chi}_i \approx \vec{\chi}_j$ representa un error ϵ , que puede quedar expresado de la siguiente manera: $x_i - x_j < \epsilon$.

Con ello, se genera una matriz de dimensión $N \times N$ que compara los estados i, j del sistema en el tiempo. Si los estados son similares se asigna un $R_{i,j} = 1$ en la matriz, si son diferentes se asigna el valor $R_{i,j} = 0$.

De tal forma que, una vez completa la matriz, se tienen los estados similares o recurrentes en el sistema.

Cada casilla se convierte en una especie de píxel que la transforma en una fotografía del estado dinámico analizado.

Algunos significados de los patrones que resultan en las matrices se listan en la Tabla 6.

Tabla 6. Interpretación de los patrones de las matrices RP [10].

Patrón de la gráfica	Significado
Homogeneidad	Estacionario
Movimiento periódico	Proceso cíclico
Líneas diagonales	Proceso determinístico
Agrupamientos	Diferentes estados
Estructuras curvadas	Cambios dinámicos

Para deformaciones grandes, el gráfico RP representativo se ilustra en la Figura 5. Se trata de las flexiones de una viga en voladiza empotrada en un extremo.

Nótese que los ciclos quedan debidamente registrados en el gráfico de fase.

Un indicador crítico en los gráficos de recurrencia es la selección del error permitido ϵ . Es por ello que se busca un compromiso entre los extremos, una aproximación práctica consiste en escoger un valor de 10% de la media del diámetro máximo de la fase, entre otros criterios que deben analizarse para cada caso particular de estudio. En la Figura 6 se ilustran los resultados de un mismo análisis considerando diferentes valores para ϵ . La Figura 6A es de tipo homogénea, propia de un ruido blanco uniforme; la Figura 6B viene de un movimiento periódico; la Figura

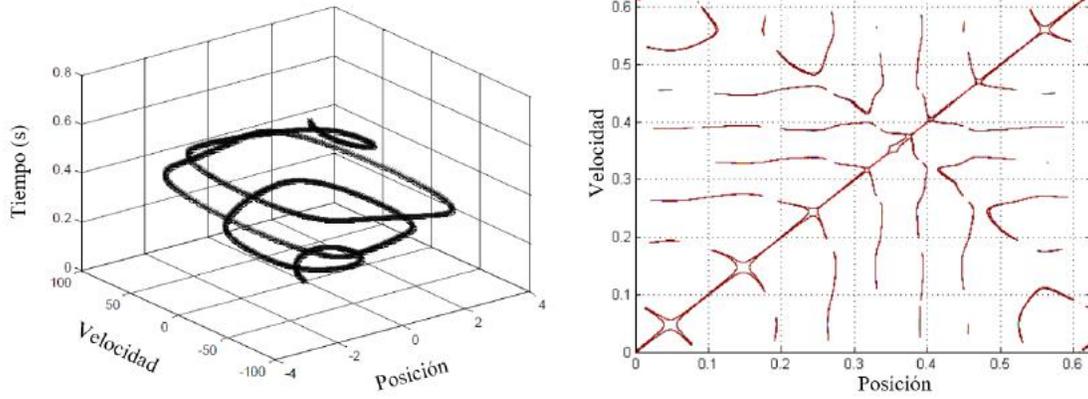


Figura 5. RP de una viga en voladizo con deformaciones largas [15].

6C es de un mapa logístico con base en una fórmula dada; y la Figura 6D es resultado de un movimiento disruptivo. Los parámetros RP de ϵ equivalen a 0.2 en A, C y D, y 0.4 en B, con sus respectivas características complementarias cada una. Esto da una idea de lo diferente que puede llegar a ser el gráfico dependiendo del valor que se asigne al parámetro ϵ [12].

Una de las características fundamentales de RP son sus parámetros cuantitativos: razón de recurrencia, definida por los puntos de recurrencia en la matriz; determinismo, el porcentaje de puntos de recurrencia en las líneas diagonales; laminaridad, porcentaje de puntos de recurrencia en las líneas verticales; la relación definida por el determinismo entre la razón de recurrencia; los valores máximos y mínimos de las sumatorias de las líneas; además de la divergencia, Entropía de Shannon y la tendencia [62].

De acuerdo con la metodología de los gráficos de recurrencia, se requieren dos variables para la realización del mapa: la velocidad

y el desplazamiento. En maquinaria rotativa, los acelerómetros son los elementos más comunes para la adquisición de señales de vibración. Esto significa que se necesita realizar dos integraciones para encontrar la función de la velocidad y del desplazamiento [63].

Para obtener una correcta integración de la aceleración, se deben conocer los valores iniciales de la velocidad y del desplazamiento, sin embargo, estos valores son difíciles de obtener con precisión. En muchos casos tales valores son desconocidos o inconsistentes con respecto a los valores reales, lo cual provoca una desviación o error en los datos obtenidos para la velocidad y desplazamiento. Existen varias técnicas utilizadas para corregir las desviaciones como resultado de la integración numérica de la aceleración; entre ellas se encuentra la propuesta por [53] y [54], que propone una línea base flotante para calcular la razón de la desviación. Otra metodología para la integración de la aceleración es la propuesta por [55], la cual se

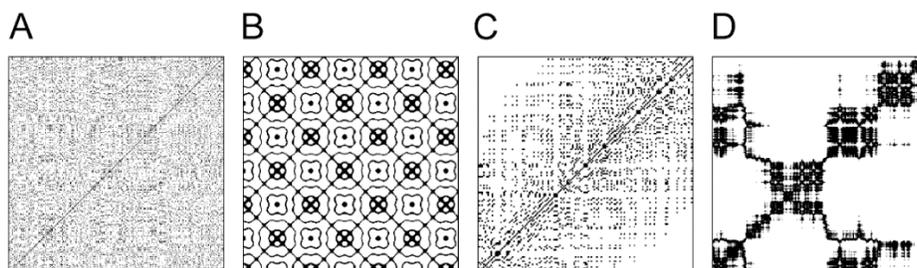


Figura 6. Sensibilidad del RP para detectar cambios de la fase de un sistema.

basa en el ajuste de las curvas por medio de sus envolventes generadas por los puntos de medición. Yang logró realizar los ajustes en la velocidad y desplazamiento mediante el cálculo del valor medio entre las envolventes superior e inferior. [56] Propone un método para corregir el corrimiento generado por la doble integración de la aceleración mediante dos filtros de Kalman. La técnica consiste en dividir la serie de tiempo en cuatro intervalos: inicialización, estático, transitorio y permanente. Durante el intervalo de tiempo en el cual se reconoce el corrimiento de la línea base del transitorio, se aplica un sistema de filtro para corregir el corrimiento en la integración. [57] desarrolló un esquema de integración de la aceleración en línea combinando sistemáticamente la corrección de la línea base, con mínimos cuadrados y filtros pasa altas para la obtención del desplazamiento en tiempo real. En ingeniería civil, [58] combina las nuevas tecnologías de los teléfonos celulares con los sistemas de posición globales (GPS por sus siglas en inglés, *Global Positioning System*) y los acelerómetros para el monitoreo de los puentes en tiempo real y con base al desplazamiento. Concluyó que es factible el uso de sensores inteligentes para ciertos casos, lo cual abre nuevas puertas de aplicaciones. [59] implementó un filtro análogo y un circuito integrado para obtener el desplazamiento y concluyó que sólo puede hacerse en un dominio continuo y limitado a bajas frecuencias. [60] aplicó un método de integración en el cual descompone las señales de resonancia en el espectro de vibración y lo combina con la wavelet para el diagnóstico de fallas en rodamientos. [61] Realizó un experimento en el cual utilizó un micro sistema-mecánico (MEMS por sus siglas en inglés, *Micro-Electro-Mechanical System*) combinado con potenciómetros y la aplicación de filtros para determinar el desplazamiento a partir de la aceleración mediante integración; concluyó que la forma más efectiva consiste en medir directamente el desplazamiento por medio de un láser, sin embargo, es una solución más costosa.

Se ha observado que en el mundo real las altas frecuencias pueden ser modeladas de mejor manera con herramientas de carácter estocástico [63], en tanto que las frecuencias bajas son mejor modeladas con herramientas de sistemas mecánicos [64]. [65] realizó una comparación entre los diferentes métodos de integración: Euler, Heun, Runge-Kutta y Adams-Bashforth-Molton. Uno de los métodos que atraen la atención es el implícito [66]. Debido a la popularidad de los RP, se presenta el concepto de *fuzzy recurrence plot* como un método alternativo para cuantificar las similitudes entre dos estados de fase en el espacio de una trayectoria en las series del tiempo [67]. Los resultados mostraron una textura diferente que mejora la visualización de los estados dinámicos; esta técnica tiene gran aplicación en el área biomédica [68]. Un estudio sobre la tendencia de los eventos de falla dentro del mantenimiento predictivo usando el manejo de datos más eficientes [69], [70]. Su aportación parte de la necesidad e importancia que tiene la predicción de una falla con mayor precisión [71]. Algunos métodos similares a los gráficos de recurrencia son *close returns plot*, *contact map*, *dot plot*, *dot matrix*, *graphic matrix*, *link plot*, *sequence matrix*, *dynamic time warping*, *first return map*, *order matrix*, *recurrence time statistics*, *SDC plots*, *self-similarity matrix*, *similarity plot*, *space time-index plot*, *space time separator plot*, *variogram cloud/madrogram* [51].

La aportación que los análisis de los gráficos de recurrencia pueden hacer sobre el campo del mantenimiento predictivo es significativa, ya que al tomar en cuenta la parte no lineal y no estacionaria de los fenómenos se da una comprensión más profunda y real de los mismos. Actualmente, la base de las técnicas para la identificación de fallas, su cuantificación y predicción se basan en técnicas que asumen que todos los fenómenos físicos son no lineales y estacionarios pero a pesar de ello se han tenido muy buenos resultados. Con la aportación de los análisis de recurrencia se mejorarán aún más los recursos



para realizar análisis más complejos y hacer mejores predicciones [67]. Schultz encontró que RP demanda un gran esfuerzo computacional cuando trata con series de tiempo, sin embargo, el cálculo del determinante de la matriz resulta en una técnica de análisis efectiva [64].

A continuación se mencionan algunos campos de aplicación de RP:

[72] aplica EMD con RP para estudiar el comportamiento del flujo de tráfico en una ciudad. Se ha empleado en el área médica para el estudio del corazón [73]. También hay estudios sobre RP en pruebas de fatiga [74]. Mediante la propiedad de cuantificación se emplea en la caracterización del viento [75]. La caracterización de las vibraciones transmitidas al cuerpo humano por medio del análisis cuantitativo de RP [76]. Las comunicaciones con simulaciones no lineales son otra aplicación [77]. Estudios sobre la radiación solar con series de tiempo también es una aplicación [78]. Topología y mapas logísticos están en el alcance [79]. Hay aplicación en electroquímica [80]. Estudios de termoacústica con base en series de tiempo para caracterización de motores experimentos térmicos y fluidos [81]. Recientemente se han venido realizando estudios de corrosión mediante el ruido electroquímico y el análisis de cuantificación [82]. Por supuesto, la caracterización de procesos de maquinado es una aplicación común del método [83]. El análisis cuantitativo de recurrencia también se ha aplicado en la exploración del autismo [84]. Las aplicaciones en fallas de rodamientos en combinación de otras técnicas como redes neuronales comienzan a explorarse [3], [81]. Otros autores han estudiado la velocidad instantánea de un motor diésel junto con HHT con buenos resultados [85], [86]. Monitoreo de falla en rodamientos y engranes.

La lista de aplicaciones es larga y de ella sólo se han dado algunos ejemplos como demostración de su aplicación en muchas áreas de la ciencia.

Una tendencia generalizada es la aplicación de redes neuronales para enfrentar los fenómenos dinámicos complejos [86], [87].

RP es un método basado en datos de adquisición y su principio está en la recurrencia en cada ciclo representado por su fase en el espacio. Además de los retos descritos en párrafos anteriores, tiene la dificultad de que se requiere de una correlación de la matriz de recurrencia contra el fenómeno físico, y resolver la doble integración requerida para el gráfico del vector de fase en el espacio [48].

Revisión de patentes

De la revisión de patentes, se concluye que no se encontraron registros sobre alguna metodología igual a la propuesta basada en el diagnóstico de falla del mantenimiento predictivo, por lo que se descarta alguna posible violación de derechos de autor. Dentro de las patentes encontradas destacan las siguientes: CN102889987A (2013), que da una metodología para el diagnóstico de falla en engranes basada en una proyección con el clasificador de Bayes [88] en la transformada de Kermel y algoritmos de Laplace para el procesamiento de datos.

Una patente adicional de gran interés es la CN103471708B (2013); trata sobre un método para el diagnóstico de fallas en maquinaria basado en el análisis no lineal de la rotación de partículas, así como gráficos de frecuencia, picos de vibración y espectrogramas. La patente CN105841961A (2016), propone un método para el diagnóstico de fallas en baleros basado en las *wavelets* de Morlet y redes neuronales. La patente número CN104374575A del año 2014 describe una metodología para el diagnóstico de falla en baleros basado en un proceso de separación para determinar las fallas en regímenes no estacionarios.

La patente con registro CN105628383A (2017) desarrolla una propuesta para el diagnóstico de baleros modificando el vector de soporte de máquina por mínimos cuadrados y para mejorar la migración basada en el aprendizaje; es un método para comportamientos no lineales mediante la aplicación de los gráficos de recurrencia.

Revisión de recursos de programas de cómputo

Existe una amplia gama de empresas desarrolladoras de tecnología y técnicas para el diagnóstico de fallas, pero todas giran en torno a las nuevas tecnologías de información y sobre el manejo de grandes bases de datos a través de la nube. Sin embargo, las tecnologías siguen siendo las tradicionales descritas en la Tabla 5. En cuanto a *softwares* de esta aplicación, se tienen registros de 20 desarrollos con la herramienta relacionada a los gráficos de recurrencia, algunos de ellos son las que se listan en las siguientes Tablas 7a y 7b [89]:

Tabla 7a. Programas de cálculos relacionados con los gráficos de recurrencia [89].

PROGRAMA	DESARROLLADOR
CRP Toolbox 5.5	Norbert Marwan
Commandline Recurrence Plots	Norbert Marwan
rqaGUI	Stefan Schinkel
Pyunicorn	Jonathan Donges <i>et al.</i>
PyRQA	Tobias Rawald
Recurrence Analysis.jl	Helios De Rosario
DynamicSystem.jl	Julia Dynmics
RSA	Peter beim Graben
Crqa: Cross-Recurrence Quantification Analysis for Categorical and Continuous Time	Moreno I. Como and Rick Dale

Tabla 7b. Programas de cálculos relacionados con los gráficos de recurrencia [89].

PROGRAMA	DESARROLLADOR
casnet: An R toolbox for studying Complex	Fred Hasselmann
RQA Software	Charles Webber Jr.
RQA X	Andrew Keller

Visual Recurrence Analysis 4.9	Eugene Kononov
Bios Analysis	Lazar Kovacevic
RecPlot 1.0	Krishna Nayak
Recurrence Plots	Max Keilbach
Recurrence Plots	Paul Bourke
Dataplore 2.2	Ixellence GmbH
TISEAN 3.01	Rainer Hegger, Helger Kants
fNonlinear: Nonlinear and Caohic Time	Dethelm Wertz and many other
RCPLOT	Tom Wouters
GenomDiff	Caluss Wimmer

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la revisión bibliográfica efectuada sobre el tema en cuestión, queda claro que el diagnóstico de fallas en maquinaria rotativa es de suma importancia en la industria. La globalización y los avances tecnológicos demandan maquinaria más esbelta, eficiente y segura; para que las técnicas de análisis estén a la altura de los requerimientos, es necesario mejorar los sistemas de diagnóstico actuales. Los costos de las reparaciones en maquinaria llegan al 60% del costo de la producción, sin embargo, con el PdM se pueden reducir los costos de mantenimiento en un 30%, los paros no programados en un 75% e incrementar la producción en un 25%. Estos valores están basados en las tecnologías de análisis convencionales y, obviamente, al mejorar dichas técnicas, se incrementarán los beneficios señalados. Por otro lado, las inversiones en el mercado del mantenimiento predictivo muestran una tendencia de crecimiento del 39% CAGR hasta el año 2022. Actualmente, nuevas tecnologías emergentes, tales como la eólica, reportan que el factor de planta se ve afectado por altos porcentajes de fallas en todos los sistemas. Una característica de



operación de esta maquinaria es la dependencia del viento y, dado que el viento no es estable, las técnicas convencionales para el diagnóstico de falla se ven expuestas, debido a que los regímenes dinámicos son de índole no estacionarios, con lo cual la incertidumbre tanto del diagnóstico como de las predicciones de falla es mayor. La tendencia del desarrollo del diagnóstico de falla y del mantenimiento predictivo es hacia el pronóstico de la probabilidad de falla y de la vida útil de las máquinas de forma integral. Esto obliga a que las técnicas de diagnóstico de falla actuales se complementen con la tecnología emergente para realizar análisis más completos y precisos.

Las metodologías para el diagnóstico de fallas se clasifican en tres grupos: análisis en el dominio del tiempo y frecuencia, modelos con filtro, y análisis estadísticos. Se tienen registros de 53 técnicas que manejan datos en función de tiempo; de ellas, la más extendida y comercial es el análisis de vibraciones por Fourier. Industrialmente, las técnicas más utilizadas son el análisis de vibraciones, ruido, termografía, ultrasonido, análisis de corriente y tierras físicas, calidad de la energía y análisis de aceites. Una característica de los métodos para el diagnóstico actuales es que se implementaron bajo la concepción de que todos los fenómenos dinámicos son lineales y estacionarios; sin embargo, es bien conocido que en la realidad todos los fenómenos son no lineales.

Afortunadamente, las nuevas técnicas de análisis que consideran los sistemas dinámicos no lineales y los regímenes no estacionarios comienzan a ganar terreno por sus resultados. Los RP son una de estas nuevas técnicas, la cual es experimental y cuya principal característica es que tiene una alta sensibilidad al cambio de estado del sistema dinámico y considera las no linealidades del sistema y los regímenes no estacionarios. Es un método gráfico que ayuda a la cuantificación de la falla y tiene propiedades para cuantificar los gráficos analíticamente. Se ha descrito la infinidad de aplicaciones

cuyos resultados demuestran su versatilidad para el análisis de cualquier sistema dinámico y existe mucha literatura sobre el método y comienza a ganar terreno en el análisis de falla de maquinaria. También se han encontrado alrededor de 22 *softwares* sobre RP, y dentro de ellos hay algunas versiones gratuitas disponibles en la red. La revisión de patentes mostró que no existe tecnología industrial en el mercado basada en RP, esto indica que esta metodología está en vías de desarrollo e investigación.

Un requisito para la construcción de RP es tener la función de los desplazamientos del sistema objetivo, pues a partir de ella se traza el vector de fase en el espacio en los sistemas cíclicos. En mantenimiento predictivo, el acelerómetro industrial es el medio más utilizado para medir las vibraciones; una de las ventajas de los acelerómetros es que se pueden medir altas frecuencias, sin embargo, sus desventajas son que a bajas frecuencias están limitados hasta los 3Hz aproximadamente, y obtener los desplazamientos para RP a partir de los datos obtenidos por el acelerómetro representa una tarea compleja y determinante. Otra de las dificultades al integrar la aceleración son las constantes que se generan con cada integración y que no pueden calcularse debido a que las condiciones de entrada de la función son generalmente desconocidas. Esta condición ha dado origen a varias metodologías para encontrar las integrales de la aceleración.

CONCLUSIONES

De acuerdo con la revisión bibliográfica, queda claro que existe la necesidad de mejorar las técnicas para el diagnóstico de falla debido al desarrollo industrial y a las exigencias de la competitividad global, para incrementar la seguridad y proteger el medio ambiente.

Hoy en día, están surgiendo técnicas facilitadas por el desarrollo del procesamiento masivo de datos y que comienzan a considerar las no linealidades y a los sistemas mecánicos

no estacionarios con la idea de mejorar el diagnóstico y la predicción de fallas en maquinaria. Dentro de ellas está RP, la cual es una técnica probada en otras áreas del conocimiento y que ha dado resultados interesantes, porque tiene la particularidad de analizar los sistemas no lineales y no estacionarios, y genera más información sobre el fenómeno analizado.

Sin embargo, a pesar de que RP es un método establecido desde hace algunas décadas, se continúan proponiendo nuevas técnicas para realizar la doble integración de la aceleración para obtener las funciones de velocidad y desplazamiento, las cuales son la base para el gráfico de fase y de RP. La característica de la sensibilidad de RP a los cambios dinámicos de un estado tiene su fundamento en los gráficos de fase, sin embargo, pequeños errores en las integrales significan errores en los resultados de los gráficos de recurrencia: esta situación es un área de oportunidad.

De igual forma, se tiene otra oportunidad para aplicar de manera generalizada RP en el diagnóstico de falla para el mantenimiento predictivo. La tendencia en las técnicas para el análisis de falla es complementarse con otras técnicas emergentes y la automatización tanto del diagnóstico como del pronóstico de falla en las máquinas rotativas. Se concluye que RP puede ser aplicado al mantenimiento predictivo de manera sistemática y queda evidenciado que las propiedades gráficas y cuantificables darían mayor y mejor información para el diagnóstico de fallas, a diferencia de los métodos convencionales actuales.

REFERENCIAS

[1] Zhixiong Li, Yu Jiang, Chao Hud, Z. Peng, "Recent progress on decoupling diagnosis of hybrid failures in gear transmission systems using vibration sensor signal: A review," *Elsevier, Measurement*, vol. 90, pp. 4–19, 2016.

[2] W. Olarte, M. Botero, Benhur A., Z. Cañon, "Análisis de vibraciones: una herramienta clave en el mantenimiento predictivo", *Scientia et Technica*, No 45, 2010.

[3] BS EN 13303:2017, Maintenance terminology, British Standards Institution, 2019.

[4] G. H. Martin, *Kinematics and dynamics of machines*, Waveland Press Inc., Second edition 2002.

[5] B. T. Atmaja, D. Arifianto, "Machinery Fault Identification Using Blind Sound Separation and Fuzzy System," *Conference: IFSA - AFSS*, 2011.

[6] H. Nayfeh, P. Frank Pai, *Linear and Nonlinear Structural Mechanics*, 1st Edition, Wiley-Vch, Julio 2004.

[7] E. Macau, *A Mathematical Modeling Approach from Nonlinear Dynamics Complex Systems*, Springer International Publishing, 2019.

[8] V. Marinca & N. Herişanu, "Nonlinear dynamic analysis of an electrical machine rotor-bearing system by the optimal homotopy perturbation method," *Computers & Mathematics with Applications*, 61(8), 2019–2024, 2011.

[9] J.P. Eckmann, S. Oliffson, D. Ruelle, "Recurrence Plots of Dynamical Systems," *Europhysics Letters* 4 973–977, 1987.

[10] S. Samborski, J. Wiczorkiewicz, R. Rusinek, "A numerical-experimental study on damaged beams dynamics," *Eksploracja Niezawodnosc – Maintenance and Reliability*, 17 (4), 624–631, 2015.

[11] N. Marwan, S. Schinkel, J. Kurths, "Recurrence Plots 25 years later - gaining confidence in dynamical transitions," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108, 2013.

[12] N. Marwan, "Historical Review of Recurrence Plots," *Eur. Phys. Jour. Sp. Topics*, vol 164, pp.3-12, 2008

[13] S. Kan, A. C. Tan, J. Mathew, "A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 62, issue 63, pp. 1-20, 2015.



- [14] J. C. Jáuregui-Correa, "Identification of nonlinearities in mechanical systems using Recurrence Plots," *UAQ*, 2019.
- [15] J. C. Jáuregui-Correa, *Nonlinear Structural Dynamics and Damping*, 1st Edition, Springer International Publishing, 2019.
- [16] A. Qin, Q. Hu, Y. Lv, Q. Zhang, "Concurrent Fault Diagnosis Based on Bayesian Discriminating Analysis and Time Series Analysis with Dimensionless Parameters," *IEEE Sensors Journal*, Vol 19, Issue 6, 2019.
- [17] ISO 5348, Mechanical Vibration and Shock – *Mechanical mounting of accelerometers*, ISO International Organization for Standardization, 1988.
- [18] ISO 18436, *Machine Condition Monitoring*, International Organization for Standardization, 2014.
- [19] N. E. Huang, Nii O. Attoh-Okine, *The Hilbert-Huang Transform in Engineering*, 1st Edition, Taylor & Francis, 2005.
- [20] B. Schmidt, L. Wang, "Vibration based condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox: A review," *Elsevier, Mechanical Systems and Signal Processing*, vol 126, pp. 662–685, 2019.
- [21] R. Keith Mobley, *An introduction to predictive maintenance*, Second Edition, Butterworth-Heinemann, 2002.
- [22] S. Spiegel, F. Mueller, D. Wiesmann, "Cost-Sensitive Learning for Predictive Maintenance," *IBM Research Zurich, Saeumerstrasse 4, 8803 Rueschlikon, Switzerland*, 2018.
- [23] B. Känge, S. Lundell, "Evaluation of the Potential for Predictive Maintenance," Chalmers University of Technology, Sweden, 2015.
- [24] IoT Analytics, "Predictive Maintenance market by segment," *IoT Analytics GmbH*, 2017-22.
- [25] P. F. Landrin, G. Rilling, P. Goncalves, "Empirical mode decomposition as a filter bank," *IEEE Signal Process. Lett.* vol. 11(2) pp. 112–114, 2004.
- [26] J. P. Salameh, S. Cauet, E. Etien, "Gearbox condition monitoring in wind turbines: A review," *Elsevier, Mechanical Systems and Signal Processing* vol. 111 pp. 251–264, 2018.
- [27] S. Baltazar, C. Li, H. Daniel, & J. Valente de Oliveira, (2018). "A Review on Neurocomputing Based wind Turbines Fault Diagnosis and Prognosis," *2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing)*, 2018.
- [28] D. H. Mesa, Y. Ortiz Sánchez, M. Pinzón, "La confiabilidad, la disponibilidad y la mantenibilidad, disciplinas modernas aplicadas al Mantenimiento," *Scientia et Technica*, Año XII, No 30, 2006.
- [29] J. F. López López, "Pronóstico de fallas en máquinas rotativas con base en modelos matemáticos. Caso de estudio: Rodamientos radiales de bolas," Tesis Doctoral en Ingeniería, Universidad Tecnológica de Pereira, Risaralda, Colombia, 2017.
- [30] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, "Empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear random-stationary time series analysis," *R. Soc. Lond. Proc. Ser. A454* pp. 903–995, 1998.
- [31] L. Tang, H. Lv, F. Yang, & L. Yu, "Complexity testing techniques for time series data: A comprehensive literature review," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol 81, pp. 117–135, 2015.
- [32] G. Sun, H. Zhu, C. Ding, Y. Jiang, & C. Wei, "On the boundedness of running-in attractors based on recurrence plot and recurrence qualification analysis" *Friction*, vol. 7(5), pp. 432–443, 2019.
- [33] Y. Wang, B. Zhou, M. Cheng, H. Fu, D. Yu, W. Wu, "A Fault Diagnosis Scheme for Rotating Machinery Using Recurrence Plot and Scale Invariant Feature Transform," *3rd International Conference on Mechatronics Engineering and Information Technology, ICMEIT*, 2019.
- [34] B. Abrozkievics, G. Litak, P. Wolszczak, "Topics in Nonlinear Mechanics and Physics," *Springer Proceedings in Physics* 228, 2019.
- [35] C. Aldrich, "Process Fault Diagnosis for Continuous Dynamic Systems Over Multivariate Time Series" in *Time series analysis*, [Online First], IntechOpen, 2019.

- [36] T. Wang, Q. Han, F. Chu, Z. Feng, "Cloud-enhanced Predictive Maintenance," *The International Journal of advanced manufacturing technology*, vol. 99, Issue 1-4, 2018.
- [37] Y. Jiang, H. Zhu, R. Malekian, C. Ding, "An improved quantitative recurrence analysis using artificial intelligence based image processing applied to sensor measurements," *Concurrency Computat Pract Exper.* vol. 31 (10), 2019.
- [38] Y. Lei, F. Jia, J. Lin, S. Xing, and S. X. Ding, "An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 5, pp. 3137–3147, 2016.
- [39] J.S. Rao, "History of Rotating Machinery Dynamics," Springer, 2011.
- [40] R. Martinez-Guerra, J. L. Mata-Machuca, *Fault Detection and Diagnosis in Nonlinear Systems: A Differential and Algebraic Viewpoint*, Springer International Publishing, 2014.
- [41] Y. Wang, "Research on the Fault Diagnosis of Mechanical Equipment Vibration System Based on Expert System," *International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control*, 2018.
- [42] Y. Hsueh, V.R. Ittangihala, W.B. Wu, H.C. Chang, C.C. Kuo, "Condition Monitor System for Rotation Machine by CNN with Recurrence Plot," *Energies* vol. 12 (17), 3221, 2019.
- [43] K. Chen, S. Wang, B. Qiao, Q. Chen, "Basic research on machinery fault diagnostics: Past, present, and future trends," *Springer, Frontiers of Mechanical Engineering*, vol. 13, Issue 2, pp. 264-291, 2018.
- [44] A. Nurul , A. Majid, G.A. Muthalif, "Mechatronics technology in predictive maintenance method," 6th International Conference on Mechatronics - ICOM'17, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 260, 2017.
- [45] J. Sun, C. Yan, and J. Wen, "Intelligent Bearing Fault Diagnosis Method Combining Compressed Data Acquisition and Deep Learning," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 67(1), 185–195, 2017.
- [47] Norden E. Huang, Nii O. Attoh-Okine, *The Hilbert-Huang Transform in Engineering*, 1st Edition, Taylor & Francis, 2005.
- [48] N. Tsakalozos, K. Drakakis, S. Rickard, "A formal study of the nonlinearity and consistency of the empirical mode decomposition," *Signal Process.* vol. 92, pp. 1961–1969, 2012.
- [49] Y. Wang, L. Yang, J. Xiang, J. Yang, & S. He, "A hybrid approach to fault diagnosis of roller bearings under variable speed conditions," *Measurement Science and Technology*, vol. 28(12), 2017.
- [50] L. Tang, H. Lv, F. Yang, and L. Yu, "Complexity testing techniques for time series data: A comprehensive literature review," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 81, pp. 117–135, 2015.
- [51] N. Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, J. Kurths, "Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems," *Physics Reports*, vol. 438(5-6), pp. 237-329, 2007.
- [52] R. Araújo Rios, R. Fernandes de Mello, "Applying Empirical Mode Decomposition and mutual information to separate stochastic and deterministic influences embedded in signals," *Signal Processing* vol. 118, pp. 159–176, 2016.
- [53] C. Pan, R. Zhang, H. Luo, H. Shen, "Baseline correction of vibration acceleration signals with inconsistent initial velocity and displacement," *Advances in Mechanical Engineering*, vol. 8(10) pp. 1–11, 2016.
- [54] M. A. Dokainish, K. Subbaraj, "A Survey of direct Time-Integration Methods in Computational Structural Dynamics-I," *Comp. & Struct.* vol. 32(6), 1989.
- [55] Y. Yang, Y. Zhao, D. Kang, "Integration on acceleration signals by adjusting with envelopes," *Jour. Meas. in Eng.* vol. 4 (2), 2016.
- [56] R. Tu, R. Wang, T. R. Walter & F. Diao, "Adaptive recognition and correction of baseline shifts from collocated GPS and accelerometer using two phases Kalman filter," *Advances in Space Research*, vol. 54(9), pp. 1924–1932, 2014.
- [57] W. Zheng, D. Dan, W. Cheng, & Y. Xia, "Real-time dynamic displacement monitoring with double integration of acceleration based on recursive least squares method" *Measurement*, vol 141, pp. 460–471, 2019.



- [58] G. M. Guzman-Acevedo, G. E. Vazquez-Becerra, J. R. Millan-Almaraz, H. E. Rodriguez-Lozoya, A. Reyes-Salazar, J. R. Gaxiola-Camacho, & C. A. Martinez-Felix, "GPS, Accelerometer, and Smartphone Fused Smart Sensor for SHM on Real-Scale Bridges" *Advances in Civil Engineering*, vol. 2019, pp. 1–15, 2019.
- [59] Gilbert, H. B., Celik, O., & O'Malley, M. K. (2010, July). Long-term double integration of acceleration for position sensing and frequency domain system identification. In *2010 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics* (pp. 453-458). IEEE.
- [60] Baojia, C., Baojia, S., Fafa, C., Hongliang, T., Wenrong, X., Zhang, F., & Zhao, C. (2018). Fault diagnosis method based on integration of RSSD and wavelet transform to rolling bearing. *Measurement*. doi:10.1016/j.measurement.2018.07.043.
- [61] Haylett, J. and Johnson, P., "Comparison of Measurement Methods for Evaluating Displacement of Commercial Vehicle Seats," SAE Technical Paper 2019-01-1481, (2019), <https://doi.org/10.4271/2019-01-1481>.
- [62] Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, J. Kurths: Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems, *Physics Reports*, 438(5-6), 237-329, 2007.
- [63] Ricardo Araújo Rios, Rodrigo Fernandes de Mello, Applying Empirical Mode Decomposition and mutual information to separate stochastic and deterministic influences embedded in signals, *Elsevier, Signal Processing* 118(2016)159–176.
- [63] E. Delechelle, J. Lemoine, O. Niang, Empirical mode decomposition: S. Osman, W. Wang, A leakage-free resonance sparse decomposition technique for bearing fault detection in gearboxes. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(3), 035004. DOI:10.1088/1361-6501/AA9D5A.
- [64] D. Schultz, S. Spiegel, N. Marwan, and S. Albayrak, "Approximation of diagonal line based measures in recurrence quantification analysis," *Phys. Lett. A*, vol. 379, no. 14–15, pp. 997–1011, 2015.
- [65] Fathoni, M. F., & Wuryandari, A. I. (2015). Comparison between Euler, Heun, Runge-Kutta and Adams-Bashforth-Moulton integration methods in the particle dynamic simulation. *2015 4th International Conference on Interactive Digital Media (ICIDM)*. doi:10.1109/idm.2015.7516314
- [66] Li Chang qing. (2011). Transformation of implicit method to explicit method in solving vibration equation. *2011 International Conference on Multimedia Technology*. doi:10.1109/icmt.2011.6003361
- [67] T.D. Pham, "Fuzzy recurrence plots," *A Letters Journal Exploring the Frontiers of Physics*, 116 (2016) 50008.
- [68] Pham, T. D. (2018). Texture Classification and Visualization of Time Series of Gait Dynamics in Patients With Neuro-Degenerative Diseases. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(1), 188–196. doi:10.1109/tnsre.2017.2732448.
- [69] Baptista, M., Sankararaman, S., de Medeiros, o.P., Nascimento Jr., C., Prendinger, H., Henriquesa, E.M.P., Forecasting Fault Events for Predictive Maintenance using Data-driven Techniques and ARMA Modeling, *Computers & Industrial Engineering* (2017), doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.033>
- [70] Y. Lei, F. Jia, J. Lin, S. Xing, and S. X. Ding, "An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 5, pp. 3137–3147, 2016.
- [71] C. Li, R.-V. Sanchez, G. Zurita, M. Cerrada, and D. Cabrera, "Fault" diagnosis for rotating machinery using vibration measurement deep statistical feature learning," *Sensors*, vol. 16, no. 6, p. 895, 2016
- [72] H. Xiong, P. Shang, and S. Bian, "Detecting intrinsic dynamics of traffic flow with recurrence analysis and empirical mode decomposition," *Physica A*, vol. 474, pp. 70–84, 2017.
- [73] U. R. Acharya, O. Faust, E. J. Ciaccio, J. E. W. Koh, S. L. Oh, R. S. Tan, H. Garan; Application of nonlinear methods to discriminate fraction-

ated electrograms in paroxysmal versus persistent atrial fibrillation; *Computer Methods And Programs In Biomedicine*, 175, 163–178p. (2019) DOI:10.1016/j.cmpb.2019.04.018.

[74] N. Acuña-González, E. García-Ochoa, J. González-Sánchez: "Assessment of the dynamics of corrosion fatigue crack initiation applying recurrence plots to the analysis of electrochemical noise data," *International Journal of Fatigue*, 30(7), 1211–1219p. (2008). DOI:10.1016/j.ijfatigue.2007.09.002

[75] C. A. Kitio Kwuimyand S. A. Adewusi, C. Nataraj: "Characterization of the vibration transmitted in the human arm using selected recurrence quantification parameters," *Nonlinear Dynamics*, 88(4), 2873–2887p. (2017). DOI:10.1007/s11071-017-3417-1.

[76] A. E. Adeniji, O. I. Olusola, A. N. Njah: "Comparative study of chaotic features in hourly wind speed using recurrence quantification analysis," *AIP Advances*, 8(2), 025102p. (2018). DOI:10.1063/1.4998674.

[55] George H. Martin, "Kinematics and dynamics of machines," Waveland Press Inc., Second edition 2002.

[77] S. Bian, P. Shang: "Recurrence quantity analysis based on singular value decomposition," *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 46, 1–13p. (2017). DOI:10.1016/j.cnsns.2016.10.016.

[78] N. Bigdeli, M. S. Borujeni, K. Afshar: "Time series analysis and short-term forecasting of solar irradiation, a new hybrid approach," *Swarm and Evolutionary Computation*, 34, 75–88p. (2017). DOI:10.1016/j.swevo.2016.12.004.

[79] P. Chandran, R. Gopal, V. K. Chandrasekar, N. Athavan: "Chimera states in coupled logistic maps with additional weak nonlocal topology," *Chaos*, 29, 053125p. (2019). DOI:10.1063/1.5084301.

[80] J. Cruz-Borbolla, E. Garcia-Ochoa, J. Narayanan, P. Maldonado-Rivas, T. Pandiyan, J. M. Vasquez-Perez: "Electrochemical and theoretical studies of the interactions of a pyridyl-based corrosion inhibitor with iron clusters (Fe₁₅, Fe₃₀, Fe₄₅, and Fe₆₀)", *Journal of Molecular Modeling*, 23(12), 342p. (2017). DOI:10.1007/s00894-017-3510-x.

[81] Y. Guan, P. J. Liu, B. N. Jin, V. Gupta, L. K. B. Li: "Nonlinear time-series analysis of thermoacoustic oscillations in a solid rocket motor", *Experimental Thermal And Fluid Science*, 98, 217–226p. (2018). DOI:10.1016/j.expthermflusci.2018.06.002.

[82] Y. Hou, C. Aldrich, K. Lepkova, B. Kinsella: "Identifying corrosion of carbon steel buried in iron ore and coal cargoes based on recurrence quantification analysis of electrochemical noise," *Electrochimica Acta*, 283, 212–220p. (2018). DOI:10.1016/j.electacta.2018.06.129.

[83] P. Lajmert, R. Rusinek, B. Kruszynski: "Chatter identification in milling of Inconel 625 based on recurrence plot technique and Hilbert vibration decomposition", *MATEC Web of Conferences*, 148, 09003p. (2018). DOI:10.1051/mateconf/201814809003.

[84] N. V. Manyakov, A. Bangerter, M. Chatterjee, L. Mason, S. Ness, D. Lewin, A. Skalkin, M. Boice, M. S. Goodwin, G. Dawson, R. Hendren, B. Leventhal, F. Shic, G. Pandina: "Visual Exploration in Autism Spectrum Disorder: Exploring Age Differences and Dynamic Features Using Recurrence Quantification Analysis," *Autism Research*, 11(11), 1554–1566p. (2018). DOI:10.1002/aur.2021.

[85] Hsueh, Y.; Ittangihala, V.R.; Wu, W.-B.; Chang, H.-C.; Kuo, C.-C. Condition Monitor "System for Rotation Machine by CNN with Recurrence Plot." *Energies* 2019, 12, 3221.

[86] S. Devendiran, K. Manivannan; "Vibration Based Condition Monitoring and Fault Diagnosis Technologies For Bearing and Gear Components-A Review;" *International Journal of Applied Engineering Research* ISSN 0973-4562 Volume 11, Number 6 (2016) pp 3966-3975.

[86] X. Liu, M. Li, S. Qin, X. Ma, and W. Wang, "A predictive fault diagnose method of wind turbine based on k-means clustering and neural networks," *Journal of Internet Technology*, vol. 17, no. 7, pp. 1521–1528, 2016.

[87] T. Liu, "Fault diagnosis of gearbox by selective ensemble learning based on



artificial immune algorithm," vol. 85, pp. 460–464, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.*, 2016.

[88] Qin, A., Hu, Q., Lv, Y., & Zhang, Q. (2018). "Concurrent Fault Diagnosis Based on Bayesian Discriminating Analysis and Time Series Analysis with Dimensionless Parameters." *IEEE Sensors Journal*, 1–1. doi:10.1109/jsen.2018.2885377.

[89] N. Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, J. Kurths: "Recurrence Plots for the Analysis of Complex Systems," *Physics Reports*, 438(5-6), 237-329.

