



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

Metodología basada en fractales y entropías para el
monitoreo estructural de armaduras.

Tesis

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

Presenta:

Ing. Ramón Alejandro Pascacio Abarca

Dirigido por:

M. C. Alejandro Moreno Gómez

M. C. Alejandro Moreno Gómez
Presidente

Dr. Juan Pablo Sánchez Amézquita
Secretario

Dr. Aurelio Domínguez González
Vocal

Dr. Jaime Moisés Horta Rangel
Suplente

Dr. Guadalupe Moisés Arroyo Contreras
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Octubre de 2019.
México.

RESUMEN

Las obras de infraestructura juegan un papel importante en el desarrollo de la sociedad debido a la creciente demanda de vías de comunicación, espacios habitables y el desarrollo de las actividades económicas. Es preciso contar con métodos que permitan asegurar el funcionamiento óptimo de las construcciones en las cuales se desarrollan las actividades humanas, evitando así pérdidas económicas y peligros para los usuarios. Hoy en día, el Monitoreo de Salud Estructural existe como una herramienta para asegurar la integridad de las edificaciones extrayendo características de las señales de respuesta vibratoria de las estructuras y comparando las características ante otras pertenecientes a un estado de referencia para así diagnosticar fallas. Este documento presenta una metodología que compara la efectividad de los algoritmos de la Entropía de Shannon y las Dimensiones Fractales de Katz, Higuchi y Box Dimension para extraer características de una señal monitoreada con ayuda de sensores en una estructura tipo armadura compuesta por barras de aluminio, que ha sido sometida a vibraciones por un sistema de excitación. Una vez estimados los valores numéricos de Entropía y Dimensiones Fractales, se realiza un análisis estadístico de los datos que determine cuál algoritmo es el más adecuado para detectar daños en la estructura. Los resultados obtenidos demuestran que los algoritmos correspondientes a la Dimensión Fractal Higuchi y la Entropía de Shannon superan a los otros en eficiencia para discriminar entre el estado de referencia y un estado con daños y, por tanto, para diagnosticar la integridad estructural.

(Palabras clave: Monitoreo de Salud Estructural, Entropía de Shannon, Dimensión Fractal, Katz, Higuchi, Conteo de Cajas.)

SUMMARY

Infrastructure works play an important role in the development of society due to the growing demand for communication channels, habitable spaces and the development of economic activities. It is necessary to have methods to ensure the optimal functioning of buildings in which human activities are developed, thus avoiding economic losses and dangers for the occupants. Nowadays, Structural Health Monitoring exists as a tool to ensure the integrity of buildings by extracting characteristics of vibrational response signals of structures and comparing characteristics before others belonging to a reference configuration in order to diagnose faults. This document presents a methodology that compares the effectiveness of Shannon Entropy, Katz Fractal Dimension, Higuchi and Box Dimension algorithms to extract characteristics of a signal monitored with help of sensors in a truss structure composed by aluminum bars, that has been subjected to vibrations by an excitation system. Once the numerical values of algorithms are estimated, a statistical analysis of data is carried out to determine which is the most appropriate to detect damage to the structure. Results obtained show that algorithms corresponding to Higuchi Fractal Dimension and Shannon Entropy surpass the others in efficiency to discriminate between reference configuration and a damaged one and, therefore, to diagnose the structural integrity.

(Keywords: Structural Health Monitoring, Shannon Entropy, Fractal Dimension, Katz, Higuchi, Box Dimension.)

A mi madre Patricia, a mi abuela Trinidad y mis tías Verónica, Sandra y Guadalupe que me han querido, y procurado tanto como una madre.

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por la beca 627306, el apoyo financiero para solventar este proyecto de investigación y brindarme la oportunidad de cursar un posgrado.

A la Universidad Nacional Autónoma de Querétaro (UAQ).

A mi familia, por siempre darme su apoyo y cariño.

A mi director de tesis M. C. Alejandro Moreno Gómez por la orientación y respaldo brindados durante estos 2 años.

A mi co-director de tesis Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez, así como al Dr. Carlos Andrés Pérez Ramírez por su constante disposición a resolver dudas, a dar orientación y a compartir su conocimiento.

Al Dr. Aurelio Domínguez González por su apoyo y cooperación con esta línea de investigación y en particular con el presente trabajo.

A mis compañeros de la línea terminal en estructuras por su amabilidad, cooperación y compañerismo.

A mis compañeros de la generación 2019 de la maestría en ciencias por su apoyo y amistad.

TABLA DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 ANTECEDENTES.....	13
1.1.1 <i>Monitoreo estructural</i>	14
1.1.2 <i>Técnicas de procesamiento empleadas para analizar señales en SHM.</i>	16
1.1.3 <i>Dimensiones Fractales y Entropías como técnicas de procesamiento.</i>	19
1.1.4 <i>Trabajos recientes realizados en la Universidad Autónoma de Querétaro.</i>	21
1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	23
1.3 JUSTIFICACIÓN.....	23
1.4 HIPÓTESIS.....	25
1.5 OBJETIVO GENERAL.....	25
1.6 OBJETIVOS PARTICULARES.....	25
1.7 PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROYECTO.....	26
2. SOPORTE TEÓRICO	28
2.1 ESTRUCTURAS.....	28
2.1.1 <i>Tipos de estructuras.</i>	28
2.1.2 <i>Fuerzas que actúan en una estructura</i>	29
2.1.3 <i>Estructuras civiles.</i>	30
2.1.5 <i>Vibraciones.</i>	32
2.2 MONITOREO ESTRUCTURAL.....	32
2.2.1 <i>Proceso del Monitoreo Estructural.</i>	33
2.2.2 <i>Daños estructurales.</i>	37
2.2.3 <i>Excitación de estructuras.</i>	38
2.2.4 <i>Sensores.</i>	40
2.2.5 <i>Técnica de procesamiento de señales:</i>	41
2.2.6 <i>Análisis de varianza de una vía (ANOVA).</i>	47
3. METODOLOGÍA	49
3.1 ESTRUCTURA TIPO TRUSS.....	50
3.2 SISTEMA DE EXCITACIÓN (EXCITATION SYSTEM, ES).....	51

3.3	SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS (DATA ACQUISITION SYSTEM DAS).....	52
3.4	GENERACIÓN DE CONDICIONES EXPERIMENTALES.....	54
3.4.1	<i>Generación de elementos dañados.</i>	54
3.4.2	<i>Generación de casos de estudio.</i>	54
3.5	ARREGLO EXPERIMENTAL.....	55
3.6	PRUEBAS SOBRE LA ESTRUCTURA.	57
3.7	PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.	57
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	59
4.1	ADQUISICIÓN.	59
4.2	PROCESAMIENTO.	60
4.3	ANÁLISIS ESTADÍSTICO.....	61
4.4	CLASIFICADOR.	65
4.5	CONFIRMACIÓN.	66
4.6	OTRAS PROPUESTAS DE CLASIFICADOR.	67
4.6.1	<i>Primera alternativa de Clasificador.</i>	68
4.6.2	<i>Segunda alternativa.</i>	70
5.	CONCLUSIONES.....	72
6.	REFERENCIAS	74
7.	ANEXOS	82

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1. Diagrama general de la metodología propuesta.....	26
Figura 2-1. Sistema de Monitoreo Estructural.....	37
Figura 3-1. Diagrama de flujo de la metodología propuesta.	49
Figura 4-1. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural según el parámetro escogido HFD-64 aplicado al eje X de las señales adquiridas.	66
Figura 4-2. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural utilizando tres parámetros aplicados al eje X de las señales adquiridas.	69
Figura 4-3. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural utilizando dos parámetros aplicados al eje X de las señales adquiridas.....	70

ÍNDICE DE IMÁGENES

Imagen 2-1. Esfuerzos que pueden actuar en una estructura.	30
Imagen 2-2. Representación de la señal en el dominio del tiempo donde el eje de las abscisas representa los puntos de la serie y el eje de las ordenadas representa la amplitud de la señal. d representa la extensión plana de la serie.	44
Imagen 3-1. Estructura tipo truss estudiada en la investigación.	51
Imagen 3-2. Señal de ruido blanco utilizada para excitar la estructura.	51
Imagen 3-3. a) Sistema de excitación. La señal es transmitida desde un procesador a b) un acondicionador de señal (Dispositivo USB de E/S Multifunción NI USB-6002), posteriormente a c) un amplificador de señal Labworks modelo PA-138, y finalmente a d) un vibrador electrodinámico Labworks ET-127, el cual excita la estructura.	52

Imagen 3-4. a) Sistema de adquisición de datos y sus componentes principales: b) acelerómetro KISTLER modelo 8395A c) tarjeta National Instruments modelo NI-6211.....	53
Imagen 3-5. a) barra en estado sano. b) barra con daños por corrosión.	54
Imagen 3-6. Ubicación de la zona de daño dentro de la estructura designada para sustituir los elementos dañados para generar las configuraciones que serán monitoreadas. a) Se observa en líneas continuas el tercer módulo cúbico de izquierda a derecha, conformado por b) 12 barras cortas a modo de aristas (letras A-L) y c) 6 barras largas dispuestas como diagonales entre los nodos (letras M-R).	56
Imagen 3-7. Arreglo experimental.....	56
Imagen 4-1. señales obtenidas correspondientes a a) Configuración 1 (estado sano) b) configuración 2 (daño en barra A).	60
Imagen 4-2. Gráfica de distribución ANOVA obtenidos con los algoritmos de FD y SE.....	64

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3-1. Elementos que conforman la estructura objeto del estudio.	50
Tabla 3-2. Orden y descripción de las 19 configuraciones de estudio del experimento.	55
Tabla 4-1. Valores medios de Entropía de Shannon y Dimensiones Fractales.	61
Tabla 4-2. P-valores obtenidos del estudio ANOVA.	65
Tabla 4-3. Valores de HFD-64 obtenidos para el estado sano en el eje X.	65

Tabla 4-4. Eficiencia de la metodología empleando HFD-64. Se incluyen los P-valores correspondientes al ANOVA.....	67
Tabla 4-5. Eficiencia de los algoritmos aplicados al eje X en las señales de respuesta obtenidas con los 10 sensores.....	68
Tabla 4-6. Eficiencia de la metodología empleando una combinación de análisis basada en los parámetros de HFD-64, HFD-32 y SE como técnicas de procesamiento.	69
Tabla 4-7. Eficiencia de la metodología empleando una combinación de análisis basada en los parámetros de HFD-64 y SE como técnicas de procesamiento.	71

ANEXOS

Anexo 7-1. Gráficas de distribución de ANOVA obtenidas para las señales del sensor 7 aplicando los 5 parámetros a sus 3 ejes.	82
--	----

1. INTRODUCCIÓN

Las obras de infraestructura juegan un importante papel en el desarrollo social y son un factor trascendental para el mismo. Debido a la creciente demanda de vías de comunicación y espacios adecuadamente acondicionados que el desarrollo de las actividades económicas y sociales significan, es necesario contar con métodos que nos permitan asegurar la integridad de las construcciones y asegurar su funcionamiento; pues, de lo contrario, un mal funcionamiento en la infraestructura puede significar grandes costos económicos en primera instancia y en sus condiciones más catastróficas la pérdida de vidas humanas.

El monitoreo de la seguridad o salud estructural existe como una herramienta que permite monitorear y certificar el funcionamiento de una edificación empleando variadas técnicas como el procesamiento de señales extraídas de la respuesta vibratoria de las estructuras civiles.

El presente documento sugiere una metodología que compara la efectividad de los algoritmos de la Entropía de Shannon y las Dimensiones Fractales de Katz, Higuchi y Multi-Resolución de Conteo de Cajas como técnicas de procesamiento para extraer características de una señal monitoreada con ayuda de acelerómetros en una estructura tipo armadura, compuesta por barras de aluminio que ha sido excitada con un vibrador electrodinámico. Una vez estimados los parámetros numéricos de Entropía y de Dimensiones Fractales, se realiza un análisis de los datos por medio de criterios estadísticos que determinen el algoritmo cuyos resultados pueden ser usados para detectar daños en la estructura. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo correspondiente a la Dimensión Fractal Higuchi y la Entropía de Shannon superan a los demás, pues generan conjuntos que pueden ser usados para discriminar más eficientemente entre un estado sano y uno dañado de la estructura, lo que los convierte en los más confiables para diagnosticar la integridad estructural.

El primer capítulo presenta algunos antecedentes sobre el monitoreo estructural, procesamiento de señales, Dimensiones Fractales y Entropías usados como técnicas de procesamiento y trabajos recientes realizados en la Universidad Autónoma de Querétaro, así como la descripción del problema, la justificación del trabajo de investigación y se formulan su hipótesis, sus objetivos y el planteamiento general del proyecto.

El segundo capítulo establece el soporte teórico en que se basó la metodología propuesta para resolver el caso de estudio. La primera parte del segundo capítulo explica qué es una estructura, los tipos de estructuras que existen, la ecuación diferencial que las gobierna, las vibraciones y las fuerzas que actúan en una estructura. La segunda se enfoca en el monitoreo estructural, sus etapas, el procesamiento de datos y especialmente, en el uso de los algoritmos de Dimensiones Fractales y Entropías como técnicas de procesamiento; así como el uso del Análisis de Varianza como herramienta estadística para evaluar su desempeño.

El tercer capítulo presenta y explica a detalle el proceso de la metodología propuesta. Este capítulo incluye la descripción del Sistema de Excitación con el cual se somete a vibraciones forzadas la estructura, el Sistema de Adquisición de Datos. Delimita y describe las herramientas y dispositivos a utilizar, la generación de elementos dañados y casos experimentales y las características de los ensayos en la estructura.

El cuarto capítulo exhibe y discute los resultados obtenidos en las distintas etapas del proceso: monitoreo, procesamiento y análisis de datos, incluidas las señales de respuesta vibratoria, los valores de Dimensiones Fractales y Entropías calculados, y las gráficas y P-valores del Análisis de Varianza. En una segunda parte, se explican los criterios bajo los cuales se ideó un clasificador para automatizar el diagnóstico de la integridad estructural y se evaluó el desempeño de este.

En el quinto capítulo se enuncian las conclusiones del trabajo y las perspectivas para investigaciones futuras.

1.1 Antecedentes.

En una sociedad moderna con urbes cuya población tiende a aumentar y que cuenta con actividades económicas diversas, con exigencias particulares en cuanto a las tecnologías, vías de comunicación y espacios necesarios para su desarrollo, es un reto para la ingeniería satisfacer los requerimientos de vivienda e infraestructura cada vez más demandantes sin comprometer la calidad de la ejecución de las obras civiles y garantizando su seguridad una vez que están en servicio siendo este último aspecto de carácter prioritario.

Las obras de infraestructura se ven afectadas por el envejecimiento, deterioro, factores ambientales o al ser sometidas a acciones extraordinarias como sismos, huracanes, entre otros; por lo que pueden desarrollar fallas o manifestar un funcionamiento deficiente afectando de manera significativa las actividades de la población (Pacheco, 2018). La falta de acciones preventivas ante el deterioro y el daño estructural en las obras civiles, trae innumerables consecuencias negativas. Una de las más importantes es sin duda la que involucra la integridad física de los miembros de una población (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2014). El daño económico, causado por la interrupción de actividades de la población, también resulta ser trascendental cuando hablamos de perjuicios.

Las estructuras civiles modernas requieren una evaluación continua de su integridad estructural para evitar fallas catastróficas que pueden conducir a pérdidas humanas y económicas (Moreno-Gomez *et al.*, 2017). Hoy en día las construcciones más seguras y con mayor vida útil son aquellas en constante vigilancia. El monitoreo estructural cumple un papel fundamental para este propósito, por lo que ha llamado la atención de académicos e investigadores (Sohn *et al.*, 2004).

Los beneficios que representan los sistemas de monitoreo se basan principalmente en la optimización de la operación, el mantenimiento y reparación de la infraestructura, lo que ayuda a minimizar el riesgo de colapsos repentinos. La detección temprana de fallas en la estructura permite que los costos de mantenimiento y reparación sean menores comparados con aquellos requeridos si se detectaran en una etapa en la que el problema se encuentre en un nivel avanzado (Yan *et al.*, 2007).

Después de realizar una revisión bibliográfica esta sección se clasifica en cuatro partes: en la primera se discierne acerca del monitoreo estructural; en la segunda, se estudian diversas técnicas de procesamiento de datos como apoyo para el SHM, la tercera se enfoca en trabajos recientes de procesamiento de datos usando Dimensiones Fractales y Entropías y en la cuarta, se enumeran los trabajos que se han desarrollado en el Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro.

1.1.1 Monitoreo estructural

La infraestructura civil proporciona los medios para que una sociedad funcione y se desarrolle (Brema *et al.*, 2019). Incluye edificios, puentes peatonales y vehiculares, túneles, fábricas, centrales eléctricas convencionales y nucleares, instalaciones petroleras en alta mar, estructuras de patrimonio, instalaciones portuarias y estructuras geotécnicas, tales como cimientos y excavaciones. Dependiendo de factores como la importancia, propiedad, usos, riesgos y peligros, las estructuras tienen programas de inspección, monitoreo y mantenimiento que incluso llegan a ser exigidos por la ley (Brownjohn, 2007). La efectividad de estos programas es tan buena como su capacidad oportuna para detectar un desempeño deficiente; por ello, se busca complementar los procedimientos de inspección clásicos mediante sistemas en línea, en tiempo real y automatizados.

El término Monitoreo de Salud Estructural (Structural Health Monitoring, SHM) es una convención reciente desarrollada a partir de actividades antes

conocidas como monitoreo estructural, monitoreo de integridad estructural o simplemente monitoreo. Es imposible identificar la primera forma de SHM pero, sin tomar en cuenta la observación visual simple periódica, el monitoreo estructural formal y la interpretación utilizando instrumentos de registro comenzaron en la segunda mitad del siglo pasado y se aceleró con el uso del almacenamiento de datos electrónicos y la adquisición de datos informáticos (Brownjohn, 2007).

El SHM ha sido principalmente impulsado por la industria petrolera, operantes de represas y agencias de autopistas, cuyas instalaciones reciben mayor atención y prioridad en la investigación. Otras estructuras como las residencias particulares y edificios habitacionales reciben poca atención debido a las posibles obligaciones que un mal funcionamiento estructural puede significar para los propietarios del inmueble, además de los costos que genera. Un desafío importante en el desarrollo teórico de estrategias de SHM para infraestructura civil es que, a excepción de ciertos tipos de edificaciones producidos en serie, cada estructura es única y, por tanto, una parte importante del sistema de SHM debe estar orientada a evaluar a largo plazo a fin de definir cierto rendimiento estructural como normal o "saludable", siendo ambos términos sinónimos (Aktan *et al.*, 2001).

Desde sus inicios, el monitoreo de estructuras involucró muchos componentes del arquetipo moderno de SHM, como la obtención y el procesamiento de datos seguido de un diagnóstico. En su nivel más simple, la continua observación visual y la evaluación de la condición estructural derivada de esta (agrietamiento, desprendimiento y deformaciones) se podrían considerar como SHM. El objetivo actual de la SHM es afinar medios efectivos y confiables de adquisición, acondicionamiento, procesamiento e interpretación para diagnósticos estructurales. En su esencia, SHM es una identificación continua de un modelo físico o paramétrico de la estructura utilizando datos dependientes del tiempo. Una vez identificado el modelo del sistema, los procedimientos están dirigidos a identificar anomalías en las señales de salida cuando no corresponden a las predicciones basadas en el modelo (Brownjohn, 2007).

No se puede esperar que, a corto plazo, los desarrollos de SHM tengan una capacidad inherente para la localización y cuantificación de daños para infraestructura civil. Si bien existe progreso en esta área, aún no es una realidad recuperar información a nivel de componentes de la estructura en tiempo real. El éxito se limita a simulaciones y experimentos controlados en laboratorios (Pérez Ramírez, 2014). La efectividad del SHM aún debe ser demostrada en estructuras civiles operativas. Por lo pronto, el objetivo a corto plazo se centra en la generación de modelos de referencia confiable y la detección oportuna de fallas estructurales incipientes.

1.1.2 Técnicas de procesamiento empleadas para analizar señales en SHM.

El SHM se ha apoyado de diversos métodos que incluyen desde la simple inspección visual, hasta técnicas más complicadas que involucran rayos láser, dispositivos térmicos, radares, esclerómetros, entre muchos otros (Davis*† *et al.*, 2004). Sin embargo, y pese a sus buenos resultados, los métodos convencionales presentan inconvenientes, ya que demandan ciertos requerimientos, como fácil acceso al área donde se localiza el daño, lo cual no siempre es físicamente posible; además de necesitar en ocasiones el cierre temporal de la estructura o restringir el tránsito de las personas para realizar el análisis, acciones que pueden significar pérdidas de tiempo y monetarias para los usuarios o el propietario de la construcción. El análisis de la respuesta vibratoria surge como una alternativa que no implica las desventajas mencionadas anteriormente, lo que la convierte en un área de gran interés y rápido desarrollo (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2014). De manera general, un esquema de SHM basado en las señales de respuesta vibratorias involucra invariablemente tres etapas: adquisición de señales, procesamiento de las mismas e interpretación de los resultados (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2015b; Gattulli *et al.*, 2016; Pacheco-Ortega *et al.*, 2018). El procesamiento de las señales es la parte que permite evaluar la condición estructural, al extraer características embebidas en la señal como la forma de los modos estructurales, las frecuencias fundamentales y las relaciones de

amortiguamiento. Todas estas, características que suelen utilizarse en la identificación de daños (Lin and Liang, 2015).

Las distintas técnicas de procesamiento de señal utilizadas en el SHM basado en vibraciones pueden clasificarse en dos categorías: análisis en el dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2014). En el dominio de la frecuencia, la técnica más empleada es la Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform, FFT), empleada, por ejemplo, por Lee y Kim (2007) en un modelo de puente a escala sometido a pruebas de impacto para estimar las grietas productos de cortes con sierra y aflojamientos de conexión y por Gallardo (2012) en una estructura tipo truss o armadura para la identificación de las frecuencias características correspondientes a diversas fallas. Esta técnica da buenos resultados si la señal contiene poco ruido, además de no tener fenómenos transitorios, condiciones que no siempre es posible lograr en el análisis de este tipo de señales. Además, la FFT presenta el inconveniente de necesitar analizar señales de muy larga duración para proporcionar resultados confiables.

Una opción para analizar señales ruidosas es la transformada MUSIC (Multiple Signal Classification), Osornio-Ríos *et al.* (2012) la emplearon, junto con una red neuronal, para identificar, localizar y cuantificar daños generados por corrosión en una estructura truss de 5 cubos. Sin embargo, la carga computacional de la técnica es alta, además de requerir conocer a priori la cantidad de modos que se van a obtener, lo que limita su uso en aplicaciones fuera del ámbito académico. Por tal motivo, se hace uso de las transformadas tiempo-frecuencia. La más empleada es la Transformada Wavelet (Wavelet Transform, WT). Umesha *et al.* (2009) detectaron y cuantificaron daños causados por agrietamiento en vigas utilizando una variación de esta técnica llamada Transformada Continua Wavelet (Continuous Wavelet Transform, CWT). Wu y Wang (2011) aplicaron la CWT con la Wavelet Gabor en la señal obtenida de una viga de acero sometido a excitaciones dinámicas controladas para detectar grietas. Xiang y Liang (2012) estimaron las formas modales de una viga a fin de detectar grietas aplicando WT. Jiang *et al.*

(2012) utilizaron un método para la identificación de grietas usando CWT. Aunque las técnicas basadas en WT presentan buenos resultados, implican una carga computacional elevada, mayor tiempo de procesamiento y ser ejecutadas por personal especializado. Otra desventaja es que el ruido contenido en la señal degrada la confiabilidad de los resultados; además, la selección de la ondoleta madre debe hacerse con mucho cuidado, pues pueden generarse modulaciones en las descomposiciones resultantes.

Un método más de procesamiento de datos empleado es el denominado como Descomposición Empírica de Modos (Empirical Mode Decomposition, EMD), una técnica adaptiva que por sí misma encuentra las frecuencias incluidas en la señal independientemente de cuántas estén presentes (Moreno-Gomez et al., 2018). Fue usada por Rezaei y Taheri (2010) para detectar y cuantificar grietas en una viga de acero y por Razi *et al.* (2011) para detectar la presencia y ubicación de grietas por fatiga en una viga. Sin embargo, presenta la misma desventaja de la carga computacional y tiempo de procesamiento. También puede llegar a presentar errores si existen frecuencias (modos) con valores muy cercanos entre sí, pues puede mezclar estos modos; es decir, asignar más de una frecuencia a la descomposición resultante.

Algunos autores superan los inconvenientes particulares de las técnicas de procesamiento de señales mediante la fusión de dos o más de estas; tal es el caso de la EEMD-MUSIC (Camarena-Martinez et al., 2014) y MUSIC-transformada wavelet empírica (MUSIC-EWT) (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2015a), CWT-Entropía de Shannon (Rena and Sunb, 2008) o han aplicado nuevas técnicas como Synchronsqueezed Wavelet Transform (SWT) (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2015b; Perez-Ramirez et al., 2016), logrando algunos avances significativos, a costa de incrementar la carga y los recursos computacionales requeridos.

Ante el problema que suponen las cargas computacionales pesadas, la dificultad de aplicación de la mayoría de los métodos mencionados y la necesidad

de grandes bancos de información para resultados confiables, surgen nuevos métodos que extraen características directamente de las señales vibratorias de respuesta las cuales generalmente son obtenidas en el dominio del tiempo. Estas técnicas descartan la necesidad del cambio de dominio o hacer algún otro pre-procesamiento, reduciendo así la carga computacional sin sacrificar la exactitud del método.

1.1.3 Dimensiones Fractales y Entropías como técnicas de procesamiento.

El SHM empleando la Dimensión Fractal (Fractal Dimension, FD) es una técnica promisoría para identificar y localizar fallas múltiples, pues implica una carga computacional ligera. El tiempo en que las señales son procesadas es incluso menor al tiempo en que son obtenidas. El tamaño de las muestras necesarias para su funcionamiento es también menor y su aplicación no supone grandes complicaciones. Aunque anteriormente ha sido utilizado para analizar señales estacionarias, ha demostrado ser competente para analizar señales no lineales y transitorias, significando otra ventaja.

La FD permite conocer las irregularidades plasmadas en una serie de tiempo (Hsu, 2013) y establecer una medida de autosimilitud (la cantidad de veces que un patrón se repite en la señal (He et al., 2010), esto la convierte en una herramienta adecuada para detectar fallas en estructuras ya que una variación en la señal de respuesta vibratoria puede ser inducida por cambios en las propiedades físicas de la estructura, como la ocurrencia de cualquier tipo de daño.

La mayoría de los trabajos realizados sobre detección y localización de fallas han sido enfocados primordialmente en máquinas y motores; logrando los primeros de estos resultados con precisión del 87 %. Sin embargo, en años recientes Amézquita *et al.* (2016) presentaron una metodología, que combina el algoritmo de Katz con una red neuronal artificial, para un sistema orientado a monitorear motores de inducción; obteniendo una eficiencia global de 95%.

En el campo de las estructuras civiles, la FD, ha tenido su aplicación principal en estructuras simples tales como vigas (Cao and Qiao, 2009; Shi et al., 2010). En años recientes, Amézquita y Adeli (2015b) utilizaron la Dimensión Fractal para desarrollar una metodología encaminada a la detección, localización y cuantificación de daños en estructuras civiles de gran altura, probando que es posible utilizar esta herramienta para el monitoreo de daños en estructuras a una mayor escala. Sin embargo, los anteriores trabajos que emplean FD como técnica de procesamiento, involucran elementos dañados cuya posición no varía.

La Entropía de Shannon (Shannon Entropy, SE), es un parámetro que mide la incertidumbre de un conjunto de datos y la capacidad de compactar la información que estos proporcionan. Al igual que la FD, es de fácil aplicación y puede ser calculada a partir del conjunto de datos que suponen los puntos sucesivos de la representación gráfica de una señal vibratoria en el dominio del tiempo sin tener que ser pre-procesada. La SE no requiere una gran cantidad de datos pues la resolución de los resultados es independiente del tamaño de la muestra.

La SE al igual que la FD es un parámetro adimensional (sin unidades) y se utilizó primero en procesamiento de imágenes (Wu *et al.*, 2013), pero encontró más aplicaciones en la detección de fallas en cajas de cambio de velocidad (Bafroui and Ohadi, 2014), monitoreo estructural (Sohn *et al.*, 2004), para el análisis de señales de electroencefalogramas (Lay-Ekuakille et al., 2014) y en el diagnóstico de fallas de motor (Pan *et al.*, 2016; Zhang *et al.*, 2016), entre otros.

Este documento propone una metodología para la detección de daños basada en el cálculo de las FD y SE como características de la señal de respuesta vibratoria de una estructura truss sometida a excitación forzada.

Las ventajas que esta metodología presenta son una baja carga computacional, corto tiempo de procesamiento y menor complejidad de aplicación en comparación con otras técnicas, la posibilidad de analizar señales no lineales y transitorias, buena resolución de resultados a pesar de emplear muestras pequeñas

de tiempo y no necesitar la identificación de otros parámetros para determinar la existencia de daños. Todo esto se traduce en reducción de gastos y un diagnóstico temprano que permita la asignación oportuna de procesos correctivos.

1.1.4 Trabajos recientes realizados en la Universidad Autónoma de Querétaro.

Dentro de la universidad, existen diversas líneas de investigación relacionadas con el análisis de señales vibratorias y el estructural. El primer antecedente relacionado con vibraciones es el trabajo de Vela (2008), quien realizó la modelación no lineal de vibraciones auto-inducidas en sistemas de maquinado e hizo además una optimización de la estabilidad dinámica del sistema, a través de un modelo analítico-experimental. Para esto, utilizó señales de audio y acelerómetros, mismas que fueron obtenidas y procesadas utilizando tarjetas de adquisición de datos comercial, software LabView y una central de procesamiento. Posteriormente, Trejo (2009) presentó un protocolo para desarrollar la investigación de monitoreo, análisis, modelado y optimización de las condiciones de corte para tornos CNC. Este trabajo monitoreó variables del proceso con la finalidad de modificar las condiciones de corte dentro de un módulo de software. Las variables a monitorear en las máquinas fueron: las corrientes utilizadas por servomotores, así como vibraciones y la fuerza experimentada en la herramienta de corte para su posterior procesamiento. Se logró desarrollar diversos sensores inteligentes para el propósito planteado de la investigación. Rangel (2011) realizó en su tesis doctoral el análisis de vibraciones en tiempo real para maquinaria CNC, con el que se desarrolló una técnica de bajo costo. Rangel utilizó tecnología FPGA para el procesamiento y realizó el análisis en estado estable y transitorio, en tiempo real. Rodríguez (2012) propuso en su tesis doctoral el procesamiento digital de señales en FPGA para análisis de vibraciones en robots industriales. Al igual que en caso de Trejo, se desarrollaron algoritmos que pudieron ser implementados en sensores inteligentes, logrando el propósito planteado. Saucedo (2014) presenta la propuesta de la instrumentación de cadenas cinemáticas para generar metodologías confiables que ayuden al diagnóstico de las mismas.

El análisis de vibraciones en estructuras es una nueva línea de investigación en la Universidad Autónoma de Querétaro. El primer antecedente relacionado con el análisis vibraciones en estructuras es el trabajo de licenciatura de Paz (2009), en el que presentó la tesis titulada “Diseño, fabricación y análisis de vibraciones por elemento finito de una estructura tridimensional reconfigurable”, en la que se reporta el análisis dinámico de la estructura y el cálculo de las frecuencias naturales analítica y experimentalmente. Chávez (2009) muestra en su tesis de maestría la comparación de parámetros modales (frecuencias naturales y modos de vibración) de una estructura sana contra una que tiene daño en alguno de sus elementos. El modelo matemático de la estructura es obtenido por medio del Método del Elemento Finito considerando la Teoría del Amortiguamiento Proporcional al elaborar la matriz equivalente de amortiguamiento. Por otra parte, Amézquita (2012) utilizó la estructura desarrollada por Paz, a fin de generar algoritmos de monitoreo en tiempo real, utilizando transformadas tiempo-frecuencia, y poder detectar, localizar y cuantificar daños en la misma. Bajo el mismo tenor, Gallardo (2012) realizó la identificación de las frecuencias características para diversas fallas utilizando la transformada rápida de Fourier. Arceo (2012) realizó la detección de fallas en puentes utilizando algoritmos genéticos. Pérez (2014) desarrolló un algoritmo para la detección de los parámetros modales (frecuencia natural y factor de amortiguamiento) en estructuras civiles utilizando las vibraciones ambientales. Martínez (2017) analizó las vibraciones en un edificio a escala de cuatro pisos y demostró la eficiencia del método MUSIC al comparar los resultados que este ofrece con los de la FFT. En el mismo año, Pérez Macías *et al.* (2017) presentaron una metodología basada en FD y WT para la evaluación de daños en estructuras de tipo truss. El antecedente más reciente con que se cuenta dentro de esta universidad es una Metodología basada en dimensiones fractales para detectar y localizar grietas y aflojamiento de uniones en un edificio de cuatro pisos, apoyado por redes neuronales (Pacheco, 2018).

Como se aprecia en las referencias discutidas, la línea de investigación a la que esta propuesta pertenece se encuentran activa en la institución, lo que permite asegurar que existen investigadores expertos en el tema.

1.2 Descripción del problema.

La evaluación constante del estado de una estructura civil permite el determinar las medidas o tareas necesarias para mantener su buen estado o si esta llegara a presentar un daño, programar su reparación, pudiendo con esto evitar daños irreparables que se traducen en pérdidas económicas. De manera que, al estudiar los datos, el interés principal es el poder encontrar características relevantes dentro de las señales monitoreadas que permitan la detección de un daño estructural. En general, las señales adquiridas presentan propiedades no estacionarias además de estar embebidas en mucho ruido generando un reto el poder analizarla de forma correcta. Es por ello, que es necesario contar con técnicas de procesamiento de señales avanzadas tales como fractales y entropía, que sea capaz de analizar las propiedades antes mencionadas para poder crear un sistema independiente de la estructura el cual pueda ser reconfigurado para monitorear y analizar las características particulares de cada estructura

El aportar una herramienta al problema del monitoreo y análisis para la detección temprana de daños en las estructuras, beneficiaría a la industria de la región en diferentes factores como ahorro de primas a expertos analizadores, así como el poder descifrar el origen de la falla permitiría reducir costos por mantenimiento correctivo ya que se pueden hacer predicciones con el análisis de las vibraciones y ahorro en la compra de analizadores espectrales, etc.

1.3 Justificación.

Las estructuras civiles frecuentemente sufren daños durante su vida útil, estos daños se deben principalmente a causas tales como: movimientos excesivos, corrosión, alta temperaturas, degradación, acumulación de grietas, entre otras. La

acumulación de estos daños puede ocasionar daños irreparables en la estructura dando como resultado pérdidas económicas importantes. En este sentido, el monitoreo y el análisis de la respuesta vibratoria de las estructuras civiles ha jugado un papel importante en la búsqueda de soluciones para la evaluación de la condición de las estructuras civiles, ya que las vibraciones han demostrado ser una herramienta de bastante utilidad para evaluar la condición de una estructura (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2015b). Por lo tanto, el desarrollo de metodología o métodos basadas en la respuesta vibratoria de una estructura civil para el monitoreo de daños en estas es de vital importancia, ya que estas permitirían extraer información acerca del comportamiento y estado de las mismas, con la finalidad de detectar daños en su estado inicial, de forma que se realicen las medidas correspondientes buscando prevenir la falla o el colapso de la estructura, evitando pérdidas económicas y humanas, pudiendo alargar la vida útil de la estructura reduciendo el costo de inspecciones rutinarias poco eficientes. De aquí surge la necesidad de estudiar el comportamiento de estructuras y es donde radica la esencia de este trabajo.

La detección temprana de daños en las estructuras beneficiaría a la industria de la región en diferentes factores como ahorro de primas a expertos analizadores, así como el poder descifrar el origen de la falla permitirá reducir costos por mantenimiento correctivo ya que se pueden hacer predicciones con el análisis de las vibraciones y ahorro en la compra de analizadores espectrales, etc. Por ello es necesario contar con un sistema o método independiente de la estructura, el cual pueda ser reconfigurado para monitorear y analizar las características particulares de cada estructura.

La aportación más importante de esta investigación será el desarrollo de una metodología de monitoreo estructural, mediante el procesamiento digital de las señales de vibraciones introduciendo como herramienta principal de análisis el concepto de Dimensión Fractal y Entropía, logrando la detección pronta de daños,

sin importar su ubicación dentro de la estructura, es caso particular una armadura en configuración puente.

1.4 Hipótesis.

Se detectarán daños en una determinada zona de una estructura tipo armadura independientemente de su posición, mediante la implementación de una metodología basada en Dimensiones Fractales y Entropía de Shannon como técnicas de procesamiento de señales.

1.5 Objetivo General.

Analizar las señales de respuesta vibratoria de una estructura metálica de barras empleando los algoritmos pertinentes para calcular las Dimensiones Fractales y la Entropía de Shannon de dichas señales para comparar los valores obtenidos con otros de referencia y determinar si existe o no un daño.

1.6 Objetivos Particulares.

- Ejecutar un sistema de excitación para poder someter la estructura a vibraciones forzadas.
- Simular las condiciones experimentales de daño, manufacturando elementos con fallas que modifiquen las características dinámicas del puente.
- Instrumentar y ejecutar apropiadamente el sistema de adquisición de datos desarrollado en la estructura metálica de barras objeto del estudio ante las condiciones experimentales propuestas.
- Aplicar los algoritmos correspondientes a las Dimensiones Fractales y Entropía de Shannon como técnicas de procesamiento para extraer características embebidas en la señal.

- Usar un análisis estadístico para determinar qué parámetro genera los conjuntos de valores que más fácilmente pueden discriminarse entre sí y que servirá para la detección de daños.
- Establecer un clasificador con rangos de valores basados en los resultados de la adquisición, procesamiento y análisis estadístico que automatice el diagnóstico de daños.
- Validar la metodología realizando pruebas de monitoreo sobre el puente, de manera que se compruebe si es capaz de identificar fallas en la estructura localizadas en una zona independientemente de su posición.

1.7 Planteamiento general del proyecto.

En la Figura 1-1 se muestran los puntos medulares del sistema de monitoreo, los cuales pueden ser condensados a cuatro partes principales:

1. El sistema de excitación.
2. La estructura objeto de estudio.
3. El Sistema de adquisición de datos.
4. La central de procesamiento.

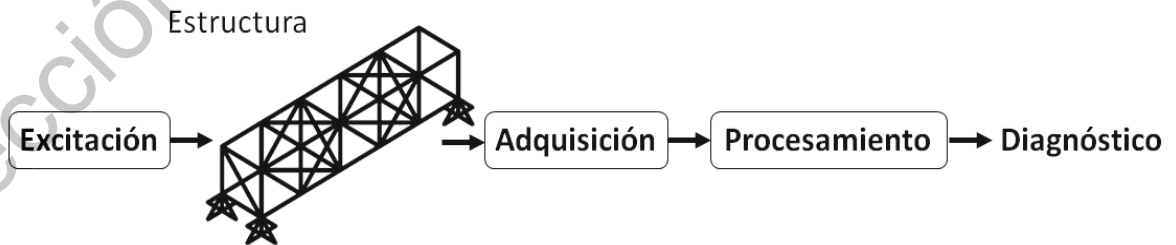


Figura 1-1. Diagrama general de la metodología propuesta.

La investigación desarrolla un sistema de monitoreo basado en el análisis de las vibraciones para evaluar el desempeño de una estructura de barras que simula un puente ante diferentes condiciones de falla. La estructura es sometida a vibraciones forzadas por medio de un sistema de excitación del cual forma parte un vibrador electrodinámico que se encuentra atornillado al puente. El sistema de adquisición de datos adquiere, acondiciona y digitaliza la señal y la remite a una central de procesamiento. Con el software MATLAB como herramienta de cálculo, la central de procesamiento extrae las características embebidas en la señal aplicando los algoritmos de Entropía de Shannon y Dimensiones Fractales de Katz, Higuchi y Box Dimension para generar conjuntos de datos que serán analizados por un análisis de varianza (ANOVA) a fin de identificar cuál algoritmo genera conjuntos de datos más discriminantes para detectar daños. Finalmente, después de identificar el parámetro óptimo y el eje en que mejor se desempeña, se diseña un clasificador basándose en los datos obtenidos el cual automatiza la tarea de diagnosticar el estado estructural de acuerdo a su señal de respuesta vibratoria.

2. SOPORTE TEÓRICO

2.1 Estructuras.

Una estructura es cualquier tipo de construcción formada por uno o varios elementos conectados entre sí que están destinados a soportar la acción de una serie de fuerzas aplicadas sobre ellos, esfuerzos que soportan en conjunto y que de manera individual no serían capaces de resistir (McCormac, 2015).

Una estructura es también toda construcción destinada a soportar su propio peso y la presencia de acciones exteriores proporcionando estabilidad y consistencia.

2.1.1 Tipos de estructuras.

Según su origen, las estructuras pueden ser naturales o artificiales. Las estructuras naturales son formaciones que no cuentan con la intervención del ser humano en ningún sentido. Las estructuras artificiales, por el contrario, son aquellas creadas por el ser humano. A su vez, estas estructuras se clasifican en:

- Estructuras masivas: En las que predomina una gran concentración de material. Se caracterizan por ser macizas, estables y muy pesadas. Emplean en su construcción materiales muy resistentes a esfuerzos de compresión como son el granito el mármol y el hormigón.
- Estructuras abovedadas: En las que predominan los arcos, bóvedas o cúpulas como elementos de sujeción, soporte y para repartir el peso de la estructura. Estos elementos siempre trabajan a esfuerzos de compresión por lo que se pueden cubrir grandes espacios con materiales pétreos como la piedra o el hormigón. El peso de estos elementos recae sobre los muros laterales por lo que es necesario reforzarlo con elementos como los contrafuertes o arbotantes.
- Estructuras entramadas: Son estructuras formadas por un conjunto de perfiles de madera, acero u hormigón que se entrecruzan entre sí. Sus

elementos estructurales son las vigas, los pilares o columnas y la cimentación.

- Estructuras trianguladas: Se componen de barras que forman triángulos y que, a su vez, conforman redes planas o espaciales. Cada triángulo está sometido a sus propios esfuerzos de tracción y compresión equilibrándose la estructura y permitiendo que esta pueda crecer todo lo que se desee. El triángulo es el único polígono que no se deforma cuando actúa sobre él una fuerza. Los materiales son comúnmente acero y madera. Las estructuras trianguladas también son conocidas por otros nombres como: estructuras de barras, celosías, articuladas, reticuladas, tipo truss o armaduras.
- Estructuras colgantes: Son estructuras que están sustentadas por cables o perfiles sujetos a elementos de soporte. En ellas predominan los tirantes sometidos a esfuerzos de tracción. Los ejemplos más característicos son los puentes colgantes y las carpas. En general son ligeras y resistentes.
- Estructuras neumáticas: Son inflables, ligeras, desmontables. Están sometidas fundamentalmente a esfuerzos de tracción. Son estructuras neumáticas los globos aerostáticos, atracciones infantiles hinchables y los colchones de aire.
- Estructuras laminares: Formadas por láminas de material donde los elementos estructurales son nervios que recorren la estructura o partes de la superficie que tienen un grosor mayor. Por ejemplo: las carcasas de objetos, los cubos de plástico y la carrocería de un coche.

2.1.2 Fuerzas que actúan en una estructura

Existen distintos tipos de esfuerzos que pueden actuar en una estructura

(Imagen 2-1):

- La tracción o tensión son las fuerzas que tienden a estirar el cuerpo.
- La compresión que, dicho burdamente, tiende a generar aplastamiento.
- La flexión que tiende a combar, Cuando unas fibras se comprimen y otras se alargan.
- La cizalladura o cortante es cuando una fuerza paralela a la sección transversal del elemento tiende a cortarlo.
- La torsión, que tiende a girar o retorcer el elemento.

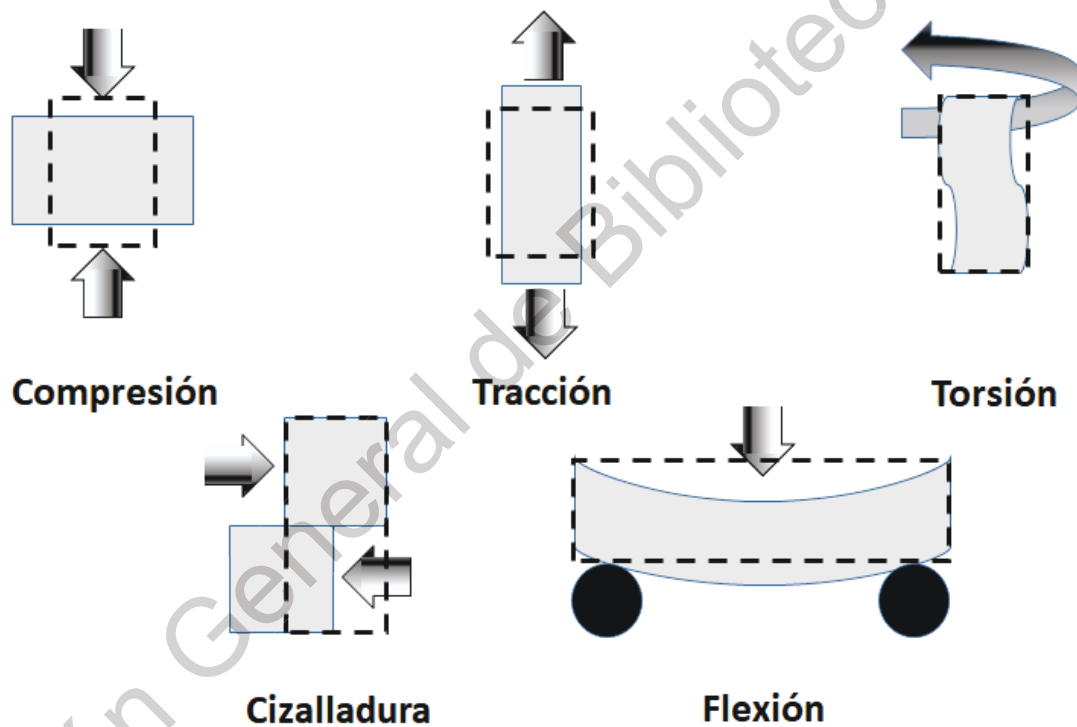


Imagen 2-1. Esfuerzos que pueden actuar en una estructura.

2.1.3 Estructuras civiles.

La ingeniería civil es la rama de la ingeniería profesional ocupada en diseñar y elaborar las obras en nuestro entorno casi en su totalidad. son ejemplos de los proyectos que ejecuta esta disciplina: puentes, carreteras, vías, presas, puertos y aeropuertos, por mencionar algunos. La ingeniería civil persigue un objetivo

específico: generar un beneficio concreto para la organización de un territorio y mejorar la calidad de vida de la sociedad.

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 (Pacheco-Ortega et al., 2018). 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).

2.1.4 Modelo matemático de las estructuras civiles

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

$$[M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} = \{F\}$$

(2-1)

donde

- $[M]$ es una matriz cuadrada de dimensión $n \times n$ que representa la masa del sistema.
- $[C]$ es una matriz cuadrada de dimensión $n \times n$ que representa el amortiguamiento del sistema.
- $[K]$ es una matriz cuadrada de dimensión $n \times n$ que representa la rigidez del sistema.
- $\{\ddot{x}\}$ es un vector de dimensión $n \times 1$ que corresponden a la aceleración.
- $\{\dot{x}\}$ es un vector de dimensión $n \times 1$ que corresponden a la velocidad.

- $\{x\}$ es un vector de dimensión $n \times 1$ que corresponden a la posición.
- $\{F\}$ es un vector de dimensión $n \times 1$ producto de la ecuación y corresponde a las fuerzas resultantes del sistema (Craig, 1934).

2.1.5 Vibraciones.

Las vibraciones se definen como el movimiento oscilante que hace una partícula alrededor de un punto fijo (Chopra, 2014). Los parámetros de las vibraciones para cualquier sistema son los siguientes:

- Frecuencia: Es el tiempo necesario para completar un ciclo vibratorio.
- Desplazamiento: Es la distancia total que describe el elemento vibrante, desde un extremo al otro de su movimiento.
- Velocidad y Aceleración: es el valor relacional de los anteriores.
- Dirección: Las vibraciones pueden producirse en 3 direcciones lineales y 3 rotacionales.

El principio básico para modelar el comportamiento de las vibraciones en una estructura está basado en las matrices de rigidez y masa de una barra tridimensional, donde el principio más básico que describe este sistema es el de una barra elástica con las siguientes suposiciones:

- La barra es geoméricamente recta.
- El material se comporta conforme a la ley de Hooke.
- Las fuerzas son aplicadas únicamente en los extremos de la barra.
- La barra soporta únicamente carga axial.

2.2 Monitoreo Estructural.

Moreno *et al.* (2017) define al Monitoreo Estructural (Structural Health Monitoring SHM) como un procedimiento cuyo objetivo es estimar la condición de la estructura mediante la evaluación de algunas características físicas medidas. La selección de estas características dependerá de diversos factores tales como: el

tipo de estructura, los materiales de construcción, condiciones del medio ambiente, el propósito de la misma, entre otros. El objetivo del SHM es recabar información acerca de la condición y comportamiento de una estructura a través del tiempo y su meta es realizar el análisis lo antes posible y comunicar el resultado al interesado en un lenguaje que pueda comprender.

2.2.1 Proceso del Monitoreo Estructural.

El proceso de SHM implica la observación de un sistema a lo largo del tiempo utilizando mediciones de respuesta dinámica muestreadas periódicamente de una serie de sensores, la extracción de características sensibles al daño de estas mediciones y el análisis estadístico de las características para determinar el estado actual del estado del sistema.

A largo plazo, este proceso produce información actualizada periódicamente con respecto a la capacidad de la estructura para realizar su función prevista teniendo en cuenta la degradación que resultan de los entornos operativos. Después de eventos extremos, como terremotos o cargas explosivas, el SHM se utiliza para la detección de condiciones rápidas y tiene como objetivo proporcionar, casi en tiempo real, información confiable sobre la integridad de la estructura.

Según Amezcuita-Sánchez y Adeli (2015b), un SHM basado en daños involucra tres etapas:

- Primera etapa: Monitoreo de señales; es decir, la obtención de dicha señal.
- Segunda etapa: Procesamiento de la señal para extraer a característica de interés.
- Tercera etapa: interpretación de resultados para diagnosticar el estado estructural.

La primera etapa utiliza una amplia gama de sensores para medir las propiedades físicas de la estructura, que se pueden clasificar en tres grupos:

cinemáticos (desplazamientos, velocidad y aceleración), mecánicos (fuerzas, deformaciones, tensión) y ambientales (viento y temperatura).

Para Sohn *et al.* (2004) el problema de SHM es fundamentalmente de reconocimiento de patrones estadísticos. consideran además un paso previo para el proceso: la evaluación operacional. A continuación, se discierne sobre dichas etapas.

1. Evaluación operacional.

Responde cuatro cuestionamientos esenciales:

- a) ¿Cuáles son los motivos económicos y / o de seguridad para realizar el monitoreo?
- b) ¿Cómo se define el daño para el sistema monitoreado?
- c) ¿Cuáles son las condiciones operativas y ambientales, bajo las cuales funciona el sistema a monitorear?
- d) ¿Cuáles son las limitaciones para adquirir datos en el entorno operativo?

Esta primera etapa consiste en definir por qué se debe realizar el monitoreo y comenzar a adaptar el monitoreo a los aspectos únicos del sistema y las características únicas del daño a detectar.

2. Adquisición de datos, fusión y limpieza.

Esta parte del proceso implica seleccionar las cantidades que se medirán, los tipos de sensores que se utilizarán, sus ubicaciones, cantidad, resolución, ancho de banda y la adquisición de datos, así como su frecuencia. Las consideraciones económicas juegan un papel importante en estas decisiones.

La fusión de datos consiste en integrar datos de una multitud de sensores con el objetivo de tomar una decisión más sólida y segura de lo que es posible con cualquier sensor solo. Puede realizarse de una manera burda, como cuando se

examina información relativa entre varios sensores. Y en sus formas más sofisticadas usan redes neuronales artificiales con análisis complejos de la información de matrices de sensores.

La limpieza de datos es el proceso de selección de datos para aceptar o rechazar el proceso de extracción de características. Se basa en el conocimiento adquirido por individuos directamente involucrados con la adquisición de datos. Las técnicas de procesamiento manual de señales, tales como el filtrado y la eliminación de datos, pueden considerarse como procedimientos de limpieza.

3. Extracción de Características y Condensación de la Información.

Es el proceso de identificación de propiedades sensibles al daño, derivadas de la respuesta de vibración medida, que permite distinguir entre la estructura en estado sano y dañado. Las mejores características para la detección de daños son específicas de la aplicación.

4. Desarrollo de modelos estadísticos para la discriminación de características.

La parte del proceso de monitoreo de salud estructural que ha recibido la menor atención en la literatura técnica es el desarrollo de modelos estadísticos para mejorar el proceso de SHM. Se ocupa de la implementación de los algoritmos que operan en las características extraídas para cuantificar el estado de daño de la estructura. generalmente se dividen en dos categorías. Cuando los datos están disponibles tanto de la estructura dañada como no dañada, los algoritmos de reconocimiento de patrones estadísticos caen en la clasificación general denominada aprendizaje supervisado. El aprendizaje no supervisado se refiere a la clase de algoritmos que se aplican a los datos que no contienen ejemplos de la estructura dañada.

Una parte importante del desarrollo de modelos estadísticos es la prueba de estos modelos en datos reales para establecer la sensibilidad de las características seleccionadas al daño y para estudiar la posibilidad de falsas indicaciones de daño.

Los alcances del monitoreo se dividen en niveles jerárquicos:

- Primer nivel: Detección; es decir, determinar la presencia de daño.
- Segundo nivel: Localización, evaluar la posición del daño.
- Tercer nivel: Cuantificación, estimar la extensión del daño.
- Cuarto y último nivel: Evaluación de la vida residual de la estructura.

El SHM se apoya de métodos visuales, acústicos, basados en campos magnéticos, radiográficos y térmicos, entre otros, los cuales requieren que la zona de la estructura en que se localiza el daño sea accesible (Curadelli et al., 2008), lo que los vuelve más complicados de ejecutar en estructuras donde su operación diaria impida su fácil acceso. Una de las técnicas que ha sido empleada debido a que no impone las limitaciones mencionadas con anterioridad, es el uso de estrategias basadas en la medición de la respuesta a vibraciones, las cuales consisten en identificación de daños que conlleve el monitoreo de una estructura a lo largo del tiempo, empleando mediciones espaciadas de las vibraciones producidas por diferentes tipos de excitaciones, como un excitador electrodinámico, un túnel de viento, vibraciones ambientales, entre otros; para posteriormente realizar el procesamiento de las señales y finalmente analizar las características extraídas con herramientas estadísticas para determinar el estado actual de la estructura como se muestra en la Figura 2-1.

El empleo de este tipo de metodologías es posible ya que un daño modifica las características estructurales de ésta (por ejemplo, la masa, o rigidez, por mencionar algunas), mismas que se ven reflejadas en la medición de la respuesta mencionada (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2014).



Figura 2-1. Sistema de Monitoreo Estructural.

2.2.2 Daños estructurales.

En términos más generales, el daño puede definirse como cambios introducidos en un sistema que afecta negativamente su desempeño actual o futuro (Farrar and Worden, 2007). El daño no es significativo sin una comparación entre dos estados diferentes del sistema, uno de los cuales se supone que representan el estado inicial y a menudo, sin daños.

Algunos métodos de identificación de daños se centran en los cambios del comportamiento dinámico de una estructura. La presencia de un daño genera una pérdida de rigidez en la estructura, ocasionando un cambio en sus propiedades físicas que afectará también a sus propiedades dinámicas. Utilizando este principio como punto de partida, se han desarrollado métodos para la identificación de daños a partir del cambio en el comportamiento dinámico de una estructura. La identificación de daños es un problema global que abarca la detección de daño, su localización y su cuantificación.

La infraestructura civil puede dañarse debido a una variedad de causas, como

- Factores ambientales: Vientos, humedad, temperatura.
- Agentes químicos: Como minerales o contaminantes, material orgánico.
- Fuerzas externas: Como un impacto por un objeto extraño.
- Vibraciones ambientales continuas debido al tráfico.
- Desastres naturales: Terremotos, tornados, huracanes.
- Deterioro lógico de los elementos estructurales: Debido al uso, crecimiento acumulado de grietas, degradación de columnas, uniones y vigas, etc.

Los daños pueden presentarse como agrietamientos, fisuras, corrosión, asentamientos, deslizamientos y deformaciones.

En este trabajo el daño estudiado se buscó la pérdida de masa de una estructura mediante la corrosión causada por agentes químicos.

2.2.3 Excitación de estructuras.

Todas las estructuras que poseen masa y elasticidad son capaces de vibrar. las vibraciones que se generan en los edificios internamente son provocadas en su mayoría por máquinas (ascensores, bombas, sistemas de aire acondicionado, etc.) o por acciones de los usuarios (la marcha, el salto, la carrera). Las fuentes de vibraciones externas son generalmente debidas al tráfico en calles, actividades relacionadas con la construcción, los vientos muy fuertes y movimientos telúricos (Amézquita, 2012).

En SHM, la fuente de excitación es un punto importante; ya que induce energía en forma de vibraciones que pueden ser monitoreadas y a partir de estas, determinar su comportamiento dinámico. Para excitar las estructuras se han utilizado fuerzas artificiales y naturales. Las artificiales o forzadas son las generadas

por equipo hechos por el hombre tales como pesos que caen, martillos y excitadores electrodinámicos, entre otros. Sin embargo, suelen requerir fácil acceso a la estructura y el cierre temporal de esta durante la prueba (García et al., 2013) lo cual puede no ser posible para ciertas estructuras. En consecuencia, las investigaciones se han centrado en las excitaciones naturales o vibraciones ambientales como la eólica, micro-terremotos y cargas de tráfico. Este tipo de excitación no requiere de equipos ni la suspensión de las actividades normales en la estructura. Para determinar el tipo de excitadores a utilizar se depende principalmente de 2 factores:

- La naturaleza de la estructura en estudio.
- El presupuesto disponible para la prueba.

Si la estructura es de un tamaño relativamente pequeño, el costo y complejidad de los equipos mecánicos para generar las vibraciones artificiales son más bajas que las requeridas para grandes estructuras. En caso contrario, se utilizan las vibraciones ambientales ya que son capaces de excitar una gran estructura sin necesidad de equipos mecánicos sofisticados. Además, permiten el monitoreo de la estructura bajo condiciones de funcionamiento reales y son útiles también para proporcionar información en la banda de baja frecuencia (por debajo de 1 Hz) ya que los componentes mecánicos y eléctricos utilizados en los excitadores artificiales no pueden reproducirlas fácilmente (Peeters et al., 2001). Por otro lado, si se requiere información de alta frecuencia, se recomiendan excitadores artificiales ya que el rango de frecuencia se puede ajustar mediante el control de algunas de las características del excitador (Peeters et al., 2001). En ambos casos, vale la pena señalar que, si la energía inyectada en la estructura es pequeña, la estructura no será excitada correctamente y las señales dinámicas medidas sólo contendrán ruido. Por el contrario, si la excitación es demasiado alta, la estructura puede sufrir daños (He et al., 2011).

2.2.4 Sensores

Un sensor es un dispositivo capacitado para detectar acciones o estímulos externos y responder en consecuencia. Estos aparatos pueden transformar las magnitudes físicas o químicas en magnitudes eléctricas (Moreno-Gomez et al., 2017).

El sensor traduce la información que llega del exterior en un impulso eléctrico, normalmente digital que puede ser analizado y procesado por la unidad de control del sistema.

Existen diversos tipos, pero en monitoreo estructural algunos autores los clasifican según el tipo de magnitudes que son capaces de medir:

- Cinemáticos: Estudian el movimiento de partículas o cuerpos sin considerar la causa que lo indujo. Los sensores cinemáticos pueden medir desplazamientos, velocidades y aceleraciones
- Mecánicos: Las propiedades mecánicas son propiedades físicas que describen el comportamiento de un material sólido al aplicarle fuerzas de tracción, compresión y torsión. Existen distintas propiedades mecánicas: tenacidad, dureza, plasticidad, ductilidad, maleabilidad, elasticidad, entre otras.
- La medición de características mecánicas, como fatiga, fuerza, tensión, corrosión y grietas por mencionar algunas, se ha convertido en una tarea muy importante en la infraestructura civil, especialmente en puentes, pues están estrechamente relacionados con su operación segura.
- Ambientales: La influencia de las variables ambientales, como la temperatura y el viento, juega un papel importante en la estimación de las propiedades físicas en estructuras civiles que, en la mayoría de los casos, no se puede descuidar.

2.2.5 Técnica de procesamiento de señales:

El procesamiento de la señal es el componente clave de cualquier SHM basado en vibración (Amezquita-Sanchez and Adeli, 2014). Su objetivo es extraer las características de los datos detectados para determinar si la estructura está dañada o no, así como determinar el tipo de daño, su ubicación y cuantificar la gravedad del daño para un pronóstico posterior. La extracción de características basada en el procesamiento de la señal es el aspecto más desafiante de la SHM debido a los complejos procesos involucrados en la respuesta estructural a la carga dinámica. Los algoritmos de procesamiento de señales para SHM deben tratar con la fuente de la señal, que a menudo es ruidosa y compleja, y detectar características de interés. Se han utilizado muchas técnicas de procesamiento de señales en la investigación de SHM basada en vibraciones.

El análisis de la señal de respuesta vibratoria es una alternativa para el monitoreo de la integridad estructural de gran aceptación ya que no presenta las desventajas de otros métodos como la necesidad de fácil acceso al área de localización del daño, la necesidad de cerrar temporalmente la estructura o restringir el tránsito de personas para realizar el estudio, acciones que no siempre son posibles y que pueden significar pérdidas de tiempo y monetarias.

Este trabajo de investigación ejecuta y analiza el desempeño de tres algoritmos para calcular la Dimensión Fractal y el algoritmo de Entropía de Shannon.

2.2.5.1 Dimensión fractal (*Fractal Dimension, FD*)

Los fractales son figuras geométricas que poseen recursividad escalada, esto significa que se repiten a sí mismas una y otra vez a menores escalas. A diferencia de las figuras geométricas clásicas, poseen un área definida, pero tienen lados infinitos y por tanto un perímetro infinito (Cerebros, 2016). Debido a su complejidad, no pueden ser descritos por la geometría Euclidiana. Sin embargo; en 1975, Mandelbrot (1982) describió por primera vez la geometría fractal gracias al uso de procesadores.

Las señales temporales son demasiado irregulares para ser descritas en términos geométricos tradicionales, por esta razón FD es un concepto usado para medir su complejidad geométrica, indicando una dimensión no entera o fraccionaria (Ahmadlou et al., 2010; Ahmadlou et al., 2011; Perez-Macias et al., 2017; Pacheco-Ortega et al., 2018). La FD permiten interpretar el comportamiento caótico en las series de tiempo irregulares representadas en forma de señales de onda y discriminar los patrones en función de la similitud (Paramanathan and Uthayakumar, 2007; Fernández and Rangel, 2017). La dimensión de una figura geométrica común está designada por un número entero; sin embargo, la dimensión de los fractales esta siempre representada por un número fraccionario. El valor de FD para las señales estudiadas deberá oscilar entre 1 y 2, donde un valor que tiende a 1 implica baja autosimilitud y un valor tendiente a 2, alta autosimilitud (Amezquita-Sanchez et al., 2016; Perez-Macias et al., 2017; Pacheco-Ortega et al., 2018).

la FD puede ser concebida como una correspondencia entre número de copias (N) que posee una figura en su siguiente iteración y el factor de reducción (S) de la figura. Como lo indica la ecuación 2-2.

$$FD = \frac{\log N}{\log S} \quad (2-2)$$

Bajo este principio se han propuesto diversos algoritmos para calcularla, basados en la interpretación de las autosimilitudes particulares de cada uno de sus autores. En este trabajo se utiliza y evalúa el rendimiento de 3 de ellos: La Dimensión Fractal de Katz (KFD), Dimensión Fractal de Higuchi (HFD) y Box Dimension (BD).

2.2.5.1.1 Dimensión Fractal Katz (Katz Fractal Dimension, KFD):

Este algoritmo propuesto por Katz (1988) se describe como la proporción de la longitud de una curva denominada L , calculada como la suma de la distancia Euclidiana entre dos puntos sucesivos, dividida por la distancia máxima d de

cualquier punto en la trama en cuestión desde el primer punto. También puede interpretarse como la relación entre la longitud total de la curva en comparación con la línea recta correspondiente a la distancia Euclidiana máxima desde el primer punto. El Algoritmo define a la FD como

$$FD = \frac{\log_{10}(L)}{\log_{10}(d)} \quad (2-3)$$

donde L es la longitud total de la curva o la suma de las distancias euclidianas entre puntos sucesivos

$$L = \sum_{i=1}^N \text{dist}(s_i, s_{i+1}), i = 1, \dots, N - 1 \quad (2-4)$$

y d es el diámetro o extensión plana de la curva, es decir, la distancia entre el primer punto de la secuencia y el punto más lejano de la secuencia (Imagen 2-2). Se puede expresar d como

$$d = \max\{\text{dist}(s_1, s_i), 1, \dots, N\} \quad (2-5)$$

Katz propuso normalizar d y L por la longitud de la etapa media o la distancia promedio entre puntos sucesivos, $a = L/N$, donde N es el número de pasos en la curva. De esta manera (2-2) se convierte en

$$FD = \frac{\log_{10}\left(\frac{L}{a}\right)}{\log_{10}\left(\frac{d}{a}\right)} = \frac{\log_{10}(N)}{\log_{10}\left(\frac{d}{L}\right) + \log_{10}(N)} \quad (2-6)$$

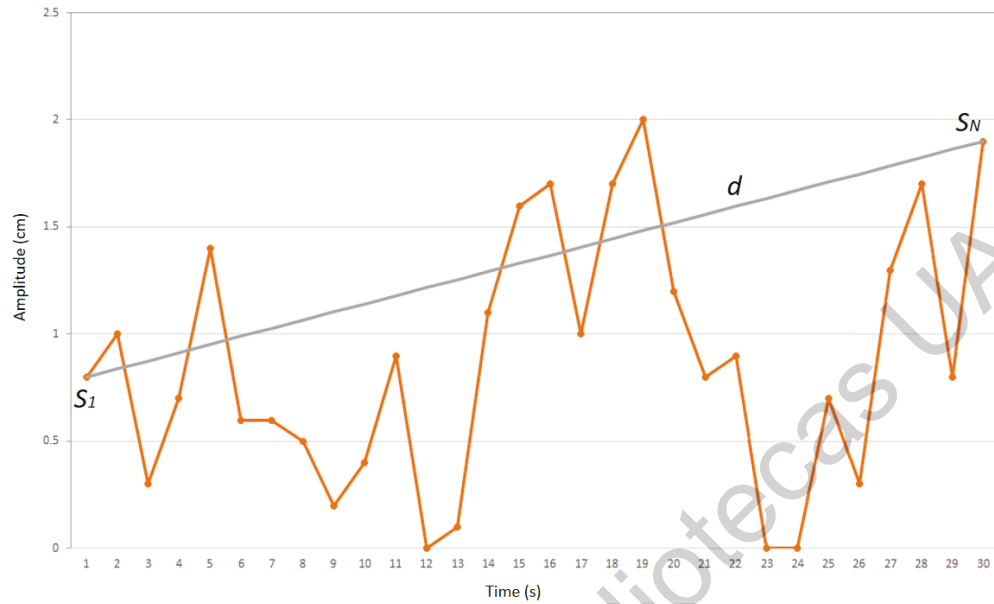


Imagen 2-2. Representación de la señal en el dominio del tiempo donde el eje de las abscisas representa los puntos de la serie y el eje de las ordenadas representa la amplitud de la señal. *d* representa la extensión plana de la serie.

2.2.5.1.2 Dimensión Fractal de Conteo de Cajas (Box Dimension, BD):

Este algoritmo se basa en las propiedades de llenado del espacio de una curva. La curva es cubierta con un conjunto de objetos con la misma área que se denominan cajas, se determina un tamaño para el área de la caja y se cuenta el número mínimo de éstas necesario para cubrir a la curva completamente. A medida que el tamaño de las cajas se aproxima a cero, el área total cubierta por las cajas convergerá a la medida deseada de la curva; es decir, a menor tamaño de caja, se tendrá una mejor resolución. (Raghavendra and Narayana Dutt, 2010; Fernández and Rangel, 2017).

Wang (2005) la define como:

$$BD = \frac{\ln(\sum_{i=1}^{N-1} |x_i - x_{i-1}| / \Delta t)}{\ln(\Delta t)}$$

(2-7)

Donde N es el número de puntos x total y Δt el intervalo de tiempo de muestreo.

2.2.5.1.3 Dimensión Fractal Higuchi (Higuchi Fractal Dimension, HFD):

Para el algoritmo de Higuchi se considera a S como la serie de tiempo a analizar. El algoritmo consiste en formar nuevas series, subsecuencias de S , por muestras de la selección iterativa que difieren en su punto de origen m y su factor de retardo o intervalo de tiempo discreto entre puntos k . Primero ha de seleccionarse el factor de retardo máximo, k_{\max} así, por cada factor de retardo k , donde k varía de 1 a k_{\max} , formando k series de tiempo nuevas, S_k^m definidas como

$$S_k^m = \{S_m, S_{(m+k)}, S_{(m+2k)}, \dots, S_{(m+ak)}\} \quad (2-8)$$

donde

$$a = \frac{N - m}{k}, m = 1, 2, \dots, k; k = 1, 2, \dots, k_{\max}, m \quad (2-9)$$

siendo k un valor entero positivo.

Por ejemplo, si $k = 3$ y $N = 100$, las series de tiempo construidas están definidas como:

$$S_3^1 = S_1, S_4, S_7, S_{10}, S_{97}, S_{100}$$

$$S_3^2 = S_2, S_5, S_8, S_{11}, S_{98}$$

$$S_3^3 = S_3, S_6, S_9, S_{12}, S_{99}$$

Para cada serie de tiempo S_k^m construida, su longitud promedio L_k^m está definida por

$$L_k^m = \frac{\sum_{i=1}^{[a]} |S_{(m+ik)} + S_{(m+(i-1)k)}| (N-1)}{[a]k} \quad (2-10)$$

donde N es la longitud total de la secuencia de datos S y $(N-1)/([a]k)$ es el factor de normalización para la longitud de la subsecuencia. Posteriormente calculamos la longitud media de la curva para cada k , $\langle L_k \rangle$ como el valor medio de las L_k^m de las k subsecuencias y está definido por

$$\langle L_k \rangle = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_k^m \quad (2-11)$$

La longitud media $\langle L_k \rangle$ de las series S se obtiene por el promedio de todas las longitudes L_k^m de las k subsecuencias. Este procedimiento se repite para cada rango de k desde 1 hasta k_{max} . Si $\langle L_k \rangle \propto k^{-FD}$; es decir, La longitud media es proporcional a k elevado a la $-FD$, entonces la curva es un fractal con dimensión FD , en ese caso la gráfica $\log_{10}(\langle L_k \rangle)$ vs $\log_{10}(k)$ debe aproximarse a una recta con pendiente igual a $-FD$, por lo que la FD se puede calcular por una aproximación lineal de mínimos cuadrados (Polychronaki et al., 1988; Fernández and Rangel, 2017).

2.2.5.2 Entropía de Shannon (Shannon Entropy, SE)

En teoría de la información, la entropía describe la cantidad de información sobre la aleatoriedad de los datos que proporciona una señal o evento. En particular, la SE, llamada así por Claude Shannon, de una señal aleatoria X con N posibles resultados $x_0, x_1, x_2, \dots, x_{N-1}$ y con una probabilidad de $p(x_i)$ puede ser calculado de la siguiente manera:

$$H(X) = - \sum_{i=0}^N p(x_i) \log_2[p(x_i)]$$

(2-12)

que está limitado por $0 \leq H(N) \leq \log_2 N$.

Aplicado a la señal con la que se trabaja, el procesador realizará los siguientes pasos:

- Identificación de los valores mínimo y máximo de amplitud de la señal.
- generación de un histograma con intervalos cuya resolución es 2^{12} ; es decir, 4096 categorías.
- Categorización de los 100,000 puntos que conforman la señal en los intervalos del histograma para generar indicadores de frecuencia que puedan ser utilizados como $p(x_i)$.
- Aplicación de (2-12) para calcular el valor de SE en la señal.

2.2.6 Análisis de varianza de una vía (ANOVA).

Fue desarrollado por Fisher en 1918 (Kim, 2017), extiende las pruebas que comparan tan sólo 2 conjuntos de datos o valores. Su nombre se debe a que utiliza varianzas para determinar si las medias son diferentes. El procedimiento compara la varianza entre las medias de grupo (entre-grupos) versus la varianza dentro de los grupos (intra-sujetos) como una forma de determinar si los grupos son más distintos entre sí que dentro de sí (Kim, 2014). Una vía significa que existe una única variable explicativa o independiente, que debe tener tres o más categorías. (en el caso estudiado la variable sería las FD y SE calculadas).

La prueba trabaja bajo los siguientes supuestos:

- La variable dependiente o respuesta debe ser continua.
- La variable independiente o explicativa debe estar formada por tres o más grupos categóricos e independientes.

- La variable dependiente se distribuye normalmente en cada grupo que se compara en el ANOVA de una vía.
- Las varianzas de respuesta en cada grupo son iguales (homogeneidad).
- Las observaciones son independientes.
- No debemos tener valores atípicos (outliers) influyentes.

No es raro que no se cumplan estos supuestos cuando se trabaja con datos del mundo real. El ANOVA de una vía se considera una prueba robusta que tolera las violaciones a su supuesto de normalidad siempre que no sean demasiadas.

3. METODOLOGÍA

La Figura 3-1 ilustra el diagrama que resume la metodología para el monitoreo de la estructura que propone el presente trabajo de investigación.

En primer lugar, el puente está sujeto a vibraciones ambientales (ruido gaussiano) producido por un sistema de excitación, enviados a este desde un procesador. Su señal de respuesta vibratoria se mide por medio de sensores que forman parte de un sistema de adquisición de datos en cual acondiciona la señal y la envían al procesador mediante el protocolo USB. Las señales de vibración medidas se analizan con el software MATLAB utilizando los cuatro parámetros designados. (KFD, HFD, BD y SE). Finalmente, los valores calculados por los cuatro parámetros se analizan mediante un análisis de varianza o ANOVA para determinar cuál es el algoritmo cuyos resultados son más discriminantes para distinguir un estado sano de uno que contenga daños.

Una vez identificado el parámetro más discriminante, se establecen rangos de valores dentro de los cuales la estructura se considera en una condición saludable. Y si, por el contrario, el valor del parámetro calculado para la señal se halla fuera de este rango; Esto significará la identificación de un daño. Tras establecer los límites del umbral de la condición sana, Esta función se puede automatizar con un clasificador de árbol de decisión, que funciona bajo una estructura básica if/else.

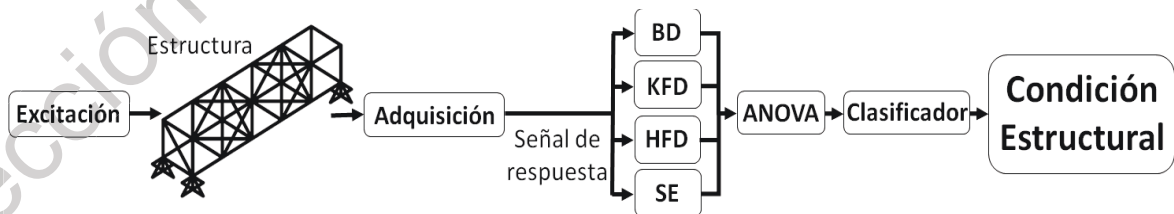


Figura 3-1. Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

La siguiente sección contiene una descripción de la estructura objeto del estudio, así como de los sistemas mediante los cuales se excita y adquiere la señal

de respuesta vibratoria. Además, explica el proceso mediante el cual se generaron las condiciones experimentales, se instrumentó la estructura y se realizaron las pruebas.

3.1 Estructura tipo truss.

La Estructura tipo truss, ilustrada en la Figura 3-2 está construida con barras de aluminio atornilladas a nodos con ayuda de espárragos y tuercas. Consta de 9 módulos en forma de cubo formados cada uno por 12 aristas y 6 diagonales. Cada conexión diagonal mide 1 metro de nodo a nodo y cada arista de los cubos 0.7071 metros de modo que la armadura mide 6.36 m en total. Las barras ubicadas en aristas y diagonales miden 58.42 y 87.63 centímetros respectivamente. Las primeras se denominarán barras cortas y las segundas, barras largas. Cada barra mide 19 milímetros de diámetro de extremo a extremo. La estructura cuenta con cuatro apoyos en las esquinas empotrados al suelo. La especificación de las piezas que componen la estructura se encuentra en la Imagen 3-1.

Tabla 3-1. Elementos que conforman la estructura objeto del estudio.

Nombre de la pieza	Descripción	Cantidad de material por pieza (cm)	Número total de piezas
Nodo	Barra cuadrada de aluminio de 5.08 cm	5.08	40
Barra corta	Barra cilíndrica de aluminio de 1.905 cm	58.42	76
Barra larga	Barra cilíndrica de aluminio de 1.905 cm	87.63	46
Espárrago	Varilla roscada de acero de 0.9525 cm	6.985	172
Tuerca	Tuerca de 0.9525 cm con rosca estándar	-----	172

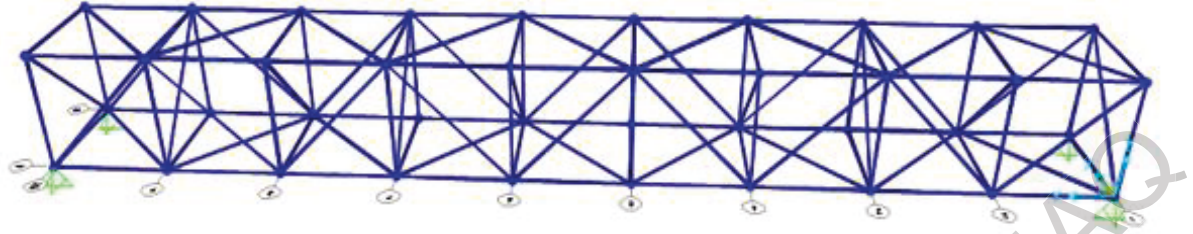


Imagen 3-1. Estructura tipo truss estudiada en la investigación.

3.2 Sistema de Excitación (Excitation System, ES).

El sistema de excitación está compuesto, para empezar, por un procesador que remite una señal de ruido blanco o Gaussiano (Imagen 3-2) a un dispositivo multifuncional de la marca National Instruments modelo NI USB-6002 de 16 bits con capacidad de 50 kS/s, que acondiciona la señal convirtiéndola de digital a analógica y la envía a un amplificador de señal Labworks modelo PA-138, que a su vez la transmite a la estructura mediante un excitador electrodinámico modelo Labworks ET-127 que se encuentra conectado por medio de pernos y tuercas al quinto nodo inferior frontal de la armadura como lo muestra la Imagen 3-3. Además de los dispositivos mencionados, forman parte del sistema de excitación los cables y circuitos necesarios para las conexiones que comuniquen adecuadamente a todo el SE.

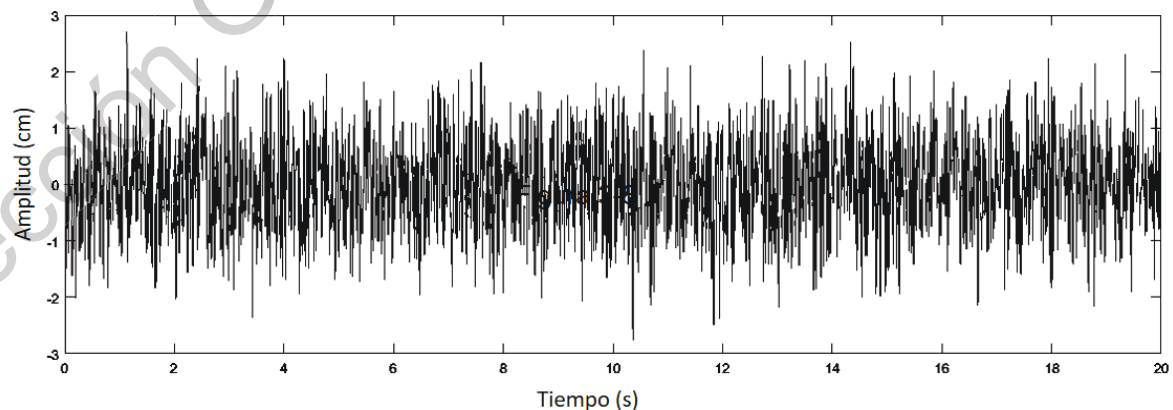


Imagen 3-2. Señal de ruido blanco utilizada para excitar la estructura.

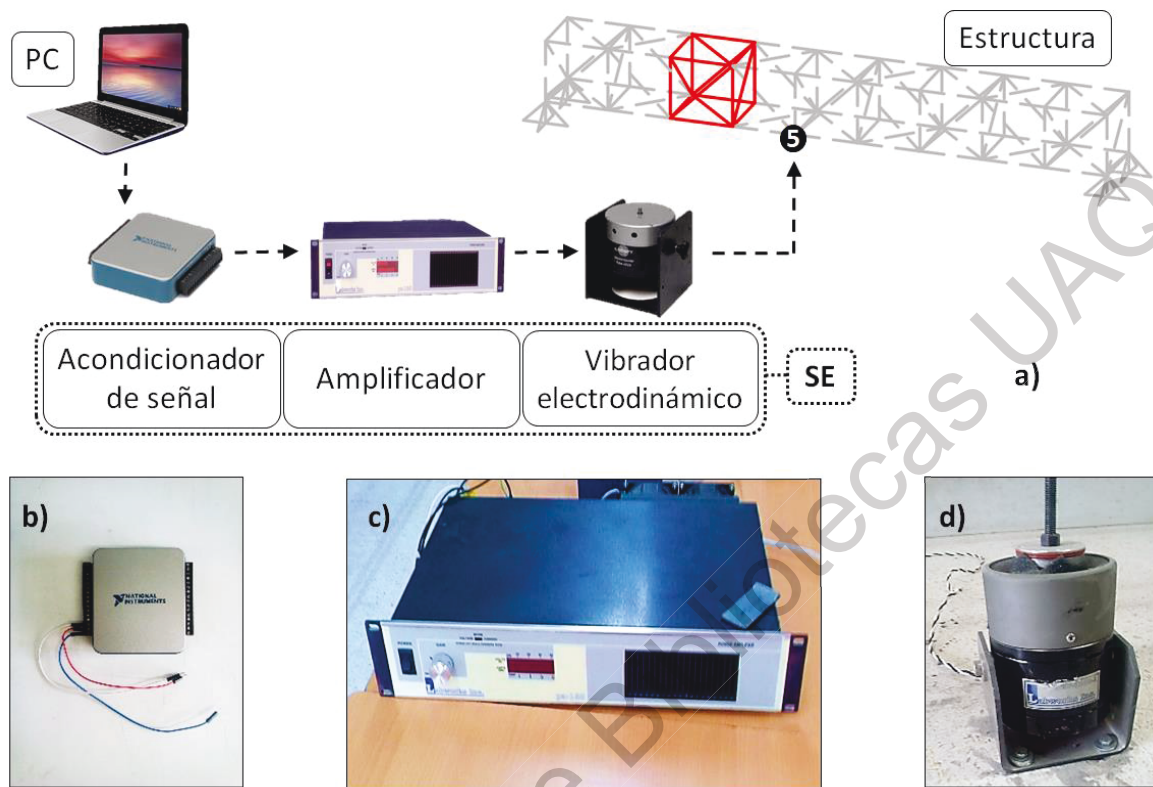


Imagen 3-3. a) Sistema de excitación. La señal es transmitida desde un procesador a b) un acondicionador de señal (Dispositivo USB de E/S Multifunción NI USB-6002), posteriormente a c) un amplificador de señal Labworks modelo PA-138, y finalmente a d) un vibrador electrodinámico Labworks ET-127, el cual excita la estructura.

3.3 Sistema de adquisición de datos (Data Acquisition System DAS).

El DAS (Imagen 3-4 a), se encarga de adquirir las señales vibratorias de respuesta ante la excitación de la estructura y posteriormente las guarda en una memoria de acceso aleatorio (Memory Random Access, RAM). La adquisición consiste en sensores (acelerómetros), acondicionador de señal y circuitos necesarios para la comunicación entre la estructura, los componentes y un procesador al cual se remite la señal.

En los puntos requeridos, son colocados acelerómetros tri-axiales de la marca KISTLER modelo 8395A y son alimentados con 24 V por medio de una fuente de voltaje (Imagen 3-4 b). Se eligieron estos sensores porque permiten medir

frecuencias desde 0 Hz hasta 1000 Hz \pm 10 g con una resolución de 400mV/g, lo que los hace adecuados para el trabajo, ya que las estructuras civiles tienen frecuencias de vibración bajas.

La señal es adquirida y acondicionada en un siguiente paso por el dispositivo multifuncional National Instruments serie M modelo NI-6211 de 16 bits con capacidad de obtener 250,000 muestras por segundo, (Imagen 3-4 d c) que funciona como una tarjeta de adquisición de datos y es encargada de convertir la señal analógica a digital. Finalmente, la señal se almacena en una central de procesamiento para su posterior análisis.

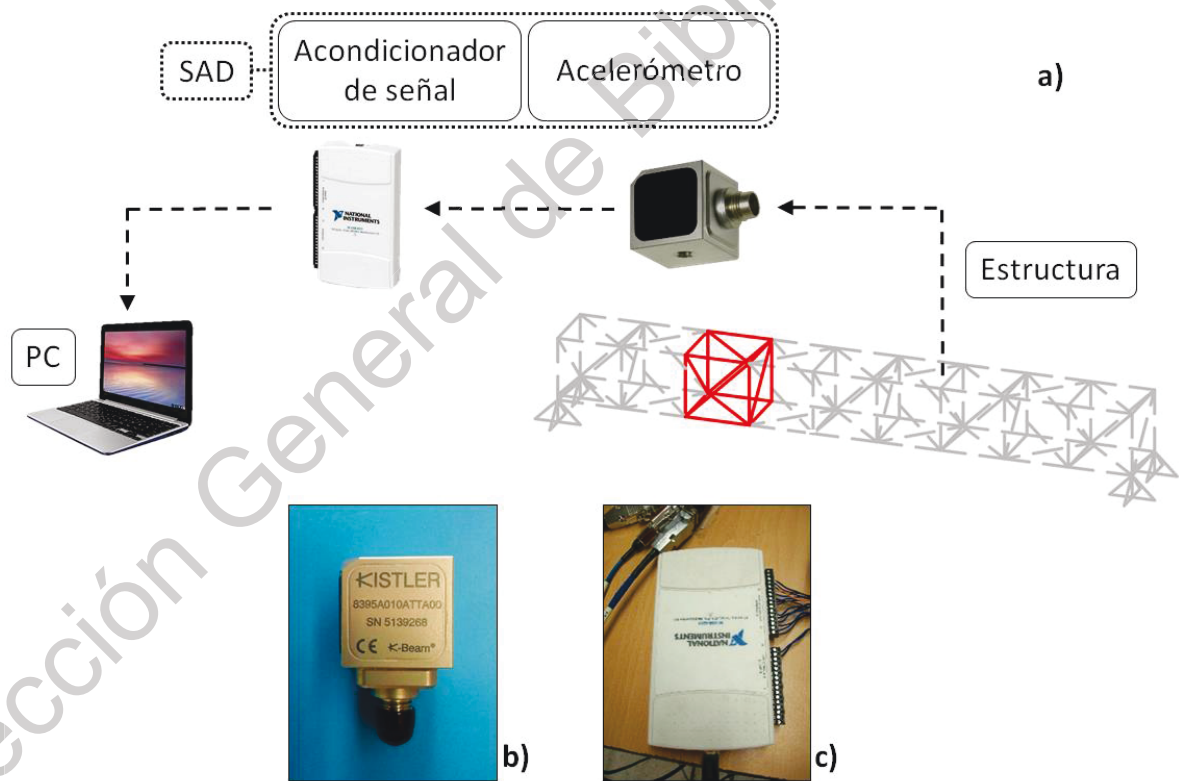


Imagen 3-4. a) Sistema de adquisición de datos y sus componentes principales: b) acelerómetro KISTLER modelo 8395A c) tarjeta National Instruments modelo NI-6211.

3.4 Generación de condiciones experimentales.

3.4.1 Generación de elementos dañados.

El daño que estudia este trabajo de investigación es la corrosión en las barras de aluminio. Dado que el deterioro corrosivo es un proceso retardado en la naturaleza, se aceleró con ácido de la manera indicada: Son necesarias una barra de aluminio corta de 58.42 centímetros y una larga de 87.63 centímetros, ambas de 19 milímetros de diámetro, que se sumergen por ambos extremos hasta una profundidad de 20 centímetros en un recipiente que contiene ácido clorhídrico para ser corroídas, retirándolos del recipiente y midiendo periódicamente sus diámetros extremos con un micrómetro hasta alcanzar los 11 milímetros. Una vez logrado esto, las partes sumergidas en ácido se limpian para eliminar la presencia de salitre. este proceso toma aproximadamente 2 horas por cada barra y el resultado se muestra en la Imagen 3-5. Se observa la barra en estado sano con 19 milímetros de diámetro a lo largo de toda su longitud y la barra con daños por corrosión con 19 milímetros de diámetro en el centro y 11 milímetros de diámetro en los extremos. La barra corta perdió un 11.6% del total de su masa (de 0.43 kg al inicio de la corrosión bajó a 0.38 kg) y la barra larga un 10.5% (de 0.67 kg al inicio de la corrosión bajó a 0.60 kg).

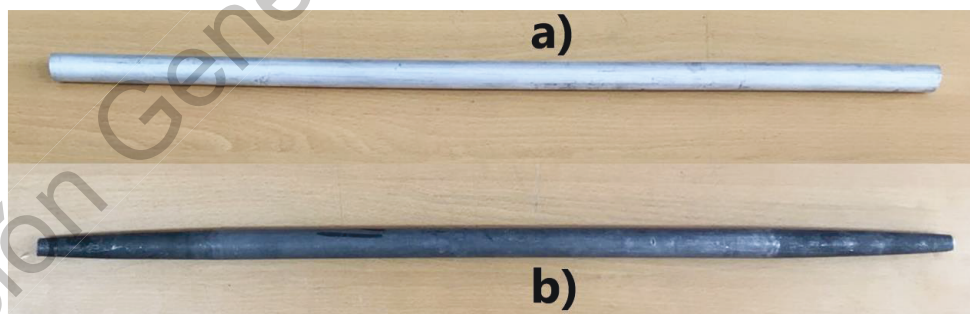


Imagen 3-5. a) barra en estado sano. b) barra con daños por corrosión.

3.4.2 Generación de casos de estudio.

La Tabla 3-2 muestra las 19 configuraciones de la estructura analizadas. La primera se denomina configuración de referencia o estado sano, ya que ninguno de los elementos que la conforman presenta corrosión. Para las demás configuraciones,

se sustituyen una a la vez las 18 barras que conforman el tercer módulo de la estructura por una barra con corrosión (Imagen 3-6 a). Debido a que cada módulo comprende 12 barras cortas como aristas y 6 barras largas como diagonales (Imagen 3-6 b) y c)), se generan 18 estados diferentes, en cada uno de los cuales la posición del daño varía su posición. Ninguna configuración contiene más de un elemento dañado al mismo tiempo.

Tabla 3-2. Orden y descripción de las 19 configuraciones de estudio del experimento.

Configuración	Posición del daño	Configuración	Posición del daño
1	Ninguno (sano)		
2	Barra A	11	Barra J
3	Barra B	12	Barra K
4	Barra C	13	Barra L
5	Barra D	14	Barra M
6	Barra E	15	Barra N
7	Barra F	16	Barra O
8	Barra G	17	Barra P
9	Barra H	18	Barra Q
10	Barra I	19	Barra R

3.5 Arreglo experimental.

La Imagen 3-7 ilustra el arreglo experimental del experimento. Las líneas continuas corresponden al módulo o cubo 3 cuyos 18 elementos sanos serán reemplazados por elementos con daño uno por uno. Como se mencionó anteriormente, el vibrador electrodinámico que pertenece al ES se encuentra conectado a la estructura en el quinto nodo inferior frontal de la estructura por medio de pernos y tuercas. El primer componente del DAS son los acelerómetros colocados sobre los nodos superiores en la parte frontal. Se colocarán sobre los 10 nodos superiores del lado frontal de la estructura; por tanto, hay 10 diferentes posiciones de sensor. El DAS adquiere la señal de respuesta vibratoria, la

acondiciona y la remite a la central de procesamiento donde se procesará con las ecuaciones de los parámetros escogidos.

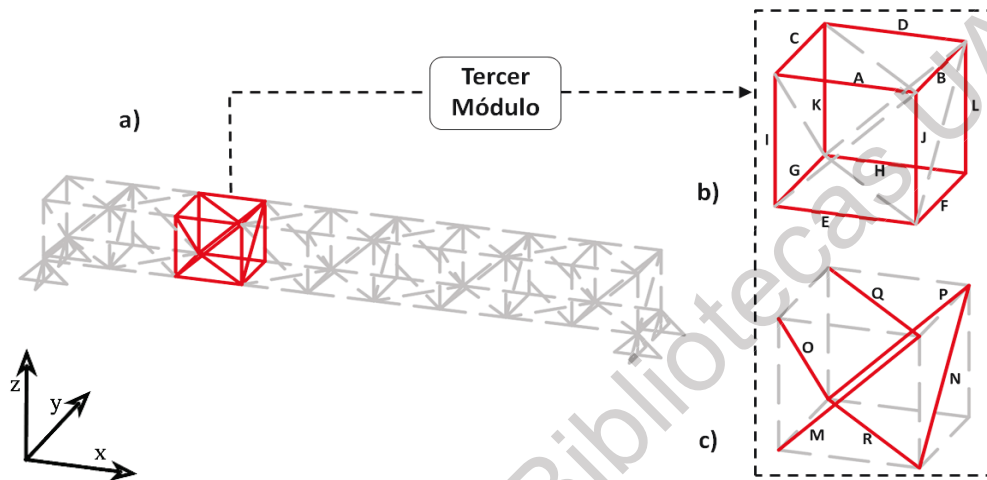


Imagen 3-6. Ubicación de la zona de daño dentro de la estructura designada para sustituir los elementos dañados para generar las configuraciones que serán monitoreadas. a) Se observa en líneas continuas el tercer módulo cúbico de izquierda a derecha, conformado por b) 12 barras cortas a modo de aristas (letras A-L) y c) 6 barras largas dispuestas como diagonales entre los nodos (letras M-R).

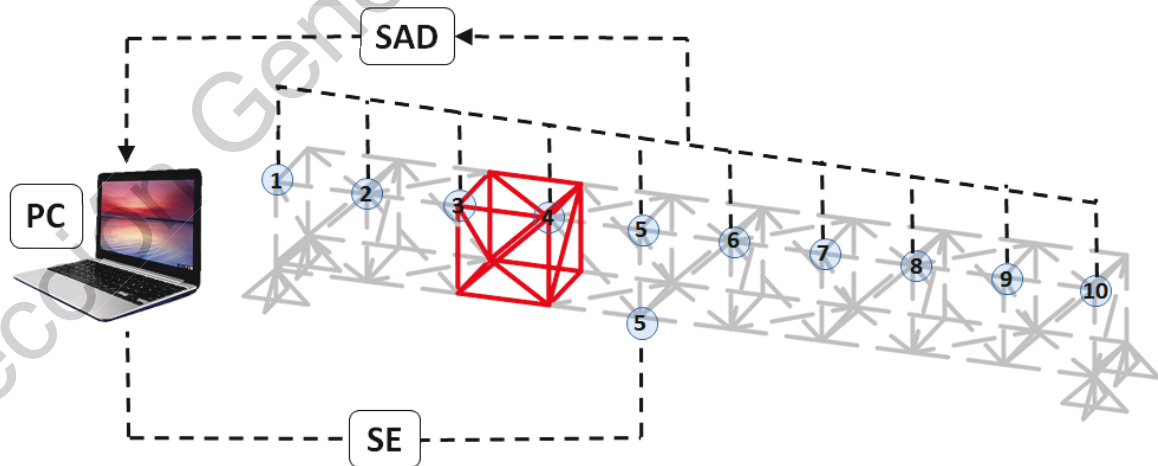


Imagen 3-7. Arreglo experimental.

3.6 Pruebas sobre la estructura.

Para cada una de las 19 configuraciones se ejecutan 10 pruebas de 20 segundos con una frecuencia de muestreo de 5000 datos por segundo, lo que resulta en 100,000 datos para analizar para cada eje. Al ser 10 posiciones para los sensores en cada una de las 19 configuraciones estudiadas y tener mediciones para los tres ejes, el total de señales obtenidas es 2850 y el total de datos es de 570 millones, de los cuales 3 millones corresponden al estado sano y conforman una base de datos robusta ante la cual comparar las mediciones de una estructura dañada por lo que se descarta la necesidad de elaborar un modelo.

3.7 Procesamiento de la señal y análisis de resultados.

Con ayuda del sistema algebraico computacional MATLAB, se aplican las fórmulas de los parámetros escogidos a cada una de las 2850 señales obtenidas para calcular sus valores de FD y SE. Estos darán como resultado grandes conjuntos de valores adimensionales. Una vez obtenidos los valores escalares correspondientes a cada configuración, se comparan a los valores del estado íntegro por medio del análisis de varianza ANOVA, a fin de identificar cuáles conjuntos de resultados son más discriminantes entre sí y harán más sencillo diferenciar entre un estado sano y uno dañado. El primer criterio para escoger el algoritmo con el mejor rendimiento es visual y se trata de observar las gráficas generadas por ANOVA y compararlas para ver cuáles generan menos traslapes entre la configuración de referencia y las dañadas. El segundo criterio consiste en comparar los P-valores generados también por ANOVA. Dichos valores oscilan entre 1 y 0. Se buscará el valor que más se acerque a cero ya que, mientras menor sea este valor, menores probabilidades existen de confundir los grupos de datos y el algoritmo es más apto para diferenciar entre un estado sano y un dañado.

Una vez escogido el algoritmo más eficiente y el eje en el que tiene su mejor desempeño, se establecen rangos dentro de los cuales según el parámetro calculado a partir la señal de respuesta vibratoria puede catalogar a la estructura

como en estado sano. Si, por el contrario, el parámetro calculado se localiza fuera de este rango, se dice que la estructura tiene daños. Este proceso puede automatizarse con un árbol de decisiones con una estructura básica if/else.

Es importante puntualizar que el HFD se calculó para los dos valores máximos de k que según la experiencia previa de otros investigadores dan mejores resultados: 32 y 64.

Dirección General de Bibliotecas UNO

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La siguiente sección presenta los diferentes resultados que fueron obtenidos a lo largo de la aplicación de la metodología propuesta. Para fines prácticos, se presenta sólo la cantidad de datos esencialmente necesarios para el entendimiento de los procesos. Se escogió el sensor ubicado en la posición nodal 7 ya que de manera global presentó mejores resultados que los otros 9 sensores.

- En primer lugar, se muestran algunas de las señales producto de la adquisición de datos.
- Enseguida, los valores de los parámetros calculados con los algoritmos de FD y SE que fueron extraídos como características de las señales de respuesta vibratoria.
- En un tercer apartado, se explican los criterios por los cuales se escogió el mejor algoritmo para la detección de daños.
- A continuación, se explica la disposición de límites para el umbral de valores del estado sano.
- Como quinto punto, se emplean las señales de la corrida experimental para comprobar la eficiencia del clasificador y calcular su eficiencia.

4.1 Adquisición.

Como resultado de la adquisición, se obtienen diez señales para cada una de las diecinueve condiciones de la estructura en cada una de las diez posiciones de sensor, generando 1900 señales. Dado que los sensores utilizados son tri-axiales, por cada prueba se obtiene una señal correspondiente a los ejes denominados X, Y y Z, incrementando el total de señales a analizar a 5700. La Imagen 5-1 muestra algunas de las señales obtenidas por un acelerómetro en la misma posición, pero para diferentes configuraciones experimentales. Se observan ciertas diferencias entre las señales que pertenecen al estado de referencia y sus contrapartes del estado dañado; sin embargo, necesitamos una herramienta que nos proporcione indicadores cuantificables que puedan ser comparados y generar

un diagnóstico basado en ellos. Esta herramienta serán los algoritmos de FD y SE aplicados a los tres ejes de las señales obtenidas.

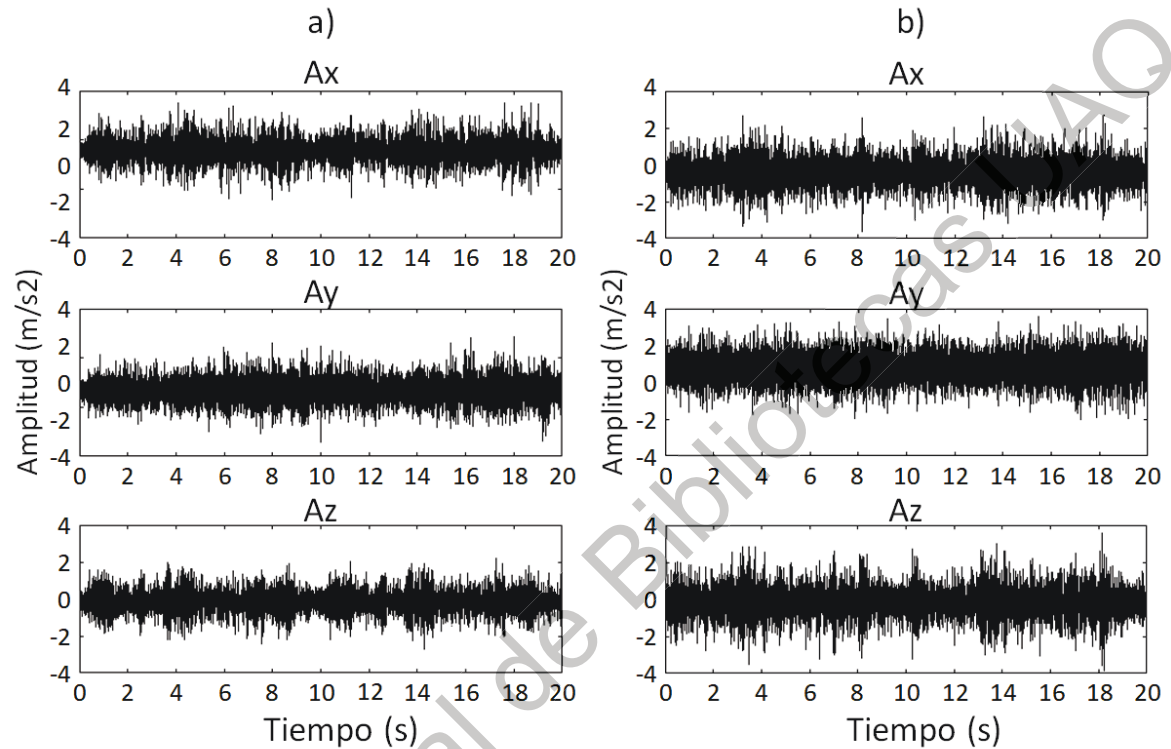


Imagen 4-1. señales obtenidas correspondientes a a) Configuración 1 (estado sano) b) configuración 2 (daño en barra A).

4.2 Procesamiento.

Las 5700 señales son procesadas por los cinco algoritmos, generando para cada una cinco valores (BD, KFD, HFD-32, HFD-64 y SE), haciendo un total de 28500 parámetros adimensionales los cuales deberán ser separados en conjuntos y analizados en un siguiente paso del proceso. Dado que 28500 es una cantidad de datos muy grande, a continuación, se presentan sólo a modo de ejemplo, los valores calculados de FD y SE para un solo sensor (Tabla 4-1). Cada uno de estos, es el valor medio de un conjunto de diez pruebas correspondientes a cada configuración.

Tabla 4-1. Valores medios de Entropía de Shannon y Dimensiones Fractales.

Conf. #	SE			BD			KFD			HFD-32			HFD-64		
	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
1	6.527	5.406	6.848	1.833	1.792	1.593	1.406	1.423	1.402	1.212	1.405	1.168	1.471	1.588	1.471
2	7.103	5.937	7.270	1.802	1.813	1.625	1.406	1.422	1.399	1.257	1.441	1.176	1.520	1.622	1.497
3	6.387	5.198	6.656	1.800	1.745	1.554	1.407	1.421	1.402	1.249	1.456	1.193	1.516	1.606	1.505
4	7.220	6.261	7.492	1.809	1.771	1.667	1.405	1.415	1.397	1.272	1.411	1.171	1.529	1.634	1.495
5	6.895	5.992	7.152	1.845	1.819	1.625	1.412	1.422	1.403	1.302	1.418	1.192	1.554	1.642	1.509
6	6.627	5.596	6.932	1.808	1.784	1.615	1.402	1.415	1.403	1.216	1.359	1.174	1.481	1.573	1.490
7	6.832	5.765	7.152	1.814	1.767	1.626	1.406	1.418	1.402	1.219	1.391	1.160	1.477	1.576	1.469
8	6.389	5.307	6.730	1.815	1.795	1.563	1.406	1.424	1.404	1.218	1.415	1.172	1.476	1.589	1.474
9	6.381	5.441	6.706	1.849	1.764	1.565	1.412	1.423	1.408	1.245	1.426	1.188	1.495	1.606	1.490
10	6.484	5.433	6.756	1.811	1.786	1.585	1.406	1.419	1.402	1.228	1.383	1.181	1.502	1.554	1.495
11	6.548	5.459	6.784	1.822	1.770	1.580	1.406	1.418	1.400	1.226	1.373	1.181	1.502	1.562	1.501
12	6.465	5.810	6.845	1.823	1.812	1.581	1.406	1.415	1.398	1.239	1.326	1.184	1.499	1.515	1.498
13	7.073	5.993	7.098	1.781	1.769	1.606	1.405	1.420	1.400	1.314	1.480	1.215	1.570	1.661	1.506
14	6.859	5.838	7.256	1.850	1.773	1.633	1.407	1.416	1.399	1.264	1.378	1.188	1.542	1.650	1.476
15	7.390	6.726	7.645	1.842	1.808	1.701	1.413	1.421	1.398	1.364	1.423	1.221	1.615	1.720	1.506
16	7.259	6.475	7.518	1.812	1.820	1.666	1.413	1.422	1.398	1.383	1.485	1.228	1.618	1.727	1.506
17	7.284	6.252	7.425	1.806	1.812	1.657	1.409	1.425	1.398	1.381	1.486	1.229	1.623	1.736	1.511
18	6.828	5.651	7.004	1.804	1.778	1.620	1.407	1.422	1.401	1.337	1.452	1.211	1.592	1.674	1.503
19	6.959	5.912	7.104	1.798	1.703	1.635	1.406	1.412	1.401	1.312	1.397	1.220	1.576	1.641	1.531

Se observa que los valores de SE varían entre 5 y 8 mientras los valores de FD lo hacen entre 1 y 2. Como se indicó con anterioridad, el siguiente paso es analizar estadísticamente los conjuntos de valores y determinar cuál de los algoritmos nos da conjuntos de valores que puedan ser más fácilmente diferenciables entre sí.

4.3 Análisis estadístico.

Como se mencionó en capítulos anteriores, se usará ANOVA como una herramienta para identificar al algoritmo que mejor se desempeñe en esta técnica de procesamiento. El fallo se hace siguiendo dos criterios:

El primer criterio es visual y consiste en observar las gráficas de distribución de los conjuntos correspondientes a las 19 configuraciones a modo de buscar la que no presente traslapes o superposiciones entre estos conjuntos o, en su defecto, presente la menor cantidad, pues la diferencia entre conjuntos significa también diferencia entre las configuraciones. Es deseable que los valores correspondientes

a una estructura en estado sano y los correspondientes a estados dañados se localicen en lados opuestos de la gráfica y que el rango de valores perteneciente al estado sano no se encuentre en medio de valores de estado dañado.

El Segundo criterio consiste en comparar las probabilidades de confundir los valores correspondientes a la configuración sana con cualquiera de las configuraciones dañadas. Estos valores también son producto del análisis ANOVA y se denominan P-values. Los valores varían entre 0 y 1. El valor más bajo (cercano a cero) es preferible, ya que representa una menor probabilidad de confundir los valores y, por tanto, mayor capacidad para discriminar a los grupos.

La Imagen 4-2 presenta las gráficas de distribución de ANOVA resultado del análisis realizado a los valores del sensor en la posición 7. Se presenta para cada algoritmo solamente la gráfica que corresponde al eje en que se obtuvo un mejor desempeño (Las gráficas de ANOVA correspondientes a los 2 ejes restantes se incluyen en el Anexo 7-1). En todos los casos el eje horizontal está ocupado por las 19 configuraciones de la estructura mencionadas en la Tabla 3-2 y el eje vertical lo ocupan los valores de FD y SE calculados. Los valores son adimensionales ya que no tienen unidades asociadas.

Según nos marca el primer criterio visual, es fácil observar que las gráficas de distribución que corresponden a los algoritmos KFD y BD presentan múltiples traslapes de las distribuciones de valores correspondientes a la configuración sana indicada por el número 1 y los 18 restantes que corresponden a las fallas. La existencia de tal superposición los convierte automáticamente en no aptos para la evaluación de la condición estructural, ya que no discriminan lo suficiente y representan una alta probabilidad de diagnósticos erróneos.

Según las gráficas, el algoritmo SE demuestra una mayor capacidad para discriminar la configuración sana de las dañadas. Además de presentar un solo traslape de los conjuntos dañados con la zona sombreada que representa los rangos del estado sano, también se observa que el rango de los valores de este

estado es más compacto que los rangos que se generan con los primeros mencionados. A pesar de ser más eficiente que KFD y BD, al existir traslapes no es posible calificarlo como cien por ciento confiable.

En las gráficas correspondientes a HFD con valores k máximo de 32 y 64 observamos que la distribución de los conjuntos permite discriminar con mayor facilidad que los tres anteriormente mencionados. HFD es capaz de diferenciar el estado sano de los que poseen daño completamente en su aplicación al eje X, lo que significa una baja probabilidad de diagnósticos erróneos. Se observa además que, aplicado al eje X, todos los resultados que corresponden a las configuraciones dañadas tiende a ubicarse en la parte superior, lo cual puede representar una ventaja al determinar los rangos. Al observar las gráficas que corresponde a los ejes Y y Z (Anexo 7-1), se observa que HFD-64 logra discriminar exitosamente entre el estado sano y los dañados aplicado al eje Z y presenta pocos traslapes (solamente 2) para el Y. HFD-32 presenta algunos traslapes más que HFD-64 en los distintos ejes. La dispersión de los datos en HFD-64 es menor que en HFD-32, por lo cual, según el primer criterio visual con todos los argumentos expuestos, se determina que HFD-64 es el algoritmo más competente para los propósitos de la investigación.

Como segunda parte del proceso estadístico para determinar al algoritmo más apto se usa el segundo criterio. La Tabla 4-2 presenta los p -valores de los análisis ANOVA. Es notorio que los p -valores correspondientes a BD y KFD son mayores, más alejados de cero y, por tanto, los menos apropiados para el propósito del estudio. En cuanto al algoritmo correspondientes a SE y HFD-32 los p -valores son más cercanos a cero, por lo que se afirma que, en comparación, son más aptos para distinguir entre las configuraciones sanas y dañadas que BD y KFD. Sin embargo, al comparar los valores de SE y HFD-32 con los correspondientes a HFD-64, los p -valores de este último son más alejados de cero, lo que confirma a HFD-64 como el algoritmo más eficiente para diferenciar entre el estado sano y los estados con daño. Se observa también que, aunque HFD-64 presenta los mejores

resultados, el algoritmo SE fue el más eficiente de los cinco para discriminar los resultados obtenidos al trabajar en el eje Y.

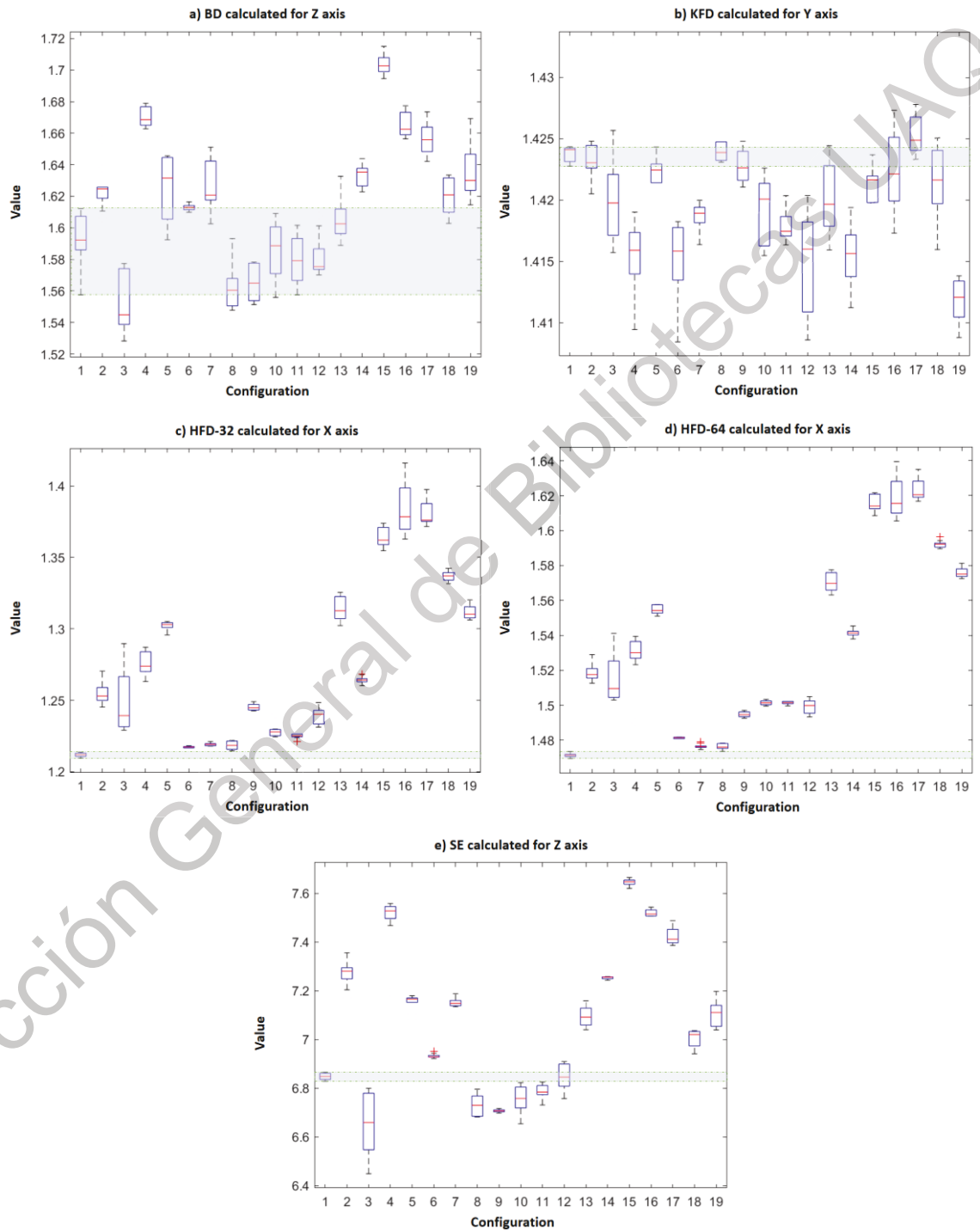


Imagen 4-2. Gráfica de distribución ANOVA obtenidos con los algoritmos de FD y SE.

Tabla 4-2. P-valores obtenidos del estudio ANOVA.

Algoritmo	X	Y	Z
SE	1.03×10^{-28}	6.05×10^{-37}	1.32×10^{-22}
BD	2.87×10^{-17}	1.35×10^{-2}	3.79×10^{-12}
KFD	5.27×10^{-6}	7.72×10^{-14}	2.26×10^{-5}
HFD-32	6.84×10^{-44}	6.87×10^{-4}	8.71×10^{-46}
HFD-64	1.95×10^{-52}	2.47×10^{-16}	2.09×10^{-80}

Los valores más cercanos a cero (sombreados) significan una mayor eficiencia al discriminar entre ambos grupos de datos y menos probabilidad de un resultado erróneo.

4.4 Clasificador.

Tabla 4-3. Valores de HFD-64 obtenidos para el estado sano en el eje X.

Eje X	
Prueba no.	HFD-64
8	1.46957
7	1.47029
4	1.47067
2	1.47086
10	1.47136
9	1.47161
5	1.47179
6	1.47192
3	1.47262
1	1.47350
Media	1.47142
Umbral	0.00392

Continuando el análisis de las señales y parámetros obtenidos a partir del sensor 7, el siguiente paso en el proceso será establecer un clasificador con un umbral de valores para el estado sano. la Tabla 4-3 muestra los valores de HFD-64 calculados a partir de las señales obtenidas para el estado sano en el eje X, como se había seleccionado. Las pruebas están ordenadas según su HFD-64 de menor a mayor. Los valores máximo y mínimo sirven para establecer los límites del umbral

del estado sano. Se observa que la diferencia entre los valores menor y mayor (el umbral) es menor a cuatro milésimas. Si un valor calculado se ubica en este rango, según la metodología, el clasificador lo categorizará como estado sano y si, por el contrario, el valor se localiza fuera de este umbral, el clasificador interpreta el resultado como perteneciente a un estado dañado.

4.5 Confirmación.

Para comprobar la eficiencia de la metodología desarrollada, las señales de la corrida experimental son sometidas al proceso de nuevo, pero son analizadas exclusivamente por HFD-64 aplicado al eje X. La Figura 4-1 muestra el diagrama de pasos a seguir para el diagnóstico de las señales. La primera parte del proceso consiste en procesar el componente X de la señal por el algoritmo. A continuación, se compara el resultado con el umbral determinado previamente y se verifica como fuera o dentro del rango establecido. Si el clasificador ubica el resultado como dentro del rango, la señal pertenece a una estructura en condiciones sanas y si, por el contrario, el valor calculado se encuentra fuera de este rango, la señal pertenece a una estructura que contiene elementos con daños.

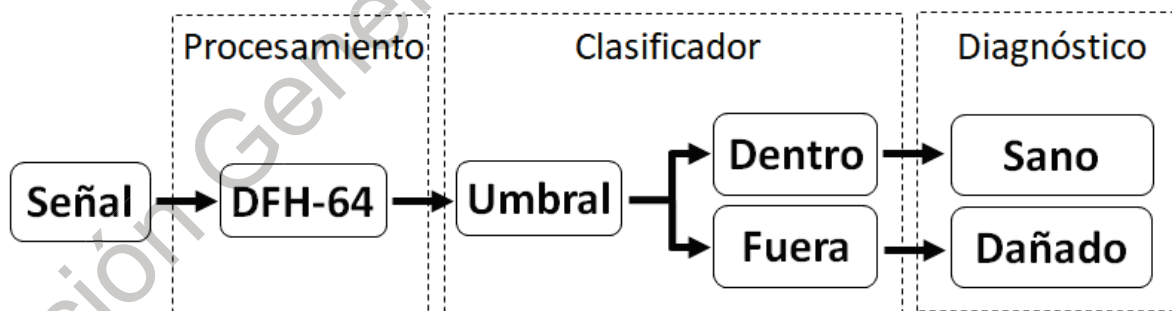


Figura 4-1. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural según el parámetro escogido HFD-64 aplicado al eje X de las señales adquiridas.

La Tabla 4-4 muestra la eficiencia calculada después de ejecutar la metodología con el parámetro escogido en el eje X. De un total de 1900 mediciones, el clasificador diagnosticó correctamente 1837 y erró 63. La eficiencia con la que el sistema identifica daños tiene una eficiencia global de 96.68 %. Por tanto, se acepta

la hipótesis y se demuestra que una metodología basada en el análisis de señales empleando las Dimensiones Fractales y Entropía de Shannon como métodos de procesamiento de datos es capaz de detectar fallas en una estructura de barras independientemente de la posición del daño localizado en una determinada zona.

Tabla 4-4. Eficiencia de la metodología empleando HFD-64. Se incluyen los P-valores correspondientes al ANOVA.

Sensor no.	P-values	Total de señales	Diagnósticos		Eficiencia (%)
			Acertados	Erróneos	
1	1.67×10^{-03}	190	179	11	94.21
2	2.54×10^{-25}	190	187	3	98.42
3	1.40×10^{-19}	190	182	8	95.79
4	1.30×10^{-32}	190	182	8	95.79
5	7.78×10^{-09}	190	182	8	95.79
6	3.45×10^{-56}	190	181	9	95.26
7	1.95×10^{-52}	190	190	0	100.00
8	3.42×10^{-34}	190	187	3	98.42
9	3.12×10^{-04}	190	184	6	96.84
10	9.74×10^{-47}	190	183	7	96.32
Global		1900	1837	63	96.68

4.6 Otras propuestas de clasificador.

A pesar de haber obtenido un porcentaje alto de eficiencia con el parámetro escogido, se proponen a continuación otros modelos de clasificador con el propósito de elevar la cantidad de diagnósticos acertados y, por tanto, el porcentaje de eficiencia.

Estas propuestas se hacen bajo los siguientes argumentos: El primero es el hecho de que los algoritmos HFD-32 y SE tuvieron una eficiencia superior al 90% en todos los nodos, aunque de forma global no superan a HFD-64 (Tabla 4-5). El segundo argumento es el hecho de que utilizando SE y HFD-32 en ocasiones pueden detectarse daños que no fueron identificados con HFD-64.

Tabla 4-5. Eficiencia de los algoritmos aplicados al eje X en las señales de respuesta obtenidas con los 10 sensores.

Sensor	Eficiencia por algoritmo (%)				
	BD	KFD	HFD-32	HFD-64	SE
1	84.21	23.68	91.05	94.21	94.21
2	94.21	26.32	97.37	98.42	95.79
3	60.53	26.32	91.58	95.79	94.74
4	48.42	50.53	90.00	95.79	98.42
5	60.53	24.74	93.68	95.79	98.95
6	63.68	38.42	92.63	95.26	97.89
7	62.11	49.47	98.42	100.00	93.16
8	50.53	50.00	99.47	98.42	96.32
9	55.79	40.53	94.21	96.84	93.68
10	44.74	44.21	97.89	96.32	95.26
Global	62.47	37.42	94.63	96.68	95.84

4.6.1 Primera alternativa de Clasificador.

La primera alternativa consiste en analizar la señal por los 3 parámetros y establecer límites de valores para los estados sanos. Después analizar los tres resultados para ver si se localizan dentro o fuera de esos umbrales. Al ser 3 los algoritmos utilizados, esta comparación se hará igualmente 3 veces y en cada una de las veces, si el valor calculado se encuentra dentro del umbral del estado sano, se le asignará un 0 y si se encuentra fuera, se le asignará un 1. Al final, se realiza una sumatoria y si el valor es 1 ó 0, eso quiere decir que la señal es declarada como perteneciente a un estado sano por 2 o 3 algoritmos respectivamente. Si la sumatoria final es 2 o 3, la mayoría de los parámetros identificaron un daño (2 o 3 de ellos).

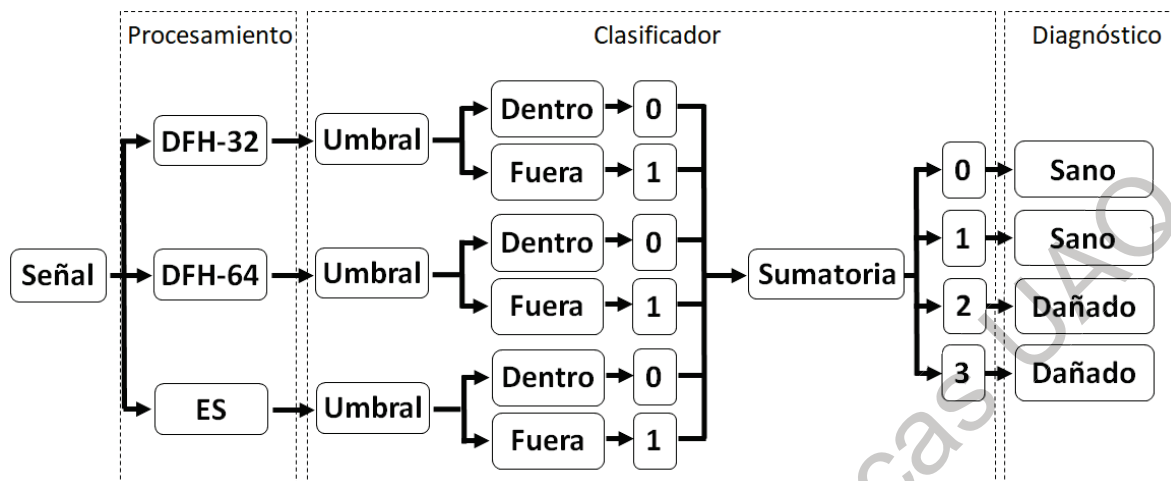


Figura 4-2. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural utilizando tres parámetros aplicados al eje X de las señales adquiridas.

La Figura 4-2 muestra el diagrama del proceso para esta primera alternativa. La Tabla 4-6 muestra los cálculos de la eficiencia para detectar daños. Como se observa, con esta alternativa se logra elevar la eficiencia global a 98.21%.

Tabla 4-6. Eficiencia de la metodología empleando una combinación de análisis basada en los parámetros de HFD-64, HFD-32 y SE como técnicas de procesamiento.

Sensor no.	Total de señales	Diagnósticos		Eficiencia (%)
		Acertados	Erróneos	
1	190	183	7	96.32
2	190	190	0	100.00
3	190	190	0	100.00
4	190	181	9	95.26
5	190	190	0	100.00
6	190	181	9	95.26
7	190	190	0	100.00
8	190	188	2	98.95
9	190	187	3	98.42
10	190	186	4	97.89
Global	1900	1866	34	98.21

4.6.2 Segunda alternativa.

Es similar a la primera pero sólo incluye los 2 algoritmos con mejor rendimiento. Después analizar los resultados de HFD-64 y SE para ver si se localizan dentro o fuera de esos umbrales, si el valor calculado se encuentra dentro del umbral del estado sano, se le asignará un 0 y si se encuentra fuera, se le asignará un 1. De igual manera, se realiza una sumatoria y si el valor es 0, eso quiere decir que ninguno de los algoritmos detectó un daño. Si la sumatoria final es 2, quiere decir que ambos algoritmos detectaron el daño y si es 1, quiere decir que al menos uno de ellos lo identificó. Por tanto, para estas dos últimas situaciones, el diagnóstico será de daño.

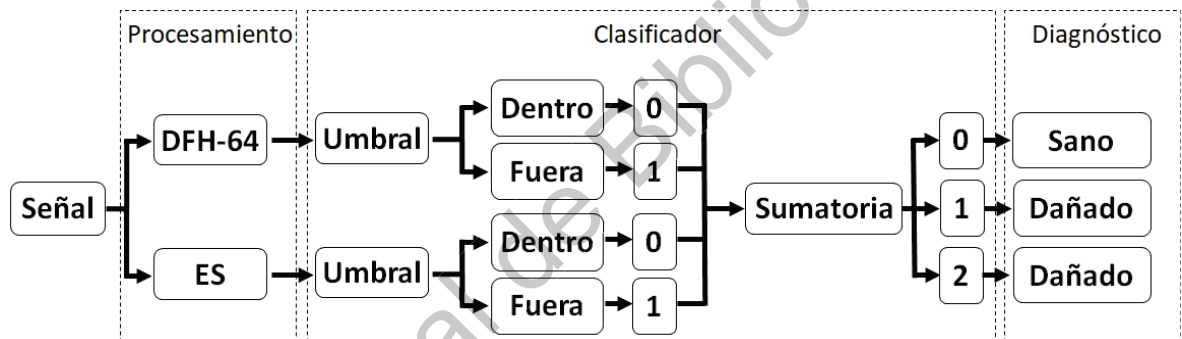


Figura 4-3. Diagrama del proceso para diagnosticar la condición estructural utilizando dos parámetros aplicados al eje X de las señales adquiridas.

La Figura 4-3 muestra el diagrama del proceso para esta primera alternativa. La Tabla 4-7 muestra los cálculos de la eficiencia para detectar daños. Como se observa, con esta alternativa se logra detectar prácticamente la totalidad de las fallas y elevar la eficiencia global a 99.95%.

Tabla 4-7. Eficiencia de la metodología empleando una combinación de análisis basada en los parámetros de HFD-64 y SE como técnicas de procesamiento.

Sensor no.	Total de señales	Diagnósticos		Eficiencia (%)
		Acertados	Erróneos	
1	190	190	0	100.00
2	190	190	0	100.00
3	190	190	0	100.00
4	190	190	0	100.00
5	190	190	0	100.00
6	190	190	0	100.00
7	190	190	0	100.00
8	190	189	1	99.47
9	190	190	0	100.00
10	190	190	0	100.00
Global	1900	1899	1	99.95

5. CONCLUSIONES

La presente investigación presentó una metodología basada en Dimensiones Fractales y Entropías para el monitoreo estructural de armaduras. Más concretamente se trató del uso de Dimensiones Fractales y Entropías como técnicas de procesamiento para extraer características de la señal de respuesta vibratoria de la estructura y comparar estos valores ante otros de referencia para así diagnosticar la existencia de daños.

Se logró analizar las señales de respuesta vibratoria de una estructura metálica de barras empleando los algoritmos de la Entropía de Shannon y de las Dimensiones Fractales de Katz, Box Dimension y Higuchi con valores k máximos de 32 y 64 de dichas señales, se compararon los valores obtenidos con otros de referencia y se determinó si existían daños o no.

Se instrumentó y empleó un sistema de excitación forzada para poder someter la estructura a vibraciones forzadas. Se Simularon 19 distintas condiciones experimentales de daño, manufacturando elementos con fallas que modificaron las características dinámicas del puente. Se Instrumentó y empleó apropiadamente un sistema de adquisición de datos desarrollado en la estructura metálica de barras objeto del estudio ante las condiciones experimentales propuestas y mediante este sistema de adquisición se obtuvieron 5700 señales.

Se Aplicaron los algoritmos correspondientes a las Dimensiones Fractales y Entropía de Shannon como técnicas de procesamiento y se extrajeron las características deseadas que se encontraban embebidas en la señal.

Se usó ANOVA como una herramienta de análisis estadístico para determinar qué parámetro generó los conjuntos de valores que más fácilmente pudieron discriminar los conjuntos de datos pertenecientes al estado sano de los conjuntos pertenecientes a los estados dañados.

Mediante dos criterios, uno visual y otro basado en probabilidades se definió el algoritmo más óptimo (HFD-64) para la detección de daños. Del mismo modo, se designó X como el eje en el cual se obtenían los mejores resultados.

Se establecieron tres propuestas de clasificador con rangos de valores basados en los resultados de la adquisición, procesamiento y análisis estadístico para automatizar el diagnóstico de daños.

Se Validó la metodología realizando pruebas de monitoreo sobre el puente, de manera que se comprobó que sí es capaz de identificar fallas en la estructura localizadas en una determinada zona independientemente de su posición.

Experimentalmente se comprobó que la metodología permite realizar una detección de daños basada en la identificación de variaciones en los parámetros medidos. Dichas variaciones pueden ser causadas por un cambio en las características mecánicas de la estructura como su masa o rigidez, lo que afecta su modo de vibrar y por ende modifica su señal de respuesta vibratoria, causando un cambio en las FD y SE calculadas.

Se analizaron los datos nuevamente con ayuda de los clasificadores y las eficiencias obtenidas fueron las siguientes: 96.68% empleando un clasificador basado solamente en HFD-64, 99.95% empleando un clasificador basado en SE Y HFD-64 y 98.21% empleando un clasificador basado en HFD-32, HFD-64 y SE.

Siguiendo el orden jerárquico del monitoreo estructural y una vez alcanzado satisfactoriamente el primero que es la detección, en trabajos futuros se propone realizar la localización y posteriormente cuantificación de daños en armaduras.

6. REFERENCIAS

- Ahmadlou, M., H. Adeli, A. A., and J. Clin. 2010. Fractality and a wavelet-chaos-neural network methodology for EEG-based diagnosis of autistic spectrum disorder. *Neurophysiol* 27
- Ahmadlou, M., H. Adeli, and A. Adeli. 2011. Fractality and a wavelet-chaos-methodology for EEG-based diagnosis of Alzheimer disease *Alzheimer Disease Alzheimer Disease & Associated Disorders* 25: 85–92.
- Aktan, A. E., S. Chase, D. Inman, and D. Pines. 2001. Monitoring and managing the health of infrastructure systems. In *Proc. SPIE* 4337
- Amezquita-Sanchez, J. P., and H. Adeli. 2014. Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures. *Archives of Computational Methods in Engineering* 23(1):1-15. doi: 10.1007/s11831-014-9135-7
- Amezquita-Sanchez, J. P., and H. Adeli. 2015a. A new music-empirical wavelet transform methodology for time–frequency analysis of noisy nonlinear and non-stationary signals. *Digital Signal Processing* 45:55-68. doi: 10.1016/j.dsp.2015.06.013
- Amezquita-Sanchez, J. P., and H. Adeli. 2015b. Synchrosqueezed wavelet transform-fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures. *Smart Materials and Structures* 24(6)doi: 10.1088/0964-1726/24/6/065034
- Amezquita-Sanchez, J. P., M. Valtierra-Rodriguez, D. Camarena-Martinez, D. Granados-Lieberman, R. J. Romero-Troncoso, and A. Dominguez-Gonzalez. 2016. Fractal dimension-based approach for detection of multiple combined faults on induction motors. *Journal of Vibration and Control* 22(17):3638-3648. doi: 10.1177/1077546314565685
- Amézquita, J. P. 2012. Monitoreo de vibraciones en tiempo real para detectar daños en estructuras, Universidad Autónoma de Querétaro.
- Arceo, D. 2012. Diseño de Algoritmos Genéticos (AG) para la detección de daños en estructuras. , Universidad Autónoma de Querétaro.

- Bafroui, H., and A. Ohadi. 2014. Application of wavelet energy and Shannon entropy for feature extraction in gearbox fault detection under varying speed conditions. *Neurocomputing* 133.:437–445.
- Brema, J., J. Santhosh Kumar, K. Prathibaa, and T. S. Rahul. 2019. Vibration Measurement of a Steel Bridge Using Smart Sensors: Deployment and Evaluation. *Proceedings of International Conference on Remote Sensing for Disaster Management*.
- Brownjohn, J. M. W. 2007. Structural health monitoring of civil infrastructure. *Phil. Trans. R. Soc.* doi: 10.1098/rsta.2006.1925
- Camarena-Martinez, D., J. P. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, R. J. Romero-Troncoso, R. A. Osornio-Rios, and A. Garcia-Perez. 2014. EEMD-MUSIC-based analysis for natural frequencies identification of structures using artificial and natural excitations. *ScientificWorldJournal* 2014:587671. doi: 10.1155/2014/587671
- Cao, M., and P. Qiao. 2009. On the wavelet–fractal nonlinear damage diagnosis of mechanical systems. *Smart Materials and Structures* 18(8)doi: 10.1088/0964-1726/18/8/085022
- Cerebros, R. d. 2016. *Fractales*. p https://www.youtube.com/watch?v=PPu_94I90o98Q, Youtube.
- Chavez, R. 2009. Estudio de daños en estructuras usando análisis modal en un modelo instrumentado. , Universidad Autónoma de Querétaro.
- Chopra, A. 2014. *Dinámica de estructuras*. Cuarta ed. ed.
- Craig, R. 1934. *Structural Dynamics An Introduction to Computer Methods*. 1st. Ed. ed.
- Curadelli, R., J. Riera, D. Ambrosini, and M. Amani. 2008. Damage detection by means of structural damping identification. *Engineering Structures*, 30:3497-3504.
- Davis*†, A. G., F. Ansari, R. D. Gaynor, K. M. Lozen*†, T. J. Rowe, H. Caratin, F. D. Heidbrink, V. M. Malhotra, B. P. Simons*, N. J. Carino‡, B. H. Hertlein†, L. D. Olson*, P. J. Sullivan, K. Choi, K. R. Hindo, S. P. Pessiki, B. A. Suprenant, G.

- G. Clemeña*, R. Huyke, S. Popovics, G. Teodoru, N. A. Cumming*†, R. S. Jenkins*, R. W. Poston*, W. L. Vogt, R. L. Dilly, M. E. Leeman, P. H. Read*, A. B. Zoob, D. E. Dixon, A. Leshchinsky, W. M. K. Roddis*, B. Dragunsky, H. S. Lew, and M. J. Sansalone*. 2004. ACI 228.2R-98 Nondestructive Test Methods for Evaluation of Concrete in Structures ACI 228.
- Farrar, C., and K. Worden. 2007. An introduction to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society A* 365:303-315.
- Fernández, S., and J. Rangel. 2017. Comparativo de los algoritmos de dimensión fractal higuchi, katz y multiresolución de conteo de cajas en señales eeg basadas en potenciales relacionados por eventos EIA. p 73-83.
- Gallardo, A. 2012. Estudio experimental para detectar fallas en estructuras del tipo Truss por medio del análisis vibracional., Universidad Autónoma de Querétaro, San Juan del Rio, Querétaro.
- Garcia, A., J. Amezquita, A. Dominguez, R. Sedaghati, R. Osornio, and R. Romero. 2013. Fused empirical mode decomposition and wavelets for locating combined damage in a truss-type structure through vibration analysis. . *Journal of Zhejiang University. Science A*, 14(9):615-630.
- Gattulli, V., M. Lepidi, and F. Potenza. 2016. Dynamic testing and health monitoring of historic and modern civil structures in Italy. *Structural Monitoring and Maintenance* 3(1):71-90. doi: 10.12989/smm.2016.3.1.071
- He, X., X. Hua, Z. Chen, and F. Huang. 2011. EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge. . *Engineering Structures* 33(4):1348–1356.
- He, Z., X. You, L. Zhou, Y. Cheung, and J. Du. 2010. Writer identification using fractal dimension of wavelet subbands in gabor domain. *Integrated Computer-Aided Engineering* 17(2):157-165. doi: 10.3233/ica-2010-0338
- Hsu, W. Y. 2013. Single-trial motor imagery classification using asymmetry ratio, phase relation, wavelet-based fractal, and their selected combination. *Int J Neural Syst* 23(2):1350007. doi: 10.1142/S012906571350007X

- Jiang, X., Z. J. Ma, and W.-X. Ren. 2012. Crack Detection from the Slope of the Mode Shape Using Complex Continuous Wavelet Transform. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 27(3):187-201. doi: 10.1111/j.1467-8667.2011.00734.x
- Katz, M. J. 1988 Fractals and the analysis of waveforms *Comput. . Biol. Med.* 18:145–156.
- Kim, H.-Y. 2014. Analysis of variance (ANOVA) comparing means of more than two groups. *Open lecture on statistics* 39:74-77.
- Kim, T. K. 2017. Understanding one-way ANOVA using conceptual figures. *Korean Journal of Anesthesiology* 70
- Lay-Ekuakille, A., P. Vergallo, and G. Griffo. 2014. Entropy index in quantitative EEG measurement for diagnosis accuracy,. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 63:1440–1450.
- Lee, J., and S. Kim. 2007. Structural Damage Detection in the Frequency Domain using Neural Networks. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures* 18(8):785-792. doi: 10.1177/1045389x06073640
- Lin, T.-K., and J.-C. Liang. 2015. Application of multi-scale (cross-) sample entropy for structural health monitoring. *Smart Materials and Structures* 24(8)doi: 10.1088/0964-1726/24/8/085003
- Mandelbrot, B. 1982. *The Fractal Geometry of Nature*, United States.
- Martínez, S. 2017. Estimación de las frecuencias naturales de estructuras civiles a través del algoritmo clasificación múltiple de señales y la transformada rápida de Fourier., Universidad Autónoma de Querétaro.
- McCormac, J. 2015. *Análisis de estructuras métodos clásico y matricial*. Edición. . 27 ed.
- Moreno-Gomez, A., J. Amezquita-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, C. Perez-Ramirez, A. Dominguez-Gonzalez, and O. Chavez-Alegria. 2018. EMD-Shannon Entropy-Based Methodology to Detect Incipient Damages in a Truss Structure. *Applied Sciences* 8(11)doi: 10.3390/app8112068

- Moreno-Gomez, A., C. A. Perez-Ramirez, A. Dominguez-Gonzalez, M. Valtierra-Rodriguez, O. Chavez-Alegria, and J. P. Amezcuita-Sanchez. 2017. Sensors Used in Structural Health Monitoring. *Archives of Computational Methods in Engineering* 25(4):901-918. doi: 10.1007/s11831-017-9217-4
- Osornio-Rios, R. A., J. P. Amezcuita-Sanchez, R. J. Romero-Troncoso, and A. Garcia-Perez. 2012. MUSIC-ANN Analysis for Locating Structural Damages in a Truss-Type Structure by Means of Vibrations. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 27(9):687-698. doi: 10.1111/j.1467-8667.2012.00777.x
- Pacheco-Ortega, D. O. W., A. Moreno-Gomez, M. A. Perez-Lara-y-Hernandez, and J. P. Amezcuita-Sanchez. 2018. Fractal dimension-based methodology for detecting and quantifying the severity of fatigue cracks in a four-story structure 2018 XIV International Engineering Congress (CONIIN).
- Pacheco, D. 2018. Metodología basada en dimensión fractal para detectar y localizar grietas y aflojamiento de uniones en un edificio de cuatro pisos, Universidad Autónoma de Querétaro, Santiago de Querétaro, Querétaro.
- Pan, S., T. Han, A. Tan, and T. Lin. 2016. Fault Diagnosis System of Induction Motors Based on Multiscale Entropy and Support Vector Machine with Mutual Information Algorithm. *Shock and Vibration* 2016:1-12.
- Paramanathan, P., and R. Uthayakumar. 2007. Detecting Patterns in Irregular Time Series with Fractal Dimension International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. p 323-327. IEEE, Sivakasi, Tamil Nadu, India.
- Paz, M. 2009. Diseño, fabricación y análisis de vibraciones por elemento finito de una estructura tridimensional reconfigurable., Universidad Autónoma de Querétaro.
- Peeters, B., J. Maeck, and G. De Roeck. 2001. Vibration-based damage detection in civil engineering: excitation sources and temperature effects. *Smart Materials and Structures* 10(3):518-527.

- Perez-Macias, F. J., C. A. Perez-Ramirez, M. Valtierra-Rodriguez, A. Dominguez-Gonzalez, and J. P. Amezcuita-Sanchez. 2017. Wavelet Transform-Fractal Dimension-based methodology for damage assessment in truss type structures. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform*
- Perez-Ramirez, C. A., J. P. Amezcuita-Sanchez, H. Adeli, M. Valtierra-Rodriguez, D. Camarena-Martinez, and R. J. Romero-Troncoso. 2016. New methodology for modal parameters identification of smart civil structures using ambient vibrations and synchrosqueezed wavelet transform. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 48:1-12. doi: 10.1016/j.engappai.2015.10.005
- Pérez Ramírez, C. A. 2014. Instrumentación y monitoreo de estructuras civiles para la obtención de parámetros modales basado en excitaciones ambientales, Universidad Autónoma de Querétaro, San Juan del Río, Querétaro.
- Polychronaki, G. E., P. Y. Ktonas, S. Gatzonis, A. Siatouni, P. A. Asvestas, H. Tsekou, D. Sakas, and K. S. Nikita. 1988. Comparison of fractal dimension estimation algorithms for epileptic seizure onset detection. *Journal of Neural Engineering*
- Raghavendra, B. S., and D. Narayana Dutt. 2010. Computing Fractal Dimension of Signals using Multiresolution Box-counting Method. *International Journal of Electronics and Communication Engineering* 4:50-65.
- Rangel, J. 2011. Análisis de vibraciones en tiempo real para maquinaria CNC, Universidad Autónoma de Querétaro.
- Razi, P., R. A. Esmaeel, and F. Taheri. 2011. Application of a robust vibration-based non-destructive method for detection of fatigue cracks in structures. *Smart Materials and Structures* 20(11)doi: 10.1088/0964-1726/20/11/115017
- Rena, W.-X., and Z.-S. Sunb. 2008. Structural damage identification by using wavelet entropy. *Engineering Structures* 30:2840-2849.
- Rezaei, D., and F. Taheri. 2010. Damage identification in beams using empirical mode decomposition. *Structural Health Monitoring: An International Journal* 10(3):261-274. doi: 10.1177/1475921710373298

- Rodríguez, C. 2012. Procesamiento digital de señales en FPGA para análisis de vibraciones en robots industriales. , Universidad Autónoma de Querétaro.
- Saucedo, J. 2014. Metodologías para mejorar la confiabilidad del diagnóstico de fallas en cadenas cinemáticas basado en algoritmos inteligentes y fusión de datos., Universidad Autónoma de Querétaro.
- Shi, J., X. Xu, J. Wang, and G. Li. 2010. Beam damage detection using computer vision technology. *Nondestructive Testing and Evaluation* 25(3):189-204. doi: 10.1080/10589750903242525
- Sohn, H., C. R. Farrar, F. M. Hemez, D. D. Shunk, D. W. Stinemat, B. R. Nadler, and J. J. Czarnecki. 2004. A Review of Structural Health Monitoring Literature: 1996-2001. Los Alamos National Laboratory report
- Trejo, M. 2009. Sensado, análisis, modelado y optimización de las condiciones de corte para tornos CNC, Universidad Autónoma de Querétaro.
- Umesha, P. K., R. Ravichandran, and K. Sivasubramanian. 2009. Crack Detection and Quantification in Beams Using Wavelets. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 24(8):593-607. doi: 10.1111/j.1467-8667.2009.00618.x
- Vela, T. 2008. Modelación no lineal de las vibraciones autoinducidas en sistemas de maquinado., Universidad Autónoma de Querétaro.
- Wang, B. 2005. Detection of structural damage using fractal dimension technique. *Vibration and Shock* 24:87-88.
- Wu, N., and Q. Wang. 2011. Experimental studies on damage detection of beam structures with wavelet transform. *International Journal of Engineering Science* 49(3):253-261. doi: 10.1016/j.ijengsci.2010.12.004
- Wu, Y., Y. Zhou, G. Saveriades, S. Agaian, J. Noonan, and P. Natarajan. 2013. Local Shannon entropy measure with statistical tests for image randomness. *Information Sciences* 22:323–342.
- Xiang, J., and M. Liang. 2012. Wavelet-Based Detection of Beam Cracks Using Modal Shape and Frequency Measurements. *Computer-Aided Civil and*

Infrastructure Engineering 27(6):439-454. doi: 10.1111/j.1467-8667.2012.00760.x

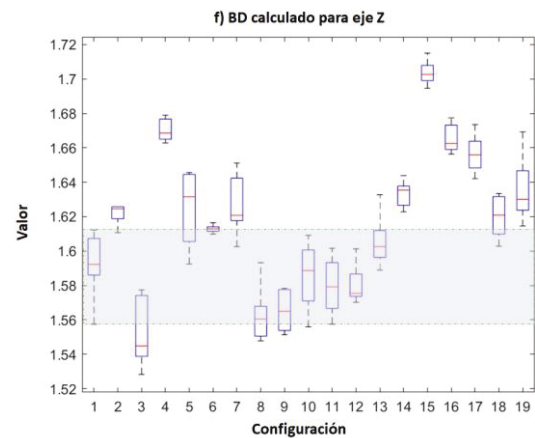
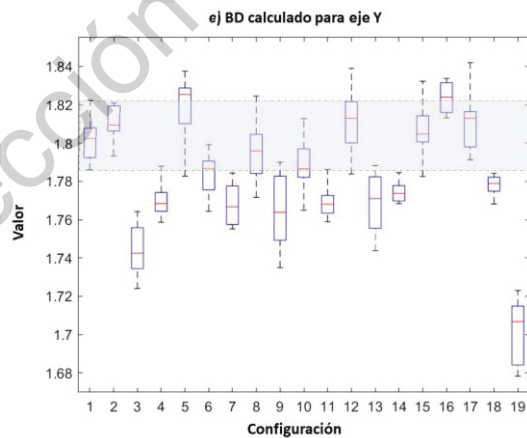
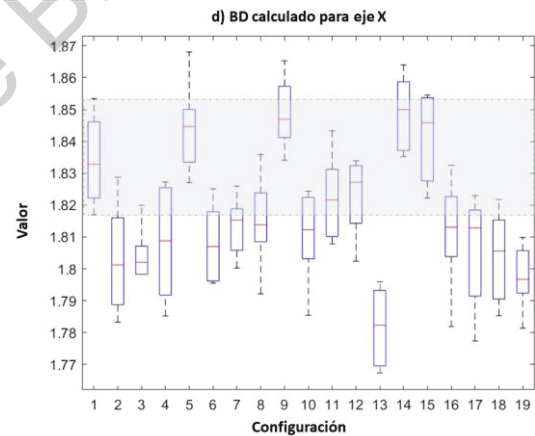
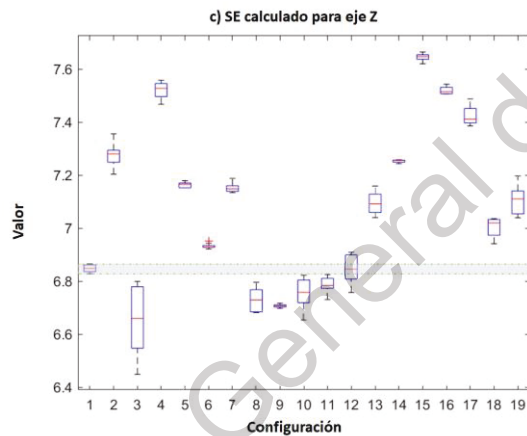
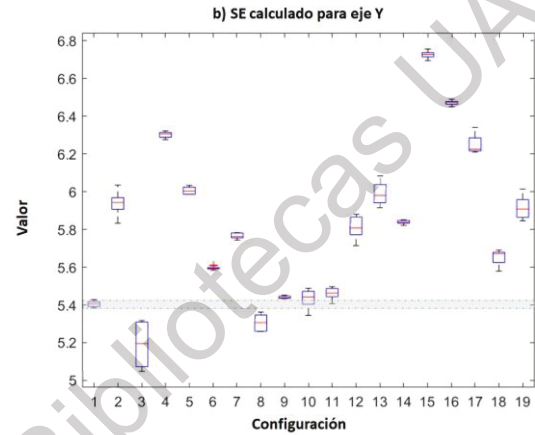
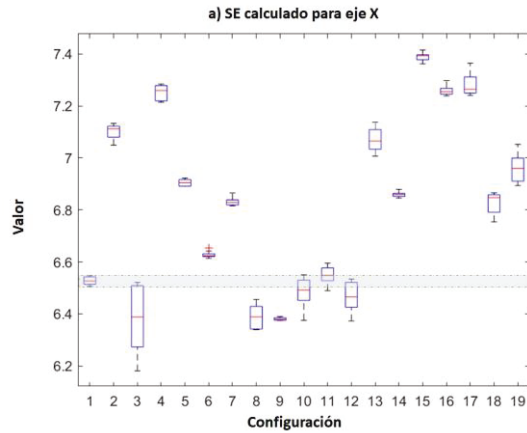
Yan, Y. J., L. Cheng, Z. Y. Wu, and L. H. Yamb. 2007. Development in vibration-based structural damage detection technique. Mechanical Systems and Signal Processing

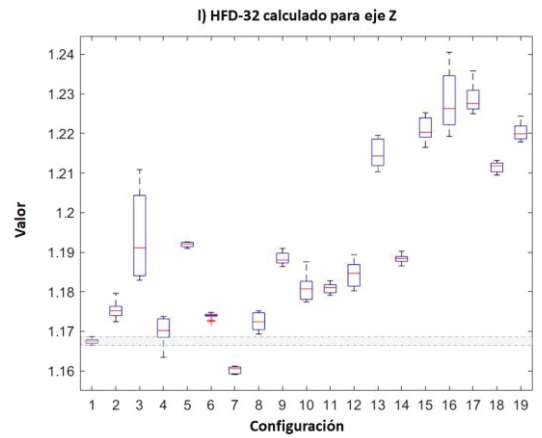
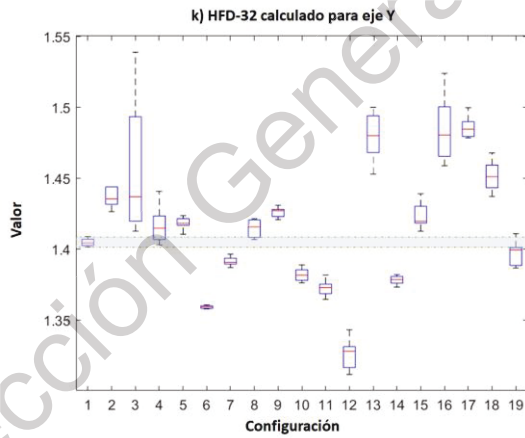
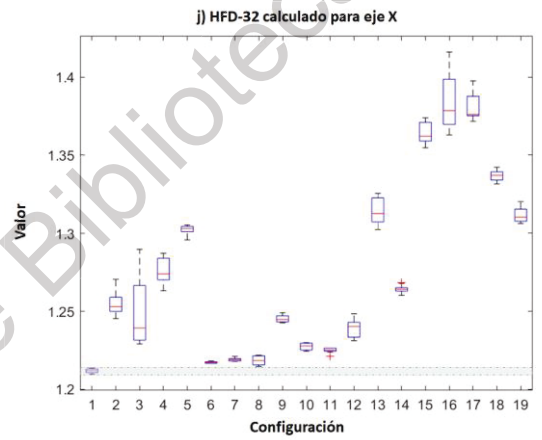
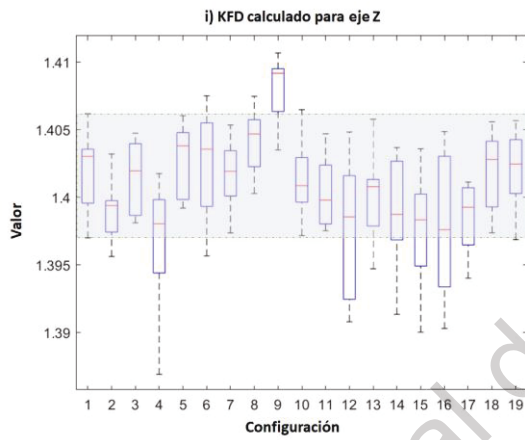
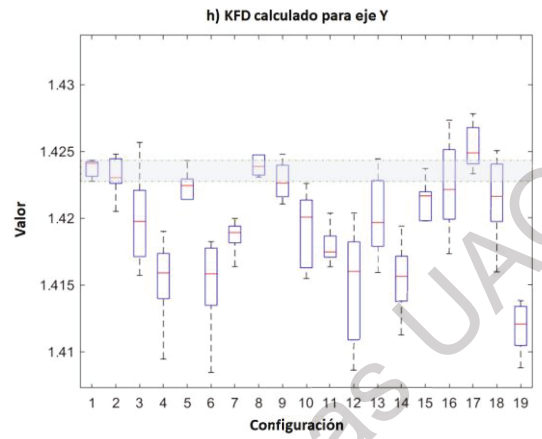
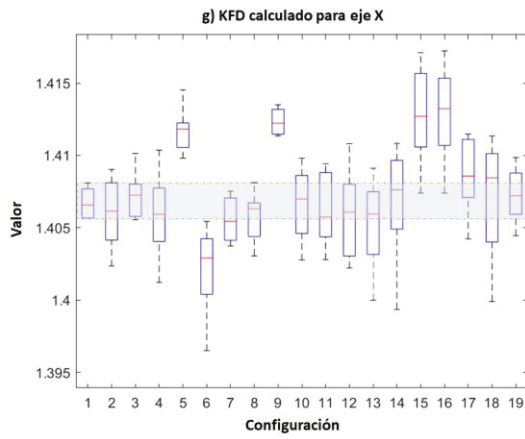
Zhang, L., L. Zhang, J. Hu, and G. Xiong. 2016. Bearing fault diagnosis using a novel classifier ensemble based on lifting wavelet packet transforms and sample entropy. Shock and Vibration 2016:1-13.

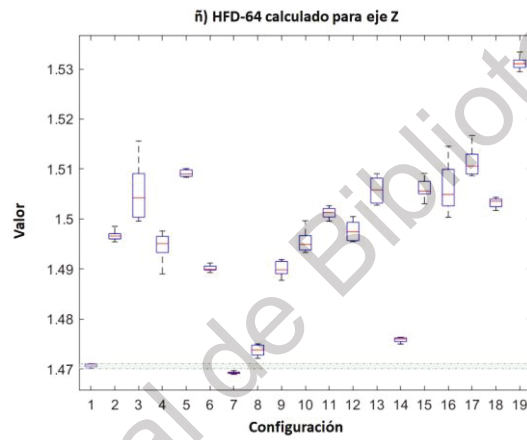
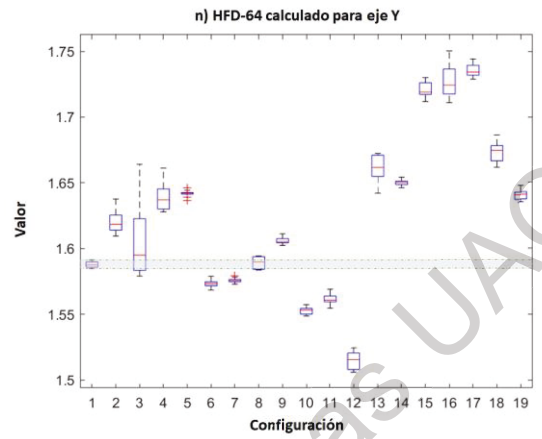
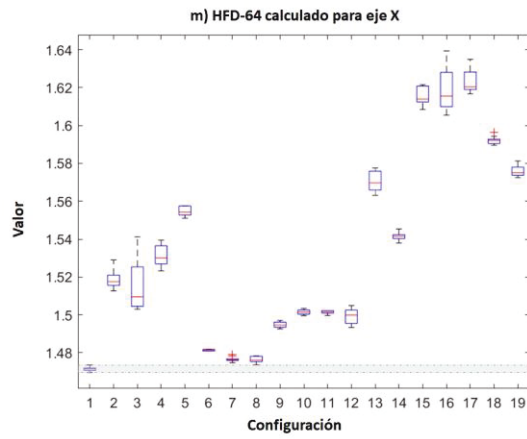
Dirección General de Bibliotecas UAG

7. ANEXOS

Anexo 7-1. Gráficas de distribución de ANOVA obtenidas para las señales del sensor 7 aplicando los 5 parámetros a sus 3 ejes.







Dirección General de Bibliotecas UAQ