



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
División de Investigación y Posgrado

Metodología basada en dimensión fractal para detectar y
localizar grietas y aflojamiento de uniones en una
estructura escalada de cuatro pisos

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de

Maestro en Ciencias (Estructuras)

Presenta:

Ing. Diego Ozzy Williams Pacheco Ortega

Dirigido por:

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Santiago de Querétaro, Qro. Noviembre 2018.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias (Estructuras)

Metodología basada en dimensión fractal para detectar y localizar grietas y aflojamiento de uniones en una estructura escalada de cuatro pisos.

Opción de titulación
Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro en Ciencias (Estructuras)

Presenta:

Ing. Diego Ozzy Williams Pacheco Ortega

Dirigido por:

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Presidente

Firma

Dr. Miguel Ángel Pérez Lara y Hernández

Secretario

Firma

Dr. Jaime Moisés Horta Rangel

Vocal

Firma

Dr. Guadalupe Moisés Arroyo Contreras

Suplente

Firma

M. C. Alejandro Moreno Gómez

Suplente

Firma

Dr. Manuel Toledano Ayala
Director de la Facultad

Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
Director de Investigación y Posgrado

Firma

Firma

Firma

Firma

Firma

RESUMEN

Las estructuras civiles sufren frecuentemente daños durante su vida de servicio. La acumulación de estos daños puede causar un debilitamiento de la estructura, y si estos daños no son detectados a tiempo pueden producir un colapso de la misma. El monitoreo del estado sano de la estructura es un concepto empleado en la evaluación de la condición de las estructuras civiles. Este tiene el propósito de generar un sistema de monitoreo capaz de detectar daños en estructuras en una etapa temprana con el fin de realizar el correspondiente mantenimiento, y así, evitar pérdidas económicas y humanas. Uno de los pasos más importantes en el sistema de monitoreo es la técnica de procesamiento de la señal, la cual debe ser capaz de determinar características útiles dentro de la señal monitoreada que permitan evaluar el estado de la estructura civil. Desafortunadamente, la mayoría de las técnicas o metodologías propuestas se enfocan a la identificación de un solo daño, pero en estructuras reales, dos o más tipos de daños podrían presentarse al mismo tiempo sobre la edificación. Por lo tanto, la contribución de este trabajo es presentar una metodología basada en la Dimensión Fractal (FD) para la identificación y localización de múltiples fallas (aflojamiento de uniones y grietas) en una estructura escalada de cuatro pisos sujeta a excitaciones forzadas.

(Palabras clave: Técnicas de procesamiento de señales; Dimensión Fractal; Aflojamiento de uniones; Grietas; Daño combinado)

SUMMARY

Civil structures frequently suffer damage during their service life. The accumulation of these damages can cause a weakness of the structure and if these damages are not early detected, they can produce a collapse of it. Structural Health Monitoring (SHM) is a concept used to evaluate the condition of civil structures, with the purpose of generating a monitoring system capable of detecting damages into structure at an early stage in order to perform the corresponding maintenance, and thus, avoid economical and human losses. One of the most important steps in SHM scheme is the signal processing technique, which must be capable of determining useful characteristics within the monitored signal that allow evaluating the state of the civil structure. Unfortunately, most of the proposed techniques or methodologies focus on the identification of a single damage, but in real structures, two or more types of damage can be presented at the same time on the civil structure. Therefore, the contribution of this work is to present a Fractal Dimension (FD)-based methodology in order to identify and locate of multiple faults (loosened bolts and cracks) in a four-story scaled structure subject to forced excitations.

(Key words: Signal processing techniques; Fractal Dimension; Loosened bolts; Cracks; Combined damage.)

*A mis seres queridos,
en especial a mis padres:
Ignacio y María.*

AGRADECIMIENTOS

A mis padres y hermanos, por darme su cariño y apoyo incondicional a pesar de la distancia.

A mi asesor Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez, así como al M. C. Carlos Andrés Pérez Ramírez y al M. C. Alejandro Moreno Gómez, por la orientación y el sustento, tanto académico como profesional, que me han brindado.

A mi compañero de generación, Álvaro Vera Murillo, por su amistad y cooperación dentro y fuera de la universidad.

A mis profesores por la formación y orientación académica que me han brindado.

A todos mis compañeros y amigos, en especial Chucho, Germán, Iván, Noé y Paco, por todas las aventuras e historias vividas, y en especial a Josué por su apoyo en el transcurso de esta investigación.

A la familia Mendieta Espinosa, por el afecto que me han otorgado en esta etapa de mi vida, en especial a Jazmín por su inestimable amistad.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por solventar este proyecto de investigación por la beca 606089 y por el proyecto SEP-CONACyT CB-2015/254697, lo que me permitió realizar mis estudios de maestría en la Universidad Autónoma de Querétaro.

TABLA DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN.....	12
1.1 ANTECEDENTES.....	13
1.1.1 <i>Monitoreo estructural</i>	13
1.1.2 <i>Técnicas de procesamiento de señales</i>	14
1.1.3 <i>Estudio de vibraciones en estructuras en la UAQ</i>	25
1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	26
1.3 JUSTIFICACIÓN	28
1.4 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.....	29
1.4.1 <i>Hipótesis</i>	29
1.4.2 <i>Objetivo general</i>	29
1.4.3 <i>Objetivos particulares</i>	30
1.5 PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROYECTO	30
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	32
2.1 ESTRUCTURAS CIVILES.....	32
2.1.1 <i>Modelo matemático de las estructuras civiles</i>	32
2.2 MONITOREO DE DAÑOS EN ESTRUCTURAS	33
2.2.1 <i>Técnicas de procesamiento de señales</i>	34
2.2.1.1 Transformada de Fourier (FT).....	35
2.2.1.2 Transformada Wavelet (WT).....	36
2.2.1.3 Clasificación múltiple de señales (MUSIC).....	37
2.2.1.4 Transformada Hilbert-Huang (HHT).....	38
2.2.1.5 Fractales.....	40
2.2.1.5.1 <i>Dimensión Fractal</i>	40
2.3 ANÁLISIS DE VARIANZA (ANOVA).....	44
2.4 ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN.....	44
2.4.1 <i>Redes neuronales artificiales</i>	45
3. METODOLOGÍA.....	48
3.1 SISTEMA DE EXCITACIÓN	49
3.2 ESTRUCTURA.....	51
3.3 SISTEMA DE INSTRUMENTACIÓN.....	52
3.3.1 <i>Acelerómetro Tri-axial</i>	52
3.3.2 <i>Sistema de adquisición de datos (SAD)</i>	53

3.3.3	<i>Ubicación de los sensores</i>	54
3.4	ANÁLISIS DE FALLAS EN LA ESTRUCTURA POR MEDIO DEL PC	56
3.5	INDICADORES DE LA CONDICIÓN DE LA ESTRUCTURA	57
3.6	CONSTRUCCIÓN DE LA RED NEURONAL	58
3.7	PROCESO DE CLASIFICACIÓN DIMENSIÓN FRACTAL-RED NEURONAL	59
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	60
4.1	DESCRIPCIÓN DEL EXPERIMENTO	60
4.2	CASOS DE ESTUDIO	61
4.3	RESULTADOS	63
4.4	DISCUSIÓN DE RESULTADOS	69
5.	CONCLUSIONES Y PROSPECTIVAS	70
6.	REFERENCIAS	72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1 Elementos empleados en la construcción de la estructura.....	52
Tabla 4.1 Valores de probabilidad (<i>p-value</i>) calculados para los diferentes algoritmos de fractalidad.	65
Tabla 4.2 Eficiencia del algoritmo de Higuchi-64 para identificar y localizar el daño presente en la estructura.....	68
Tabla 4.3 Eficiencia del método de Energía para identificar y localizar el daño presente en la estructura.....	68

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Diagrama general de la metodología propuesta.	31
Figura 2.1 Representación de una estructura con varios grados de libertad (Chopra, 2014). a) Sistema, b) Componente de rigidez, c) Componente de amortiguamiento, d) Componente de masa.	33
Figura 2.2 Esquema de un Sistema de monitoreo para la integridad estructural ..	34
Figura 2.3 Planteamiento general de los algoritmos de clasificación.	45
Figura 2.4 Representación de una red neuronal artificial.	46
Figura 2.5 Representación de una neurona artificial.	46
Figura 3.1 Diagrama del sistema de monitoreo propuesto.	48
Figura 3.2 Martillo de fuerza de impulso modelo 9728A20000.	49
Figura 3.3 Sistema de excitación de la estructura.	50
Figura 3.4 Estructura a analizar.	51
Figura 3.5 Acelerómetro tri-axial de la familia 8395A.	53
Figura 3.6 Sistema de adquisición de datos.	54
Figura 3.7 Ubicación de los sensores en la estructura de acero.	55
Figura 3.8 Valor del indicador de daño para la condición sana de la estructura. ..	58
Figura 3.9 Proceso de clasificación dimensión fractal-red neuronal.	59
Figura 4.1 Puesta de experimento. a) Estructura bajo estudio y localización de los sensores, b) Sistema de excitación (martillo de impacto), c) Acelerómetro triaxial, d) Sistema de adquisición.	61

Figura 4.2 Condiciones de daño bajo estudio. a) Viga sana, b) Viga con grietas por fatiga, c) Aflojamiento de uniones. 63

Figura 4.3 Ejemplo de las señales de serie de tiempo medidas para las diferentes condiciones de la estructura (entrepiso 1), a) condición saludable; b) aflojamiento de uniones; c) grietas; d) combinación de daños (aflojamiento de uniones y grietas).
..... 64

Figura 4.4 Ejemplo de grafica de ANOVA calculada con los diferentes algoritmos de fractalidad para las diferentes condiciones de la estructura (sensor 3, eje Ax), a) Katz; b) Box Dimension; c) Higuchi-32; d) Higuchi-64..... 66

1. INTRODUCCIÓN.

Las estructuras civiles durante su vida de servicio frecuentemente sufren algún tipo de daño, y la acumulación de estos daños puede provocar un estado de fatiga o debilitamiento en la estructura (Umesha *et al.*, 2009). Si estos daños no son detectados a tiempo, esto pueden generar un colapso de la estructura. El sistema de monitoreo estructural es un concepto usado para la evaluación de la condición de las estructuras civiles con el propósito de generar metodologías capaces de detectar daños en etapas tempranas y con ello evitar pérdidas económicas y humanas (Amézquita-Sánchez *et al.*, 2013). Uno de los pasos más importantes en los sistemas de monitoreo es el procesamiento de señales, las cuales son técnicas que deben ser capaces de determinar las características dinámicas para evaluar la condición de las estructuras civiles (Amézquita y Adeli, 2016). Desafortunadamente, la mayoría de estas técnicas solo se enfocan a la identificación de un solo daño aislado, pero en las estructuras reales, dos o más tipos de daño pueden estar presentes al mismo en la estructura (Yan *et al.*, 2012).

En este trabajo de tesis, se presenta una metodología basada en dimensión fractal (*Fractal Dimension-FD*) para la identificación y localización de daños combinados en una estructura escalada de acero de cuatro pisos. Las técnicas utilizadas para calcular el valor de dimensión fractal de la señal en tiempo serán las técnicas de Katz-FD (Katz, 1988), Higuchi-FD (Higuchi, 1988) y Box Dimension (Wang, 2005). La metodología propuesta es capaz de detectar y localizar daño tal como aflojamiento de uniones y grietas producidas por fatiga, así como sus combinaciones. Esta técnica puede ser considerada como una herramienta simple, efectiva y automatizada sin la necesidad de un análisis sofisticado, con la que se puede establecer una metodología práctica, general y confiable para la evaluación del daño en estructuras.

En este capítulo 1 se presentan los antecedentes, la descripción del problema y la justificación de la tesis. Además, se muestran la hipótesis y los objetivos del trabajo, así como el planteamiento general del proyecto. En el capítulo

2 se realiza una revisión de la literatura, en el cual se establecen los fundamentos teóricos para resolver el problema propuesto. En el capítulo 3 se presenta la metodología empleada para la realización de la investigación. En el capítulo 4 se muestran las pruebas y los resultados. Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones y prospectivas del trabajo.

1.1 Antecedentes

Actualmente, y desde hace algunos años, el monitoreo estructural ha sido un área de investigación que ha tenido un gran auge y un rápido crecimiento debido a la inquietud de asegurar el buen estado de las estructuras civiles, así como prolongar la vida útil de dichas construcciones (Amézquita, 2012). La siguiente investigación, después de una revisión bibliográfica, se clasifica en tres secciones: en la primera sección se analizan técnicas empleadas en el monitoreo de estructuras, en la segunda sección se analizan diversas técnicas de procesamiento de señales, y como tercera sección se presentan trabajos sobre monitoreo estructural desarrollados dentro de la Universidad Autónoma de Querétaro.

1.1.1 Monitoreo estructural

En la actualidad, existen varios métodos, tanto clásicos como dinámicos, para el monitoreo de daños en estructuras. Los métodos clásicos consisten en procedimientos, ya sea visuales o experimentales, tales como ultrasonido (Tuzzeo y di Scalea, 2002), método de corrientes Eddy (Banks *et al.*, 2002), radiografías (Vossoughi *et al.*, 2007), y emisión acústica (Li *et al.*, 2011). Sin embargo, los métodos antes mencionados presentan diversas desventajas, por ejemplo, todas estas técnicas requieren que la localización del daño sea conocida y que la estructura a ser inspeccionada tenga un fácil acceso (Curadelli *et al.*, 2008).

Estas limitaciones han conducido al desarrollo de técnicas globales de monitoreo basadas en vibraciones (métodos dinámicos), esto se fundamenta en el hecho de que se pueden usar mediciones de los cambios en las propiedades de vibración de una estructura para determinar la ocurrencia de daño estructural

(Alberto *et al.*, 2010), debido a que la medición de la vibración es suficientemente sensible para detectar daños, inclusive cuando los daños estén localizados en áreas internas o escondidas de la estructura. La idea básica del monitoreo estructural basado en vibraciones es que las modificaciones en las características estructurales debido a una falla afectan a la respuesta vibratoria de la estructura (Hejll, 2007; Talebinejad *et al.*, 2011). Por lo tanto, se requiere de una técnica de procesamiento de señales capaz de poder estimar características embebidas en las vibraciones que permitan evaluar la condición de la estructura civil.

1.1.2 Técnicas de procesamiento de señales

En los años recientes, los continuos avances en el monitoreo de estructuras han llevado al empleo de diversas técnicas de procesamiento de señales basada en el análisis de la vibración con el objetivo de detectar y localizar daños en las estructuras civiles (Amézquita, 2012). A continuación, se describen el uso de algunas técnicas de procesamiento de señales más empleadas en el monitoreo estructural:

❖ Transformada de Fourier (Fourier Transform-FT)

Uno de los métodos más utilizados en el monitoreo de estructuras es la Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform-FFT*), que es ampliamente aplicada para la obtención de las frecuencias naturales, factores de amortiguamiento y en ciertos casos para la detección de fallas en estructuras civiles (Proakis, 2006), debido al hecho de que puede ser implementada fácilmente y es considerada una técnica eficiente para el análisis de señales estacionarias.

Por ejemplo, Brincker *et al.*, (2001), Yuen y Katafygiotis, (2005) usaron la FFT para identificar parámetros estructurales modales en marcos bi- y tridimensionales, así como el edificio *Mong Man Wai* de siete pisos localizado en Hong Kong sujeto a excitaciones dinámicas ambientales, respectivamente. Lee y Kim, (2007) emplearon la FFT para estimar daño en un modelo de puente escalado sometido a pruebas de impacto. Amézquita-Sánchez *et al.*, (2012) aplicó el algoritmo FFT para identificar

parámetros estructurales modales de una armadura 3D sometida a terremotos y excitación forzada.

A pesar de que la FFT puede ser implementada con facilidad en el monitoreo de estructuras, Tang *et al.*, (2011) mencionan que la FFT presenta demasiadas desventajas para extraer la dinámica de una estructura o su aplicación en el estudio de las estructuras reales, ya que las señales analizadas son no lineales y no estacionarias; por lo tanto, no pueden ser analizadas por la FFT adecuadamente. Además, de que la FFT no puede representar los cambios espectrales (las frecuencias naturales contenidas en la señal) a través del tiempo, lo cual es fundamental en el monitoreo estructural. Esto indica qué efectos transitorios de vibración son promediados en el periodo de análisis, perdiéndose información sobre la naturaleza o forma de estas variaciones. Por lo tanto, existe la necesidad de un análisis que describa de mejor forma las señales transitorias, como las monitoreadas en estructuras civiles. Esto se consigue con la transformada corta de Fourier (*Short Time Fourier Transform-STFT*) (Amézquita, 2012). Esta alternativa fue introducida por Gabor, (1946) la cual proporciona localización de tiempo y frecuencia.

La STFT es una extensión de la FFT capaz de analizar señales no estacionarias. La STFT puede representar la variación de los contenidos de la frecuencia de la señal a medida que la señal cambia en el tiempo dividiendo la señal en pequeñas ventanas de tiempo donde cada ventana es analizada utilizando la FFT. La STFT se ha utilizado para estimar los parámetros modales de diversas estructuras, entre ellas un marco de 7 pisos (Yinfeng *et al.*, 2008), un marco de acero tridimensional de tres pisos (Nagata *et al.*, 2009), armaduras tridimensionales (Amézquita-Sánchez *et al.*, 2012) y vigas (Yesilyurt y Gursoy, 2013).

En años recientes, Shen *et al.* (2017) combinaron el análisis espectral basado en FFT con un método de elementos finitos Wavelet (*Wavelet Finite Element Method-WFEM*) para estudiar la propagación de ondas en estructuras

unidimensionales (1D). Se introducen varios modelos de daños para determinar el efecto de la fisuración y delaminación sobre varillas y vigas.

Una limitación de esta técnica es que requiere tener una ventana grande para lograr una buena resolución, donde las señales transitorias no son claramente apreciadas, o ventanas pequeñas con resolución pobre en frecuencia, lo cual no permite observar el comportamiento dinámico transitorio del sistema de una manera adecuada. Tampoco permite observar dos frecuencias naturales cercanas (Amézquita-Sánchez *et al.*, 2013).

❖ Transformada Wavelet (Wavelet Transform-WT)

La Transformada Wavelet (WT) es un método de procesamiento que proporciona una representación tiempo-frecuencia de la señal a través de las funciones de ventana de tiempo y escala. Las ventajas de la WT son eficiencia computacional, comprensión de datos y eliminación de ruido (Amézquita-Sánchez y Adeli, 2016). Debido a estas ventajas, la WT y sus formas mejoradas, Transformada Wavelet Packet (*Wavelet Packet Transform-WPT*) y Transformada Continua Wavelet (*Continuous Wavelet Transform-CWT*), han sido ampliamente empleadas como métodos de procesamiento de señales en los últimos años. La WPT es una técnica que descompone una señal en componentes sucesivos de frecuencias bajas y altas repetidamente. Consecuentemente, los coeficientes de las aproximaciones y detalles son descompuestos para crear un árbol de bandas de frecuencias. Por lo tanto, WPT puede proveer bandas de frecuencia uniformes (Reda *et al.* 2006). La Transformada Continua Wavelet (CWT) es considerada una de las mejores herramientas para el análisis de señales no estacionarias, ya que esta herramienta puede descomponer a la señal en múltiples frecuencias, hecho conocido como multi-resolución. Entre sus principales ventajas la CWT es local en tiempo, real, ortogonal, ortonormal y compacta.

En años recientes, tanto la WT, como sus formas mejoradas, WPT y CWT, han sido utilizadas para la detección de fallas en estructuras civiles. Por ejemplo, Jian *et al.* (2005) propuso la detección de grietas en un edificio escalado, el cual fue

excitado por medio de un mazo, la vibración obtenida fue analizada por medio de la WPT. Hou *et al.* (2006) examinaron la CWT para la detección de cambios repentinos de rigidez en un sistema de resorte-masa-amortiguador sometido a tres terremotos diferentes: Kobe, Japón (1995), Hachinohe, Japón (1968) y El Centro, California (1940), además de someterlo a excitación aleatoria. Pakrashi *et al.* (2007) y Umesha *et al.* (2009) detectaron grietas en vigas aplicando la CWT. Yan *et al.* (2010) propusieron una Wavelet Gaussiana (CWT) para detectar y localizar cambios repentinos de rigidez en un marco 2D de 20 pisos y una estructura en 3D de 5 pisos sujetos a ruido limitado en la banda como excitación. Taha (2010) empleó la WT para descomponer la vibración adquirida por un edificio y los datos se combinaron con una red neuronal para detectar daños causados por falta de elementos. Xiang y Liang (2012) emplearon la WT para la detección de las frecuencias naturales y detección de fallas en estructuras civiles. Qiao *et al.* (2012) compararon la FFT y la CWT para identificar cambios repentinos en la rigidez a la flexión de un marco de acero 2D de tres pisos sometido a cargas de impacto y concluyeron que la CWT preserva la frecuencia y las características sensibles en el tiempo mejor que la FFT obteniendo como resultado una mayor resolución de coincidencia de patrones. Blachowski y Pnevmatikos (2015) presentaron un estudio experimental de un marco de acero a escala de dos metros de largo, dirigido al diagnóstico y localización de una conexión desatornillada. El daño se introduce mediante el aflojamiento de dos de tres pernos en una de las conexiones del marco. La localización de la conexión atornillada dañada se realiza utilizando un análisis de la señal adquirida con la WT. Yang y Oyadiji (2017) usando el método DWT (*Discrete Wavelet Transform*) obtuvieron las características modales de vigas de aluminio con secciones de daño predefinidas, para localizar y estimar el tamaño de la falla en las muestras. El daño se indujo al despegar secciones seleccionadas de dos hojas de aluminio que se unieron entre sí.

Las Transformadas Wavelet han recibido mucha atención ya que estas son simples, rápidas y no son costosas para su implementación en la práctica. Sin embargo, estos algoritmos presentan varias desventajas, por ejemplo: el algoritmo

WT requiere varios niveles de descomposición, así como una selección cuidadosa de la wavelet madre para una estimación adecuada de los parámetros modales de las estructuras civiles (Adeli and Karim, 2005; Adeli and Kim, 2009; Amézquita-Sánchez *et al.*, 2013), además de que las capacidades de la WT se reducen para analizar las respuestas vibratorias de estructuras civiles a gran escala donde el ruido es inevitable (Amézquita-Sánchez *et al.*, 2017).

❖ *Clasificación Múltiple de Señales (Multiple Signal Classification-MUSIC)*

Una técnica que ha demostrado ser eficiente en el monitoreo de estructuras basado en vibraciones es el algoritmo de clasificación múltiple de señales (MUSIC). Esta técnica presenta grandes ventajas en comparación a las técnicas antes mencionadas, ya que produce una estimación espectral de alta resolución, inclusive para datos que están embebidos en mucho ruido, y la técnica tiene una mayor defectibilidad en comparación a la FFT convencional. Por lo tanto, es una herramienta muy eficiente para el monitoreo de las estructuras en tiempo real. Por ejemplo, Jiang y Adeli (2007) aplicaron por primera vez el algoritmo MUSIC para el monitoreo de estructuras civiles, este enfoque fue validado utilizando los datos experimentales obtenidos para un modelo escalado de una estructura de 38 pisos. Los resultados indicaron que la metodología propuesta proporciona un método efectivo para el monitoreo de la salud estructural en tiempo real en edificios de gran altura. Osornio-Ríos *et al.* (2012) verificó el algoritmo MUSIC antes mencionado para el monitoreo de la salud estructural de una armadura 3D sometida a excitaciones forzadas. Los resultados muestran que la metodología es efectiva para distinguir entre una estructura sana y otra con corrosión externa e interna o con una grieta.

El algoritmo MUSIC proporciona la representación de frecuencia de una señal, pero la información del tiempo se pierde. Para preservar la información de frecuencia y tiempo, García-Pérez *et al.* (2011) propusieron una MUSIC de tiempo breve (*Short Time MUSIC-ST-MUSIC*) donde el algoritmo MUSIC se aplica en una secuencia durante cortos períodos de muestreo. Para cada período, se obtiene un

espectro diferente y la totalidad de tales espectros indican la distribución tiempo-frecuencia. La idea detrás de ST-MUSIC es similar al análisis de SFFT, pero con una mayor resolución en los dominios de tiempo y frecuencia. Por lo que la ST-MUSIC es capaz de analizar señales, ya sean estacionarias, no lineales y transitorias, a lo largo del tiempo (Amézquita-Sánchez y Adeli, 2016). Empleando estas ventajas, Amézquita-Sánchez *et al.* (2013) utilizaron la ST-MUSIC para la identificación de las frecuencias naturales de una armadura en voladizo de 70 miembros y cinco cubos sometida a excitaciones forzadas. Los resultados muestran que el algoritmo ST-MUSIC presenta buenos resultados para la identificación de las frecuencias naturales incluso cuando la señal es ruidosa, particularmente para las frecuencias naturales cercanas.

En años recientes, Amézquita-Sánchez *et al.* (2017) presentan una metodología para calcular las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento de grandes infraestructuras civiles a partir de señales dinámicas utilizando el algoritmo MUSIC, la transformada wavelet empírica (Empirical Wavelet Transform-EWT) y la transformada Hilbert. El método propuesto se valida mediante tres estructuras: un marco de acero tridimensional de cuatro pisos sometido a cargas dinámicas, un marco de acero de ocho pisos sometido a ruido blanco en una mesa vibratoria y un edificio elevado de 123 pisos, *Lotte World Tower* (LWT), en Seúl, Corea del Sur.

A pesar de los buenos resultados, el algoritmo MUSIC y ST-MUSIC requieren un conocimiento a priori de la cantidad de frecuencias que contiene la señal a analizar con la finalidad de seleccionar un orden adecuado, además de consumir una gran cantidad de recursos computacionales (García-Pérez *et al.*, 2013; Camarena-Martínez *et al.*, 2014; Amézquita-Sánchez y Adeli, 2016).

❖ Transformada Hilbert-Huang (Hilbert-Huang Transform-HHT)

Huang *et al.* (1998) introdujo la Transformada Hilbert-Huang (HHT) como un método adaptable de procesamiento de señales capaz de analizar señales estacionarias, no estacionarias y transitorias. El algoritmo HHT se basa en dos

pasos: una descomposición de modo empírico (*Empirical Mode Decomposition-EMD*) y de la Transformada Hilbert (*Hilbert Transform-HT*). EMD descompone los datos de la serie de tiempo en un conjunto de funciones cuasi estacionarias de banda limitada, llamadas funciones de modo intrínseco (*Intrinsic Mode Functions-IMF*). La HT se aplica a cada IMF para obtener su amplitud y ángulo de fase. Debido a estas ventajas, la HHT ha sido empleada en el monitoreo estructural.

Por ejemplo, Yan y Miyamoto (2006) compararon la HHT y la CWT para estimar las frecuencias modales y el factor de amortiguamiento en una viga de acero sometida a ensayos de impacto y un puente situado entre Berna y Zúrich, Suiza, sometido a excitaciones dinámicas ambientales. Los autores concluyeron que ambos algoritmos pueden estimar con precisión los parámetros modales con modos separados, pero en estructuras con modos cercanos, la CWT es más preciso que la HHT. Bao *et al.* (2009) propusieron un HHT adaptable para la identificación de sistemas con modos cercanos. Utilizando la función de autocorrelación y un filtro pasa bandas para reducir los efectos de ruido en la señal y mejorar la precisión del método HHT. Presentan los resultados para un sistema de tres grados de libertad con modos cercanos y un modelo escalado de viga compuesta de acero-hormigón sometido a pruebas de impacto. He *et al.* (2011) combinaron el algoritmo EMD con una técnica aleatoria de decremento (RDT) para identificar las frecuencias modales y el factor de amortiguamiento del puente de acero del Río Nanjing Yangtze, ubicado en Nanjing, Jiangsu, China, sometido a vibraciones ambientales dinámicas. Tang *et al.* (2011) aplicaron la HHT para identificar la localización del daño cuando un miembro estructural ha cedido en un marco 3D de acero de cinco pisos de una sola cruzía sometido a los terremotos de Kobe, Japón (1995) y El Centro, California (1940). Shi *et al.* (2012) combinaron la EMD con el RDT para identificar las frecuencias modales y los factores de amortiguamiento del *Shanghai World Financial Center*, ubicado en Shanghai, China, sometido a excitaciones tanto dinámicas ambientales como forzadas. Los resultados muestran que las frecuencias naturales se pueden estimar con buena precisión mientras que los factores de amortiguamiento no se pueden estimar con precisión utilizando excitaciones

dinámicas ambientales. Li y Hao (2015) utilizaron el método HHT para detectar daños en el conector de corte de puentes compuestos. Los desplazamientos relativos medidos bajo cargas móviles se usaron para detectar el daño en los enlaces de cortante.

El inconveniente más importante del método HHT es el denominado efecto de mezcla de modos encontrado en el método EMD, que significa que las ondas con la misma frecuencia se asignan a diferentes IMF en el proceso de encontrar las IMF (Wu y Huang, 2009; Amézquita y Adeli, 2016).

❖ Índice de daños basado en Energía

La mayoría de los métodos de evaluación de daños basados en vibraciones requieren la obtención de propiedades modales, tales como frecuencias naturales y modos de vibrar, desafortunadamente se ha encontrado que estas características son principalmente insensibles al daño estructural y, por lo tanto, no se consideran como indicadores de daños adecuados (Cheraghi *et al.*, 2005). Se ha demostrado que los métodos de detección de daños basados en frecuencias naturales proporcionan solo un éxito modesto al aplicarse en estructuras reales. Esto se debe a que las frecuencias naturales tienen una baja sensibilidad al daño; en general, los daños pequeños se asocian con frecuencias más altas, que son difíciles de medir en la práctica (Rezaei and Taheri, 2011). Por esta razón, para la evaluación de daños en estructuras se desarrollaron los Índices de Daños basados en Energía, la cual es la sumatoria de los valores al cuadrado de la señal de tiempo y que es un parámetro que se obtiene directamente de la evaluación de las señales de vibración.

Ejemplos de metodologías utilizando el indicador de daño son las siguientes: Sun y Chang (2002) demostraron numéricamente, utilizando un puente de tres tramos, que el índice de energía WPT son parámetros sensibles y se utilizaron como firmas de la condición estructural. Han *et al.* (2005) propusieron un método basado en el índice de energía WPT para la detección y localización de daños en vigas. Cheraghi *et al.* (2005) comparo la efectividad de tres métodos de indicador de daño basados en energía; energía inducida por la integración FFT, índice de energía WPT

y el índice de energía EMD, para ello evaluó la integridad de las uniones adhesivas en tubos de plástico de PVC. Los resultados experimentales confirmaron que los tres enfoques utilizados son capaces de identificar el daño (desvinculación) en las uniones adhesivas, además entre las metodologías, el método de EMD demostró producir índices de daño más consistentes y más distinguidos en comparación con los otros métodos. Rezaei y Taheri (2009) comprobó la efectividad del índice de daño de energía EMD para la detección de la corrosión en tuberías. Los resultados demostraron la efectividad del índice de daño propuesto para las aplicaciones de monitoreo de salud estructural. Rezaei y Taheri (2011) comparó la efectividad del índice de daño de energía EMD contra un método basado en cambios de las frecuencias naturales, para la detección de daños en una viga de acero en voladizo con un corte transversal en la mitad de su longitud. Se examinaron cinco tamaños de la muesca. Los resultados demostraron la capacidad del índice de daño de energía EMD para la detección de muescas en vigas, además de que el estudio comparativo reveló la superioridad del índice de daño propuesto en términos de mayor sensibilidad y efectividad. García-Pérez *et al.* (2013) presentaron una combinación de los índices de energía de WPT y EMD, con redes neuronales artificiales para la detección y localización de daño en un modelo a escala de una estructura tipo armadura.

Esta técnica puede encontrar dificultades en la práctica, debido a la variación de la carga dinámica de servicio en la estructura, ya que este método de detección de daños se basa en la variación de la energía antes y después de la ocurrencia del daño, el cambio en la carga dinámica puede registrarse erróneamente como señal de daño (Rezaei y Taheri, 2011). Otro inconveniente que presenta al monitorear estructuras reales es que un gran número de sensores deben de ser colocados en la estructura a evaluar (Rezaei y Taheri, 2010).

A pesar de los resultados satisfactorios que se han tenido con las técnicas antes mencionadas, sólo se han enfocado a la detección de un solo daño, como el aflojamiento de conexiones atornilladas, grietas, elementos faltantes, reducción de

la rigidez, la corrosión, entre otras, pero en las estructuras reales, dos o más tipos de daños podrían presentarse al mismo tiempo, pero esta condición rara vez se considera incluso aunque se trate de una situación común, y un tipo de condición de daño puede interferir con la detección de otro tipo de daño, dando lugar a una evaluación incorrecta de la condición de la estructura. Identificar el daño combinado en las estructuras es un desafío para el monitoreo estructural, porque la identificación confiable de una condición combinada de daño es una tarea difícil (Antonio-Daviu *et al.*, 2009; Yan *et al.*, 2012; García-Pérez *et al.*, 2013).

En la literatura, sobre la detección y localización de múltiples fallas en estructuras, se mencionan los siguientes trabajos: Sekhar (2008) consideró la identificación y condición de monitoreo para estructuras con múltiples grietas tales como vigas, rotores, tuberías, etc. García-Pérez *et al.* (2013) presentaron una fusión de metodologías, en las que WPT y EMD se combinan con redes neuronales artificiales para la detección y localización automática y en línea de uno o múltiples daños combinados en una armadura de cinco cubos. Los resultados mostraron que el método propuesto es eficaz y confiable para detectar y localizar los tres tipos de daños utilizados (falla en uniones, reducción de rigidez y corrosión), así como sus combinaciones. Rubio *et al.* (2015) se centró en la detección de dos grietas de igual gravedad en una viga libre uniforme bajo vibración longitudinal. Can *et al.* (2017) presentaron el problema de identificación de múltiples grietas en una viga en voladizo con sección transversal circular hueca, se consideraron seis escenarios de daño. Las frecuencias naturales y los modos de vibrar son considerados para comparar los resultados de la viga sana contra las vigas dañadas.

A pesar de los buenos resultados obtenidos en los trabajos mencionados anteriormente, la investigación sobre monitoreo estructural para identificar y localizar múltiples fallas sigue siendo muy pobre, por lo que es importante continuar investigando con otras técnicas de procesamiento que identifiquen múltiples fallas.

En este sentido, una técnica prometedora para la identificación y localización de múltiples fallas es la dimensión fractal (*Fractal Dimension-FD*), que es un

concepto perteneciente a la teoría del caos (Hsu, 2013). En los últimos años se ha demostrado su eficiencia para la evaluación de señales transitorias y no lineales como las obtenidas en las estructuras civiles. La dimensión fractal proporciona una medida de auto-similitud y las irregularidades captadas en una serie de tiempo, que denota el número de veces que un patrón se repite en la señal (He *et al.*, 2010; Hsu, 2013), esto hace que la dimensión fractal sea un método apropiado para detectar uno o varios daños en estructuras ya que una diferencia en la serie de tiempo podría ser producida por variaciones en las características físicas de la estructura, como la existencia de cualquier tipo de daño. Debido a lo mencionado anteriormente, la dimensión fractal se ha vuelto una herramienta eficiente para extraer información de daño de los modos de vibrar, ya que el daño induce cambios en las propiedades dinámicas de la estructura causando irregularidades en los modos de vibrar locales (Banerjee y Pohit, 2014).

En el monitoreo de estructuras civiles, la Dimensión Fractal ha encontrado su principal aplicación en estructuras simples como vigas (Cao y Qiao, 2009; Shi *et al.*, 2010; Bai *et al.*, 2012). Sin embargo, en los últimos años, Amézquita y Adeli (2015) utilizaron esta técnica, con la cual desarrollaron un método para la identificación y localización de daños en estructuras de edificios de gran altura, probando que esta herramienta puede ser utilizada para realizar el monitoreo de daños en estructuras a gran escala. Pérez-Macías *et al.* (2017) combinó el método de DWT con la técnica de dimensión fractal (Katz y Box Dimension) para detectar y cuantificar diferentes daños de corrosión en una estructura tipo armadura de 5 cubos. Los resultados muestran que el algoritmo de Katz es más eficiente que el de Box Dimension para detectar y cuantificar los daños en la estructura, pero solo se obtienen buenos resultados usando un eje de los tres monitoreados en la estructura.

A pesar de los buenos resultados obtenidos, aún es necesario encontrar una metodología que proporcione de manera adecuada, fácil y eficiente la localización y detección de daños múltiples en una estructura donde el daño pueda estar presente simultáneamente.

1.1.3 Estudio de vibraciones en estructuras en la UAQ

En años recientes, en la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) se ha hecho investigación referente al monitoreo estructural. Por ejemplo, Paz (2009), determinó las propiedades dinámicas de una estructura tridimensional reconfigurable mediante el método de elemento finito, la teoría del amortiguamiento proporcional y el método de Newmark. Posteriormente, mediante el uso de acelerómetros y aplicando diferentes masas a la estructura, se obtuvo la forma de onda de la señal y la frecuencia fundamental en tiempo real de un punto de interés dentro de la estructura, lo que permitió calibrar el modelo comparando las señales calculadas con la real y con base a ello poder determinar la razón de amortiguamiento de la estructura.

Chávez (2010) comparó las propiedades modales (frecuencia natural y modos de vibración) de una estructura sana contra una que contiene daño (reducción del área de la sección transversal) en alguno de sus elementos. Las razones de amortiguamiento se obtuvieron experimentalmente. Para validar el modelo, los resultados se compararon con los obtenidos en una armadura en voladizo de aluminio. La adquisición de la información se realizó por medio de acelerómetros triaxiales siendo dicha estructura estimulada con diferentes señales por un excitador vibratorio. Gallardo (2012) realizó un monitoreo basado en vibraciones a una armadura reconfigurable de aluminio, lo que le permitió sustituir elementos, con la finalidad de introducir condiciones de daño (fallas en las uniones, reducción en la rigidez del elemento y pérdida de elementos) y observar su comportamiento empleando la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para el análisis de las señales obtenidas. Amézquita (2012) propuso una metodología, la cual está basada en el análisis de la vibración producida por un *shaker* electrodinámico, para monitorear la condición de una armadura con el fin de detectar daños, su localización y la severidad de la misma, a través de un análisis en frecuencia (análisis de la amplitud de las frecuencias naturales) empleando una técnica de alta resolución (MUSIC), y un algoritmo de inteligencia artificial (Redes neuronales). Pérez (2014) propuso un algoritmo para realizar el cálculo de los

parámetros modales de un edificio ubicado en el campus San Juan del Río de la Universidad Autónoma de Querétaro, el cual realizó la instrumentación del mismo, y empleo excitaciones artificiales como fuente de energía.

Recientemente, Martínez (2018) presenta una metodología utilizando la fusión de los métodos MUSIC-EWT para la obtención de parámetros modales, frecuencias naturales y factores de amortiguamiento, de una estructura escalada de acero de cuatro niveles sujeta a vibraciones forzadas producto de una fuente artificial.

Todos estos trabajos elaborados en la UAQ, se han enfocado a la estimación de los parámetros modales, así como a la detección de fallas aisladas, por lo tanto, sería de gran importancia seguir ahondando más sobre este tema de monitoreo estructural, para encontrar soluciones que sean más precisas y efectivas a las mencionadas anteriormente, por lo que el presente trabajo de investigación se enfocará en la detección y localización de múltiples fallas, contribuyendo en el estado del arte sobre este tema dentro de la universidad.

1.2 Descripción del problema

Actualmente, y desde hace algunos años, el monitoreo estructural ha sido un área de investigación que ha tenido un gran auge y un rápido crecimiento debido a la inquietud de asegurar el buen estado de las estructuras civiles, así como prolongar la vida útil de dichas construcciones (Amézquita y Adeli, 2016). Los sistemas de monitoreo estructural son aplicados para evaluar la condición de la estructura para identificar deterioro o daños estructurales (Amézquita et al., 2012).

Las estructuras civiles frecuentemente sufren de daños durante su vida de servicio. Estos daños se deben principalmente a numerosas causas, como: movimientos excesivos provocados por terremotos o huracanes, vibraciones ambientales debido al tráfico o vientos, corrosión, alta temperaturas, acumulación de grietas, degradación de columnas, uniones y vigas, aflojamiento en uniones y el impacto de objetos extraños (Umesha et al. 2009). La acumulación de estos daños

puede hacer que la estructura sufra debilitamiento y debido a ello, se puede presentar un colapso de la misma en un futuro. Debido a esta situación surge la necesidad de desarrollar metodologías para evaluar el estado de las estructuras, con el fin de detectar daños tempranamente y hacer el correspondiente mantenimiento en caso de ser necesario.

En los últimos años, los sistemas de monitoreo estructural se han enfocado en los métodos dinámicos, los cuales tienen la ventaja de ser de sencilla aplicación en la práctica, ya que las pruebas experimentales se pueden repetir fácilmente durante la vida de servicio de la estructura. Además, de que estos métodos no requieren un conocimiento a priori del área dañada (Rubio *et al.*, 2015). Los métodos dinámicos están basados en los cambios de vibración de la estructura, debido a que la medición de la vibración es suficientemente sensible para detectar daños, inclusive cuando los daños están localizados en áreas internas o escondidas de la estructura. (Hejll, 2007; Talebinejad *et al.*, 2011). Para detectar el daño en las estructuras, es necesario hacer una comparación entre dos estados en la edificación, la respuesta dinámica de la condición sin daño o saludable, y la condición del modelo con daño (Hernández, 2004).

El monitoreo de la integridad estructural consiste en implementar un sistema para identificar daños, el cual envuelve el monitoreo de la señal, procesamiento de datos, y su interpretación para evaluar la condición de una estructura, con el objetivo de detectar daño (Amézquita, 2012). El procesamiento de señal es el componente clave de cualquier sistema de monitoreo estructural, cuyo objetivo es extraer las características de los datos detectados para determinar si la estructura está dañada o no, así como para determinar el tipo de daño y su ubicación (Amézquita y Adeli, 2016).

Desafortunadamente, la mayoría de las técnicas utilizadas para evaluar daños en estructuras, solo tratan de identificar un solo daño, como aflojamiento de uniones, grietas, elementos faltantes, reducción de rigidez o corrosión, pero en la vida real, las estructuras pueden verse afectadas por varios daños

simultáneamente, pero esta situación a pesar de ser común, rara vez es considerada, y un tipo de daño puede interferir con la detección de otro tipo de daño, dando una evaluación incorrecta del estado de la estructura (Antonino-Daviu *et al.*, 2009; Yan *et al.*, 2012; García-Pérez *et al.*, 2013).

Por lo tanto, sería deseable tener un algoritmo con la capacidad de monitorear la condición de las estructuras con precisión, que sea inmune al ruido, sin necesidad de un procesamiento complicado, y principalmente, que permita desarrollar una metodología capaz de identificar una o múltiples fallas combinadas en un procedimiento automatizado. Es por esta razón, que en la presente investigación se trabaja con la dimensión fractal (FD), ya que es una de las técnicas que ha mostrado muy buenos resultados para el análisis de señales transitorias y no lineales. Además de que es una metodología que ha demostrado ser adecuada para la detección de fallas únicas y múltiples, así como la combinación de ellas en estructuras.

1.3 Justificación

A lo largo de la historia de la humanidad se han edificado diferentes construcciones para el servicio de las sociedades y beneficiar a las personas que habitan en ellas. Dichas edificaciones se usan como vivienda, oficinas, hospitales, etcétera, y es por ello que se ha llegado a la necesidad de asegurarse del buen funcionamiento o estado de estas construcciones ya que alguna falla en cualquier elemento estructural que los conforma, podría verse reflejado en un deterioro grave para la estructura, incluso llegando a inducir un colapso de ella, lo que se traduciría en graves pérdidas monetarias incluso humanas. Debido a esto, es de vital importancia, en toda construcción, poder detectar el tipo de daño que está presente en la estructura, así como su localización con el fin de determinar las medidas necesarias para corregir el estado de la estructura. Es por ello que se deben de desarrollar métodos tanto analíticos como experimentales, que nos permitan crear sistemas de monitoreo capaces de evaluar el estado de una estructura civil, que sean de sencilla aplicación y con un costo relativamente bajo, además de que deben

ser efectivos, con el fin de detectar daños tempranamente, lo que permitirá hacer el correspondiente mantenimiento en caso de ser necesario.

El monitoreo de daño en estructuras implica alargar la vida de los elementos de las estructuras y reducir el costo de inspecciones ya que al existir sistemas de monitoreo continuo permitirá reemplazar los elementos sólo cuando la funcionalidad realmente lo requiera (Frangopol *et al.*, 2008).

De lo mencionado anteriormente, surge la primera justificación de esta investigación ya que aportará fundamentos para generar soluciones reales para el monitoreo y análisis de las vibraciones en las estructuras. Otra justificación y la aportación más importante de esta investigación será el desarrollo de una metodología de monitoreo estructural en base a las señales de vibraciones, que será aplicada a una estructura escalada de cuatro pisos, y que contribuirá a sentar precedentes en el monitoreo de daños estructurales para diagnosticar y localizar múltiples fallas; ya que las técnicas de monitoreo están enfocadas en la detección de fallas únicas, y en las estructuras reales, dos o más fallas pueden estar presentes al mismo tiempo. Además, de que el presente proyecto, contribuirá al estado del arte y dará seguimiento a trabajos hechos anteriormente en esta institución, sobre el estudio de sistemas de monitoreo de vibraciones para detectar daños, que anteriormente se enfocaron en máquinas, herramientas, robots, motores de inducción, y recientemente en estructuras del tipo armaduras.

1.4 Hipótesis y objetivos

1.4.1 Hipótesis.

Una metodología basada en el análisis de dimensión fractal permitirá detectar y localizar múltiples fallas en una estructura a escala de acero.

1.4.2 Objetivo general.

Proponer y desarrollar una metodología basada en algoritmos fractales tales como Katz, Higuchi y Box dimension para la detección y localización de múltiples

fallas en estructuras, comparando los valores de las dimensiones fractales de la estructura sin daño y con daño.

1.4.3 Objetivos particulares.

- 1) Construir un sistema de excitación para poder someter a la estructura a vibraciones forzadas.
- 2) Simular las condiciones experimentales de daño, creando elementos con fallas, grietas (reducción de rigidez) y aflojamiento de uniones, que modifiquen las características dinámicas del edificio y que permitan analizar su comportamiento bajo la condición de dichas fallas.
- 3) Instalar un sistema de adquisición de señales mediante el uso de acelerómetros que permita obtener el comportamiento dinámico del edificio ante las condiciones de fallas propuestas.
- 4) Desarrollar una metodología para la evaluación de la condición estructural del edificio mediante técnicas avanzadas de procesamiento de señales (Katz-FD, Higuchi-FD y Box dimension), tomando de base los datos capturados en el objetivo 3, que sea capaz de detectar y localizar las diferentes condiciones de falla simuladas en la estructura.
- 5) Validar la metodología propuesta realizando pruebas sobre el edificio para realizar el monitoreo de la estructura de manera que se puedan clasificar las diferentes condiciones de daño.

1.5 Planteamiento general del proyecto

En la Figura 1.1 se muestra el sistema de monitoreo estructural empleado, el cual, está compuesto de cuatro unidades principales:

1. Estructura.
2. Acelerómetros.
3. Sistema de Adquisición de Datos (SAD).
4. Computadora o PC.

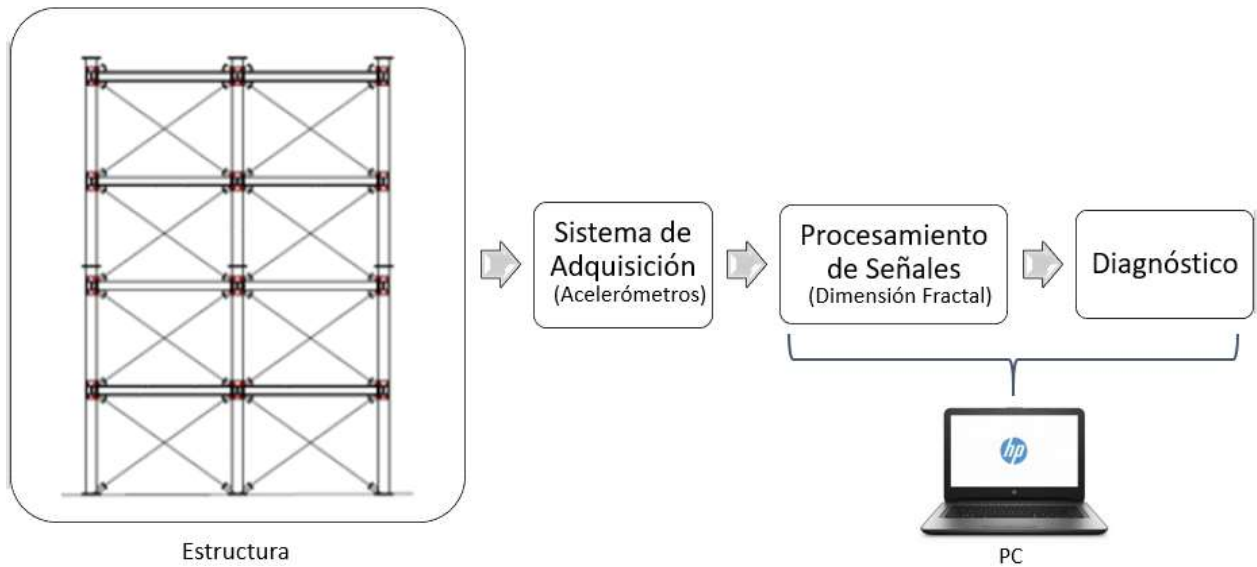


Figura 1.1 Diagrama general de la metodología propuesta.

En este trabajo se presenta el desarrollo de un sistema de monitoreo, el cual está basado en el análisis de las vibraciones para evaluar el desempeño de una estructura escalada de cuatro niveles ante diferentes condiciones de falla. El sistema presentado cuenta con una estructura que es sometida a excitación forzada, y mediante el uso de acelerómetros se monitorea la condición de la estructura. Posteriormente, el sistema de adquisición de datos (SAD) se encarga de adquirir, acondicionar y digitalizar la señal de vibración. Los datos son almacenados en una memoria RAM (tarjeta de adquisición de datos) para su futura transferencia a la computadora mediante el protocolo estándar USB. Finalmente, en la computadora, por medio del software MATLAB se realiza el procesamiento de la señal, donde se obtienen las características o los patrones de cada señal, además de que se interpretan los datos para entender los patrones de las diferentes señales y clasificarlos con una condición de la estructura, lo que nos permite dar el diagnóstico del estado de la estructura, detectando y localizando las fallas, a través de un análisis de los valores de dimensión fractal obtenidos para cada señal, empleando los algoritmos fractales de Katz-FD, Higuchi-FD y Box Dimension, así como un algoritmo de inteligencia artificial (redes neuronales).

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

En este capítulo se da un panorama acerca de las técnicas de análisis que se han empleado para el monitoreo de estructuras, además, de que se presenta la fundamentación teórica que establece las bases para proponer y diseñar nuevas estrategias para la detección de fallas en estructuras.

2.1 Estructuras civiles

Las estructuras civiles juegan un papel importante en diferentes áreas de la ingeniería, donde éstas tienen como función principal soportar elementos y adaptarse a cambios repentinos de excitación, los cuales pueden llegar a producir daños en la estructura o bien, el colapso de la misma. Diversas construcciones en el mundo; desde las primeras edificaciones, hasta modernos edificios de alta ingeniería, guardan una relación íntima entre su diseño y dinámica. Naturalmente, no sólo las edificaciones han ido evolucionando, los avances en tecnología estructural y de materiales han permitido la construcción de estructuras civiles a gran y pequeña escala, lo cual se traduce en el desarrollo de la sociedad (Amézquita, 2012).

2.1.1 Modelo matemático de las estructuras civiles

La ecuación diferencial que gobierna el movimiento de un sistema estructural con n grados de libertad se expresa como:

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} = \{F\} \quad (2.1)$$

donde $[M]$, $[C]$ y $[K]$ son matrices de tamaño $n \times n$ que representan la masa, amortiguamiento y rigidez del sistema respectivamente. $\{\ddot{x}\}$, $\{\dot{x}\}$, $\{x\}$ y $\{F\}$ son matrices columna de tamaño n que corresponden a la aceleración, velocidad, posición y fuerza respectivamente. La Figura 2.1 esquematiza en forma gráfica el modelo matemático expresado anteriormente.

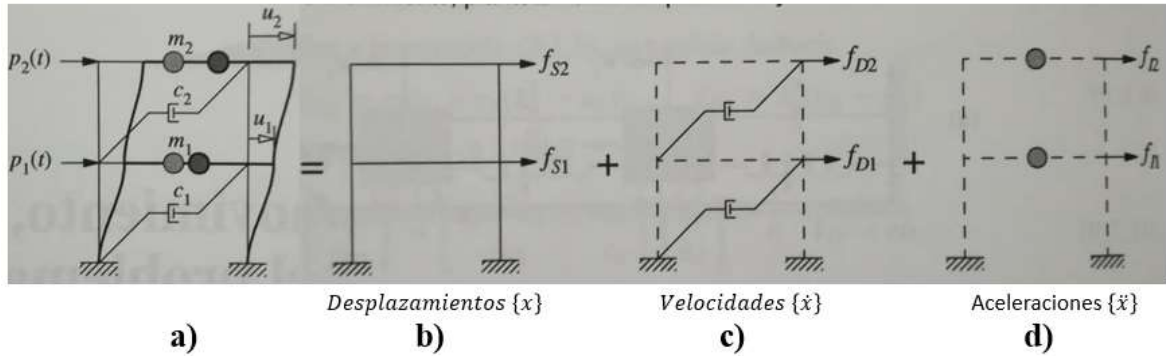


Figura 2.1 Representación de una estructura con varios grados de libertad (Chopra, 2014). a) Sistema, b) Componente de rigidez, c) Componente de amortiguamiento, d) Componente de masa.

Cuando una estructura es expuesta a daños entonces sus parámetros modales iniciales son cambiados, tales como frecuencias, modos de vibrar y el factor de amortiguamiento (Alberto *et al.*, 2010), así como también la masa y la rigidez, las cuales son características globales en toda la estructura, por lo que no representan de manera confiable la localización geométrica de los daños locales en los elementos, ya que aunque la caída de rigidez local en un sitio dado sea alta, la rigidez global resulta en relativos pequeños cambios de frecuencia, que solo se pueden detectar con sistemas de detección y procedimientos de identificación muy precisos (Alberto *et al.*, 2010). Pero debido a que la rigidez y la masa de los elementos dañados son cambiadas se puede recurrir a otros parámetros que nos proporcionen la localización geométrica en donde se presenta un cambio en las vibraciones de los elementos, uno de estos parámetros es la dimensión fractal ya que nos proporciona un valor numérico para las diferentes localizaciones geométricas de forma aislada lo que nos permite detectar cualquier tipo de cambio en la configuración original de la estructura.

2.2 Monitoreo de daños en estructuras

El monitoreo de la integridad estructural (Structural Health Monitoring) se refiere normalmente en la literatura de ingeniería a la implementación de un sistema para la detección de daños o deficiencias en estructuras, el cual envuelve el

monitoreo de la señal, procesamiento de datos, y su interpretación para evaluar la condición de una estructura, tal como se muestra en la Figura 2.2; con el fin de detectar daños en su estado inicial y tomar la decisión del correspondiente mantenimiento, para prevenir la caída o colapso de la estructura, evitando pérdidas humanas y económicas (Amézquita, 2012).



Figura 2.2 Esquema de un Sistema de monitoreo para la integridad estructural

La detección de dichos daños es normalmente definida por Phares *et al.* (2005) en cuatro niveles:

- Nivel I. Determinación de que daño está presente en la estructura.
- Nivel II. Determinación de la ubicación geométrica del daño.
- Nivel III. Cuantificación de la severidad del daño.
- Nivel IV. Predicción del tiempo de vida restante de la estructura.

Generalmente el cuarto nivel no es incluido en la detección del daño porque la predicción del tiempo de vida restante incluye estudios más profundos relacionados con la falla que se presente.

2.2.1 Técnicas de procesamiento de señales

A continuación, se describen los fundamentos matemáticos que rigen las principales técnicas de procesamiento de señales que han sido utilizadas en los sistemas de monitoreo estructural.

2.2.1.1 Transformada de Fourier (FT)

❖ Transformada rápida de Fourier (FFT)

La FFT convierte muestras discretas de señales de series de tiempo continuo en frecuencias representadas en el dominio (Amézquita-Sánchez y Adeli, 2016). La transformada discreta de Fourier (DFT) $Z_F(k)$ de una señal discreta en tiempo $z(n)$ con periodo de muestreo N , índice discreto de tiempo n e índice discreto de frecuencia k es obtenida aplicando un kernel de transformación W_N^{nk} , de acuerdo a la Ecuación 2.2.

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk} \text{ para } 0 \leq k \leq N \text{ y } 0 \leq n < N \quad (2.2)$$

donde el kernel de transformación W_N^{nk} está definido por la Ecuación 2.3.

$$W_N^{nk} = \cos\left(\frac{2nk\pi}{N}\right) + j \sin\left(\frac{2nk\pi}{N}\right) \quad (2.3)$$

De la Ecuación 2.3, los componentes reales W_N^{nk} son conocidos como los componentes en fase I_F de W_N^{nk} y los componentes imaginarios son conocidos como la cuadratura de los componentes Q_F de W_N^{nk} . La FFT consiste en la descomposición de N puntos de la DFT sucesivamente en pequeñas DFTs a fin de aprovechar la simetría y la periodicidad del factor fase.

❖ Transformada corta de Fourier (STFT)

La idea básica de la STFT es aplicar la FFT consecutivamente y en periodos cortos de tiempo, haciéndola una técnica capaz de analizar señales no estacionarias. La STFT se define por la Ecuación 2.4, donde $x(t)$ y $h(t)$ son la señal a analizar y la función ventana, respectivamente, con respecto al tiempo τ .

$$A_t(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)h(t - \tau)e^{-j\omega\tau} dt \quad (2.4)$$

2.2.1.2 Transformada Wavelet (WT)

❖ Transformada Continua Wavelet (CWT)

La CWT, es mostrada en la Ecuación 2.5, como la convolución $x(t)$ con una función conocida como *wavelet* madre $\Psi(t)$.

$$CWT_{f(t)}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.5)$$

donde $x(t)$ es la señal a analizar, a es el factor de escalamiento o (dilatación) que representa la frecuencia y b es el parámetro que representa la posición en tiempo.

El factor de escalamiento a siempre es mayor que cero, y la función es dilatada cuando $a > 1$ y son contraídas cuando $a < 1$. Para obtener la transformada discreta *wavelet* (DWT) es necesario el parámetro de tiempo t correspondiente al número de muestras n , el parámetro de dilatación es definido por $a = 2^j$ y el de translación será $b = k2^j$. Una vez definidos estos parámetros donde $j \in N$ y $k \in Z$ la Ecuación 2.5 es convertida en su versión discreta (DWT) como en la Ecuación 2.6.

$$DWT(J, K) = \sum_N x(n) h_j(n - 2^j k) \quad (2.6)$$

❖ Transformada Wavelet Packet (WPT)

La Transformada *Wavelet Packet* (WPT) es una técnica que descompone una señal en componentes sucesivos de frecuencias bajas y altas repetidamente. Consecuentemente, en WPT, los coeficientes de las aproximaciones y detalles son descompuestos para crear un árbol de bandas de frecuencias. Por lo tanto, WPT puede proveer bandas de frecuencia uniformes (Reda *et al.* 2006). WPT es definida por la Ecuación, donde j y k representan la escala y translación, respectivamente, y n representa la modulación u oscilación de los parámetros.

$$W_{j,k}^n(t) = 2^{j/2} W^n(2^j t - k) \quad (2.7)$$

La WPT es obtenida a través de las Ecuaciones 2.8 y 2.9, donde $h(k)$, $g(k)$ y W^n son los coeficientes de los filtros pasa-bajas y pasa-altas asociados con la función escala y la *wavelet* madre, respectivamente.

$$W^{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) W^n(2t - k) \quad (2.8)$$

$$W^{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k) W^n(2t - k) \quad (2.9)$$

2.2.1.3 Clasificación múltiple de señales (MUSIC)

Los métodos sub-espacio son conocidos como métodos de alta resolución, los cuales pueden detectar frecuencias inclusive en señales envueltas en mucho ruido (García-Pérez *et al.*, 2011). Los métodos sub-espacio asumen que la señal discreta en tiempo $x[n]$ puede ser representada por m señales sinusoidales complejas en ruido $e[n]$ como se muestra en la Ecuación 2.10.

$$x[n] = \sum_{i=1}^m \overline{B_i} e^{j2\pi f_i n} + e[n]; \quad n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad (2.10)$$

con $|B_i| e^{j\theta_i} \dots$ (2.11)

donde N es el número de datos de la muestra, B_i es la amplitud compleja de las i -ésimas señales sinusoidales complejas, f_i es su frecuencia, y $e[n]$ es una secuencia de ruido blanco con media cero y varianza $\sigma^2 = 1$. Este método emplea la descomposición de los eigenvectores de $x[n]$ para obtener dos sub-espacios ortogonales. La matriz de auto-correlación R de la señal con ruido $x[n]$ es la suma de la señal y matrices de auto-correlación del ruido R_s y R_n , respectivamente.

$$R = R_s + R_n = \sum_{i=1}^p |B_i|^2 e(f_i) e^H(f_i) + \sigma_n^2 I \quad (2.12)$$

donde p es el número de frecuencias, H denota la traspuesta Hermitiana, I es la matriz identidad, y $e^H(f_i)$ es la señal vector dado por la Ecuación 2.13.

$$e^H(f_i) = [\mathbf{1} \quad e^{-j2\pi f_i} \quad \dots \quad e^{-j2\pi f_i(N-1)}] \quad (2.13)$$

De la condición de ortogonalidad de ambos sub-espacios, el pseudoespectro *MUSIC* Q está dado por la Ecuación 2.14.

$$Q^{MUSIC}(f) = \frac{\mathbf{1}}{|e(f)^H V_{m+1}|^2} \quad (2.14)$$

donde V_{m+1} es el eigenvector ruido. Esta expresión muestra los picos que están a las frecuencias exactas de las principales componentes sinusoidales, donde $e(f)^H V_{m+1} = 0$.

2.2.1.4 Transformada Hilbert-Huang (HHT)

La HHT se basa en dos pasos: una descomposición de modo empírico (EMD) y de la Transformada Hilbert (HT). EMD es un método adaptativo para descomponer señales no lineales y no estacionarias, es decir, es un algoritmo que descompone la señal de vibración en un conjunto de funciones cuasi-estacionarias de banda limitada, llamadas Funciones de Modo Intrínseco (*Intrinsic Mode Function*, IMF), para estudiar y analizar sus frecuencias y amplitudes instantáneas (Rodríguez-Donate *et al.*, 2016). A continuación, la HT se aplica a cada IMF para obtener su amplitud y ángulo de fase. Huang *et al.* (1998) definió una onda oscilante como una IMF si y solo si satisface las dos condiciones siguientes:

- a. Para un conjunto de datos, el número de puntos extremos y el número de cruces cero debe ser igual o diferir en uno.
- b. El valor medio de la envolvente definida por los máximos locales y los mínimos locales debe ser cero en cualquier punto.

El proceso para obtener las IMF se llama proceso de cernido (*sifting process*), el cual consta de los siguientes pasos:

1. Identifique el máximo y el mínimo de la señal $x(t)$.
2. Genere la envolvente superior e inferior empleando una interpolación spline cúbica. La media de las dos envolventes se denomina $m_1(t)$. Reste $m_1(t)$ de la señal original $x(t)$ para obtener $h_1(t)$. Matemáticamente se expresa como:

$$\mathbf{h_1(t) = x(t) - m_1(t)} \quad \mathbf{(2.15)}$$

Determine si la Ecuación 2.15 cumple con las condiciones a y b. Si no es así, repita los pasos 1 y 2 hasta que $h_k(t)$ cumpla con las condiciones mencionadas. Cuando $h_k(t)$ cumpla las condiciones entonces el primer IMF se define como:

$$\mathbf{c_1(t) = h_k(t) = IMF_1} \quad \mathbf{(2.16)}$$

3. Después de obtener el IMF_1 , reste $c_1(t)$ de la señal original $x(t)$ y calcule el residuo de acuerdo a:

$$\mathbf{r_1(t) = x(t) - c_1(t)} \quad \mathbf{(2.17)}$$

4. Considere $r_1(t)$ como la nueva señal original y repita el procedimiento desde los pasos 1 a 3 para obtener las restantes IMF ($c_2(t), c_3(t), \dots, c_n(t)$). El proceso se detiene cuando la señal de residuo final, $r_n(t)$ sea una función monótona.
5. Al final del procedimiento, la señal $x(t)$ se descompone en n modos intrínsecos, $c_i(t)$, y un residuo, $r_n(t)$. Por tanto, la señal original puede ser representada como:

$$\mathbf{x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t)} \quad \mathbf{(2.18)}$$

2.2.1.5 Fractales

La palabra fractal, que se deriva del latín *fractus* y que significa roto, quebrado o fracturado, apareció por primera vez en el año 1977 cuando Benoit Mandelbrot la utilizó para referirse a ciertos conjuntos matemáticos con todas o algunas de las siguientes propiedades:

- Son demasiado irregulares para ser descritos en términos geométricos tradicionales.
- Poseen detalles a todas las escalas de observación, es decir que mirados a cualquier nivel de escala (*zoom*) manifiestan detalles ya observados a nivel global.
- Son auto-similares, es decir, que están formados por partes que son semejantes al conjunto total (auto-recurrentes). Los fractales tienen, por tanto, una cantidad infinita de detalles. A medida que aumentamos la resolución obtenemos más detalles.
- Tienen una descripción algorítmica simple, entendiéndose por ello que su construcción se basa en un algoritmo sencillo.
- Tienen una dimensión no entera.

2.2.1.5.1 *Dimensión Fractal*

Richardson (1961) descubrió que, para medir la longitud de cualquier línea de costa, existen unas constantes F y D que aproximan dicha línea con un camino poligonal, es decir que se requieren aproximadamente $F\epsilon^{-D}$ intervalos de longitud ϵ . La longitud estimada vendrá dada por:

$$L(\epsilon) \approx F\epsilon^{1-D} \quad (2.19)$$

Mandelbrot (1967), basándose en los resultados obtenidos por Richardson (1961), concluyó que el valor de las medidas de objetos irregulares, como una línea de costa, dependen directamente de la escala utilizada para realizar la medida.

Además, propuso utilizar el valor del exponente D como “dimensión natural” del espacio en el que se realiza la medida. A este valor D se le denomina dimensión Hausdorff-Besicovitch.

Normalmente consideramos que los puntos tienen dimensión 0, las líneas dimensión 1, las superficies dimensión 2 y los volúmenes dimensión 3. A esta idea de dimensión se le llama dimensión topológica.

La dimensión de Hausdorff-Besicovitch presenta el inconveniente de ser muy poco práctica a la hora de ser utilizada. Es por ello que habitualmente se recurre a otro concepto de dimensión: la dimensión de similitud o dimensión fractal, sugerida por Felix Hausdorff en 1919, basada en la propiedad de auto-similitud de los fractales, es decir en la capacidad de un objeto para rellenar los espacio que lo contiene, y puede tomar valores continuos en el espacio de los números reales entre 0 y 3. En general, si tomamos un conjunto de dimensión D , podemos descomponerlo en N réplicas de sí mismo reducidas en un factor de escala r , y tendríamos que $Nr^D = C$, donde C es constante. Resolviendo obtendríamos:

$$D = \frac{\log N}{\log \frac{1}{r}} = \lim_{r \rightarrow 0} - \frac{\log N}{\log r} \quad (2.20)$$

Si denominamos D_{top} a la dimensión topológica, D_H a la dimensión de Hausdorff-Besicovitch y D_F a la dimensión fractal, entonces:

$$D_{top} \leq D_H \leq D_F \quad (2.21)$$

- Dimensión fractal de Katz-KFD (Katz, 1988)

Entre los distintos algoritmos de dimensión fractal disponibles, la dimensión fractal de Katz es usado como una medida cuantitativa de la variación local de la complejidad de la geometría de los modos de vibrar en el dominio espacial, debido a que es fácil y sencilla de implementar (Banerjee y Pohit, 2014).

La KFD de la señal de una serie de tiempo es calculada por la ecuación:

$$KFD = \frac{\ln(L)}{\ln(d)} \quad (2.22)$$

Donde d es el valor máximo de la distancia entre la primera muestra x_1 y la i -ésima muestra x_i que proporciona la distancia más alejada, L es la longitud de la curva o la suma de las distancias entre las muestras sucesivas de la serie de tiempo x . Matemáticamente:

$$L = \sum_{i=2}^N |x_i - x_{i-1}| \quad (2.23)$$

$$d = \max. \text{ distancia } (1, i) \quad (2.24)$$

El valor de KFD calculado de esta manera depende de la unidad de medida utilizada. Si la unidad es diferente, la magnitud de KFD es diferente. El enfoque de Katz resolvió este problema dividiendo la longitud de la curva entre el promedio de la distancia entre las muestras sucesivas, a .

$$a = \frac{L}{N - 1} \quad (2.25)$$

Por lo tanto, la normalización resulta en:

$$KFD = \frac{\ln\left(\frac{L}{a}\right)}{\ln\left(\frac{d}{a}\right)} \quad (2.26)$$

- Dimensión fractal de Higuchi-HFD (Higuchi, 1988)

La HFD de la señal de una serie de tiempo es calculada como sigue:

1. Se considera una señal de una serie de tiempo $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]$ con N muestras a ser analizadas, donde x_j representa la j -ésima muestra de la señal x .
2. Sea $k=1$.

3. construir k como una nueva señal de una serie de tiempo x_m^k :

$$x_m^k = \left[x_m + x_{m+k} + x_{m+2k} + \dots + x_{m \left[\frac{N-m}{k} \right] k} \right] \times (m = 1, 2, \dots, k) \quad (2.27)$$

Donde m es la muestra de tiempo inicial, $[a]$ es el valor entero de a , k es un valor escalar que determina el espacio entre muestras sucesivas en la secuencia x_m^k .

4. Por cada secuencia de x_m^k , calculamos la longitud promedio normalizada de acuerdo a:

$$L_m(k) = \frac{N-1}{k \left[\frac{N-m}{k} \right]} \sum_{i=1}^{\left[\frac{N-m}{k} \right]} |x_{m+ik} - x_{m+(i-1)k}| \quad (2.28)$$

Donde $\frac{N-1}{k \left[\frac{N-m}{k} \right]}$ es un factor de normalización.

5. Calcular la longitud total promedio para el escalar k , $L(k)$, mediante el promedio de k se calcula el valor de $L_m(k)$:

$$L(k) = \sum_{m=1}^k L_m(k) \quad (2.29)$$

Se cambia $k = k + 1$ y si $k < k_{max}$ se repiten los pasos 3 al 5. k_{max} es elegido para ser el valor en cuanto la pendiente de la recta superior mejor se ajuste al diagrama de $L(k)$ contra $1/k$ graficada en un plano logarítmico en ambos ejes que permanecen constante. De acuerdo con Higuchi, (1988) los valores de 32 y 64 para k_{max} permiten obtener los valores de dimensión fractal correctos; por lo tanto, se usan en este trabajo.

6. Ajustamos la línea superior a la curva $\ln|L(k)|$ vs $\ln(1/k)$. La pendiente de esta línea indica el HFD de la señal de la serie de tiempo x .

- Box Dimension-BD (Wang, 2005)

El BD de una señal de serie de tiempo es definido por:

$$BD \cong - \frac{\ln \left(\sum_{i=1}^{N-1} \frac{|x_{i+1} - x_i|}{\Delta t} \right)}{\ln(\Delta t)} \quad (2.30)$$

Donde N es el número de muestras de la señal de serie de tiempo x a ser analizada y Δt es el muestreo del intervalo tiempo.

2.3 Análisis de varianza (ANOVA)

Para evaluar la significancia estadística de las características de distintos grupos, se lleva a cabo la prueba de ANOVA (*Analysis of Variance*). La prueba de ANOVA es una de las técnicas estadísticas más utilizadas para evaluar la capacidad de una característica para discriminar o diferenciar entre los distintos grupos de muestras al considerar tanto las variaciones entre grupos como las variaciones dentro de cada grupo. Para la interpretación de los resultados, el *p-value* es calculado, el cual representa la probabilidad de rechazar la hipótesis nula, es decir, que no hay una diferencia significativa entre las poblaciones especificadas. Si el *p-value* es más pequeño que un nivel de significancia específico tal como 0.05, la prueba rechaza la hipótesis nula (Pakyari y Balakrishnan, 2012). En general, el *p-value* mide la influencia de las características para diferenciar entre los diferentes grupos analizados. El *p-value* oscila entre 0 y 1, donde cuanto menor es su valor, mayor es su capacidad para diferenciar entre los distintos grupos. Por lo tanto, el *p-value* se usa para determinar los valores más discriminativos (características en el modelo propuesto) para establecer semejanzas y diferencias entre los grupos estudiados (Amézquita-Sánchez *et al.*, 2018).

2.4 Algoritmo de clasificación

Los algoritmos de clasificación tienen como objetivo primordial, tratar de asignar un objeto, elemento o instancia a una clase o condición con la que guarden o compartan algún tipo de relación con el fin de agruparlas, esto se decide con un

criterio basado en función de las características o atributos de dicho objeto. El objetivo es predecir la clase de un nuevo objeto el cual se desconoce (Hernández-Orallo *et al.*, 2005; Witten *et al.*, 2011). El planteamiento general de los algoritmos de clasificación se muestra en la Figura 2.3, donde se aprecia que se agregan datos de entrada (ejemplos o conocimiento base) al algoritmo de aprendizaje y como resultado de esto, se generan datos de salida (descripción o conceptos).



Figura 2.3 Planteamiento general de los algoritmos de clasificación.

2.4.1 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales pretenden imitar al sistema nervioso central, particularmente el funcionamiento de las neuronas que conforman al cerebro humano, las cuales son elementos individuales de procesamiento. Las redes neuronales artificiales son el resultado de la investigación del procesamiento, aplicadas en sus inicios al reconocimiento de patrones alcanzado en la actualidad una infinidad de aplicaciones, por ejemplo, en el monitoreo de estructuras se utilizan para la identificación y localización de daños en estructuras de una forma automática y en tiempo real (Amézquita, 2012).

En una red neuronal, las neuronas son nodos que realizan funciones de suma no lineal para procesar información. Las conexiones neuronales se traducen en factores de ponderación a lo largo de las interconexiones de la red, estos pesos internos se ajustan durante un proceso de "entrenamiento", donde los datos de entrada junto con los valores de salida deseados o conocidos correspondientes se envían a la red repetitivamente y, en cada repetición, los pesos se ajustan incrementalmente para acercar la salida de la red a los valores deseados. Las neuronas específicas están dedicadas a las funciones de entrada o salida, y otras

("capas ocultas") son internas a la red en una configuración de perceptrón multicapa (*multi-layer perceptrón-MLP*) para un mayor procesamiento de la información (Rodríguez-Donate *et al.*, 2016). Este proceso se ilustra en la Figura 2.4.

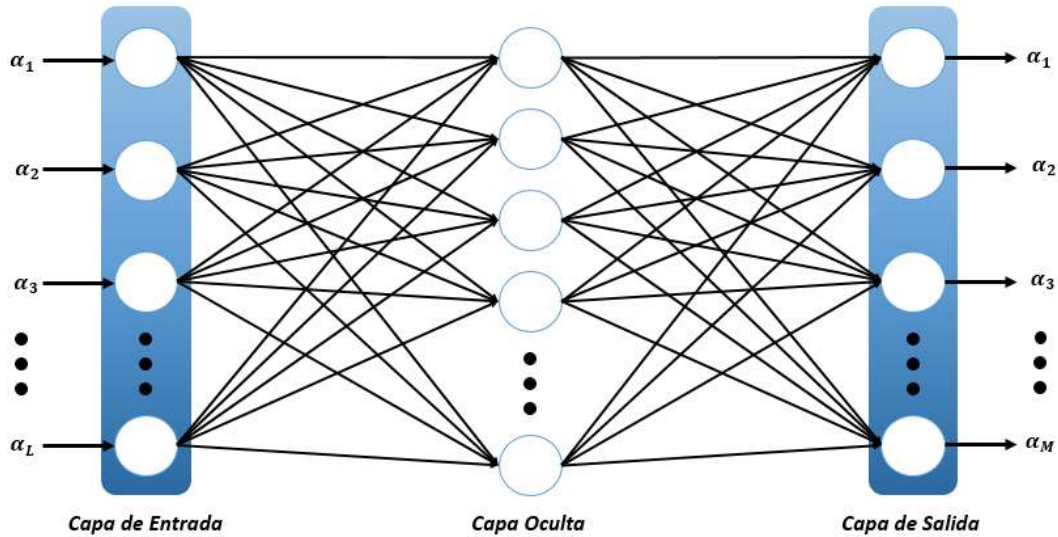


Figura 2.4 Representación de una red neuronal artificial.

En la Figura 2.5, se muestra una unidad de procesamiento (neurona) de la red neuronal artificial.

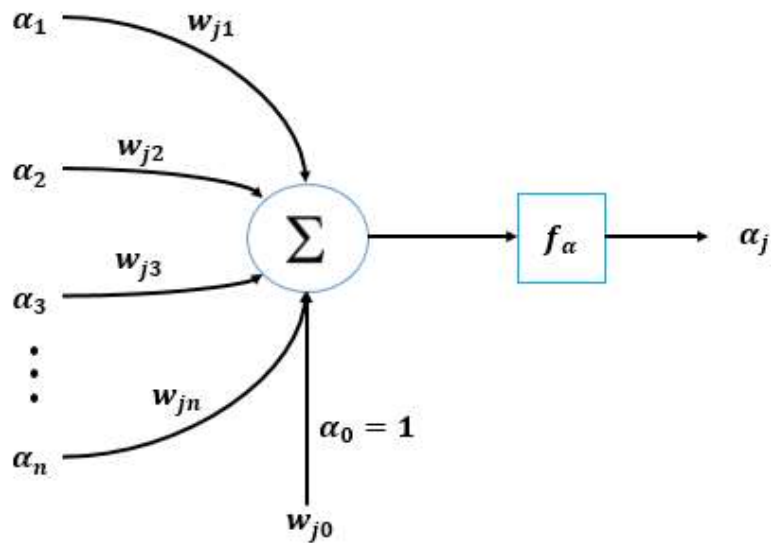


Figura 2.5 Representación de una neurona artificial.

Cada unidad es un nodo de suma no lineal S_j definido por la siguiente ecuación:

$$S_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} \alpha_i \quad (2.31)$$

donde w_{ij} es el factor de ponderación de la unidad i a la neurona j ($j = 1, 2, \dots, n$), y α_j es el valor de activación definido por:

$$\alpha_j = \frac{1}{1 + e^{-S_j}} \quad (2.32)$$

3. METODOLOGÍA

La respuesta vibratoria de las estructuras civiles sufre modificaciones significativas cuando un daño se encuentra presente en dichas edificaciones. Por lo tanto, en este trabajo se presenta el desarrollo de un sistema de monitoreo, el cual está basado en el análisis de vibraciones para evaluar el rendimiento de una estructura escalada de acero de cuatro pisos ante diferentes condiciones de falla. La Figura 3.1 muestra un diagrama esquemático de la metodología, la cual se basa en dimensión fractal para evaluar la condición de la estructura. Primero, el edificio está sujeto a excitación forzada producida por un martillo para medir su respuesta de vibración. Los datos de vibración obtenidos, usando un acelerómetro triaxial, son almacenados y enviados a la computadora por medio del protocolo USB; después, las señales de vibración adquiridas se analizan mediante tres métodos de dimensión fractal (KFD, HFD, y BD). Finalmente, los valores calculados de dimensión fractal para las diferentes condiciones de daño, así como la condición saludable, se analizan mediante redes neuronales artificiales (Artificial Neuronal Network-ANN) con el fin de estimar si la estructura analizada es saludable o presenta algún daño, así como la localización aproximada de dicha falla.

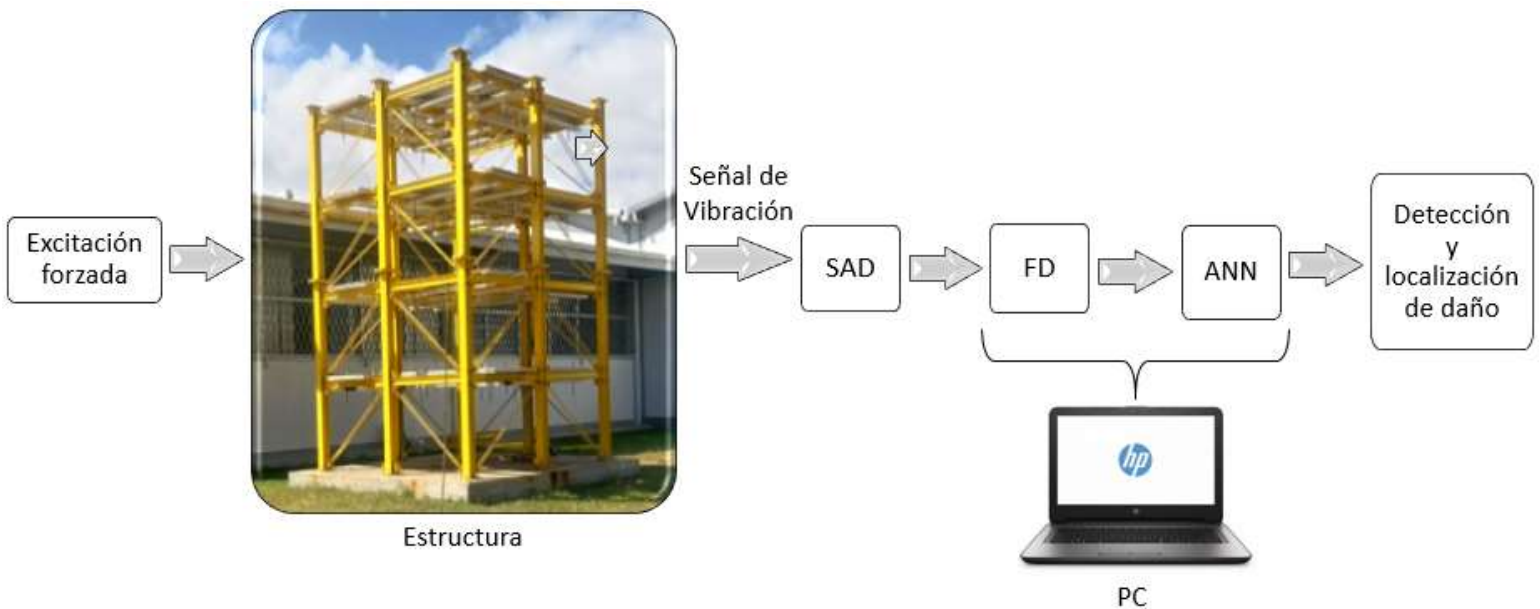


Figura 3.1 Diagrama del sistema de monitoreo propuesto.

3.1 Sistema de excitación

Para excitar la estructura, en este trabajo de tesis, se emplea el martillo de fuerza de impulso de la marca KISTLER modelo 9728A20000 mostrado en la Figura 3.2, el cual se usa para entregar un impulso de fuerza medible (amplitud y contenido de frecuencia) para excitar la estructura mecánica bajo prueba.



Figura 3.2 Martillo de fuerza de impulso modelo 9728A20000.

El martillo es capaz de medir la respuesta de los especímenes de prueba que van desde estructuras de paredes delgadas hasta los miembros de puentes de acero, ya que incorpora una célula de medición de cuarzo con función electrónica incorporada de baja impedancia Piezotron®. El modo de voltaje de la celda de operación garantiza una transmisión de señal estable, insensible a influencias ambientales.

El martillo es ideal para probar estructuras pesadas, como grandes maquinarias rotativas, centros de máquinas de herramienta, marcos y miembros estructurales de bajas frecuencias, lo que lo hace apropiado para ensayar la estructura a que se refiere esta investigación, ya que este martillo de fuerza de impulso se utiliza para analizar el comportamiento dinámico de las estructuras mecánicas. Las vibraciones inducidas por el impacto del martillo son medidas por un acelerómetro.

A continuación, se muestran algunas características generales del martillo de fuerza de impulso modelo 9728A20000:

- Rango de fuerza de 0 a 20,000 N (0...5,000 lb-f)
- Rango de frecuencia (-10 dB) de 1000 Hz
- Frecuencia de resonancia de 20 kHz
- Masa de 1500 g
- Baja impedancia, modo de voltaje
- Elemento de detección de cuarzo que garantiza la estabilidad a largo plazo
- Adecuado para análisis modal

La fuerza de impacto requerida para excitar adecuadamente la estructura debe ser de la misma magnitud en cada golpe, para poder lograr esto, el martillo se incorporó a un marco de acero para formar un péndulo físico, como se muestra en la Figura 3.3, y con ello, poder impactar la estructura con la misma fuerza en cada golpe del martillo.



Figura 3.3 Sistema de excitación de la estructura.

La respuesta dinámica de una estructura mecánica, ya sea en una fase de desarrollo o un entorno de uso real, puede fácilmente ser determinado por la prueba

de fuerza de impulso. El método de prueba de fuerza de impulso proporciona una amplia información sobre la frecuencia y comportamiento de atenuación del sistema bajo prueba.

3.2 Estructura

Para el presente trabajo de investigación se analizará una estructura de acero de cuatro pisos escalado como se muestra en la Figura 3.4, el cual permite el intercambio de elementos de una manera fácil, ya que todos sus elementos están atornillados (Johnson *et al.*, 2004). La estructura está fabricada de acero teniendo las siguientes dimensiones: 2.5 m. de largo, 2.5 m. de ancho y 3.6 m. de alto, la cual sirve como objeto de análisis para el monitoreo de su condición estructural, ya que será expuesta a vibraciones forzadas gracias a un sistema de excitación. Los elementos que conforman la estructura se diseñaron a partir de estas dimensiones y de la geometría de la misma. En la Tabla 3.1, se muestran las propiedades de los elementos presentes en la estructura final, así como la cantidad de material empleado.



Figura 3.4 Estructura a analizar.

Tabla 3.1 Elementos empleados en la construcción de la estructura.

PROPIEDAD	COLUMNA	VIGAS	DIAGONALES
Sección	TP 100 x 100 x 5	S 3 x 5.7	TS 2 x 2 x ¼
Área(m ²)	1.394 x 10 ⁻³	1.077 x 10 ⁻³	1.026 x 10 ⁻³
I _y (m ⁴)	2.476 x 10 ⁻⁶	1.049 x 10 ⁻⁶	3.188 x 10 ⁻⁷
I _z (m ⁴)	1.008 x 10 ⁻⁷	1.894 x 10 ⁻⁷	3.188 x 10 ⁻⁷
J (m ⁴)	1.037 x 10 ⁻⁸	1.665 x 10 ⁻⁸	5.661 x 10 ⁻⁷
E (Pa)	2 x 10 ¹¹	2 x 10 ¹¹	2x10 ¹¹
G (Pa)	E/2.6	E/2.6	E/2.6
ρ (kg/cm ³)	7800	7800	7800
Piezas	18	48	16

3.3 Sistema de instrumentación

La señal de vibración es adquirida utilizando el sistema de instrumentación, el cual consta de sensores primarios, en este caso son cuatro acelerómetros del tipo MEMS triaxial, colocados en cada uno de los entrepisos, además del sistema de adquisición de datos (SAD) de la marca *National Instruments*, el cual almacena las señales de vibración y las envía a la computadora por medio de la interfaz USB para poder iniciar el procesamiento de los datos adquiridos.

3.3.1 Acelerómetro Tri-axial

El sensor usado para el monitoreo de la señal de vibración es un acelerómetro de la marca KISTLER modelo 8395A mostrado en la Figura 3.5, el cual es un acelerómetro triaxial de alta sensibilidad y bajo ruido que mide simultáneamente la aceleración y/o la vibración de baja frecuencia en tres ejes mutuamente perpendiculares (x, y, z). Estas tres señales son entregadas por el acelerómetro de forma analógica por lo que se requiere de una etapa de acondicionamiento para cada señal. Este sensor utiliza un elemento de detección de capacitancia variable del tipo MEMS (*Micro Electro Mechanical System*) de silicio. A continuación, se mencionan las principales características del acelerómetro:

- Rango de medición: ± 10 g.
- Respuesta de frecuencia: 0 -1,000 Hz (5%).

- Voltaje de Salida ± 4 V.
- Temperatura de funcionamiento: $-54 \dots 125$ ° C [$-65 \dots 260$ ° F]
- Ruido bajo
- Excelente estabilidad térmica
- Pequeño cubo de 30 gramos de masa
- Amplio rango de voltaje de alimentación, 5 ... 50 VDC
- 6,000 gpk shock clasificado.

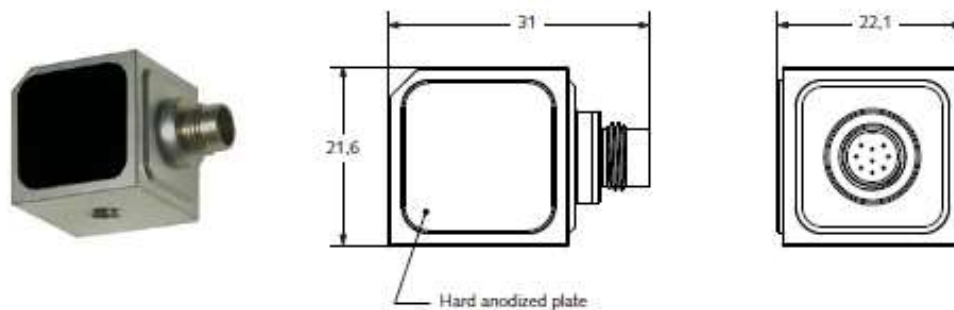


Figura 3.5 Acelerómetro tri-axial de la familia 8395A.

3.3.2 Sistema de adquisición de datos (SAD)

El aparato utilizado para este proyecto de tesis es un dispositivo de la serie M de *National Instruments*, mostrado en la Figura 3.6, que ofrece una adquisición de datos de alto rendimiento en un factor de forma portátil y fácil de usar a través de puertos USB en computadoras y otros dispositivos portátiles. Este dispositivo permite la transmisión bidireccional de datos de alta velocidad en USB. Este sistema es un dispositivo de adquisición de datos multifunción (DAQ) que se optimiza para una precisión superior en un factor de forma pequeño. Proporciona un amplificador a bordo NI-PGIA 2 diseñado para tiempos de sedimentación rápidos a altas velocidades de escaneo, garantizando una precisión de 16 bits incluso al medir todos los canales disponibles a máxima velocidad.

Estos dispositivos, los cuales están alimentados por bus tienen un mínimo de 16 entradas analógicas, activación digital y dos contadores/temporizadores, lo que los hace ideales para aplicaciones de prueba, control y diseño, incluyendo registro de datos portátil, monitoreo de campo, OEM incorporado, adquisición de datos en el vehículo y académicos. A continuación, se mencionan las principales características del sistema de adquisición:

- Hasta 32 entradas analógicas de 16 bits, hasta 400 kS/s (escaneado de 250 kS/s)
- Hasta 2 salidas analógicas en 16 bits
- Dos contadores/temporizadores de 32 bits y 80 MHz
- NI-PGIA 2 y la tecnología de calibración NI-MCal para una precisión de medición mejorada
- Streaming de señales NI para 4 flujos de datos de alta velocidad en USB



Figura 3.6 Sistema de adquisición de datos.

3.3.3 Ubicación de los sensores

La identificación y localización de daños, en la mayoría de los estudios sobre el monitoreo de estructuras, se basan en el análisis de un solo sensor. Sin embargo, para un daño estructural dado, los datos adquiridos de varios sensores que están

localizados en diferentes partes de la estructura contienen diferente información, es decir, que cada sensor tiene diferente sensibilidad a dicho daño estructural (Amézquita, 2012). Debido a lo anterior, es recomendable realizar el monitoreo de las estructuras con más de un sensor, dependiendo del tamaño de la estructura a evaluar, así como de la disponibilidad de los sensores. Es importante mencionar que, si no se cuenta con sensores suficientes, es conveniente colocar los acelerómetros disponibles lejos de la cimentación, pues a medida que los sensores se colocan cerca de la cimentación las señales de vibración desaparecen, debido a que en ese punto la vibración es nula (Amézquita, 2012).

En este trabajo de tesis, se utilizaron cuatro sensores, uno por cada entrepiso de la estructura, y la posición de los acelerómetros fue determinada por un patrón arbitrario, de tal manera que se obtuvieran lecturas de cada sensor a lo largo de la estructura y se tuviera una distancia equidistante entre cada sensor. La Figura 3.7 presenta la distribución de los cuatro sensores de aceleración a lo largo de la estructura, enumerados a partir del primer entrepiso (nivel 1).

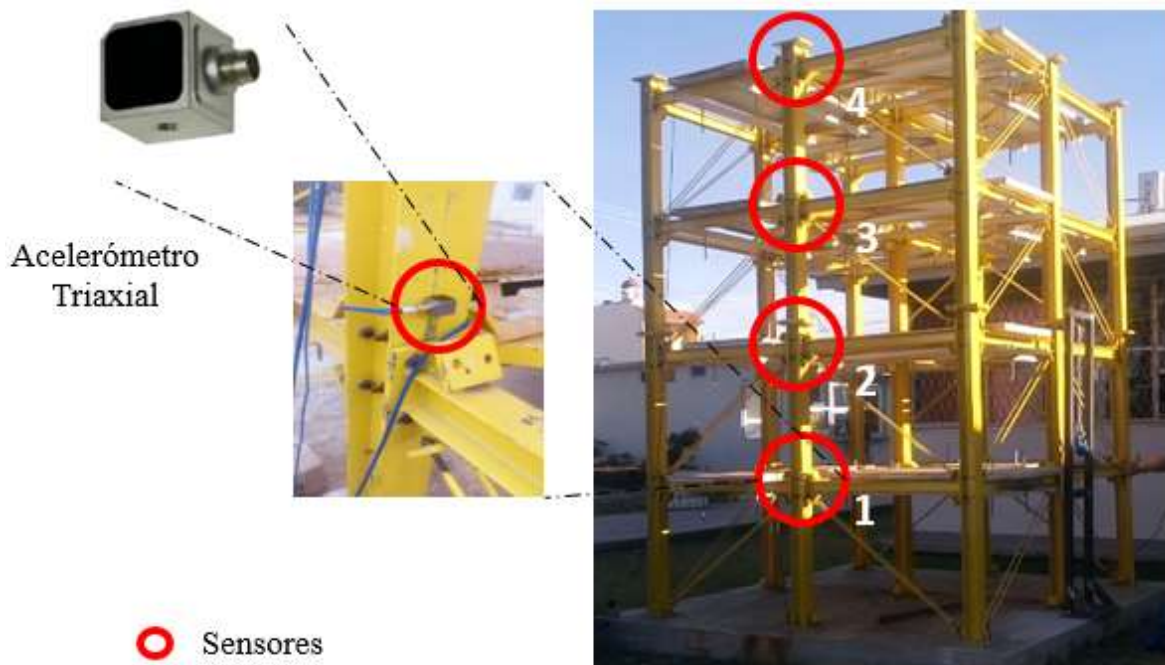


Figura 3.7 Ubicación de los sensores en la estructura de acero.

3.4 Análisis de fallas en la estructura por medio del PC

El análisis de la vibración es empleado para obtener los valores de fractalidad que permitan monitorear la condición de la estructura. Un daño estructural produce cambios en la respuesta vibratoria de la estructura. Por lo tanto, el análisis de vibraciones es una herramienta adecuada en el monitoreo de estructuras. La metodología propuesta para la identificación y localización de daños en la estructura se hace través de los algoritmos de dimensión fractal de Katz-FD, Higuchi-FD y Box Dimension, que se describen en el capítulo 2, los distintos valores de fractalidad se calculan mediante el uso del software MATLAB. A continuación, se enumeran los pasos a seguir para la metodología propuesta:

1. Primero, se adquieren los datos de los cuatro sensores localizados en cada nivel de la condición saludable o sin daño de la estructura.
2. El segundo paso es la aplicación de los algoritmos de fractalidad a cada sensor para obtener los valores de dimensión fractal de la condición sana de la estructura.
3. Condiciones de daño son inducidas independientemente en cada nivel de la estructura, es decir, el daño producido en el nivel 1 es reparado antes de colocar el siguiente daño en el nivel 2 y así sucesivamente. Los datos para cada condición de daño inducido son adquiridos de los sensores en una forma similar al paso 1.
4. Posteriormente, los valores de dimensión fractal son obtenidos como en el paso 2 por cada condición de daño diferente.
5. Pasos (3) y (4) son repetidos para todas las condiciones y todos los niveles de la estructura y sus respectivos valores de fractalidad son obtenidos.
6. A continuación, se asigna un rango de valores de fractalidad que represente a cada condición de la estructura.

7. Finalmente, los rangos de valores son empleados para entrenar una red neuronal, con el fin de diagnosticar de forma automática la condición de la estructura.

3.5 Indicadores de la condición de la estructura

El valor de los indicadores de daño es obtenido a través de un análisis de sus valores de fractalidad, y se resume de la siguiente manera:

1. Primero, los valores de dimensión fractal por cada sensor, en sus respectivos tres ejes, Ax, Ay y Az, son obtenidos aplicando los diferentes algoritmos de fractalidad.
2. Posteriormente, a las diferentes condiciones de la estructura se les aplica un análisis de varianza (ANOVA) para obtener el diagrama de caja correspondiente a cada condición propuesta.
3. Finalmente, el valor del indicador de daño es obtenido como un intervalo entre el valor inferior y superior obtenidos con el diagrama de caja para cada condición dada.

Con el fin de presentar la manera en que la estimación del valor del indicador de daño es obtenida, se recurre a la Figura 3.8, que muestra el diagrama de caja correspondiente a la condición sana (condición 1) y a la condición de falla en uniones en el nivel 1 de la estructura (condición 2). Los valores de los intervalos inferior y superior son: 1.9821 y 1.9842, para el caso de la estructura sana; y para el caso de daño en uniones son: 1.9853 y 1.9861, respectivamente. Una vez obtenidos los intervalos mínimo y máximo, se indica que para tener una condición sana de la estructura el valor de dimensión fractal calculado debe caer dentro del intervalo: 1.9821-1.9842, a su vez para tener una condición de daño en uniones en el primer nivel el valor de dimensión fractal debe estar en el intervalo: 1.9853-1.9861.

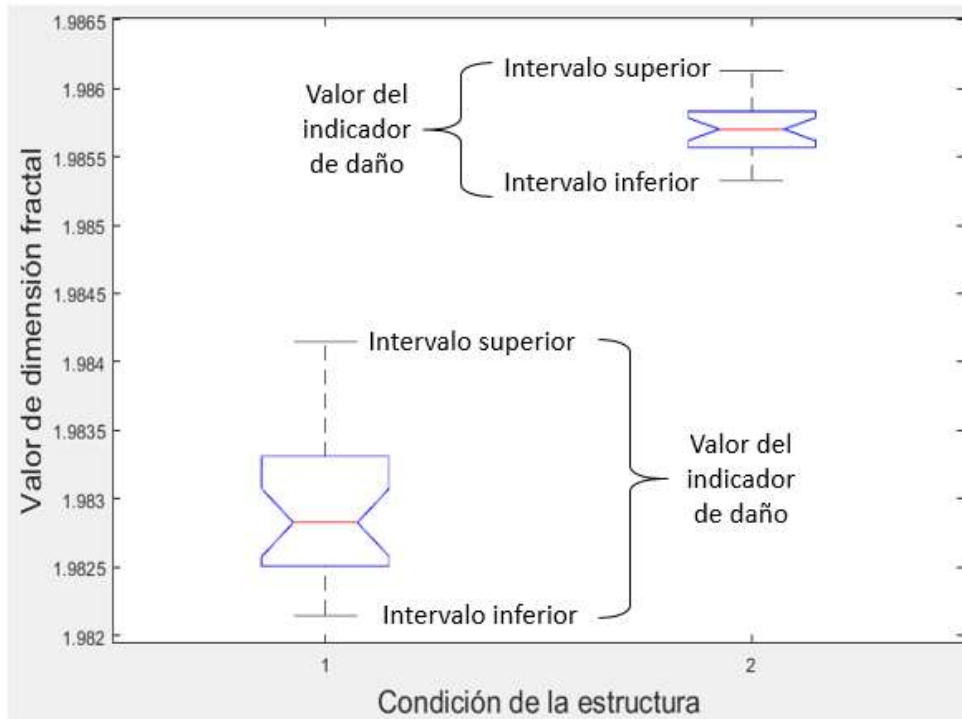


Figura 3.8 Valor del indicador de daño para la condición sana de la estructura.

3.6 Construcción de la red neuronal

En este trabajo, la construcción de una red neuronal multicapa es utilizada para la detección y localización de múltiples daños estructurales. La red neuronal empleada consiste de 12 nodos de entrada, que reciben los valores de los intervalos obtenidos por los indicadores de daño, calculados para las señales de vibración y para cada sensor, en nuestro caso se emplean 4 sensores, uno por cada entrepiso de la estructura. La red neuronal tiene 24 nodos en la capa oculta, y 8 nodos de salida, donde 4 de ellos son empleados para la detección del estado de la estructura, es decir, condición o estructura sana, aflojamiento de uniones, grietas y daño combinado (aflojamiento de uniones y grietas) y los otros 4 nodos son empleados para localizar el daño en la estructura, es decir, primer, segundo, tercer o cuarto entrepiso. La red neuronal propuesta es entrenada con el software MATLAB mediante un algoritmo *back-propagation*, además de que los nodos en la capa oculta y en la capa de salida usan una función de activación *Logsig*.

Para calcular el intervalo del indicador del daño se utiliza un criterio de 3σ , que reside dentro del rango $[-3\sigma, 3\sigma]$ y que conlleva a un 99.73% de la probabilidad que una correcta decisión ha sido tomada con los valores entre estos rangos (Amézquita, 2012; Pérez *et al.*, 2016). El conjunto de datos de entrenamiento para cada condición de daño fue obtenido sintéticamente produciendo 400 valores de indicador de daño aleatoriamente dentro del rango $[\mu-3\sigma, \mu+3\sigma]$, donde μ es la media, y σ es la desviación estándar de los valores del indicador de daño calculados de las señales reales de vibración adquiridas de la estructura en 25 pruebas. Los conjuntos de validación para detectar y localizar el daño correspondiente se toman del conjunto de los valores del índice de daño de las 25 pruebas realizadas.

3.7 Proceso de clasificación dimensión fractal-red neuronal

Para lograr un buen diagnóstico del estado de la estructura, es decir detectar y localizar las diferentes condiciones de daño, se aplica un proceso de clasificación dimensión fractal-red neuronal, el cual es mostrado en la Figura 3.9. Dicho proceso consiste en dos partes principales: primero el algoritmo de dimensión fractal calcula los valores del indicador de daño de la señal de vibración de cada sensor para cada condición de la estructura; posteriormente la red neuronal, tomando en cuenta los valores del indicador de daño, detecta el estado de la estructura, es decir, sana, aflojamiento de uniones, grietas o daño combinado, e identifica su posible zona de localización, es decir, primer, segundo, tercer o cuarto entrepiso.

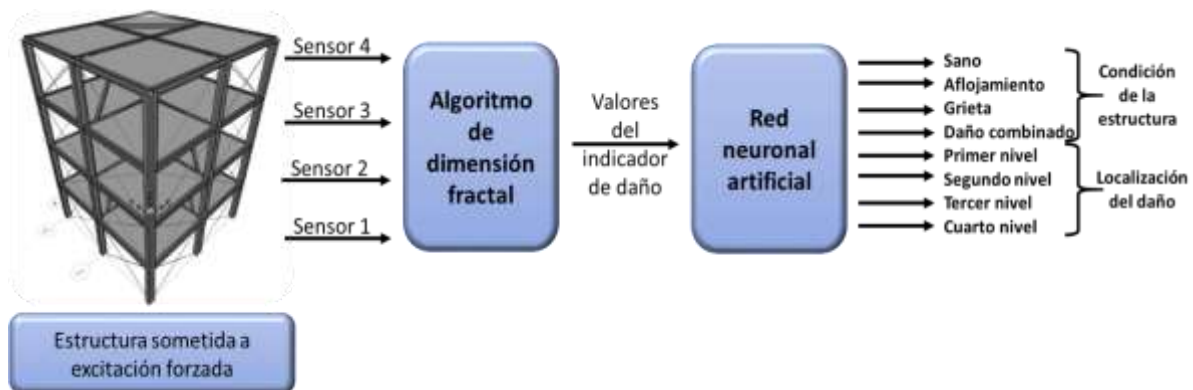


Figura 3.9 Proceso de clasificación dimensión fractal-red neuronal.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Descripción del experimento

Con el fin de validar la efectividad de la metodología propuesta bajo condiciones reales, los datos experimentales de una estructura escalada de acero de cuatro pisos ubicada en la Universidad Autónoma de Querétaro, campus San Juan del Río, son utilizados para evaluar la condición de la estructura, es decir si su estado es saludable o presenta algún tipo de daño, en este proyecto, el estado dañado se representa con una grieta, con aflojamiento de las uniones o una combinación de ambas (ver Figura 4.1). La estructura está hecha de acero y presenta las siguientes dimensiones: 2.5 metros de largo, 2.5 metros de ancho y 3.6 metros de alto (Figura 4.1a). Está sometida a excitaciones forzadas producidas por un martillo de impacto de la marca KISTLER modelo 9728A20000 (Figura 4.1b). La respuesta de vibración de la estructura es medida por medio de cuatro acelerómetros triaxiales, Ax, Ay y Az, de la marca KISTLER modelo 8395A (Figura 4.1c), que son colocados en cada entrepiso de la estructura, como se muestra en la Figura 4.1a. Los acelerómetros utilizados permiten medir $\pm 10g$ con una resolución de 400mV/g dentro de un ancho de banda de 0 a 1000Hz. Un sistema de adquisición de datos (SAD) de la serie-M de *National Instruments* es el encargado de almacenar la señal de vibración y enviarla a una PC usando el protocolo USB (ver Figura 4.1d). Se establece una frecuencia de muestreo de 5 kHz en el SAD, donde el tiempo de ejecución del experimento es de 20 segundos, lo que da como resultado 100,000 muestras. El experimento antes mencionado se repite veinticinco veces para cada condición de la estructura (condición saludable, grietas, aflojamiento de uniones y daño combinado) con el fin de generar información estadística y asegurarse de que las pruebas realizadas sean una muestra representativa que describa correctamente cada condición en la estructura.

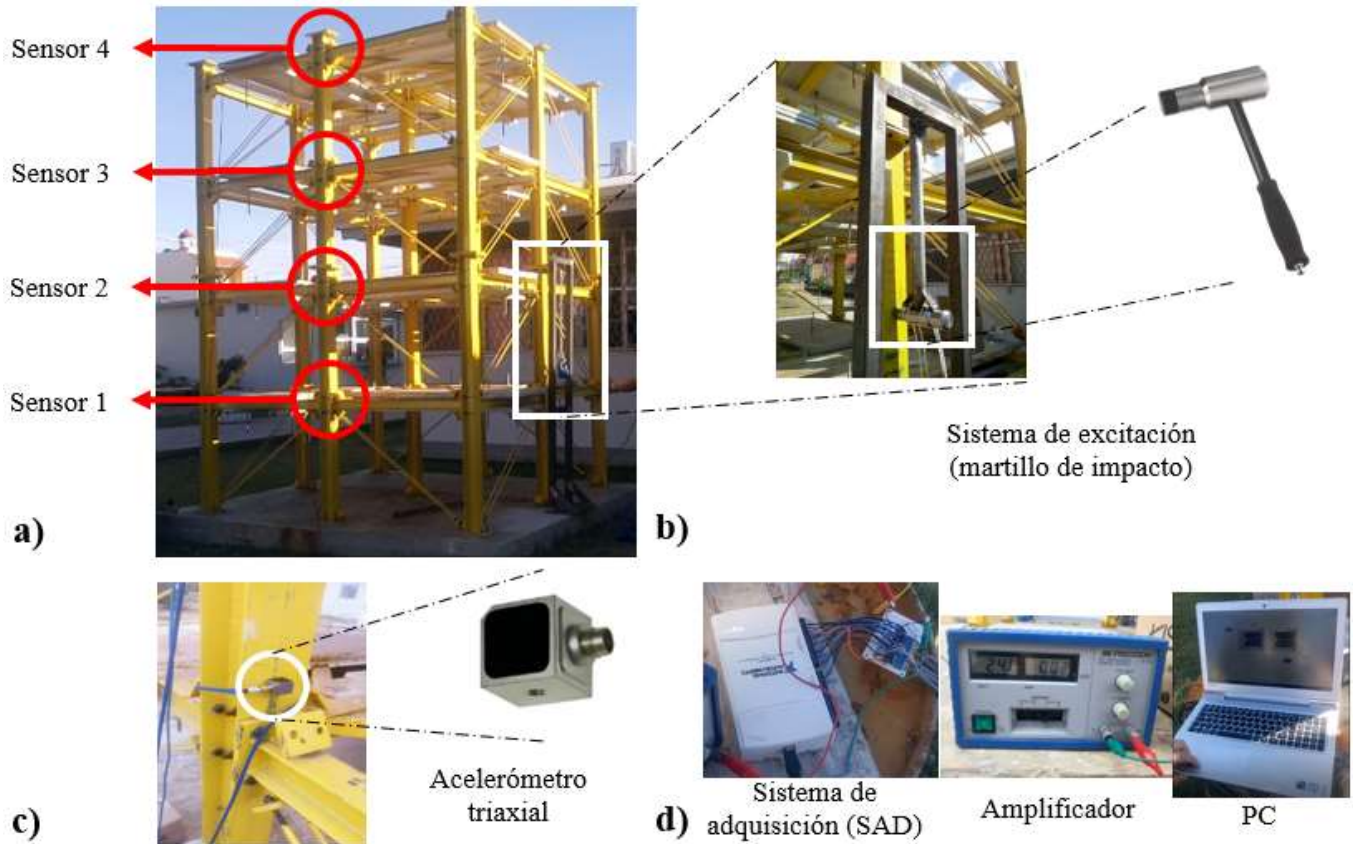


Figura 4.1 Puesta de experimento. a) Estructura bajo estudio y localización de los sensores, b) Sistema de excitación (martillo de impacto), c) Acelerómetro triaxial, d) Sistema de adquisición.

4.2 Casos de estudio

Para validar la metodología propuesta, se proponen en este trabajo dos tipos de daños, grietas y aflojamiento en las uniones. La fatiga en estructuras se refiere a un fenómeno por el cual se produce una rotura en los materiales bajo cargas dinámicas cíclicas. Este tipo de falla se caracteriza por la aparición de una pequeña grieta sobre la superficie de los miembros estructurales donde existen concentraciones de tensión. Esto debido que las cargas cíclicas producen discontinuidades superficiales microscópicas, las cuales actúan como concentradores de la tensión y, por tanto, como lugares de nucleación de grietas,

que eventualmente se propagarán a través del material alcanzando una dimensión crítica de la grieta, incluso llegando a producir una falla o una rotura.

Las grietas por fatiga son uno de los problemas más importantes que afectan a las estructuras de acero, ya que amenazan su rendimiento e incluso pueden reducir su vida útil (Kamruzzaman *et al.*, 2014; Kong y Li, 2018). Una grieta por fatiga en un miembro estructural introduce flexibilidad local que afecta la respuesta vibratoria de la estructura significativamente, cambiando su frecuencia y sus modos de vibrar (Banerjee y Pohit, 2014). Las grietas por fatiga en las estructuras de acero pueden llevar años o décadas hasta propagarse antes de alcanzar tamaños críticos; por lo tanto, el proceso de simulación de las grietas por fatiga se aceleró con cortes de sierra (muescas) en el centro de las vigas. Este daño produce una grieta transversal, que se considera como una típica grieta encontrada bajo vibraciones de flexión en una viga (Salgado *et al.*, 2014; Can *et al.*, 2017).

La Figura 4.2a ilustra la sección transversal de la viga sin daño o saludable; así mismo la Figura 4.2b muestra un elemento de viga con daño o grieta por fatiga, que representa un daño severo, ya que la sección transversal de la viga se reduce en 75%, produciendo una disminución en la rigidez axial en ese mismo porcentaje.

Otro tipo de daño que regularmente se presenta en las estructuras es el aflojamiento en las uniones. Este daño ocurre debido a las vibraciones causadas por vientos fuertes, tráfico, etc. Es muy común descubrir que las uniones recientemente instaladas en la estructura sufran un aflojamiento (Yan *et al.*, 2012). Para simular este tipo de falla, un lado del elemento es separado de su conexión al aflojar los cuatro tornillos que conforman la unión (Figura 4.2c y 4.2d). Así mismo, se estudia otra condición de daño, la cual es una combinación de estos dos tipos de daño presentes al mismo tiempo en la estructura.

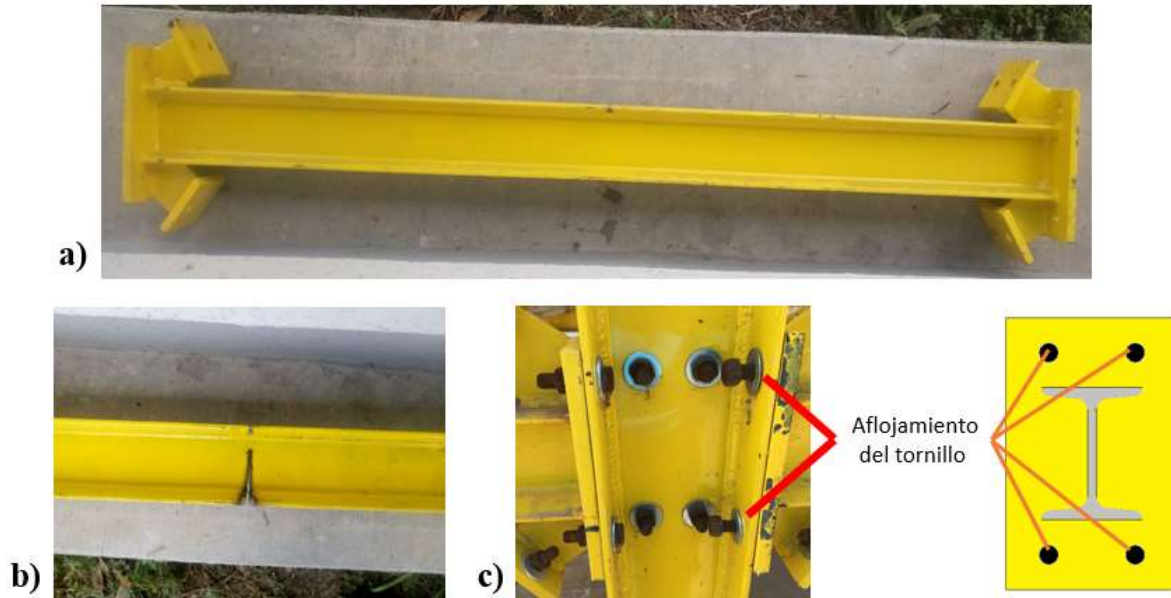


Figura 4.2 Condiciones de daño bajo estudio. a) Viga sana, b) Viga con grietas por fatiga, c) Aflojamiento de uniones.

4.3 Resultados

En esta sección, los resultados de los experimentos realizados son mostrados. Siguiendo la metodología propuesta, las señales obtenidas para cada condición son procesadas por los algoritmos de dimensión fractal de Katz (KFD), Box Dimension (BD) e Higuchi (HFD). La **Figura 4.3** muestra un ejemplo de las señales de tiempo medidas en los tres ejes Ax, Ay y Az para la condición saludable y las diferentes condiciones de daño, que corresponden a los daños de grietas y aflojamiento de uniones, así como una combinación de ambos daños, en el primer entrepiso de la estructura. Observando la **Figura 4.3**, entre el estado sano y las diferentes condiciones de daño no se presentan diferencias visuales significativas. Por lo tanto, se requiere del uso de una poderosa herramienta, el análisis con la dimensión fractal, que sea capaz de estimar las variaciones en las características de la señal que permitan hacer el diagnóstico de la estructura. Para los diferentes niveles de la estructura, es decir para el entrepiso 2, 3 y 4 se obtienen señales muy parecidas a las mostradas en la **Figura 4.3**.

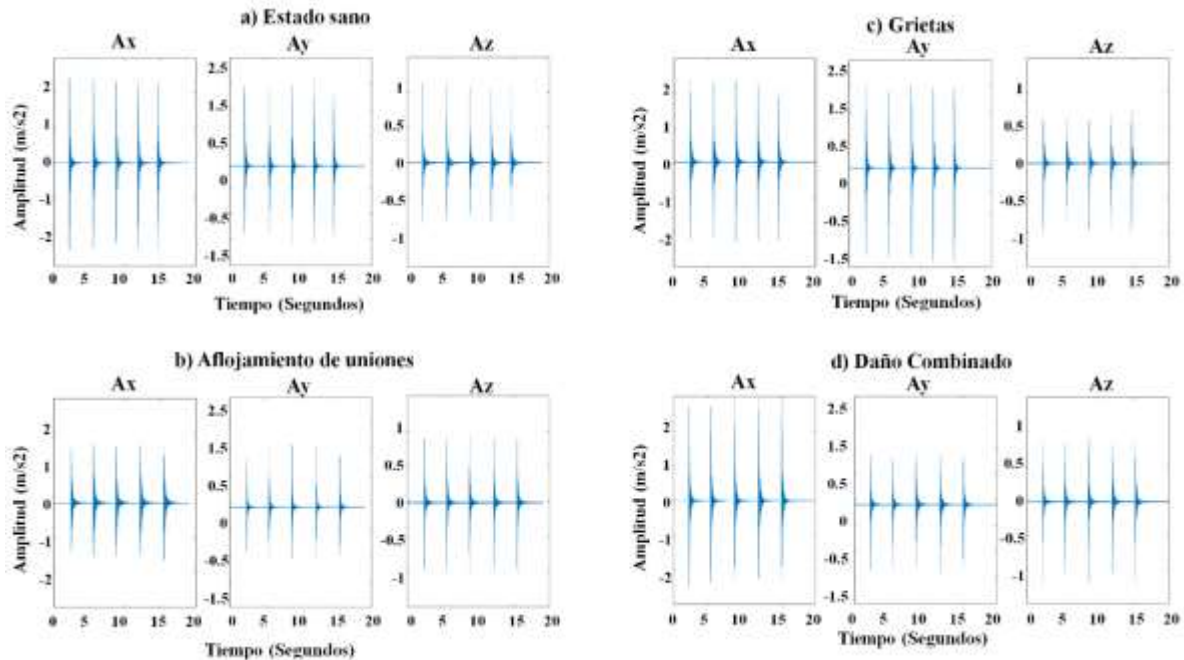


Figura 4.3 Ejemplo de las señales de serie de tiempo medidas para las diferentes condiciones de la estructura (entrepiso 1), a) condición saludable; b) aflojamiento de uniones; c) grietas; d) combinación de daños (aflojamiento de uniones y grietas).

Al no observarse diferencias relevantes entre las distintas señales adquiridas de la estructura, se emplean los algoritmos de dimensión fractal anteriormente mencionados, Katz, Box Dimension e Higuchi, para tratar de encontrar diferencias entre las características de las señales de cada condición propuesta. Una vez estimados los valores de dimensión fractal para cada condición de la estructura, se utiliza un análisis estadístico llamado ANOVA (análisis de varianza) para identificar que algoritmo obtiene los valores de fractalidad más discriminantes para evaluar la condición de la estructura.

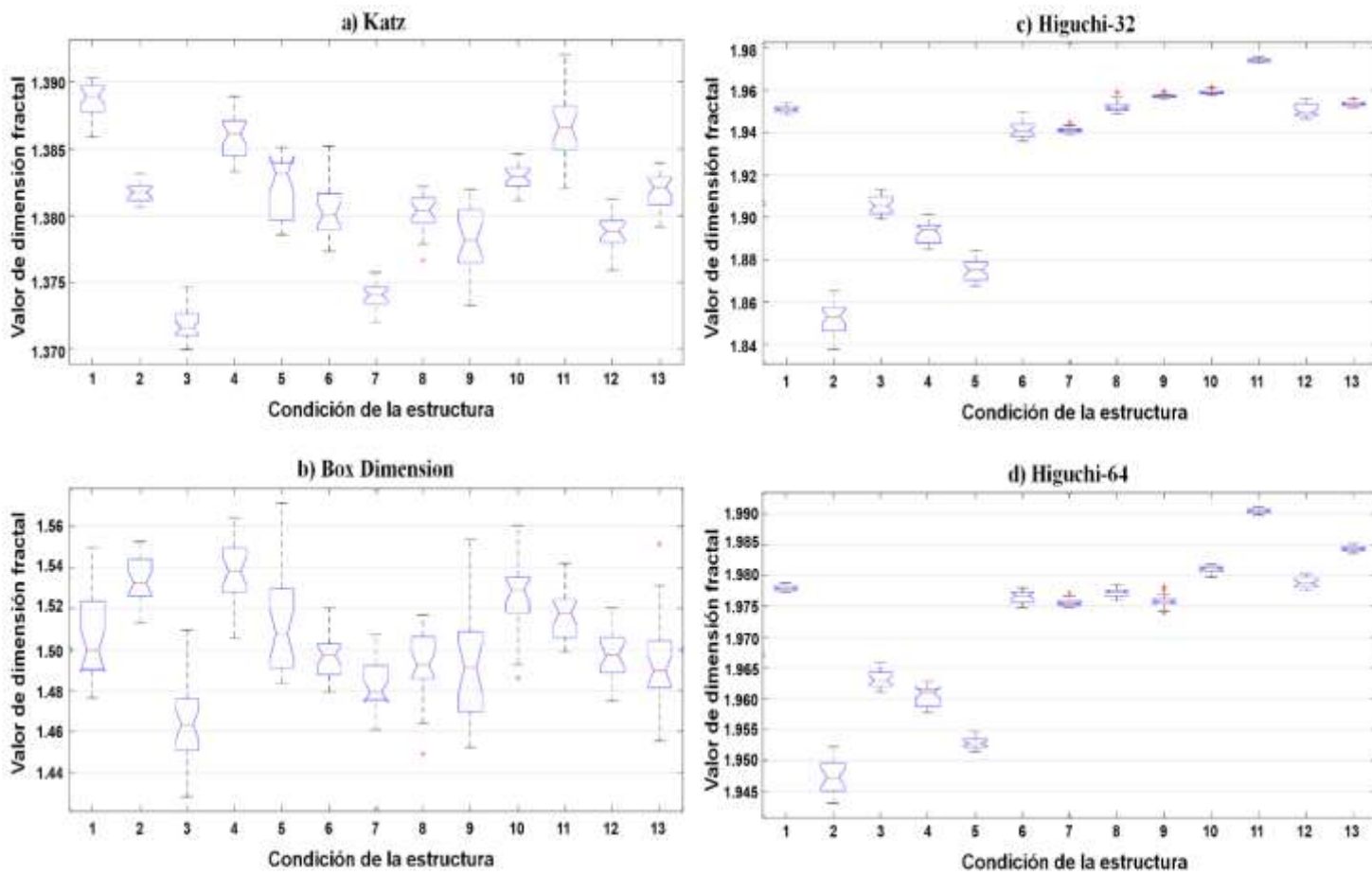
La Tabla 4.1 muestra los *p-values* estimados por el análisis de ANOVA para cada algoritmo de fractalidad, este valor hace mención de la probabilidad de que un conjunto sea diferente de otro conjunto. El valor de *p-value* varía entre 0 y 1, donde el valor más bajo representa una mayor capacidad para diferenciar entre los diferentes conjuntos.

Tabla 4.1 Valores de probabilidad (*p-value*) calculados para los diferentes algoritmos de fractalidad.

<i>Valores de probabilidad (p-value)</i>					
<i>Algoritmo</i>		<i>Katz</i>	<i>Box Dimension</i>	<i>Higuchi-32</i>	<i>Higuchi-64</i>
<i>Sensor 1</i>	<i>Eje X</i>	5.672 x 10 ⁻¹²⁰	3.549 x 10 ⁻⁵⁸	6.327 x 10 ⁻¹⁸⁰	2.113 x 10 ⁻¹⁶⁹
	<i>Eje Y</i>	1.320 x 10 ⁻⁷⁹	4.558 x 10 ⁻³⁶	2.629 x 10 ⁻²⁵³	1.532 x 10 ⁻²⁵¹
	<i>Eje Z</i>	1.099 x 10 ⁻¹⁴³	2.189 x 10 ⁻⁴⁵	2.163 x 10 ⁻¹¹⁴	5.662 x 10 ⁻¹⁶⁵
<i>Sensor 2</i>	<i>Eje X</i>	4.320 x 10 ⁻¹⁵³	3.963 x 10 ⁻¹⁶	0	3.110 x 10 ⁻²⁸²
	<i>Eje Y</i>	1.474 x 10 ⁻⁶²	9.174 x 10 ⁻³⁰	1.578 x 10 ⁻¹⁷⁵	6.291 x 10 ⁻²⁵⁶
	<i>Eje Z</i>	6.970 x 10 ⁻²⁵⁰	7.777 x 10 ⁻⁴⁴	1.470 x 10 ⁻²⁰²	7.033 x 10 ⁻²⁰⁹
<i>Sensor 3</i>	<i>Eje X</i>	1.709 x 10 ⁻¹⁴⁰	8.364 x 10 ⁻⁵¹	1.290 x 10 ⁻³⁰⁶	2.127 x 10 ⁻³¹³
	<i>Eje Y</i>	7.823 x 10 ⁻¹⁵³	1.055 x 10 ⁻³¹	2.132 x 10 ⁻²⁴⁵	8.989 x 10 ⁻²⁹⁰
	<i>Eje Z</i>	7.766 x 10 ⁻²¹¹	1.097 x 10 ⁻⁴⁸	3.426 x 10 ⁻¹⁹⁵	1.118 x 10 ⁻¹⁹³
<i>Sensor 4</i>	<i>Eje X</i>	5.581 x 10 ⁻¹³⁸	2.094 x 10 ⁻⁴³	1.435 x 10 ⁻²¹⁰	1.289 x 10 ⁻²⁴⁴
	<i>Eje Y</i>	5.635 x 10 ⁻¹⁰⁵	2.813 x 10 ⁻³⁹	2.908 x 10 ⁻²⁸⁵	7.560 x 10 ⁻³⁰⁶
	<i>Eje Z</i>	1.033 x 10 ⁻¹⁷²	1.469 x 10 ⁻²⁶	2.614 x 10 ⁻¹⁷⁸	3.314 x 10 ⁻¹⁶⁷

En la Tabla 4.1 se aprecia que los *p-values* calculados son muy próximos a cero, es decir que todos los algoritmos podrían arrojar buenos resultados en cuanto a detección y localización de daños se refiere; además, se observa que los *p-values* que muestran mejores resultados, es decir que su valor es más cercano a cero, son los calculados con el algoritmo de Higuchi-64.

En adición a los *p-values* calculados, el análisis de ANOVA también nos proporciona un gráfico en el que hace una comparación entre los diferentes conjuntos en ser analizados. La Figura 4.4 muestra ejemplos del gráfico de ANOVA para los valores de dimensión fractal calculados para el caso del sensor 3 en su eje Ax con los diferentes algoritmos de fractalidad propuestos.



Condición de la estructura			
1. Saludable			
Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4
2. Aflojamiento de uniones	5. Aflojamiento de uniones	8. Aflojamiento de uniones	11. Aflojamiento de uniones
3. Grietas	6. Grietas	9. Grietas	12. Grietas
4. Daño combinado	7. Daño combinado	10. Daño combinado	13. Daño combinado

Figura 4.4 Ejemplo de grafica de ANOVA calculada con los diferentes algoritmos de fractalidad para las diferentes condiciones de la estructura (sensor 3, eje Ax), a) Katz; b) Box Dimension; c) Higuchi-32; d) Higuchi-64.

En la Figura 4.4 se puede observar que, en el caso de los algoritmos de Katz y Box Dimension se tiene un notorio traslape entre las diferentes condiciones examinadas, por lo que hacer una interpretación adecuada con esto algoritmos de fractalidad sería muy complicado y laborioso a la vez de que no aseguraría el

correcto diagnóstico de la condición de la estructura. En caso contrario, los gráficos de ANOVA obtenidos con el algoritmo de Higuchi muestran muy buenos resultados, al no tener un traslape entre las diferentes condiciones estudiadas, con esto se asegura una buena interpretación de los datos para poder hacer una estimación acertada del estado en que se encuentra la estructura, y con ello poder detectar y localizar la ubicación de los daños presentes en dicha edificación.

Con base en la Tabla 4.1 y en la Figura 4.4, se muestra que el algoritmo que arroja mejores resultados para la detección y localización de daños en estructuras es el algoritmo de Higuchi-64; para corroborar este resultado, los datos obtenidos con dicho algoritmo son utilizados para ser clasificados mediante una red neuronal artificial y con ello poder detectar el tipo de daño presente en la estructura y localizar la ubicación geométrica del mismo.

La red neuronal empleada consiste de 12 nodos de entrada, que reciben los valores de dimensión fractal calculados para las señales de vibración, la capa oculta de la red neuronal consiste de 24 nodos, y además se tienen 8 nodos de salida, que predicen de forma automática la condición de la estructura. Con los nodos de salida empleados en la red neuronal es posible obtener un 100 % de efectividad para todos los casos de estudio propuestos. La Tabla 4.2 muestra los resultados obtenidos por la metodología propuesta aplicada a una estructura escalada de acero de cuatro niveles para la identificación y localización de dos diferentes daños (aflojamiento de uniones y grietas), así como su combinación. Esta tabla presenta una efectividad del 100 %, por lo que la metodología propuesta resulta ser muy eficiente para llevar a cabo el monitoreo de la condición de la estructura.

Tabla 4.2 Eficiencia del algoritmo de Higuchi-64 para identificar y localizar el daño presente en la estructura.

<i>Condición de la estructura</i>	<i>Localización del daño</i>			
	<i>Nivel 1</i>	<i>Nivel 2</i>	<i>Nivel 3</i>	<i>Nivel 4</i>
<i>Saludable</i>	100 %			
<i>Aflojamiento de uniones</i>	100 %	100 %	100 %	100 %
<i>Grietas</i>	100 %	100 %	100 %	100 %
<i>Daño combinado</i>	100 %	100 %	100 %	100 %

Para validar la efectividad de los resultados de la metodología propuesta se hizo una comparación de estos contra uno de los indicadores de daño más utilizados en la literatura sobre monitoreo estructural, el método de energía, la cual es la sumatoria de los valores al cuadrado de la señal de tiempo y que es un parámetro que se obtiene directamente de las señales de vibración (Mejía-Barrón *et al.*, 2018). La fórmula matemática que describe el método de la Energía, según Costa y Driesen (2013), está dada por:

$$Energía = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (4.1)$$

Donde N es el número de muestras a analizar y x_i representa las muestras de una señal x . La Tabla 4.3 muestra la eficiencia de este método utilizado en la estructura empleada para esta investigación, obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 4.3 Eficiencia del método de Energía para identificar y localizar el daño presente en la estructura.

<i>Condición de la estructura</i>	<i>Localización del daño</i>			
	<i>Nivel 1</i>	<i>Nivel 2</i>	<i>Nivel 3</i>	<i>Nivel 4</i>
<i>Saludable</i>	100 %			
<i>Aflojamiento de uniones</i>	100 %	100 %	100 %	100 %
<i>Grietas</i>	88 %	84 %	100 %	100 %
<i>Daño combinado</i>	100 %	100 %	100 %	100 %

Como se observa en la Tabla 4.3 el método de Energía muestra una efectividad del 100 % en la detección y localización de la condición saludable, así como para el daño de aflojamiento de uniones y el daño combinado en los cuatro niveles, y para la condición de agrietamiento en los niveles 3 y 4. Además, presenta una efectividad del 88 y 84 % para el daño de grietas en los entrepisos 1 y 2, respectivamente, que aunque estos resultados no son del todo malos, la metodología propuesta con el algoritmo de Higuchi-64 supera ampliamente la efectividad del método de Energía al presentar una eficiencia del 100 % para identificar todas las condiciones propuestas y al dar la localización de los daños.

4.4 Discusión de resultados

Los resultados muestran que la metodología propuesta tiene una efectividad del 100 % detectando las diferentes condiciones propuestas para la estructura, así como la localización del daño, lo que demuestra que esta técnica es una herramienta apropiada para el monitoreo estructural.

Una característica importante de la metodología propuesta es no solo la identificación y localización de manera automatizada de dos diferentes daños, sino la detección y ubicación del daño combinado de los dos tipos de falla propuestos, aflojamiento de uniones y grietas, que se encuentran presentes al mismo tiempo en la estructura, a diferencia de muchas de las investigaciones realizadas en el plano internacional donde solo es estudiada la detección y la localización de un daño único.

5. CONCLUSIONES Y PROSPECTIVAS

En este trabajo de tesis se presenta una metodología sencilla basada en dimensión fractal para monitorear el estado en que se encuentra una estructura de acero escalada de cuatro pisos sometida a excitaciones forzadas, con la finalidad de detectar y localizar daños en dicha edificación. El proceso se realiza de forma automatizada basándose en el análisis de fractalidad de las señales de tiempo adquiridas para la estructura. Se han investigado tres algoritmos de fractalidad diferentes, Katz, Box Dimension e Higuchi, para proporcionar una medida de autosimilitud y de las regularidades contenidas en la señal de serie de tiempo analizada, para el diagnóstico de la condición de estructura.

Los resultados de *p-value* indican que, los valores de dimensión fractal calculados por el algoritmo de Higuchi-64 son más discriminantes para detectar y localizar los diferentes escenarios de daños propuestos que los valores obtenidos por las técnicas de Katz, Box Dimension e Higuchi-32, debido a que el método de Higuchi-64 muestra valores de *p-value* más próximos a cero, 2.127×10^{-313} , el cual es menor que los valores de *p-value* obtenidos para los otros métodos: 6.97×10^{-250} , 3.549×10^{-58} y 1.29×10^{-306} que corresponden a los algoritmos de Katz, Box Dimension e Higuchi.32, respectivamente.

Se obtiene una precisión del 100 % utilizando el algoritmo de Higuchi-64 para evaluar la condición de la estructura, mejorando incluso la precisión de uno de los indicadores de daño más utilizados en la literatura, como es el caso del método de Energía, el cual tiene una precisión global de 97.8 %. Por lo tanto, la experimentación llevada a cabo demuestra que la metodología descrita es muy efectiva y confiable para detectar y localizar los dos tipos de daños propuestos, así como una combinación de ellos. Por lo tanto, la metodología basada en dimensión fractal propuesta puede ser considerada como una herramienta sencilla, practica y eficaz para el monitoreo de la condición estructural, ya que no requiere de equipo sofisticado y es de fácil implementación, lo que nos permite evaluar el estado de la estructura con el objetivo de detectar y localizar daños, para poder hacer el

mantenimiento correspondiente y con ello evitar la falla de algún elemento perteneciente a la estructura.

Al demostrar que la metodología propuesta es buena para el monitoreo de la condición de una estructura de acero escalada, en trabajos posteriores, se examinará la viabilidad de identificar otros tipos de daños comunes en estructuras (corrosión, falta de elementos, etc.), además de cuantificar los daños estudiados (grietas); para que en un futuro esta metodología pueda ser empleada para el monitoreo de la integridad estructural en edificaciones civiles reales.

6. REFERENCIAS

- Adeli H, Karim A. Wavelets in intelligent transportation systems. West Sussex, United Kingdom: John Wiley and Sons; 2005.
- Adeli H, Kim H. Wavelet-based vibration control of smart buildings and bridges. Boca Raton, Florida: CRC Press, Taylor & Francis; 2009.
- Alberto, C., E. Fabián, and M. Alonso. 2010. A numerical approach for fault detection in beam-like structures using modal strain energy. *Revista EIA*, ISSN 1794-1237 Número 13, p. 171-184. Escuela de Ingeniería de Antioquia, Medellín (Colombia).
- Amezquita Sánchez, J. P. 2012. Monitoreo de vibraciones en tiempo real para la detección de daños en estructuras (Tesis Doctoral). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Amezquita-Sanchez, J. P., & Adeli, H. 2015. Synchrosqueezed wavelet transform fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures. *Smart Materials and Structures*. 24:65034.
- Amezquita-Sanchez, J. P., and H. Adeli. 2016. Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures. *Arch. Comput. Methods Eng*. 23:1–15.
- Amezquita-sanchez, J. P., H. Seon, and H. Adeli. 2017. A novel methodology for modal parameters identification of large smart structures using MUSIC, empirical wavelet transform, and Hilbert transform. *Engineering Structures*. 147:148–159.
- Amezquita-Sanchez, J. P., M. Valtierra-Rodriguez, H. Adeli and C. A. Perez-Ramirez. 2018. A Novel Wavelet Transform-Homogeneity Model for Sudden Cardiac Death Prediction Using ECG Signals. *Journal of Medical Systems*.
- Amezquita-Sanchez, J. P., Osornio-Rios, R.A., Romero-Troncoso, R.J., y Dominguez-Gonzalez, A. 2012. Hardware–software system for simulating and analyzing earthquakes applied to civil structures. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 12:61–73.
- Amezquita-Sanchez, J.P., Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R. J., Osornio-Rios, R. A., Herrera-Ruiz, G. 2013. High-resolution spectral–analysis for identifying the natural modes of a truss-type structure by means of vibrations. *J Vib Control*. 19(16):2347–2356.
- Antonino-Daviu, J., Jover-Rodriguez, P., Riera-Guasp, M., Pineda-Sánchez, M., y Arkkio, A. 2009. Detection of combined faults in induction machines with stator parallel branches through the DWT of the startup current. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23: 2336–2351.

- Bai R, Cao M, Su Z, Ostachowicz W, Xu H. 2012. Fractal Dimension Analysis of Higher-Order Mode Shapes for Damage Identification of Beam Structures. *Mathematical Problems in Engineering*. Hindawi Publishing Corporation.
- Banerjee, A., and G. Pohit. 2014. Crack Investigation of Rotating Cantilever Beam by Fractal Dimension Analysis. *Procedia Technol.* 14:188–195.
- Banks, H. T., M. L. Joyner, B. Wincheski, y W. P. Winfree. 2002. Real time computational algorithms for eddy-current based damage detection. *Inverse Problems*, 18(3):795-823.
- Bao, C., Hao, H., Li, Z., Zhu, X. 2009. Time-varying system identification using a newly improved HHT algorithm. *Comput Struct* 87(23–24):1611–1623.
- Blachowski, B. D., and N. Pnevmatikos. 2015. Experimental verification of damage location techniques for frame structures assembled using bolted connections. *COMPdyn 2015. 5th ECCOMAS. Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering*. Crete Island, Greece, 25–27 May. Doi: 10.7712/120115.3561.1511.
- Brincker R., Zhang L., Andersen P. 2001. Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. *Smart Mater Struct* 10:1–10.
- Camarena-Martinez, D., Valtierra-Rodriguez, M., Garcia-Perez, A., Osornio-Rios, R. A., y Romero-Troncoso, R. J. 2014. Empirical mode decomposition and neural networks on FPGA for fault diagnosis in induction motors. *The Scientific World Journal Article*. ID 908140: 1–17.
- Can, A., F. Y. Okur, and V. Kahya. 2017. International Journal of Mechanical Sciences Structural identification of a cantilever beam with multiple cracks: Modeling and validation. *Int. J. Mech. Sci.* 130:74–89.
- Cao, M., & Qiao, P. 2009. On the wavelet–fractal nonlinear damage diagnosis of mechanical systems. *Smart Materials and Structures*.
- Chávez-Romero, R. 2010. Estudio de Daños en Estructuras usando Análisis Modal en un Modelo Instrumentado. Tesis Maestría UAQ.
- Cheraghi, N., M. J. Riley, and F. Taheri. 2005. A novel approach for detection of damage in adhesively bonded joints in plastic pipes based on vibration methods using piezoelectric sensors. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Hawaii, USA*. 4: 3472–3478.
- Chopra, A. K. 2014. *Dinámica de estructuras*. 4ta ed. Editorial Pearson (J. Murrieta, traducción), California, USA.
- Costa F. B., and J. Driesen. 2013. Assessment of voltage sag indices based on scaling and wavelet coefficient energy analysis, *IEEE Trans. Power Delivery* 28 (1) (2013) 336–346.

- Curadelli, R. O., J. D. Riera, D. Ambrosini, y M. G. Amani. 2008. Damage detection by means of structural damping identification. *Engineering Structures* 30:3497-3504.
- Frangopol, D. M., Strauss, A., Kim, S., Chavez, R., & Perez, C. 2008. Use of monitoring extreme data for the performance prediction of structures: General approach. *Engineering Structures*.
- Gabor, D. 1946. Theory of communication. *IEEE. J Inst Electr Eng.* 93:429–441.
- Gallardo Amaya, A. A. 2012. Estudio experimental para detectar fallas en estructuras del tipo struss por medio de análisis vibracional. Tesis de Licenciatura UAQ.
- Garcia-Perez A, R. J. Romero-Troncoso, E. Cabal-Yepez, y R. A. Osornio-Rios. 2011. Application of high-resolution spectral analysis for identifying faults in induction motors by means of sound. *Journal of Vibration and Control* Epub ahead of print 18 October 2011. doi: 10.1177/ 1077546311422925.
- Garcia-Perez, A., Amezcua-Sanchez, J. P., Dominguez-Gonzalez, A., Sedaghati, R., Osornio-Rios, R. y Romero-Troncoso, R. J. 2013. Fused empirical mode decomposition and wavelets for locating combined damage in a truss-type structure through vibration analysis. *J. Zhejiang Univ. Sci. A* 14:615–630.
- Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R. J., Cabal-Yepez, E., Osornio-Rios, R. A., Rangel-Magdaleno, J.J., Miranda, H. 2011. Startup current analysis of incipient broken rotor bar in induction motors using high-resolution spectral analysis. In: *Proceedings of IEEE international symposium on diagnostics for electric machines, power electronics and drives, Bologna, Italy, September 5–8, 2011*, pp 657–663.
- Han, J. G., Ren, W. X., Sun, Z. S. 2005. Wavelet packet-based damage identification of beam structures. *International Journal of Solids and Structures*. 42(26):6610–6627.
- He, X., Hua, X., Chen, Z., Huang, F. 2011. EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge. *Eng Struct* 33(4):1348–1356.
- He, Z., You, X., Zhou, L., Cheung, Y., & Du, J. 2010. Writer identification using fractal dimension of wavelet subbands in gabor domain. *Integrated Computer-Aided Engineering*.
- Hejll, A. 2007. Civil Structural Health Monitoring-Strategies, Methods and Applications, Doctoral Thesis. Sweden: Lulea University of Technology.
- Hernandez Orallo, J., Ramírez Quintana, M. J., Ferri Ramírez, C. 2005. *Introducción a la Minería de Datos*. Madrid. Pearson-Prentice Hall.

- Hernández, G. M. R. 2004. Detección de daño a partir de cambios en las características vibracionales usando redes neuronales.
- Higuchi, T. 1988. Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory *Physica. D.* 31 277–83.
- Hou, Z., Hera, A., Shinde, A. 2006. Wavelet-based structural health monitoring of earthquake excited structures. *Comput Aid Civ Infrastruct Eng.* 21(4):268–279.
- Hsu, W. Y. 2013. Single-trial motor imagery classification using asymmetry ratio, phase relation, wavelet-based fractal, and their selected combination. *International journal of neural systems.*
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung, C. C., Liu, H. H. 1998. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis. *Proc R Soc A Math Phys Eng Sci* 454:903–995.
- Jian, G., C. Yong, y S. Bing-nan. 2005. Experimental study of structural damage identification based on WPT and coupling NN. *Journal of Zhejiang University SCIENCE*, 6A (7):663-669.
- Jiang, X. y H. Adeli. 2007. Pseudospectra, MUSIC, and dynamic wavelet neural network for damage detection of highrise buildings. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 71(5):606-629.
- Johnson, E. a., Lam, H. F., Katafygiotis, L. S., and Beck, J. L. 2004. Phase I IASC-ASCE Structural Health Monitoring Benchmark Problem Using Simulated Data. *J. Eng. Mech.* 130: 3–15. doi:10.
- Kamruzzaman, M., M. Z. Jumaat, N. H. R. Sulong, and A. B. M. S. Islam. 2014. A Review on Strengthening Steel Beams Using FRP under Fatigue. 2014. Hindawi Publishing Corporation. *The Scientific World Journal*. Volume 2014, Article ID 702537.
- Katz, M. J. 1988. Fractals and the analysis of waveforms *Comput. Biol. Med.* 18 145–56.
- Kong, X., and J. Li. 2018. Vision-Based Fatigue Crack Detection of Steel Structures Using Video Feature Tracking Vision-Based Fatigue Crack Detection of Steel Structures Using Video Feature Tracking. *Computer- Aided Civil and Infrastructure Engineering*. DOI: 10.1111/mice.12353
- Lee J., Kim S. 2007. Structural damage detection in the frequency domain using neural networks. *J Intell Mater Syst Struct* 18(8):785–792.
- Li J., and H. Hao. 2015. Damage detection of shear connectors under moving loads with relative displacement measurements. *Mechanical Systems and Signal Processing*.

- Li, H., Y. Huang, W. L. Chen, M. L. Ma, D. W. Tao, y J. P. Ou. 2011. Estimation and Warning of Fatigue Damage of FRP Stay Cables Based on Acoustic Emission Techniques and Fractal Theory. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 26:500–512.
- Mandelbrot, B. B. 1967. "How Long Is the Coast of Britain? Statistical Self-Similarity and Fractional Dimension" in *Science* vol. 156, pp. 636-638.
- Martínez de Jesús, S. 2018. Metodología para la estimación de parámetros dinámicos de una estructura de acero escalada de cuatro niveles empleando la transformada MUSIC-EWT. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Querétaro.
- Mejia-Barron, A., M. Valtierra-Rodriguez, D. Granados-Lieberman, J. C. Olivares-Galvan, and R. Escarela-Perez. 2018. The application of EMD-based methods for diagnosis of winding faults in a transformer using transient and steady state currents. *Measurement*. 117:371–379.
- Nagata, Y., Iwasaki, S., Hariyama, T., Fujioka, T., Obara, T., Wakatake, T. 2009. Binaural localization based on weighted wiener gain improved by incremental source attenuation. *IEEE. Trans Audio Speech Lang Process*. 17(1):52–65.
- Osornio-Rios, R.A., Amezquita-Sanchez, J.P., Romero-Troncoso, R.J., Garcia-Perez, A. 2012. MUSIC-ANN analysis for locating structural damages in a truss-type structure by means of vibrations. *Comput Aid Civ Infrastruct Eng*. 27(9):687–698.
- Pakrashi, V., O'Connor, A., Basu, B. 2007. A study on the effects of damage models and wavelet bases for damage identification and calibration in beams. *Comput Aid Civ Infrastruct Eng* 22(8):555– 569.
- Pakyari, R., and N. Balakrishnan. 2012. A general purpose approximate goodness-of-fit test for progressively type-II censored data. *IEEE Transactions on Reliability* 61(1):238–244.
- Paz Anaya, M. 2009. Diseño, fabricación y análisis de vibraciones por medio de elemento finito de una estructura tridimensional reconfigurable. Tesis de Licenciatura UAQ.
- Pérez Ramírez, C. A. 2014. Instrumentación y monitoreo de estructuras civiles para la obtención de parámetros modales basado en excitaciones ambientales. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Querétaro.
- Pérez-Macías, F. J., C. A. Pérez-Ramírez, M. Valtierra-Rodríguez, A. Domínguez-González, and J. P. Amézquita-Sánchez. 2017. Wavelet Transform-Fractal Dimension-based methodology for damage assessment in truss type structures. *Industrial Electronics Society, IECON, 2017-43rd Annual Conference of the IEEE, Beijing, China. IEEE. Doi: 10.1109/IECON.2017.8216549.*

- Perez-Ramirez, C. A., J. P. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, A. Dominguez-Gonzalez, D. Camarena-Martinez and R. J. Romero-Troncoso. 2016. Fractal dimension theory-based approach for bearing fault detection in inductor motors in Power. Electronics and Computing (ROPEC), IEEE International Autumn Meeting. pp. 1-6.
- Phares, B. M., Wipf, T. J., Greimann, L., & Lee, Y.-S. 2005. Health Monitoring of Bridge Structures and Components Using Smart Structure Technology, V1 y V2. Iowa, USA: Center of Transportation Research and Education, Iowa State University.
- Proakis, J. G., y D. K. Manolakis. 2006. Digital Signal Processing, Principles and Applications, Fourth Edition, Prentice-Hall, New Jersey, USA.
- Qiao, L., Esmaily, A., Melhem, H. G. 2012. Signal pattern–recognition for damage diagnosis in structures. *Comput Aid Civ Infrastruct Eng.* 27(9):699–710.
- Reda, M. M., A. Noureldin, J. L. Lucero, y T. J. Baca. 2006. Wavelet transform for structural health monitoring: A compendium of uses and features. *Structural Health Monitoring*, 5:267-295.
- Rezaei, D. & Taheri, F. 2009. Experimental validation of a novel structural damage detection method based on empirical mode decomposition. *Smart Mater Struct.* 18: 1–14.
- Rezaei, D. & Taheri, F. 2010. Health monitoring of pipeline girth weld using empirical mode decomposition. *Smart Materials and Structures*, 19(5): 055016.
- Rezaei, D., & Taheri, F. 2011. Damage identification in beams using empirical mode decomposition. *Structural Health Monitoring*, 10(3), 261-274.
- Richardson, L. F. 1961. in *General Systems Yearbook* 6, 139.
- Rodriguez-Donate, C., H. Miranda-vidales, and A. Garcia-perez. 2016. EMD-Based Feature Extraction for Power Quality Disturbance Classification Using Moments. :1–15.
- Rubio, L., J. Fernández-Sáez, and A. Morassi. 2015. Identification of two cracks in a rod by minimal resonant and antiresonant frequency data. *Mech. Syst. Signal Process.* 60:1–13.
- Salgado, R., P. J. S. Cruz, G. Ayala, and S. A. Zamora. 2014. Performance of damage detection methods used in bridge structures through dynamic tests in steel beams. 2:18–26.
- Sekhar, A. S., 2008. Multiple cracks effects and identification, *Mech. Syst. Signal Process.* 22 (2008) 845–878.

- Shen, W., D. Li, S. Zhang, and J. Ou. 2017. Analysis of wave motion in one-dimensional structures through fast-Fourier-transform-based wavelet finite element method. *Journal of sound and vibration*. 400:369–386.
- Shi, J., Xu, X., Wang, J. and Li, G. 2010. Beam damage detection using computer vision technology. *Nondestructive Test. Evaluation*.
- Shi, W., Shan J., Lu, X. 2012. Modal identification of Shanghai World Financial Center both from free and ambient vibration response. *Eng Struct* 36:14–26.
- Sun, Z. and C.C. Chang. 2002. Structural Damage Assessment Based on Wavelet Packet Transform, *Journal of Structural Engineering*, 128(10):1354-1361.
- Taha, M. M. R. 2010. A neural-wavelet technique for damage identification in the ASCE benchmark structure using phase II experimental data. *Advances in Civil Engineering*, doi:10.1155/2010/675927.
- Talebinejad, I., C. Fischer, y F. Ansari. 2011. Numerical Evaluation of Vibration-Based Methods for Damage Assessment of Cable-Stayed Bridges. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 26(3):239–251.
- Tang, J. P., D. J. Chio, C. W. Chen, W. L. Chiang, W. K. Hsu, C. Y. Chen, y T. Y Liu. 2011. A case study of damage detection in benchmark buildings using a Hilbert–Huang transform-based method. *Journal of Vibration and Control*, 17(4): 623-636.
- Tuzzeo, D., y F. L. di Scalea. 2002. Non-contact air-coupled ultrasonic guided waves for detection of hidden corrosion in aluminum plates. *Journal of Research in Nondestructive Evaluation*, 13(2):61-78.
- Umesha, P. K., R. Ravichandran, y K. Sivasubramanian. 2009. Crack detection and quantification in beams using wavelets. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 24(8):593-607.
- Vossoughi, F., C. P. Ostertag, P. J. M. Monteiro, y R. D. Albert. 2007. Damage characterization of concrete panels due to impact loading by motionless Xray laminography. *Journal of Materials Science*, 42(9):3280-3285.
- Wang, B. Y. 2005. Detection of structural damage using fractal dimension technique. *J. Vib. Shock*. 24 87–8.
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. 2011. *Data mining, Practical machine learning tools and techniques*. USA. Morgan Kaufman.
- Wu, Z., Huang, N. 2009. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *AdvAdapt Data Anal* 1(1):1–41.

- Xiang, J. y M. Liang. 2012. Wavelet-based detection of beam cracks using modal shape and frequency measurements. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 27: 439-454.
- Yan, B. y A. Miyamoto. 2006. A comparative study of modal parameter identification based on Wavelet and Hilbert–Huang transforms. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 21(1):9-23.
- Yan, G., Duan, Z., Oua, J., DeStefano, A. 2010. Structural damage detection using residual forces based on wavelet transform. *Mechanical System Signal Processing*. 24(1):224–239.
- Yan, G., Dyke, S.J., Irfanoglu, A., 2012. Experimental validation of a damage detection approach on a full-scale highway sign support truss. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 28:195-211. doi: 10.1016/j.ymsp.2011.10.008
- Yang, C., and S. O. Oyadiji. 2017. Damage detection using modal frequency curve and squared residual wavelet coefficients-based damage indicator. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 83(2017):385–405.
- Yesilyurt, I., Gursoy, H. 2013. Estimation of elastic and modal parameters in composites using vibration analysis. *Journal of Vibration and Control*. doi:10.1177/1077546313486275.
- Yinfeng, D., Yingmin, L., Mingkui, X., Ming, L. 2008. Analysis of earthquake ground motions using an improved Hilbert–Huang transform. *Soil Dynamics Earthquake Engineering*. 28(1):7–19.
- Yuen, K., Katafygiotis, L. 2005. Model updating using noisy response measurements without knowledge of the input spectrum. *Earthquake Engineering Structural Dynamics*. 34(2):167–187.