



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

Detección y cuantificación de daños estructurales por medio de
algoritmos de procesamiento de señales en una estructura
metálica.

Tesis

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

Presenta:

Ing. Fernando Rivas Nieto.

Dirigido por:

Dr. Alejandro Moreno Gómez.

Dr. Alejandro Moreno Gómez.
Presidente

Dr. Aurelio Domínguez González.
Secretario

Dr. Juan Carlos Antonio Jauregui Correa.
Vocal

Dr. Carlos Andrés Pérez Ramírez.
Suplente

Dr. Enrique Rico García.
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Querétaro.
Diciembre 2022.
México.



Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales de
Información



Detección y cuantificación de daños estructurales por
medio de algoritmos de procesamiento de señales en
una estructura

por

Fernando Rivas Nieto

se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons
Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional](#).

Clave RI: IGMAC-246848-0323-323

A mis padres.

Agradecimientos

A mis padres por todo el amor y apoyo incondicional que me han brindado en cada instante, por haber cambiado todo en su vida para buscar lo mejor para mi y mis hermanos. A mis hermanos por todo el apoyo y cariño.

Al Dr. Alejandro Moreno Gómez y al Dr. Carlos Pérez Ramírez por todo el apoyo, dedicación, conocimiento y tiempo brindados desde el primer día de este proyecto. Al Dr. Aurelio Domínguez González, por todos sus aportes en la realización de esta investigación.

A Jairo por toda la ayuda, amistad y motivación brindada a lo largo de las diferentes etapas de esta maestría. A Maricarmen por su amistad y apoyo en la realización de esta investigación. A Dafne por su ayuda en las etapas de esta investigación y a lo largo de mi vida. A Ricardo, Josué, Gibran, Sebastián, Clemente, Ilse y Juan Manuel por los momentos compartidos en esta maestría.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por otorgar la beca 1065115. A la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) por la beca de otorgada del pago de inscripción.

Índice General

1. INTRODUCCIÓN.	11
1.1 ANTECEDENTES.	14
1.1.1 INVESTIGACIONES A NIVEL GLOBAL DE SHM.	15
1.1.2 TRABAJOS DESARROLLADOS EN LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO.	23
1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.	25
1.3 JUSTIFICACIÓN.	26
1.4 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.	27
1.4.1 HIPÓTESIS.	27
1.4.2 OBJETIVO GENERAL.	28
1.4.3 OBJETIVOS PARTICULARES.	28
1.5 PLANTEAMIENTO GENERAL.	28
2. MARCO TEÓRICO.	30
2.1 DINÁMICA ESTRUCTURAL.	31
2.1.1 SISTEMAS DE MÚLTIPLES GRADOS DE LIBERTAD.	31
2.1.2 FRECUENCIAS, MODOS Y PERIODOS NATURALES	32
2.1.3 VIBRACIONES.	32
2.1.4 DAÑOS ESTRUCTURALES.	33
2.2 MONITOREO ESTRUCTURAL.	35
2.2.1 PROCESO DE SHM.	35
2.2.2 EXCITACIÓN DE ESTRUCTURAS.	37
2.2.3 SENSORES.	38
2.2.4 PROCESAMIENTO DE SEÑALES.	38
2.3 TEORÍA DEL CAOS.	39
2.3.1 APLICACIÓN DE ALGORITMOS DE DIMENSIÓN FRACTAL EN EL SHM.	39
2.3.1.1 DIMENSIÓN FRACTAL DE KATZ (KFD).	39
2.3.1.2 DIMENSIÓN FRACTAL DE HIGUCHI (HFD).	40
2.3.1.3 DIMENSIÓN FRACTAL DE CAJA (BD).	41
2.4 ENTROPÍA DE SHANNON.	42
2.5 ANÁLISIS DE VARIANZA (ANOVA).	42
2.6 REDES NEURONALES ARTIFICIALES.	44
2.6.1 MODELO DE UNA NEURONA SIMPLE.	45
2.6.2 MATRIZ DE CONFUSIÓN.	46
3. METODOLOGÍA.	49
3.1 EQUIPO Y MATERIALES.	50
3.1.1 ESTRUCTURA DE ESTUDIO.	50
3.1.2 SISTEMA DE EXCITACIÓN.	51
3.1.3 SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES.	51
3.1.3.1 ACELERÓMETRO TRIAXIAL.	51
3.2 DAÑOS Y CASOS DE ESTUDIO.	52
3.2.1 ELEMENTOS DAÑADOS.	52
3.2.2 CASOS DE ESTUDIO.	52

3.3	MODELO ANALÍTICO.	54
3.4	ARREGLO EXPERIMENTAL.	54
3.5	PRUEBAS EXPERIMENTALES.	55
3.6	PROCESAMIENTO DE SEÑALES.	57
4.	<u>RESULTADOS Y DISCUSIÓN.</u>	<u>58</u>
4.1	MODELO ANALÍTICO Y FRECUENCIAS.	58
4.2	ADQUISICIÓN DE SEÑALES.	59
4.3	FRECUENCIAS OBTENIDAS DE LA ESTRUCTURA.	60
4.4	PROCESAMIENTO DE SEÑALES.	61
4.5	ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE FD Y SE.	63
4.6	DETECTABILIDAD.	66
4.7	RED NEURONAL ARTIFICIAL.	69
5.	<u>CONCLUSIONES Y PROSPECTIVAS.</u>	<u>71</u>
5.1	CONCLUSIONES.	71
5.2	PROSPECTIVAS.	72
6.	<u>REFERENCIAS.</u>	<u>73</u>
7.	<u>ANEXOS.</u>	<u>83</u>
7.1	PROMEDIO DE FRECUENCIAS Y AMPLITUDES EXPERIMENTALES.	83

Índice de Tablas.

TABLA 2.1: MATRIZ DE CONFUSIÓN PARA UN PROBLEMA DE CLASIFICACIÓN BINARIO.	47
TABLA 3.1: ELEMENTOS EMPLEADOS PARA LA FABRICACIÓN DE LA ESTRUCTURA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	50
TABLA 3.2: CONFIGURACIONES DE ESTUDIO.	53
TABLA 4.1: PERIODOS Y FRECUENCIAS OBTENIDAS DEL MODELO ANALÍTICO.	59
TABLA 4.2: FRECUENCIAS OBTENIDAS DE LA CONFIGURACIÓN SANA CON LA FFT.	60
TABLA 4.3: VALORES MEDIOS DE ENTROPÍA DE SHANNON Y DIMENSIONES FRACTALES EN EL EJE Z.	62
TABLA 4.4: RESULTADOS ANOVA DE CUBO 4 EN EL EJE X.	65
TABLA 4.5: PORCENTAJES PROMEDIO DE EFECTIVIDAD DEL ANOVA.	65
TABLA 4.6: PROMEDIO DE AMPLITUDES (dB) PARA LAS DIFERENTES CONFIGURACIONES EN CADA CUBO.	68
TABLA 4.7: MUESTRAS UTILIZADAS EN CADA ETAPA DE LA RED NEURONAL.	69
TABLA 4.8: NEURONAS OCULTAS POR RED ESTUDIADA.	69
TABLA 4.9: MATRIZ DE CONFUSIÓN, RED DE 25 NEURONAS.	69
TABLA 4.10: MATRIZ DE CONFUSIÓN, RED DE 30 NEURONAS.	70
TABLA 4.11: MATRIZ DE CONFUSIÓN, RED DE 55 NEURONAS.	70
TABLA 4.12: EFECTIVIDAD DE LAS REDES NEURONALES ANALIZADAS.	70
TABLA 4.13: MÉTRICAS DE LAS REDES NEURONALES ANALIZADAS.	70
TABLA 7.1: PROMEDIO DE FRECUENCIAS OBTENIDAS CON LA FFT Y AMPLITUDES.	83

Índice de Figuras.

FIGURA 1.1:EVOLUCIÓN DE LAS ESTRUCTURAS CIVILES. FUENTE: ADAPTADO DE BALAGEAS, ET AL., 2006. ...	14
FIGURA 1.2: SISTEMA ESTRUCTURALES.	16
FIGURA 1.3: SISTEMA DE EXCITACIÓN UTILIZADA POR KOPSAFTOPOULOS & FASSOIS (2010).	19
FIGURA 1.4:COLAPSO DE LA LÍNEA 12 DEL METRO DE LA CIUDAD DE MÉXICO.	26
FIGURA 1.5: DIAGRAMA GENERAL DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	28
FIGURA 2.1: FUENTES DE EXCITACIÓN DE ESTRUCTURAS: A) AGITADOR ELECTRODINÁMICO. B) TÚNEL DE VIENTO. FUENTE: A)(BLACHOWSKI ET AL., 2017). B) (MORENO-GOMEZ, 2019).....	30
FIGURA 2.2: CORROSIÓN DE ELEMENTOS DE ACERO: A) SECCIÓN TRANSVERSAL (AH) Y ANCHO DE ALMA (TW) EN ESTADO SANO. B) SECCIÓN TRANSVERSAL BAJO EFECTOS DE CORROSIÓN (AC), PENETRACIÓN DE LA CORROSIÓN (X). FUENTE: ADAPTADO DE ZHANG ET AL. (ZHANG ET AL., 2014).....	34
FIGURA 2.3: ARQUITECTURA DE RED NEURONAL MULTICAPA.....	45
FIGURA 2.4: NEURONA SIMPLE DE UNA CAPA OCULTA CON FUNCIÓN DE ENTRADA, SALIDA Y ACTIVACIÓN.	46
FIGURA 3.1: DIAGRAMA DE FLUJO DE LA METODOLOGÍA.	49
FIGURA 3.2: ESTRUCTURA PARA EL ESTUDIO. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	50
FIGURA 3.3: EJEMPLO DE LOS ELEMENTOS SANO Y DAÑADOS USADOS EN LA INVESTIGACIÓN.	52
FIGURA 3.4: ESTRUCTURA DE BARRAS USADA EN LA INVESTIGACIÓN CON LAS DIFERENTES CONFIGURACIONES DE DAÑO.	52
FIGURA 3.5: MODELO ANALÍTICO DE LA ESTRUCTURA DE ESTUDIO.	54
FIGURA 3.6: CONFIGURACIÓN EXPERIMENTAL USADA EN LA INVESTIGACIÓN.	55
FIGURA 3.7: DIAGRAMA DE FLUJO DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA.	56
FIGURA 4.1: UBICACIÓN DEL ACELERÓMETRO UTILIZADO.	58
FIGURA 4.2: MODELO ANALÍTICO PARA ANÁLISIS MODAL.	58
FIGURA 4.3: SEÑALES OBTENIDAS DE LAS CONFIGURACIONES (A) Y (B).	59
FIGURA 4.4: FRECUENCIAS NATURALES OBTENIDAS CON LA TRANSFORMADA DE FOURIER. A) PRUEBA 1 CONFIGURACIÓN 1. B) PRUEBA 1 CONFIGURACIÓN 6.	61
FIGURA 4.5: DISTRIBUCIÓN IDEAL PARA DETECTAR Y CUANTIFICAR DAÑOS.....	63
FIGURA 4.6: GRÁFICA DE DISTRIBUCIÓN ANOVA OBTENIDOS CON LOS ALGORITMOS DE HFD-64, PARA LAS POSICIONES 1 A 9, LA POSICIÓN 1 SE ENCUENTRA EN LA FIGURA EN EL EXTREMO IZQUIERDO DE LA PARTE SUPERIOR Y LAS POSICIONES AVANZAN SUCESIVAMENTE A LA DERECHA.	64
FIGURA 4.7: AMPLITUDES DE LAS SEÑALES, PARA LAS CONDICIONES 1,6,22 Y 26 EN EL EJE Z.....	67
FIGURA 4.8: GRÁFICA DE DISTRIBUCIÓN ANOVA OBTENIDOS CON EL ANÁLISIS DE AMPLITUDES, PARA LAS POSICIONES 1 A 9.	68

Abreviaturas y siglas.

SHM: Structural Health Monitoring (Monitoreo de la integridad estructural).

FD: Fractal Dimension (Dimensión Fractal).

KFD: Katz Fractal Dimension (Dimensión Fractal de Katz).

BFD: Box Fractal Dimension (Dimensión Fractal de Cajas).

HFD: Higuchi Fractal Dimension (Dimensión Fractal de Higuchi).

SE: Shannon Entropy (Entropía de Shannon).

ANOVA: Análisis de la Varianza.

ANN: Artificial Neural Network (Red Neuronal Artificial).

FFT: Fast Fourier Transform (Transformada Rápida de Fourier).

Resumen.

El correcto funcionamiento y servicio de una estructura puede sufrir daños durante su vida útil debido al paso del tiempo, acciones externas extraordinarios o un escaso mantenimiento; por lo que, en las últimas tres décadas se han desarrollado estrategias que permitan garantizar la integridad y óptimo funcionamiento de las estructuras. Es por esto que se han perfeccionado herramientas, como el monitoreo estructural, que al determinar cambios en la respuesta de la estructura permiten evaluar la condición de la estructura, posibilitando una toma de decisiones oportuna para evitar pérdidas. Entre los principales algoritmos utilizados para analizar se encuentra la dimensión fractal y la entropía de Shannon, con los que se puede detectar variaciones en los patrones de la respuesta dinámica debido a cambios en la masa o rigidez del sistema. En este trabajo se presenta una metodología basada en el análisis de la respuesta dinámica de una armadura tridimensional sometida a vibraciones forzadas en la cual se utiliza como técnica de procesamiento la dimensión fractal y entropía de Shannon para detectar y cuantificar daños por pérdida de masa. Así mismo se emplean herramientas estadísticas y clasificadores para poder determinar la condición de la estructura. Como resultado de esta investigación se obtiene que la HFS-64 y la SE son los algoritmos más eficientes para realizar la detección y cuantificación de daños. Con ayuda de una red neuronal artificial de 55 neuronas ocultas fue posible obtener un modelo con una exactitud, precisión y sensibilidad del 100% para detectar y cuantificar daños.

Palabras clave: Monitoreo estructural; dimensión fractal; cuantificación de daño; redes neuronales artificiales.

Abstract.

The correct operation and service of a structure can suffer damage during its useful life due to the passage of time, extraordinary external actions, or poor maintenance; Therefore, in the last three decades, strategies have been developed to guarantee the integrity and optimal functioning of the structures. For this reason, tools have been perfected, such as structural monitoring, which, by determining changes in the response of the structure, allows the evaluation of the condition of the structure, enabling eventual decision-making to avoid losses. Among the main algorithms used to analyze are the fractal dimension and the Shannon entropy, with which variations in the dynamic response patterns can be detected due to changes in the mass or stiffness of the system. This work presents a methodology based on the analysis of the dynamic response of a three-dimensional truss subjected to forced vibrations in which the fractal dimension and Shannon entropy are used as a processing technique to detect and quantify damage due to loss of mass. Likewise, statistical tools and classifiers were used to assess the condition of the structure. As a result of this investigation, it is obtained that the HFS-64 and the SE are the most efficient algorithms to carry out the detection and quantification of damages. With the help of an artificial neural network of 55 hidden neurons, it was possible to obtain a model with 100% accuracy, precision, and sensitivity to detect and quantify damage.

Keywords: Structural Health Monitoring; fractal dimension; damage quantification.

1. Introducción.

El monitoreo estructural (Structural Health Monitoring, SHM) basado en vibraciones es un proceso que permite conocer las condiciones de operación, los comportamientos y las reacciones de cada componente de una estructura, periódicamente o en cualquier momento de su vida, ayuda a identificar cambios en el comportamiento de diseño, predecir la vida restante del sistema, respaldar la toma de decisiones para evitar fallas, mejorar la seguridad y reducir los costos (Carrión-Viramontes & Lozano-Guzmán, 2001; Gopalakrishnan et al., 2011; Hughes et al., 2021). Este proceso comprende elementos de hardware y software, lo cuales son la integración de sensores e instrumentación, transmisión de datos, elementos computacionales, además de procesamiento, análisis e interpretación de señales (Balageas et al., 2006).

Las infraestructuras civiles son uno de los medios fundamentales para el funcionamiento de la sociedad, entre ellas se encuentran los edificios, puentes, túneles, presas, plataformas, plantas energéticas, puertos, cimentaciones y excavaciones (Bakht & Mufti, 2015; Brownjohn, 2007; Xu & Xia, 2012). Estas obras son elementos básicos de una sociedad civilizada y económicamente productiva, ya que estas satisfacen las necesidades básicas de las personas, así mismo, son los objetivos de las comunidades de ingeniería, académicas y de gestión.

Una gran cantidad de sistemas se encuentran expuestos a acciones extraordinarias y en algunos casos inciertas, producidas por el ambiente o por sobrecargas mayores a sus condiciones de diseño, añadiéndose que han sobrepasado su vida de diseño, por lo que es posible que se presente la falla, trayendo consecuencias en el ámbito económico, social y psicológico (Xu & Xia, 2012), es por esto que durante estas 3 décadas se ha progresado en diversas técnicas de SHM para conocer el desempeño seguro de las estructuras, con lo que ha sido posible identificar, localizar o cuantificar daños (Bado & Casas, 2021; Blachowski et al., 2017), a pesar de estos esfuerzos, en la actualidad estas acciones se han realizado de

forma individual, por lo que los avances para realizar estas operaciones en tiempo real de forma combinada, como la detección y cuantificación simultáneamente, son escasos.

Esta investigación presenta una metodología que evalúa la efectividad del procesamiento de señales con los algoritmos de dimensiones Fractales de Conteo de Cajas, Katz y Higuchi además de la Entropía de Shannon, para determinar las características de la señal de respuesta dinámica de una armadura metálica de barras de aluminio que ha sido monitoreada con acelerómetros triaxiales y sometida a vibraciones forzadas con un vibrador electrodinámico. A partir de la obtención de los indicadores de dimensiones fractales y de entropía se efectúa un análisis estadístico para evaluar la diferencia entre las configuraciones estudiadas para poder así determinar la presencia de daños y cuantificar la magnitud de estos. En esta investigación la Dimensión Fractal Higuchi y la Entropía de Shannon son los algoritmos que presentan resultados óptimos en tanto al tiempo de procesamiento y a efectividad al generar conjuntos para detectar diferencia entre el estado sano y las diferentes configuraciones de daño, además de que estos conjuntos presentan diferencias significativas que permiten establecer intervalos para la cuantificación de daños.

En el capítulo 1 se presenta el alcance de la investigación además de la descripción del problema a estudiar, la justificación del estudio y el planteamiento general de la metodología propuesta. De la misma manera se expone los antecedentes sobre el SHM, las técnicas de procesamiento de señales empleadas, el uso de dimensiones fractales para analizar señales, así como las investigaciones previas realizadas en la Universidad Autónoma de Querétaro. Así mismo, se hace la formulación de la hipótesis de este trabajo y de la misma forma, se presentan los objetivos de esta investigación.

El capítulo 2 muestra la información teórica necesaria para el planteamiento de la metodología propuesta para la resolución del caso de estudio. En esta sección se explican la importancia de las estructuras, los tipos y acciones a las que se encuentra sometida una estructura, la ecuación diferencial que describe su comportamiento. Se hace una recapitulación del SHM, en la que se estudian sus etapas, la relación de este proceso con la caracterización de daños en las estructuras, las fuentes de excitación de estructuras que son

usadas en la literatura y los sistemas de instrumentación necesarios para conocer la respuesta dinámica de las estructuras. Posteriormente se describe el fundamento matemático de las técnicas de procesamiento de señales haciendo énfasis en los algoritmos de Dimensiones Fractales y Entropías, de la misma forma se presenta la información para el análisis estadístico y los clasificadores para evaluar el estado de la estructura.

El capítulo 3 explica de forma detallada la metodología propuesta, la cual comprende una descripción de las características de la armadura a estudiar, el sistema de excitación y los componentes de la instrumentación necesaria para obtener la información de la respuesta de la estructura, las diferentes configuraciones experimentales a analizar. Posteriormente se hace una descripción del proceso para obtener las características de las señales, el análisis estadístico para determinar la diferencia entre las características de los grupos de señales y finalmente el proceso de construcción de los clasificadores para evaluar la condición de la estructura.

El capítulo 4 muestra y discute los resultados obtenidos en las etapas de la metodología planteada, partiendo de la instrumentación, monitoreo, adquisición de señales, posteriormente se muestran los valores obtenidos del procesamiento de señales con los algoritmos de Dimensiones Fractales y Entropías obtenidas, los P-valores del análisis estadístico para determinar la diferencia entre los grupos, las gráficas de indicadores. Posteriormente se explican las características del clasificador que permite automatizar la evaluación del estado de la estructura.

Finalmente, en el capítulo 5 se exponen las conclusiones de la investigación en donde se menciona la técnica de procesamiento de señales que presenta resultados óptimos en tiempo de procesamiento y eficiencia al detectar y cuantificar daño. Además, se presenta un impacto de los resultados, las publicaciones realizadas y las investigaciones futuras que se podrán desarrollar con base en este trabajo.

1.1 Antecedentes.

El diseño de nuevas estructuras se basa en códigos con parámetros conservadores lo que implica estructuras robustas y pesadas, por lo que, para satisfacer las condiciones de diseño y resistencia de los reglamentos se requiere un alto presupuesto para la construcción de los proyectos (Bakht & Mufti, 2015). A pesar de las consideraciones empleadas en estos procesos, el paso del tiempo y un escaso mantenimiento pueden producir el deterioro de las estructuras y la pérdida de su funcionamiento continuo, seguro y económico (Chen & Ni, 2018). El daño de una obra de infraestructura civil tiene consecuencias que repercute en los diversos sectores de la sociedad, cuando sucede esto, existen pérdidas económicas directas e indirectas, las primeras son las necesarias para devolver a la estructura a sus condiciones de diseño, mientras que las segundas son por las afectaciones a las actividades cotidianas y de suministro de recursos para la sociedad (Chang, 2016).

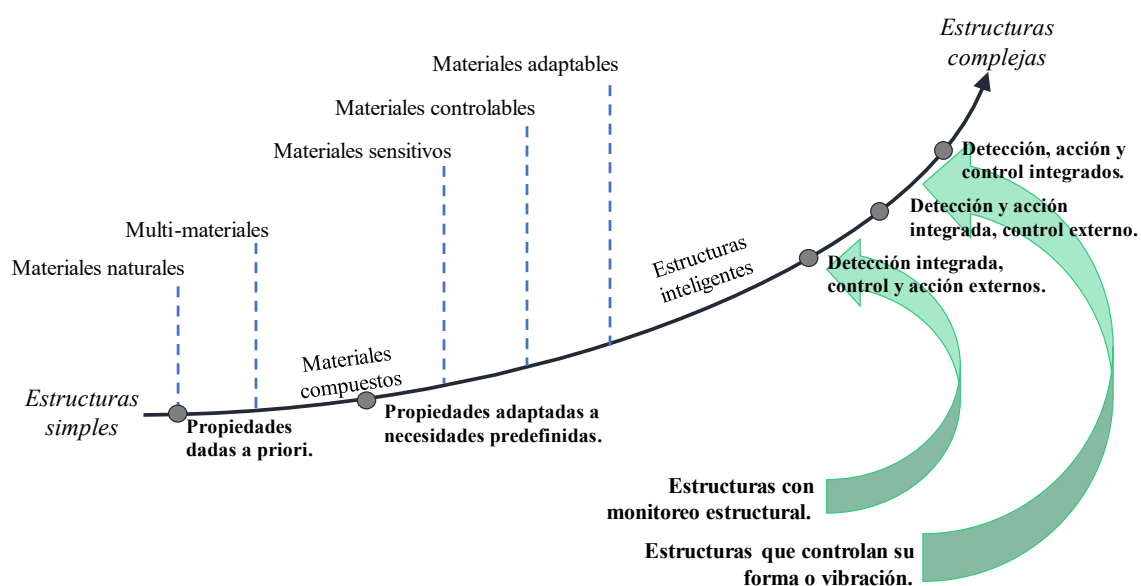


Figura 1.1: Evolución de las Estructuras Civiles. Fuente: Adaptado de Balageas, et al., 2006.

La evolución de las estructuras, como se muestra en la Figura 1.1, ha derivado en el concepto de estructura inteligente, introducido hace treinta años, el cual comprende a las construcciones con sistemas capaces de adquirir y gestionar de manera rápida y eficiente datos sobre el estado del sistema, además cuentan con propiedades que se adaptan a usos

específicos y a cambios en las condiciones de servicio. En este sentido, se conforman de tres tipos (Balageas et al., 2006).:

1. Controlan su forma
2. Controlan sus vibraciones
3. Controlan su salud estructural

En las investigaciones de los ingenieros alrededor del mundo se han desarrollado sistemas de sensores, adquisición y tratamiento de datos con el objetivo de evitar las fallas estructurales además de obtener información del comportamiento de los sistemas (Bakht & Mufti, 2015; Gómez et al., 2020). Con el fin de ampliar la vida de diseño de las estructuras y evitar las consecuencias socioeconómicas que pueden conllevar su deterioro o falla, se ha optado por realizar una serie de inspecciones y monitoreo. El conocimiento del desempeño y servicio seguro de las estructuras ha llamado la atención del mundo académico y de investigación, buscando la identificación, caracterización y control de los daños (Bado et al., 2021; Blachowski et al., 2017).

1.1.1 Investigaciones a Nivel Global de SHM.

En el ámbito de la ingeniería, se puede definir a una estructura como una construcción compuesta de un sistema de elementos conectados que tiene el fin de soportar diversas acciones que actúan sobre ella, la cual permite satisfacer alguna necesidad para la sociedad y debe adaptarse a los presupuestos y al entorno donde se encuentra. Dichas obras tienen que cumplir cuatro criterios básicos: seguridad, funcionalidad, economía y estética. Las estructuras pueden estar compuestas de tensores, vigas y columnas, a partir de la unión de estos elementos es posible obtener sistemas estructurales, como los mostrados en la Figura 1.2, como armaduras, marcos, cubiertas, cables y arcos (Cervera Ruiz & Blanco Díaz, 2002; Hibbeler, 2015).



a) Puente a base de armaduras.



b) Edificio a base de marcos.



c) Sistema estructural de cubierta.



d) Puente a base de cables.



e) Puente a base de arcos.

Figura 1.2: Sistema estructurales.

Los sistemas de SHM permiten conocer, de forma cuantitativa, la salud de las estructuras y determinar en tiempo real las variaciones del comportamiento del sistema, posibilitando la pronta toma de decisiones de control de daños, lo cual ayuda a minimizar el riesgo de colapsos repentinos y la prevención de afectaciones futuras (Gómez et al., 2020; Spencer et al., 2019). La determinación de fallas de forma temprana permite implementar mejores

estrategias de mantenimiento y la optimización de los costos de reparación (Casas & Cruz, 2003; Catbas et al., 2008).

Los principales puntos por los que se busca desarrollar e implementar sistemas de SHM son los siguientes: 1) Un cambio económicamente óptimo en la forma actual de mantenimiento de las estructuras, la cual está basada en que se conoce que en un determinado tiempo los componentes de la estructura deben ser sustituidos o reparados, por uno en que el sistema brindara la información en el momento en el que sea necesario una reparación por las posibles fallas o degradaciones que sufra algún elemento (Farrar & Worden, 2012), 2) Sistemas tecnológicos y eficientes de adquisición de información que permitan ampliar la vida de diseño de las estructuras y pueda ajustarse a las características de cada tipo de estructura, 3) La búsqueda y desarrollo de bases de datos que permitan apegar más a la realidad, los criterios de los reglamentos de diseño para reducir el costo de construcción (Bakht & Mufti, 2015).

En el SHM es necesario la adquisición de datos para así poder obtener un diagnóstico de las condiciones del sistema, (Gopalakrishnan et al., 2011) establecen cinco etapas para este proceso:

1. Determinar la presencia de daños mediante seguimiento de las propiedades de la estructura en el tiempo.
2. Localización y orientación del daño a través del uso de algoritmos para obtener valores que indican el estado de la estructura.
3. Estimación de la gravedad de los daños.
4. Determinación de posibles técnicas para retardar o detener daños.
5. Estimación de la vida restante de la estructura.

Cawley y Adams (1979), por medio del monitoreo de las vibraciones, detectan cambios en los modos de vibración en vigas de materiales metálicos o de poliméricos con daños por la reducción de su sección transversal. Wölfinger et al. (1998) describen una técnica de detección y evaluación cuantitativa de daños, causados por impactos, basada en el análisis de los espectros de respuesta de la vibración de placas.

Carrión Viramontes et al. (2003) realizan un estudio sobre los métodos de evaluación no destructivos más utilizados en puentes. Son expuestos diversos procedimientos de inspección de daños no destructivos y destructivos. Se examinan las numerosas variantes de las técnicas, recalcando los beneficios e inconvenientes, además es discutido su uso en un sentido amplio que involucra la arquitectura y las diversas circunstancias de falla que se pueden generar; también se descubre que los daños en un puente pueden detectarse, en la mayoría de los casos, y localizarse.

Kopsaftopoulos y Fassois (2010) presentan un estudio experimental de métodos de monitoreo basado en vibraciones de una armadura de aluminio en donde por medio de métodos paramétricos y no paramétricos son capaces de determinar variaciones en la respuesta de la estructura para localizar e identificar diferentes daños producidos en las conexiones de los nodos de la estructura. En la investigación de Brunell y Kim (2013) se realizó una evaluación del comportamiento de un puente tipo armadura de acero sometida a 16 tipos de daño, en donde se obtuvieron las frecuencias de vibrar de los diferentes modelos para hacer una comparación de las diferentes configuraciones y poder así realizar una detección y cuantificación de daños por medio de parámetros índice. En el trabajo de Seventekidis y Giagopoulos (2021) se utilizan técnicas actuales de monitoreo, como redes neuronales para comparar los resultados de un modelo de elemento finito de una armadura de polímero de fibra de carbono sometida a daños en las conexiones con los resultados del monitoreo por medio de vibraciones forzadas con los que fue posible cuantificar daños de forma precisa.

En los últimos años diferentes tipos de excitación han sido empleados por los investigadores para el monitoreo de estructuras, por ejemplo, Allen y Rainer (1976) presentan varios métodos de excitación como la prueba de impacto de talón, o las pruebas de caminar y correr utilizadas para medir las vibraciones presentadas en pisos mayores a 25 pies de largo construidos con vigas de acero y pisos de concreto. Nakamura (1989) utiliza la medición de micro-temblores en el subsuelo para estimar la respuesta dinámica de estructuras localizadas en las capas superficiales, utilizando las componentes verticales y horizontales de los movimientos medidos. Kopsaftopoulos y Fassois (2010) presentan un estudio experimental

de métodos de monitoreo basado en vibraciones de una armadura de aluminio a la cual se le producen vibraciones forzadas (Gaussianas) aplicadas por medio de un vibrador electrodinámico. Pozos et al. (2012) presentan un análisis del puente atirantado Baluarte ante fuerzas de viento. Para los análisis, se desarrolló un modelo matemático de la estructura real, el cual fue sometido a fuerzas del viento turbulento. Brunell & Kim (2013) y Seventekidis y Giagopoulos (2021) presentan en sus investigaciones en puentes en armaduras a escala un análisis de las respuestas de las estructuras sometidas a vibraciones e impactos generados por un vibrador dinámico.

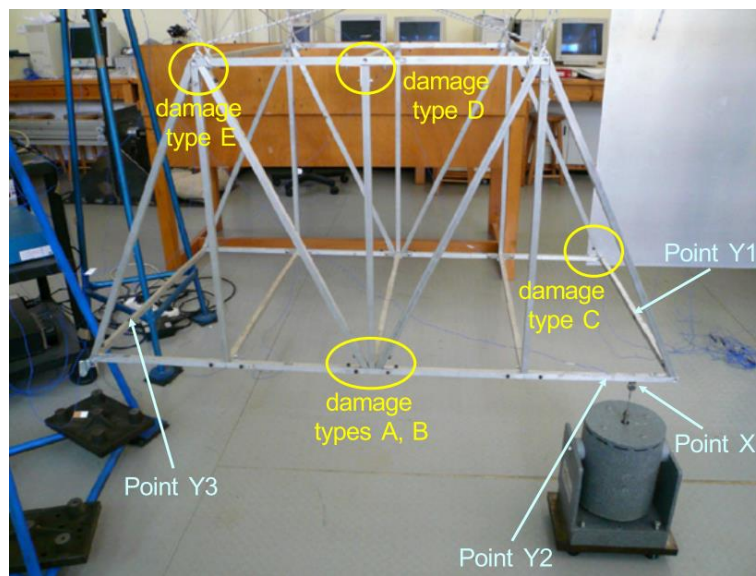


Figura 1.3: Sistema de excitación utilizada por Kopsaftopoulos & Fassois (2010).

Se puede observar un campo de oportunidad debido a las diversas combinaciones y métodos probabilísticos, con el objetivo de encontrar algoritmos óptimos que permitan métodos de monitoreo que brinden información más aproximada sobre el estado existente de la estructura. Es importante destacar que en las referencias anteriormente mencionadas no se hacen estudios en donde se pueda obtener información sobre la localización y cuantificación del daño; además de lo anteriormente mencionado, dichas investigaciones se limitan únicamente en la detección o localización de daños, por lo tanto, no se presentan soluciones a los problemas generados ni una cuantificación de éstos. Por lo que esto genera una oportunidad para proponer y establecer una metodología capaz de localizar y cuantificar el

daño al mismo tiempo, además de proponer soluciones a las fallas caracterizadas por medio de esta metodología.

Las diversas 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). La Transformada Rápida de Fourier (Fast Fourier Transform, FFT), ha sido la técnica más ampliamente utilizada en el dominio de frecuencias, empleada, por ejemplo, Lee y Kim (2007) desarrollaron un modelo de puente a escala sometido a pruebas de impacto para estimar las grietas producto de cortes con sierra y aflojamientos de conexión, y por Gallardo (2012) en una 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 estudio de estas 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), como ejemplo se tiene la investigación realizada por Osornio-Ríos et al. (2012) en la cual emplearon esta técnica, junto con una red neuronal, para identificar, localizar y cuantificar daños generados por corrosión en una armadura tridimensional 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 onduleta 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-Martínez 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, 2014; 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 preprocesamiento, por lo que el método permanece con alta exactitud, pero con menor carga computacional.

En la evaluación de señales de tiempo recopiladas de sensores en procedimientos SHM basados en vibraciones, se registra una importante cantidad de datos. Es típico en SHM trabajar con señales de tiempo de diversa complejidad, lo que requiere manipulación y ajuste antes de que puedan utilizarse para la predicción de daños (Gopalakrishnan et al., 2011; Xu & Xia, 2012). En este sentido, para evaluar las señales de vibración, la FFT es ampliamente utilizada para determinar el estado de salud de las estructuras, no obstante, como ya fue mencionado anteriormente, sólo proporciona resultados óptimos para señales estacionarias. Dado que la mayoría de las señales en la infraestructura civil no son estacionarias, la FFT es inadecuada para evaluar la condición de las estructuras reales (J. P. Amezcua-Sanchez & Adeli, 2016; Chen & Ni, 2018).

Dentro de la literatura numerosas técnicas para el procesamiento de señales han sido propuestas en la última década, Li et al., (2015) desarrollaron una metodología para detectar y cuantificar daños basada en la coherencia de transmisibilidad de la respuesta de un modelo de estructura de marco. Entezami & Shariatmadar, (2018) buscaron órdenes robustos de series temporales y propusieron el uso de Box Q-test para localizar y cuantificar el daño. Jayasundara et al., (2020) utilizaron las formas modificadas de la flexibilidad modal (MMF) y la energía de tensión modal (MMSE) para realizar la detección y localización de daños en un puente de gran envergadura. Mousavi et al., (2020) localizaron y cuantificaron los daños en una armadura de acero de catorce bahías utilizando una transformada de Hilbert-Huang (HHT) con la técnica de descomposición de modo empírico de conjunto completo con ruido adaptativo (CEEMDAN). (L. Cao et al., 2021) utilizaron la tasa de cambio de frecuencia (FCR) en la respuesta de un puente de vigas de madera para localizar y cuantificar la gravedad del daño. En este contexto, la evaluación de diversos enfoques capaces de reconocer patrones, con baja complejidad computacional, en señales monitoreadas para evaluar adecuadamente la salud de la infraestructura civil es de suma importancia.

La dimensión fractal (FD) es un enfoque novedoso en SHM para identificar y cuantificar daños, que recientemente ha demostrado ser capaz de analizar señales no lineales y

transitorias mientras que anteriormente se empleó para estudiar señales estacionarias (J. Amezquita-Sanchez et al., 2016; M. Cao & Qiao, 2009). La FD proporciona una medida de autosimilitud e irregularidades en una serie temporal, que se relaciona con las veces que se repite un patrón en la señal (He et al., 2011; Su et al., 2018).

En trabajos realizados en los últimos 5 años han permitido detectar y cuantificar daños con precisión mayor al 95%. (Rezaie et al., 2020) estudia la dimensión fractal para el reconocimiento de patrones de grietas en elementos de mampostería, con lo que fue capaz de cuantificar el 96% de daños en muretes de mampostería. (Wen et al., 2015) demuestra que la dimensión fractal es eficaz para realizar el diagnóstico de fallas de los cojinetes de elementos rodantes y hacer frente a los efectos de la variación en las condiciones de funcionamiento con un rango de error menor al 1%. (Hoxha et al., 2020) usa la dimensión fractal para detectar y cuantificar daños en la cimentación de una turbina eólica con precisión mayor al 97%. Dado que los cambios en las características físicas de una estructura, como el desarrollo de cualquier forma de daño, pueden causar una modificación en la señal de la serie temporal de respuesta (Chopra, 2012; Paz & Kim, 2019), La FD es una herramienta adecuada para evaluar el estado de una estructura.

1.1.2 Trabajos Desarrollados en la Universidad Autónoma de Querétaro.

Dentro de los primeros trabajos de vibraciones se presenta el trabajo de (Vela-Martínez et al., 2010), en el cual dentro de un sistema de maquinado se realizó la modelación no lineal de vibraciones autoinducida; a su vez se realizó la optimización de la estabilidad dinámica del mismo mediante un modelo analítico experimental. Este modelo se basa en la implementación de señales de audio y acelerómetros, las cuales adquiere y procesa mediante tarjetas de adquisición de datos comerciales aplicando el software LabView. Posteriormente, Trejo (2009) comenzó el desarrollo de la investigación de sensado, análisis, modelación y optimización de las condiciones de corte para tornos CNC, dentro de la investigación monitorea algunas variables dentro del proceso como las corrientes de los servomotores,

vibraciones y la fuerza que experimenta la herramienta de corte dentro con el fin de modificar en línea las condiciones de corte dentro de un módulo de software.

Dentro de su investigación doctoral Rangel (2011), llevó a cabo el análisis de vibraciones en tiempo real para maquinaria CNC, mediante el cual desarrolló una tecnología para el análisis de vibraciones en maquinaria CNC de bajo costo, implementó tecnología FPGA para procesar la información, además de lograr un análisis en estado estable y transitorio en tiempo real. Rodríguez (2012) propuso el procesamiento digital de señales en FPGA para la realización del análisis de vibraciones en robots industriales, al igual que Trejo (2009), ambos lograron desarrollar algoritmos que fueron implementados en sensores inteligentes. Saucedo (2014) presento su propuesta de la instrumentación de cadenas cinemáticas por medio de la cual genera metodologías confiables para ayudar al diagnóstico de estas. Dentro de la Universidad Autónoma de Querétaro se llevó a cabo el análisis de vibraciones en estructuras dentro de una nueva línea de investigación, su primer predecesor se relaciona con el análisis de las vibraciones en estructuras planteado por Paz (2009) presentado en su tesis titulada “Diseño, fabricación y análisis de vibraciones por elemento finito de una estructura tridimensional reconfigurable” donde reporta el análisis dinámico de la estructura y el cálculo de las frecuencia naturales de forma experimental y analítica.

Amézquita (2012) implementó dentro de su investigación la estructura planteada por Paz (2009) con el fin de generar algoritmos de monitoreo en tiempo real mediante la implementación de transformadas tiempo-frecuencia y de esta forma detectar, localizar y cuantificar daños dentro de la misma. Dentro del mismo ámbito, Gallardo (2012) identificó las frecuencias características para diversas fallas mediante la FFT. Por su parte, Arceo (2012) detectó las fallas en puentes mediante algoritmos genéticos. Además, Pérez (2014) implementó un algoritmo para la detección de parámetros modales (frecuencia natural y factor de amortiguamiento) en estructuras civiles mediante las vibraciones ambientales. Martínez (2018) realizó el análisis de los efectos dentro de un edificio a escala de cuatro pisos y demostró la eficiencia del método MUSIC comparando los resultados obtenidos con los presentados por la FFT.

Por lo antes mencionado, las líneas de investigación en la presente propuesta son trabajadas de forma activa dentro de la universidad lo que permite asegurar la participación de investigadores expertos en el tema, además del desarrollo de líneas de investigación.

1.2 Descripción del Problema.

El monitoreo de las estructuras permite desarrollar estrategias para implementar acciones necesarias de mantenimiento y optimización de las condiciones de un sistema estructural, posibilitando así la prevención de daños catastrófico o irreparables que puedan producir pérdidas socioeconómicas, además de brindar mejores condiciones de servicio y ampliar la vida útil de la construcción. Para el diseño de estructuras son consideradas acciones permanentes y variables, las primeras son calculadas con una alta precisión de las condiciones reales que presentaran los sistemas, pero ocurre lo contrario con las segundas, ya que estas están basadas en reglamentos o modelos a escala, por lo que pueden variar de las que realmente son aplicadas a los sistemas.

En este sentido, con la adquisición y análisis de datos, se tiene interés en encontrar características significativas de las señales que permitan detectar y cuantificar daños estructurales en tiempo real; a pesar de poder aplicar acciones específicas a las estructuras es un desafío el análisis y procesamiento de dichas señales, ya que se encuentran inmersas en ruido producido por factores externos y presentan propiedades no estacionarias. Por lo tanto, al contar con un sistema de SHM capaz de verificar de forma óptima y eficiente las propiedades características de las señales de la respuesta dinámica de un sistema favorecerá a solucionar el problema de detección y cuantificación de fallas estructurales, asimismo, al conocer las reacciones reales de una estructura sometida a acciones; por ende, se tendrá un manejo óptimo de recursos las etapas de construcción, mantenimiento y reparación de las obras civiles.

1.3 Justificación.

Durante el último siglo se han registrado en el territorio mexicano más de 100 sismos de magnitud 4.5 o superior, mientras que se tiene un promedio de 5 sismos de magnitud 6.5 o mayor cada 4 años, contando a su vez con una alta probabilidad de que cada 10 años ocurra un evento de magnitud 7.5 o superior (Kostoglodov & Pacheco, 2019).

Las estructuras civiles sufren daños a lo largo de su vida de causados por numerosas razones como, por ejemplo: movimientos desmesurados, corrosión, altas temperaturas, acumulación y aumento de grietas, pérdida de resistencia de elementos estructurales, además del efecto de objetos extraños (Umesha et al., 2009). La acumulación de dichos daños puede ocasionar que la composición sufra un debilitamiento, lo cual puede inducir un daño irreparable y en un dado caso el colapso de la estructura, lo cual puede desembocar en pérdidas humanas y económicas (Figura 1.4). Frente a esta problemática nace la necesidad por desarrollar procedimientos analíticos y experimentales que incluyan el monitoreo, el procesamiento de datos y su interpretación para evaluar el estado de la estructura, con la intención de identificar perjuicios de forma temprana y realizar mantenimiento correctivo.

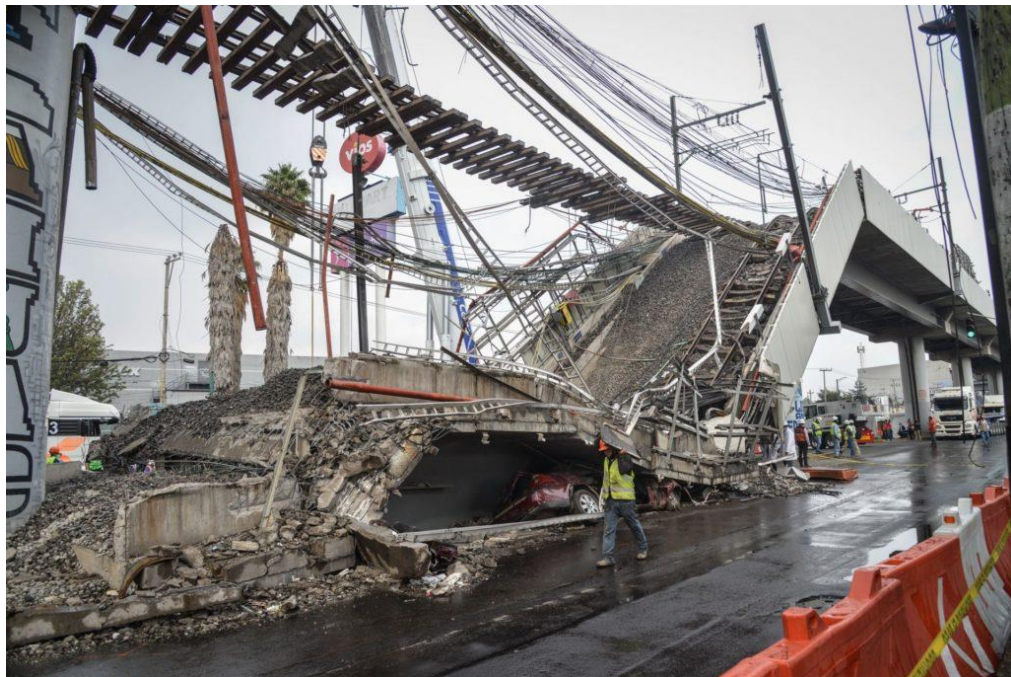


Figura 1.4: Colapso de la Línea 12 del Metro de la Ciudad de México.

Los avances tecnológicos referentes a sensores y técnicas de procesamiento brindan la capacidad de optimizar los procedimientos clásicos de evaluación estructural como la inspección visual con un ordenamiento con base en qué elemento estructural debería ser revisado y en qué propiedades debería enfocarse la revisión, puesto que hay una extensa pluralidad de sensores que detectan diversos atributos físicos como asentamientos, desplazamientos, esfuerzos, humedad, etcétera. Las tecnologías modernas otorgan la posibilidad de hacer visualizaciones rápidas, seguras y económicas, por una razonable suma económica, es viable instrumentar una estructura e identificar daños para ser priorizado en posteriores evaluaciones estructurales más extensas. Una de las justificaciones de este trabajo de investigación es producir soluciones reales para el monitoreo y estudio de las vibraciones en las estructuras.

La justificación principal de este trabajo será el desarrollo de un sistema de monitoreo estructural basado en señales de vibraciones, a través del procesamiento digital de señales. De la misma manera, otra aportación científica será que la información analizada permitirá el mantenimiento correctivo de la estructura, a partir de poder detectar y cuantificar el daño. Por los motivos anteriores, destaca que este trabajo aportará al desarrollo de una nueva línea de investigación en la institución que tendrá un impacto positivo a nivel regional, nacional y mundial.

1.4 Hipótesis y Objetivos.

1.4.1 Hipótesis.

La detección y cuantificación de daños estructurales por pérdida de masa y rigidez, se realiza encontrando cambios en la respuesta de la estructura ante vibraciones forzadas, mediante una metodología de procesamiento de señales basada en dimensión fractal, entropía de Shannon y algoritmos de inteligencia artificial.

1.4.2 Objetivo General.

Analizar la respuesta dinámica de una armadura metálica en condición sana y con daño, empleando algoritmos de dimensión fractal, entropía de Shannon y algoritmos de inteligencia artificial, para detectar y cuantificar daños por pérdida de masa y rigidez, independientemente de la ubicación del daño.

1.4.3 Objetivos Particulares.

- Simular condiciones experimentales de daño, que modifiquen las características dinámicas de la armadura y que permitan analizar su comportamiento bajo la condición de dichos daños.
- Encontrar un algoritmo de procesamiento de señales que identifique las características de las señales.
- Desarrollar una metodología de bajo costo computacional, que pueda ser aplicada en la práctica para poder detectar y cuantificar daños.

1.5 Planteamiento General.

En este trabajo se presenta un estudio con el que es posible detectar y cuantificar daños por reducción de la sección transversal en una armadura metálica sometida a vibraciones forzadas producidas por un vibrador electrodinámico y medidas con acelerómetros triaxiales. El SHM basado en vibraciones se evalúa con una investigación experimental en la armadura, donde los elementos son reemplazados, uno por uno, por elementos dañados. Los daños se produjeron en barras de aluminio de 19 mm de diámetro reduciendo sus diámetros en los extremos de las barras en 1 mm, 5 mm y 8 mm.

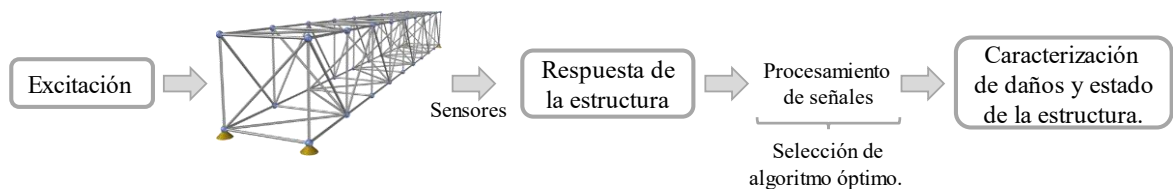


Figura 1.5: Diagrama general de la metodología propuesta. Fuente: Elaboración propia.

El sistema de adquisición de datos adquiere, acondiciona y digitaliza la señal para después ser enviada a un sistema de procesamiento, en donde se le extraen sus características embebidas para generar grupos de datos de las diferentes posiciones de daño, a los cuales se les realiza un análisis de varianza para detectar y cuantificar daño, de la misma forma se determina el parámetro y eje óptimo para realizar esta tarea, con el que se construye un clasificador con los parámetros obtenidos, con el cual se automatiza la tarea de determinar el estado estructural de acuerdo a su respuesta dinámica. En la Figura 1.5 se presenta un esquema de los principales elementos de esta propuesta.

2. Marco Teórico.

Para conocer y medir la respuesta dinámica de una estructura es necesario que esta sea excitada por algún medio. Existen dos métodos principales para realizar esta acción, el primero es el uso de la vibración ambiental en donde se hace uso de las acciones que se encuentran en el entorno de la estructura, algunos de los factores que generan estos tipos de vibraciones son la actividad humana, sismos, viento, entre otros. La segunda metodología es el uso de vibraciones forzadas, las cuales se usan a escalas pequeñas (Jang y Spencer, 2015). En los métodos basados en vibraciones, donde se realizan pruebas a escala, la excitación es aplicada por equipos hechos por el hombre como los vibradores electrodinámicos, martillos, pesos que caen, túnel de viento, impacto de talón e incluso se puede realizar la medición al inducir movimiento humano controlado (Perez-Ramirez et al., 2017; Moreno-Gomez et al., 2018).

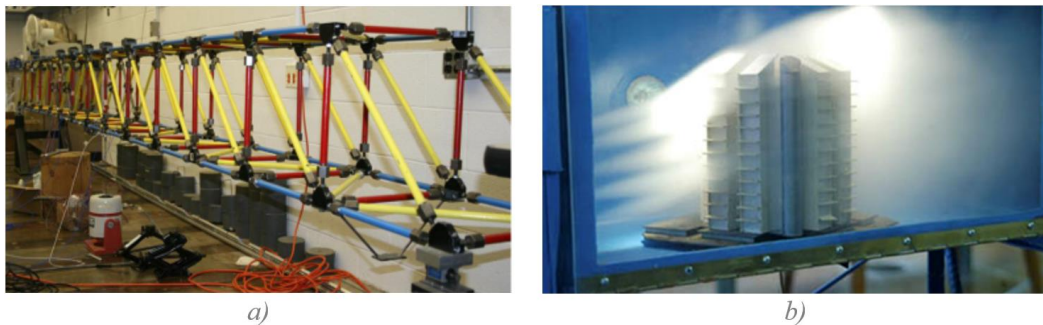


Figura 2.1: Fuentes de excitación de estructuras: a) Agitador electrodinámico. b) Túnel de viento. Fuente: a)(Blachowski et al., 2017). b) (Moreno-Gomez, 2019).

En esta investigación para poder conocer la respuesta de la estructura se inducirán vibraciones forzadas por medio de un vibrador electrodinámico (*shaker*), estos dispositivos son capaces de generar diversos tipos de fuerzas dinámicas con amplitudes y frecuencias controladas (Chen y Ni, 2018) por lo que su adaptabilidad es importante en los análisis y ensayos de componentes o estructuras. Dependiendo de los componentes de cada equipo, se pueden generar fuerzas dinámicas controladas con las que se puede obtener una respuesta de la estructura a diferentes frecuencias. Sus usos principales son para el análisis sísmico,

dinámica estructural, mecánica estructural, búsqueda de frecuencias de resonancia, entre otros.

2.1 Dinámica Estructural.

2.1.1 Sistemas de Múltiples Grados de Libertad.

Una estructura está formada por uno o varios elementos conectados entre sí los cuales deben de ser capaces de soportar la acción de una serie de fuerzas como su peso o acciones exteriores, esfuerzos que soportan en conjunto y que de manera individual no serían capaces de resistir (McCormac, 2007).

Las estructuras civiles son importantes en una variedad de campos de la ingeniería, ya que su función principal es resistir elementos y responder a cambios inesperados en la excitación, que pueden causar daños estructurales o colapso. (Hibbeler, 2015; Hughes et al., 2021; McCormac & Csernak, 2013). Existen distintos tipos de esfuerzos que pueden actuar en una estructura (Kassimali, 2011; Leet et al., 2018):

- Tensión: fuerzas que tienden a estirar el cuerpo.
- Compresión: tiende a generar aplastamiento.
- Flexión que tiende a combar, cuando unas fibras se comprimen y otras se alargan.
- Cortante: fuerza paralela a la sección transversal del elemento tiende a cortarlo.
- Torsión: gira o retuerce el elemento.

La ecuación general que describe el movimiento de una estructura de N grados de libertad, es la ecuación diferencial lineal de movimiento, expresada en la ecuación (1):

$$[M]\{\ddot{u}\} + [C]\{\dot{u}\} + [K]\{u\} = \{F(t)\} \quad (1)$$

donde $F(t)$ es el vector de fuerza externa aplicada al sistema en el tiempo t . La respuesta dinámica de la estructura está dada por $\{u\}$, $\{\dot{u}\}$ y $\{\ddot{u}\}$ que son vectores de tamaño N que corresponden a la aceleración, velocidad y desplazamiento en un tiempo t del sistema,

respectivamente. Los parámetros estructurales $[M]$, $[C]$, $[K]$ son matrices $N \times N$ y representan la masa global, el amortiguamiento y la rigidez del sistema dinámico, respectivamente (Cook, 1995; Craig & Kurdila, 2006; Paz & Kim, 2019). De esta manera, para una estructura, sometida a una carga que varía en el tiempo, al resolver la ecuación de movimiento se obtendrá una señal de aceleración, velocidad y desplazamiento.

2.1.2 Frecuencias, Modos y Periodos Naturales

La obtención de las frecuencias naturales y modos de vibrar se obtiene al resolver el problema de valores y vectores propios generalizados, respectivamente (Chopra, 2012; Craig & Kurdila, 2006; Paz & Kim, 2019). Para el caso de las frecuencias naturales (en rad/s), estas se obtienen al solucionar el problema de valores propios generalizados:

$$|[K_r] - \omega^2[M_r]| = 0 \quad (2)$$

De forma análoga, los modos se obtienen al solucionar el problema de vectores propios generalizados:

$$([K_d] - \omega^2[M_d])\{U\} = 0 \quad (3)$$

Finalmente, los periodos naturales (en segundos) se obtienen de la siguiente manera:

$$T_i(\text{segundos}) = \frac{2\pi}{\omega_i} \quad (4)$$

2.1.3 Vibraciones.

Se define las vibraciones como el movimiento oscilante de la parte de un cuerpo en todas las direcciones y perturbarán a las partes adyacentes a éstas, de esta forma produciendo una condensación y expansión de los componentes del cuerpo en intervalos de tiempo en los cuales el cuerpo es excitado. Para conocer las características de las vibraciones es necesario conocer los siguientes parámetros descritos por (Palma & Steiger, 2020):

- Frecuencia: Es el número de veces que se repite un ciclo vibratorio por unidad de tiempo.

- Desplazamiento: Es la distancia entre la posición del elemento que vibra y su posición en reposo.
- Velocidad y aceleración: Corresponden a la relación que existe entre los parámetros anteriores y la variación con respecto al tiempo de este parámetro, respectivamente.
- Dirección: Las vibraciones pueden producirse en 3 direcciones lineales y 3 rotacionales.

La respuesta dinámica de una estructura sujeta a vibraciones se basa en las ecuaciones de la dinámica estructural, en la que los principios son las matrices de rigidez y masa de una barra tridimensional, donde el fundamento de este sistema es el de una barra elástica (Hibbeler, 2015; Leet et al., 2018):

2.1.4 Daños Estructurales.

La detección de daños por medio de este tipo de metodologías ha sido probada de forma exitosa, ya que los daños que se producen pueden ser detectados por medio de la medición de cambios en la respuesta de la estructura como lo son deformación estática, curvatura, cambios de frecuencia natural, cambios de forma de modo, flexibilidad (Jang & Spencer, 2015). El termino daño se puede definir como los cambios producidos de forma intencional o no, en un sistema que afectan el comportamiento actual o futuro de un sistema (Farrar & Worden, 2012; Sohn et al., 2002). Para poder localizar y cuantificar el daño es necesario comparar un historial de mediciones, en donde a partir de las señales obtenidas del estado sano es posible utilizar algoritmos para conocer variaciones de las señales obtenidas en la condición dañada (Farrar & Worden, 2012; Gopalakrishnan et al., 2011).

Existen diversas metodologías de monitoreo basadas en los cambios del comportamiento de una estructura. Como los daños reducen la rigidez del sistema, estos cambios se pueden detectar y caracterizar como variaciones en las respuestas dinámicas de las estructuras (Kopsaftopoulos & Fassois, 2010). Los daños en los elementos estructurales producen cambios en la rigidez de la estructura, entre estos daños se puede mencionar la presencia de grietas en elementos estructurales que, al cambiar la geometría, la rigidez se ve afectada

(Farrar & Worden, 2012), también la rigidez puede ser alterada por la corrosión de los materiales, como se muestra en la Figura 2.2, ya que se presentará una reducción de la sección transversal (Jang & Spencer, 2015; Zhang et al., 2014). Una de las técnicas más comunes es la basada en mediciones de la respuesta de la estructura al ser sometida a vibraciones, la cual, después de conocer una respuesta atípica de la estructura hace uso de clasificadores matemáticos para poder detectar, localizar y cuantificar daños (Seventekidis & Giagopoulos, 2021).

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.

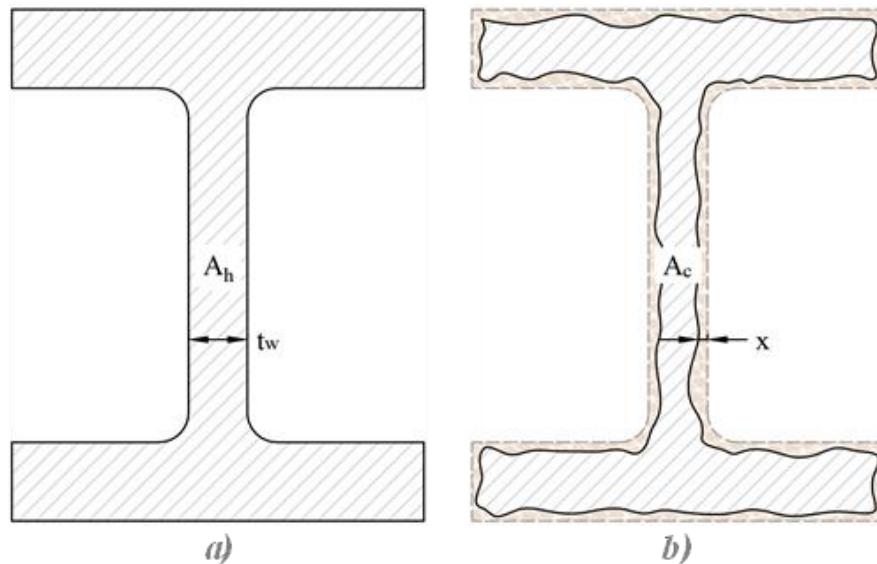


Figura 2.2: Corrosión de elementos de acero: a) Sección transversal (A_h) y ancho de alma (tw) en estado sano. b) Sección transversal bajo efectos de corrosión (A_c), penetración de la corrosión (x). Fuente: adaptado de Zhang et al. (Zhang et al., 2014).

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 Monitoreo Estructural.

El objetivo del monitoreo estructural es desarrollar un sistema para conocer de forma eficiente y autónoma el comportamiento y las condiciones de una estructura permitiendo una utilización óptima del sistema, detectar daños o deterioros, asimismo, evitar pérdidas económicas y fallas catastróficas (Bakht & Mufti, 2015; Balageas et al., 2006). Entre estos se encuentra el SHM basado en vibraciones el cual consiste en una estrategia de 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 excitadores, típicamente un vibrador electrodinámico, un túnel de viento u otros, para posteriormente realizar el procesamiento de las señales y finalmente analizar estas señales para conocer el estado actual de la estructura.

En los métodos de SHM basado en vibraciones se miden y analizan las señales recopiladas de los sensores, de los cuales se obtienen una gran cantidad de datos. Las señales son un conjunto de información en función del tiempo producidas como respuesta de un fenómeno físico, el estudio de estas permite determinar los parámetros que la definen y caracterizarla (Avilés-Cruz & Rodríguez, 2003; Mata-Hernández et al., 2014). Las señales se pueden clasificar en dos grupos según sus propiedades: las señales estacionarias no cambian sus características con el tiempo y las señales no estacionarias cambian sus características. En la infraestructura civil, la mayoría de las señales presentes son no estacionarias (Chen & Ni, 2018).

2.2.1 Proceso de SHM.

El SHM implica observar un sistema a lo largo del tiempo utilizando mediciones de respuesta dinámica muestreadas periódicamente con una serie de sensores, extrayendo características

sensibles al daño de estas mediciones y analizando estadísticamente las características para determinar el estado actual del sistema. A largo plazo, este enfoque genera información actualizada de forma rutinaria sobre la capacidad de la estructura para realizar su propósito previsto y al mismo tiempo, tiene en cuenta la degradación causada por los entornos operativos. El SHM está diseñado para detectar circunstancias rápidas después de eventos importantes, como terremotos o cargas explosivas, y se esfuerza por brindar información confiable casi en tiempo real (Avci et al., 2021; Ganguli, 2020; Hughes et al., 2021).

Para Sohn et al. (2002) el problema del SHM es fundamentalmente de reconocimiento de patrones estadísticos y describe el proceso en las siguientes etapas: La primera etapa, denominada evaluación operacional, consiste en definir por qué se debe realizar el monitoreo y los beneficios que se podrían obtener de la aplicación de éstos a una estructura para posteriormente adaptar el monitoreo a los aspectos únicos del sistema y las características únicas del daño a detectar.

El paso siguiente, de fusión y limpieza de datos incluye determinar las variables que se medirán, los tipos de sensores que se utilizarán, sus ubicaciones, número, resolución, ancho de banda y adquisición de datos, así como su frecuencia. Estos elementos están fuertemente influenciados por factores económicos. La fusión de datos es el proceso de combinar datos de varios sensores para tomar una decisión más confiable y segura que el que se puede lograr con un solo sensor. Al evaluar información relativa entre múltiples sensores, puede operar de manera rudimentaria. En sus versiones más avanzadas, emplean redes neuronales artificiales para realizar análisis complicados de los datos de la matriz de sensores. El proceso de elegir datos para aceptar o rechazar el proceso de extracción de características se conoce como limpieza de datos. Se basa en la información obtenida por individuos que participaron activamente en el proceso de recopilación de datos. Los procesos de limpieza incluyen técnicas de procesamiento manual de señales, como filtrado y eliminación de datos.

La etapa final es el proceso de extracción de características de los datos, en el que las propiedades susceptibles de sufrir daños se identifican utilizando datos obtenidos de las respuestas de vibración registradas, lo que permite distinguir la estructura entre estados sanos

y dañados. Las mejores funciones de detección de daños son específicas de la aplicación. Finalmente, la cuarta etapa es la creación de modelos estadísticos para la discriminación de caracteres, que incluye el desarrollo de algoritmos que operan sobre las características extraídas para evaluar el estado de daño de la estructura. Suelen clasificarse en dos grupos. Los métodos de reconocimiento de patrones estadísticos entran en la categoría de aprendizaje supervisado cuando los datos provienen de estructuras dañadas y no dañadas. El término "aprendizaje no supervisado" se refiere a un conjunto de algoritmos que se utilizan para analizar datos que no contienen instancias de la estructura dañada. La prueba de modelos estadísticos en datos reales es un elemento crucial de su desarrollo, ya que establece la sensibilidad de las características elegidas al daño e investiga el potencial de indicadores de daño engañosos.

2.2.2 Excitación de Estructuras.

Para conocer y medir la respuesta dinámica de una estructura es necesario que esta sea excitada por algún medio. Existen dos métodos principales para realizar esta acción, el primero es el uso de la vibración ambiental en donde se hace uso de las acciones que se encuentran en el entorno de la estructura, algunos de los factores que generan estos tipos de vibraciones son la actividad humana, sismos, viento, entre otros. La segunda metodología es el uso de vibraciones forzadas, las cuales se usan a escalas pequeñas (Jang & Spencer, 2015). En los métodos basados en vibraciones, donde se realizan pruebas a escala, la excitación es aplicada por equipos hechos por el hombre como los vibradores electrodinámicos, martillos, pesos que caen, túnel de viento, impacto de talón e incluso se puede realizar la medición al inducir movimiento humano controlado (Moreno-Gomez, Amezcua-Sanchez, et al., 2018; Perez-Macias et al., 2017).

En esta investigación para poder conocer la respuesta de la estructura se inducirán vibraciones forzadas por medio de vibradores electrodinámicos, estos dispositivos son capaces de generar diversos tipos de fuerzas dinámicas con amplitudes y frecuencias controladas (Chen & Ni, 2018) por lo que su adaptabilidad es importante en los análisis y ensayos de componentes o estructuras. Dependiendo de los componentes de cada equipo, se

pueden generar fuerzas dinámicas controladas con las que se puede obtener una respuesta de la estructura a diferentes frecuencias. Sus usos principales son para el análisis sísmico, dinámica estructural, mecánica estructural, búsqueda de frecuencias de resonancia, entre otros.

2.2.3 Sensores.

En un sistema de SHM, existen diferentes componentes, un elemento crítico son los sensores, estos son sistemas capaces de convertir señales de magnitudes físicas en señales cuantificables, con las que se puede medir la respuesta de un sistema ante un estímulo. Los sensores son capaces de traducir la información obtenida de la respuesta en un impulso eléctrico que puede ser analizado y procesado por la unidad de control del sistema (Chen & Ni, 2018; Farrar & Worden, 2012; Moreno-Gomez, Perez-Ramirez, et al., 2018). Existen varios tipos de sensores para medir propiedades físicas o químicas de los sistemas; para obtener resultados óptimos de monitoreo se debe seleccionar el tipo de sensor adecuado, los factores a considerar en la elección del tipo de sensor son: tipo de medida, tipo de señal de salida, tipo de excitación, rango de medida, resolución de la medida, precisión de la medida, linealidad de la medida, frecuencia de muestreo, límites de funcionamiento ambiental y vida útil (Chen & Ni, 2018; Kralovec & Schagerl, 2020; Moreno-Gomez, Perez-Ramirez, et al., 2018).

2.2.4 Procesamiento de Señales.

Las señales son un conjunto de información en función del tiempo producidas como respuesta de un fenómeno físico, el estudio de estas permite determinar los parámetros que la definen y caracterizarla (Avilés-Cruz & Rodríguez, 2003; Mata-Hernández et al., 2014). Los métodos de SHM basados en vibraciones miden y analizan las señales de tiempo recopiladas de los sensores donde este sistema de sensores registra una gran cantidad de datos. En los estudios de SHM, es común tratar con señales de tiempo de diversa complejidad, lo que implica manipulación y ajuste fino hasta que puedan usarse para la predicción de daños. En ciertos casos, realizar estos actos en el dominio de la frecuencia es más eficiente. Además, la

investigación SHM implica el uso de señales de alta frecuencia, lo que requiere el uso de métodos de análisis de propagación de ondas (Gopalakrishnan et al., 2011).

2.3 Teoría del Caos.

2.3.1 Aplicación de algoritmos de Dimensión Fractal en el SHM.

La dimensión fractal (FD) es una técnica para identificar y localizar fallas múltiples (Hsu, 2013), que a pesar de haber sido anteriormente utilizado para analizar señales estacionarias; recientemente ha demostrado ser conveniente para analizar señales tanto transitorias como no lineales. La FD es una medida de la semejanza de una señal consigo misma (auto-similitud, por lo que si la señal presenta alteraciones (irregularidades) al momento de compararse con la versión original, el valor de la similitud cambia. Formalmente hablando, el fractal se define como el número de veces que un patrón aparece dentro de una señal (Renshaw & Barnsley, 1993). Con lo anterior, es posible afirmar que la FD es un instrumento apropiado para realizar las tareas de detección y cuantificación de daños en estructuras civiles, ya que los cambios en la señal pueden asociarse a los cambios en las propiedades físicas de la estructura generados por algún tipo de daño.

La FD puede ser concebida como la relación 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 (5).

$$FD = \frac{\log N}{\log S} \quad (5)$$

2.3.1.1 Dimensión Fractal de Katz (KFD).

Propuesta por Katz (1988), describe como la relación de las longitudes de las señales denominadas L , obtenida mediante la suma aritmética de las distancias euclidianas entre 2 puntos consecutivos dividida por la distancia máxima d desde cualquier punto del gráfico al primer punto. La KFD es definida por:

$$KFD = \frac{\log_{10}(L)}{\log_{10}(d)} \quad (6)$$

L es la longitud total de la señal:

$$L = \sum_{i=1}^N \text{dist}(s_i, s_{i+1}), i = 1, \dots, N - 1 \quad (7)$$

y d es la distancia entre el primer punto y el punto mas lejano a éste:

$$d = \max \{ \text{dist}(s_1, s_i), 1, \dots, N \} \quad (8)$$

Debe resaltarse que a es el factor de normalización de las distancias, a fin de evitar :

$$a = \frac{L}{N - 1} \quad (9)$$

Con esto, la ecuación (6) se expresa como:

$$FD = \frac{\log_{10} \left(\frac{L}{a} \right)}{\log_{10} \left(\frac{d}{a} \right)} \quad (10)$$

2.3.1.2 Dimensión Fractal de Higuchi (HFD).

Se establece en (Higuchi, 1988) a S como la serie de tiempo a analizar; a partir de ésta, se generan nuevas series, generadas a partir de S , que constan de muestras obtenidas mediante selección iterativa, considerando diferentes secuencias de origen m , teniendo un intervalo de tiempo discreto entre puntos k . Se selecciona el tiempo de retardo máximo, k_{max} , y se genera la secuencia discreta de valores k donde k varía de 1 a k_{max} , resultando en k series de tiempo S_k^m , definidas como:

$$S_k^m = \{ S_m, S_{(m+k)}, \dots, S_{(m+ak)} \} \quad (11)$$

Donde:

$$a = \frac{N - m}{k}, \quad (12)$$

$$m = 1, 2, \dots, k;$$

$$k = 1, 2, \dots, k_{max}, m$$

Para cada serie de tiempo S_k^m , la distancia media L_k^m está definida por:

$$L_k^m = \sum_{i=1}^{[a]} |S_{(m+ik)} + S_{(m+(i-1)k)}| b \quad (13)$$

donde N es la longitud total de la serie S y b es el factor para efectuar la normalización de la subsecuencia, y así evitar la afectación de la medición por las diferentes escalas. Este factor se define usando:

$$b = \frac{N - 1}{[a]k} \quad (14)$$

Posteriormente, se determina la distancia media de la curva para cada k , $\langle L_k \rangle$ como el promedio de las L_k^m de las k subsecuencias; es decir:

$$\langle L_k \rangle = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k L_k^m \quad (15)$$

La distancia media $\langle L_k \rangle$ de las series S se obtiene por el promedio de todas las distancias L_k^m de las k subsecuencias. El proceso es repetido para cada valor de k desde 1 hasta k_{max} . Considerando que $\langle L_k \rangle \propto k^{-FD}$ es la longitud media es proporcional a k a la potencia $-FD$, la gráfica $\log_{10}(\langle L_k \rangle)$ vs $\log_{10}(k)$ puede aproximarse a una recta con pendiente igual a $-FD$. Para obtener los valores de dimensión fractal óptimos respecto al costo computacional, se establece en Higuchi (1988) que k_{max} tomará los valores de 32 y 64; por lo tanto, dichos valores se usan en este trabajo.

2.3.1.3 Dimensión fractal de Caja (BD).

El fundamento de esta técnica es la propiedad de llenado del espacio de una curva, la cual es cubierta con un conjunto de objetos con área igual denominadas cajas. Es decir, debe seleccionarse el tamaño para el área de la caja; por lo que ahora ya se puede establecer el número mínimo de éstas que pueda cubrir abarcar toda la señal. El tamaño deberá ser el menor posible, ya que a menor tamaño de caja, se tendrá una mayor exactitud de la dimensión (Falconer, 2014; Renshaw & Barnsley, 1993). La BD de una señal de tiempo es definida por:

$$BD \cong - \frac{\ln \left(\sum_{i=1}^{N-1} \frac{|x_{i+1} - x_i|}{\Delta t} \right)}{\ln(\Delta t)} \quad (16)$$

Donde N es el número de muestras de la señal de serie de tiempo x que se analiza y Δt es el tiempo de muestreo.

2.4 Entropía de Shannon.

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:

$$H(X) = - \sum_{i=0}^N p(x_i) \log_2[p(x_i)] \quad (17)$$

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 para calcular el valor de SE en la señal.

2.5 Análisis de Varianza (ANOVA).

Propuesto por Fisher en 1918, mide la varianza dentro de las medias del grupo (entre grupos) versus la varianza dentro de los grupos (intra-sujetos) para ver si los grupos difieren. El término "unidireccional" se refiere a una sola variable explicativa o independiente con tres o

más grupos. El índice de probabilidad se calcula para este propósito, con un valor cercano a 0 que indica que los grupos son independientes y que sus valores no se mezclan, que es el valor óptimo para fines de clasificación ya que muestra que las características aportan nueva información (H.-Y. Kim, 2014).

El análisis de la varianza (ANOVA) es un método para determinar si la variación en un conjunto de datos se obtiene a partir de la interacción de los distintos grupos de población o de los propios grupos (Box et al., 2008). El propósito del ANOVA de una sola vía es determinar si los datos de varios grupos tienen una media común. Para calcularse se emplea la siguiente fórmula:

$$y_{ij} = \alpha_j + \varepsilon_{ij} \quad (18)$$

La utilización de la ecuación anterior requiere que se asuman los siguientes conceptos:

- y_{ij} es una muestra (observación), en la que i representa el número de observación y j representa un grupo diferente (nivel) de la variable y (condición de la estructura en este trabajo). Todos los y_{ij} son independientes.
- α_j representa la media poblacional del j -ésimo grupo (nivel o tratamiento).
- ε_{ij} es el error aleatorio, independiente y normalmente distribuido, con media cero y varianza constante.

Una vez mencionado esto, para verificar si las suposiciones se cumplen, se asume como hipótesis la hipótesis de que todas las medias de los grupos son iguales:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_n \quad (19)$$

Contra la hipótesis alternativa de que al menos un grupo es diferente de los demás:

$$H_1: \alpha_i \neq \alpha_j \quad (20)$$

Para al menos una i y j . El ANOVA se basa en la suposición de que todas las poblaciones de muestra se distribuyen normalmente.

El $p - value$ de una prueba es la elección más pequeña de α que permitiría rechazar la hipótesis nula. Por conveniencia, los paquetes de computadora generalmente imprimen el $p - value$. Todo lo que tenemos que hacer es comparar el $p - value$ con nuestro valor seleccionado de α . Por lo tanto, la regla de decisión para probar (19) contra (20) puede ser expresada como (Dean et al., 2017):

$$\text{rechaza } H_0 \text{ sí } p < \alpha \quad (21)$$

2.6 Redes Neuronales Artificiales.

Dentro de las ramas de la inteligencia artificial podemos encontrar el aprendizaje automático (Machine Learning, ML). Este es una técnica que, a partir de los datos de entrada llamados “datos de entrenamiento”, los cuales son analizados, se genera como producto final un modelo. En este proceso se genera un “entrenamiento” con los datos para así encontrar el modelo. Así mismo, podemos encontrar dentro del ML uno de modelos más utilizado, el de las redes neuronales artificiales (P. Kim, 2017).

El cerebro humano, así como las células neuronales del sistema nervioso central han sido una inspiración para la elaboración de modelos que imitan su arquitectura y operación, estos son llamados redes neuronales artificiales (Artificial Neural Networks, ANN). A diferencia de las técnicas convencionales que utilizan conjuntos de ecuaciones completas para resolver un problema específico, las ANN permiten utilizar operaciones simples para resolver problemas complejos, no lineales o estocásticos. Por lo que se dice que las ANN presentan dos características principales, la primera es que son computacional y algorítmicamente simples y la segunda es que su autoorganización admite resolver una gran cantidad de problemas (Balageas et al., 2006; Graupe, 2013; P. Kim, 2017).

Se puede definir a una ANN como un procesador (red) que consta de una gran cantidad de unidades de procesamiento interconectadas, denominadas neuronas o nodos, las cuales son propensas a almacenar conocimiento aprendido y ser capaces de utilizarlo a su disposición; dentro de este tipo de redes, las conexiones son únicamente en un sentido, estas tienen valores numéricos que representan la robustez entre las conexiones llamados pesos. El conjunto de

los pesos almacenados en las conexiones se define como el conocimiento. Cada una de estas unidades de procesamiento es estimulada por la suma de señales recibidas y las neuronas conectadas reciben la respuesta activada, así mismo, cada una de las neuronas tiene un parámetro de activación que es dependiente de la suma de las entradas recibidas de la capa anterior y los pesos (Balageas et al., 2006; Chen & Ni, 2018; Gopalakrishnan et al., 2011). En la Figura 2.3 se presenta la arquitectura de una ANN con tres capas: entrada, salida y escondida, además de los nodos.

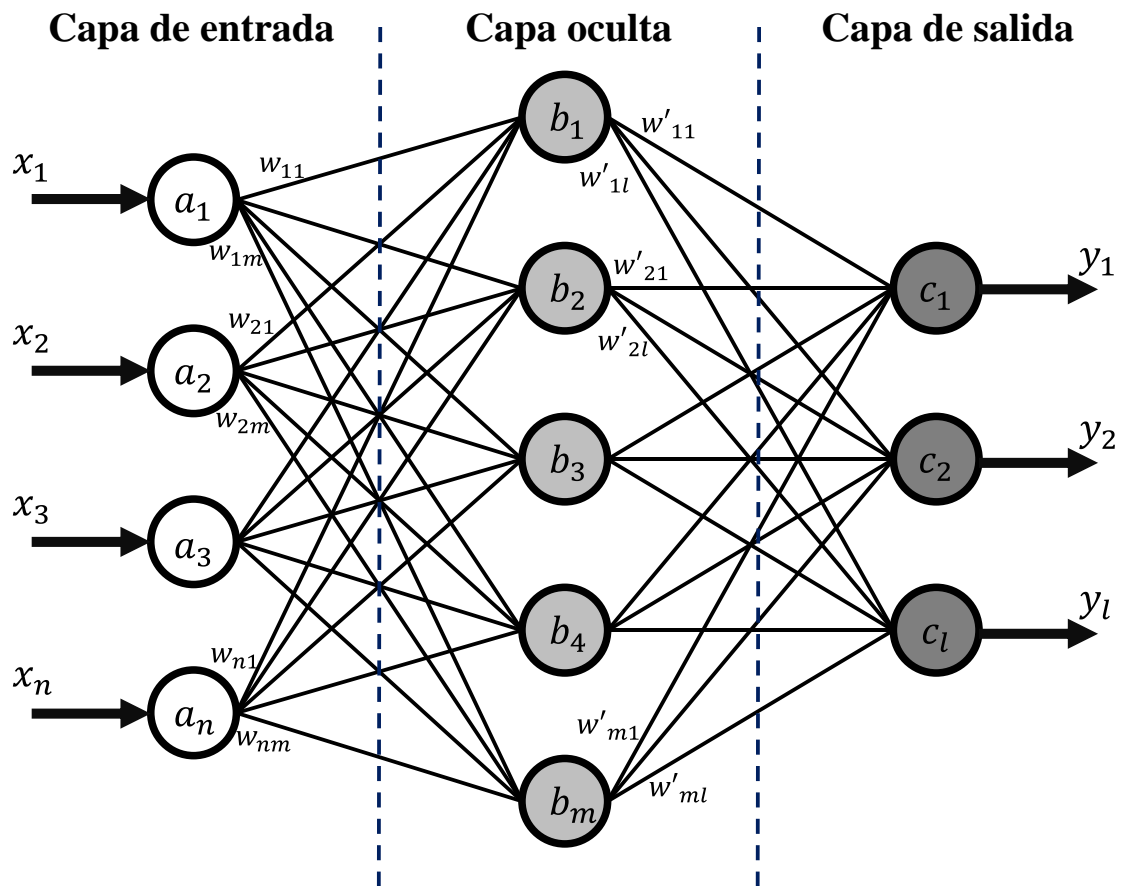


Figura 2.3: Arquitectura de Red Neuronal Multicapa.

2.6.1 Modelo de una Neurona Simple.

Desde su introducción en 1943 y pese a que existe una gran variedad de arquitecturas de ANN, la mayoría de estos procesadores consisten en bloques de construcción básicos, denominadas neuronas artificiales (Farrar & Worden, 2012). La neurona es la unidad de

procesamiento elemental para la operación de una red neuronal, un conjunto de estas son la base para el diseño de una red neuronal. El esquema básico de una neurona se puede apreciar en la Figura 2.4. Existen tres elementos básicos de una red:

- Sinapsis: Incorpora cada una de las etapas de conexión con una fuerza propia. Una señal x_j en la entrada de la sinapsis j conectada a la neurona k se multiplica por el peso sináptico w_{ij} , la neurona actual es representada por i y la siguiente neurona por j .
- Sumador: Suma las señales de entrada, ponderadas por las respectivas sinapsis de la neurona.
- Función de activación: limita la amplitud de la salida de una neurona.

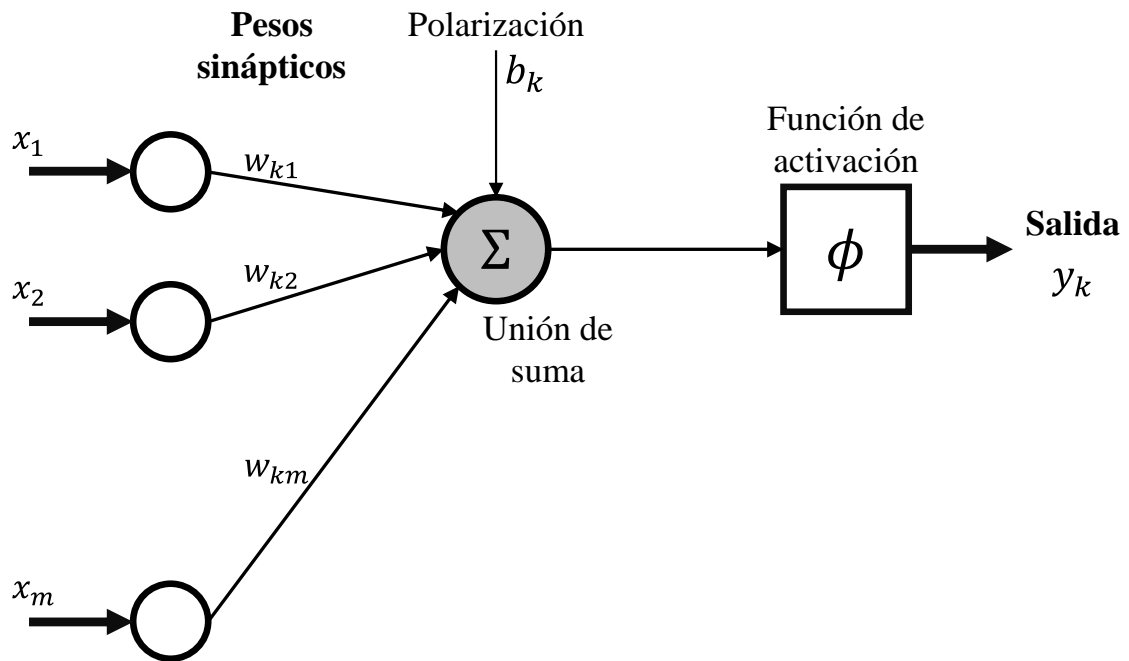


Figura 2.4: Neurona simple de una capa oculta con función de entrada, salida y activación.

2.6.2 Matriz de Confusión.

Una matriz de confusión, también conocida como matriz de error, es un elemento que ha sido utilizado para medir el rendimiento algoritmos en problemas de clasificación. Este tipo de tablas o de matrices visualiza y resume los resultados de los valores predichos y reales. Así

mismo, ayuda a comprender de forma visual las mediciones y errores que comete el modelo a analizar (Hoxha et al., 2020).

Las observaciones en este tipo de matrices se representan en las clases reales (renglones) y las clases predichas (columnas). Posteriormente, en la clasificación, los elementos en la diagonal principal estarán correctamente clasificados, mientras que los elementos mal clasificados se encontrarán fuera de la diagonal principal. Es evidente que para tener un clasificador optimo, se debe buscar una matriz de confusión con solo elementos en su diagonal principal. En una clasificación binaria los cuatro elementos que se pueden encontrar son: Positivo verdadero (true positive, tp), negativo verdadero (true negative, tn), falso positivo (false positive, fp) y falso negativo (false negative, fn). Con estos elementos, la matriz de confusión binaria puede ser representada como en la Tabla 2.1 (Hoxha et al., 2020; Velandia-Cardenas et al., 2021).

Tabla 2.1: Matriz de confusión para un problema de clasificación binario.

		Clase Predicha	
		Positivo	Negativo
Clase Real	Positivo	Positivo verdadero	Falso negativo
	Negativo	Falso positivo	Negativo verdadero

Respecto a los elementos que se obtienen de la matriz de confusión, se pueden obtener las siguientes métricas de desempeño:

- Exactitud (Accuracy, acc): Compara la eficiencia del modelo.

$$\text{acc} = \frac{tp + tn}{tp + fp + tn + fn} \quad (22)$$

- Precisión (Precision or positive predictive value, ppv): cuenta los elementos predichos positivos clasificados de forma correcta.

$$\text{ppv} = \frac{tp}{tp + fp} \quad (23)$$

- Valor predictivo negativo (Negative predictive value, npv): cuenta los elementos de clase negativas correctamente clasificados sobre el número total de elementos negativos predichas.

$$npv = \frac{tn}{tn + fn} \quad (24)$$

- Sensibilidad (Sensitivity or True positive rate, tpr): Tomando la proporción de elementos positivos correctamente clasificadas.

$$tpr = \frac{tp}{pn + fn} \quad (25)$$

- Puntuación F1 (F1): Es la media armónica entre exactitud y sensibilidad.

$$F_1 = 2 \frac{ppv \times rec}{ppv + rec} \quad (26)$$

- Especificidad (Specificity/False positive rate, fpr): Mide los elementos negativos correctamente clasificados.

$$fpr = \frac{tn}{tn + fp} \quad (27)$$

- Error cuadrático medio de la raíz (RMSE): Mide la diferencia entre los elementos predichos y los reales del modelo.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Predicho_i - Real_i)^2}{N}} \quad (28)$$

3. Metodología.

El daño reduce la rigidez del sistema, estos cambios pueden detectarse y caracterizarse como variaciones en las respuestas dinámicas de las estructuras (Farrar & Worden, 2012; Kopsaftopoulos & Fassois, 2010). Cuando la respuesta de una estructura es atípica, el SHM basado en vibraciones utiliza técnicas matemáticas y clasificadores para identificar, localizar y cuantificar el daño (Seventekidis & Giagopoulos, 2021). La metodología propuesta para determinar el estado de la armadura se describe en la Figura 3.1 como un diagrama de flujo basado en algoritmos de procesamiento de señales.

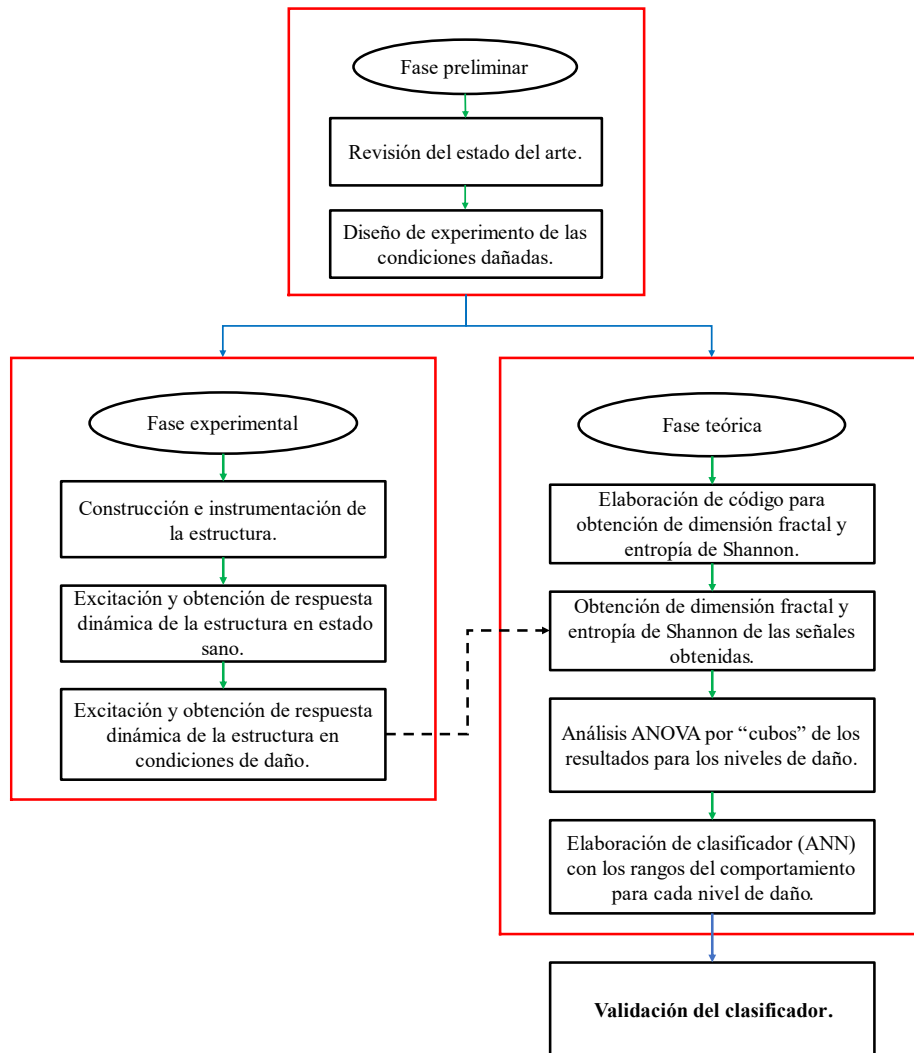


Figura 3.1: Diagrama de flujo de la metodología.

3.1 Equipo y Materiales.

3.1.1 Estructura de Estudio.

Para esta investigación se utilizó la estructura de barras mostrada en la Figura 3.2, tiene una amplia variedad de conexiones posibles, además de una gran simplicidad, tanto estructural como de fabricación y de ensamblaje, por lo cual es útil para este tipo de investigación.

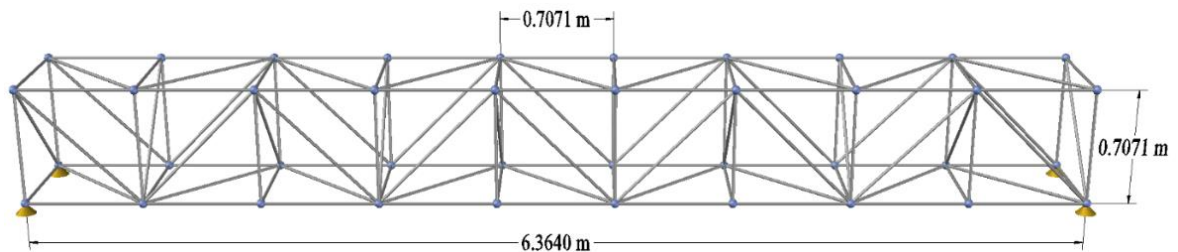


Figura 3.2: Estructura para el estudio. Fuente: Elaboración Propia.

Las barras y nodos de la estructura fueron elaborados en aluminio, ya que el material es de amplio uso comercial el cual presenta una alta resistencia a la oxidación, además de una alta relación resistencia/peso. La estructura posee un ancho y alto de 0.7071 m., por lo que la longitud de las diagonales de los cubos es de 1 m. Las dimensiones y geometría de la estructura establecieron la pauta para la producción de los elementos utilizados. En la Tabla 3.1 se hace una cuantificación del material utilizado para cada tipo de piezas, además de un resumen de los elementos necesarios para la experimentación.

Tabla 3.1: Elementos empleados para la fabricación de la estructura. Fuente: Elaboración Propia.

Pieza	Material	Cantidad de material por pieza	Número de piezas
Nodo	Barra cuadrada de aluminio de 2 in	2 in	40
Barra corta	Barra cilíndrica de aluminio de 3/4 in	23 in	76
Barra larga	Barra cilíndrica de aluminio de 3/4 in	34 ½ in	46
Esparrago	Varilla roscada de acero de 3/8 in	2 ¾ in	172
Tuerca	Tuerca de 3/8 con rosca estándar	----	172

Este material es el necesario para la construcción de la armadura compuesta de 9 módulos, la cual se encuentra anclada al suelo para poder simular una estructura construida con este sistema estructural.

3.1.2 Sistema de Excitación.

El sistema de excitación se encuentra compuesto, por un procesador que transmite una señal de ruido blanco a un dispositivo multifuncional de la marca National Instruments modelo NI USB-6002 de 16 bits con capacidad de 50 kS/s (*kilo samples per second*), que convierte la señal de digital a analógica y la envía a un amplificador de señal Labworks modelo PA-138 y este la transmite a la estructura por medio de 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. Así mismo, se consideran componentes los cables y circuitos necesarios para las conexiones que comuniquen adecuadamente a todo el sistema de excitación.

3.1.3 Sistema de Adquisición de Señales.

Este sistema permitió adquirir las señales de respuesta de la armadura sometida a vibraciones forzadas y posteriormente fueron guardadas en una memoria de acceso aleatorio. El sistema está compuesto de acelerómetros triaxiales, acondicionador de señal y circuitos necesarios para la comunicación entre la estructura, los componentes y un procesador al cual se transmite la señal.

3.1.3.1 Acelerómetro Triaxial.

Se colocaron en los nodos superiores frontales acelerómetros triaxiales de la marca KISTLER modelo 8395A y alimentados con 24 V por medio de una fuente de voltaje. Permiten medir frecuencias desde 0 Hz hasta 1000 Hz \pm 10 g con una resolución de 400mV/g. Ya que las estructuras civiles tienen frecuencias de vibración bajas estos sensores son adecuados para el trabajo. Cabe mencionar que, al buscar la optimización, se utilizaron las señales de un único sensor para el procesamiento.

3.1.3.2 Sistema de Adquisición de Datos (SAD).

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, 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 un equipo de cómputo para su posterior análisis.

3.2 Daños y Casos de Estudio.

3.2.1 Elementos Dañados.

Para producir daños por pérdida de rigidez, se reducirá la sección transversal de los extremos de los elementos, los cuales tendrán diámetros de 18 mm, 14 mm y 11 mm, reduciendo 1 mm para cada tipo de elemento dañado, obteniendo los elementos mostrados en Figura 3.3.



Figura 3.3: Ejemplo de los elementos sano y dañados usados en la investigación.

3.2.2 Casos de Estudio.

Las diferentes condiciones de daño se producen al sustituir una barra en estado sano (19mm) de la parte superior de la armadura, por un elemento dañado, este proceso se repite, de forma individual para las 9 posiciones, identificadas en Figura 3.4, con los 3 niveles de daño.

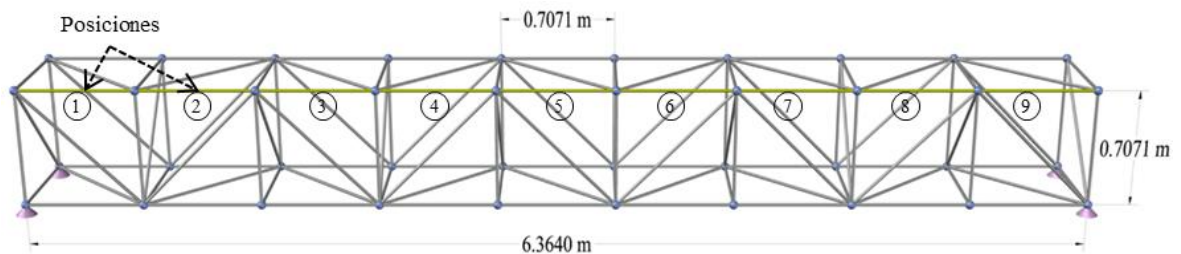


Figura 3.4: Estructura de barras usada en la investigación con las diferentes configuraciones de daño.

Las configuraciones del estudio son mostradas en la Tabla 3.2. La primera configuración denominada estado sano, posee elementos con diámetro de 19 mm en todos los elementos de la armadura.

Tabla 3.2: Configuraciones de estudio.

Configuración	Daño	
	Posición (cubo)	Diámetro de extremos del elemento (mm)
1	Sano	Sano
2	1	11
3	1	14
4	1	18
5	2	11
6	2	14
7	2	18
8	3	11
9	3	14
10	3	18
11	4	11
12	4	14
13	4	18
14	5	11
15	5	14
16	5	18
17	6	11
18	6	14
19	6	18
20	7	11
21	7	14
22	7	18
23	8	11
24	8	14
25	8	18
26	9	11
27	9	14
28	9	18

Posteriormente, los elementos son sustituidos en las posiciones de los cubos representadas en la Figura 3.4. Para cada una de las 9 posiciones se generan 3 condiciones de daño:

- Severo: elemento diámetro de 11 mm de diámetro en sus extremos.

- Medio: elemento diámetro de 14 mm de diámetro en sus extremos.
- Incipiente: elemento diámetro de 18 mm de diámetro en sus extremos.

Teniendo los tres niveles de daño se genera un total de 27 configuraciones de daño más la configuración sana, como fueron presentados en la Tabla 3.2.

3.3 Modelo Analítico.

Con ayuda del Software SAP2000 se realizó el modelo analítico de la estructura propuesta en la Figura 3.4, en dicho modelo se establecieron las características de los materiales utilizados, las condiciones de apoyo, las masas y cargas aplicadas, para conocer las frecuencias fundamentales Figura 3.5. Esto permitirá conocer las frecuencias fundamentales de la estructura, así mismo, se determinará el rango de las aceleraciones de la respuesta dinámica en las diferentes configuraciones de análisis, para así poder calibrar los equipos de medición.

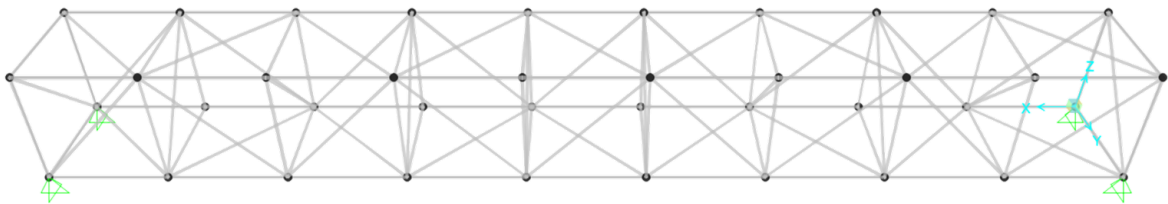


Figura 3.5: Modelo analítico de la estructura de estudio.

3.4 Arreglo Experimental.

La estructura se encuentra expuesta a vibraciones ambientales producidas por un vibrador electrodinámico de Labworks modelo ET-126B, que permite generar señales con un ancho de banda que va desde 0 hasta 14 kHz con una fuerza máxima de 11,5 kgf. El dispositivo debe ser alimentado por un amplificador de potencia lineal Labworks Modelo PA-138. La reacción de la armadura se mide utilizando un acelerómetro de tres ejes KISTLER modelo 8395A, que mide + -10 g con una resolución de 400 mV / g y un ancho de banda que va desde DC a 1 kHz.

Las señales del sensor se adquieren y transmiten a una computadora a través de una tarjeta de adquisición de datos (DAS) National Instruments modelo NI-USB-6001. La tarjeta tiene un convertidor analógico-digital (ADC) con una resolución de 16 bits, empleándose una frecuencia de muestreo de 200 Hz. Para cada prueba, el tiempo de adquisición es de 20 s, lo que da como resultado 4,000 muestras. Para producir información estadística, la prueba se repite diez veces para cada condición. Esta configuración experimental se muestra en Figura 3.6.

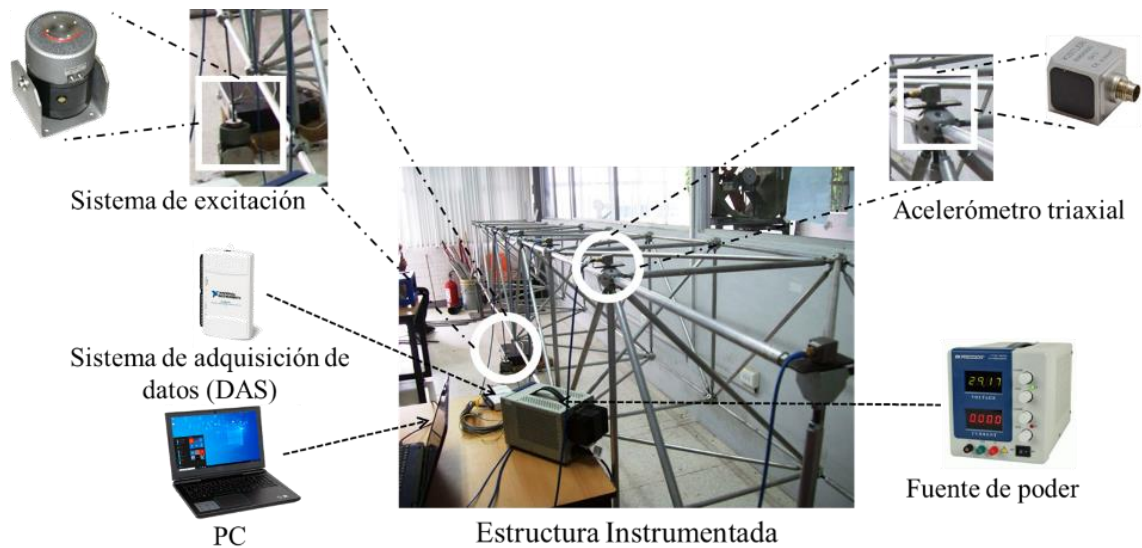


Figura 3.6: Configuración Experimental usada en la investigación.

3.5 Pruebas Experimentales.

La metodología propuesta para determinar el estado de la armadura se presenta en Figura 3.7 como un diagrama de flujo basado en algoritmos de dimensiones fractales.

Para medir la respuesta vibratoria de la armadura en estado sano y diferentes configuraciones de daño, primero se expone a vibraciones ambientales, también llamado ruido gaussiano, para este caso se aplicó una aceleración promedio de 3 m/s^2 , provocadas por un vibrador electrodinámico durante un periodo de 20 segundos. Para medirla se utilizan acelerómetros triaxiales, los datos se recopilan mediante un sistema de adquisición de datos y se envían a

un dispositivo mediante protocolo USB. Este proceso es repetido para las diferentes configuraciones de daño.

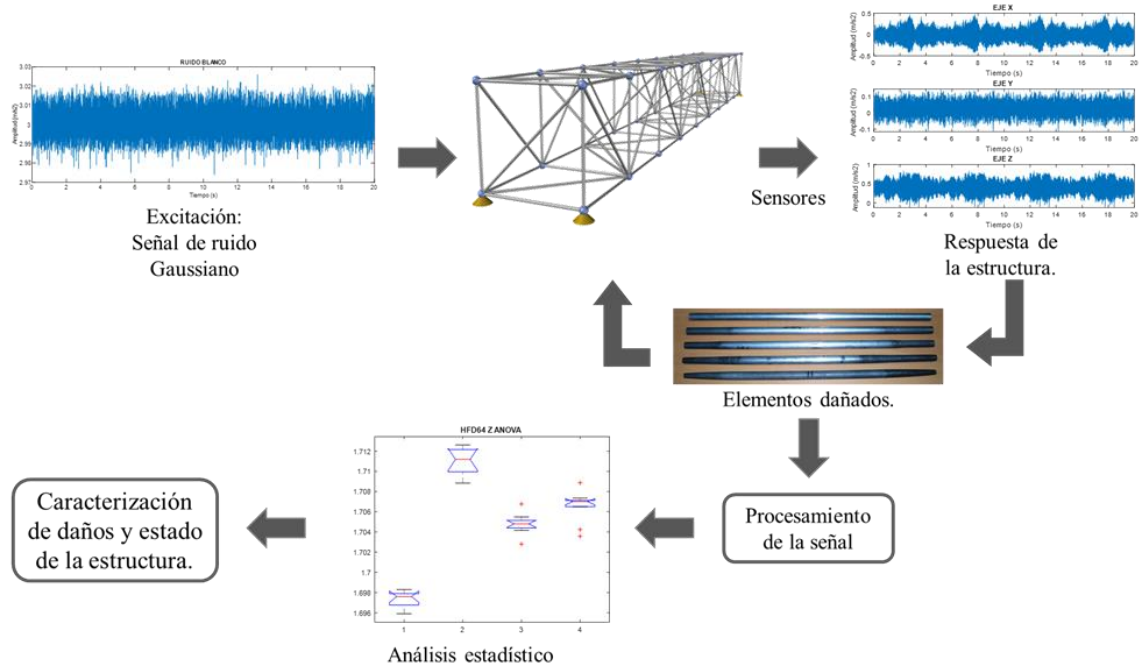


Figura 3.7: Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

Al tener la respuesta dinámica de la estructura, estas señales se analizan por medio de la transformada rápida de Fourier, con lo que se obtienen las frecuencias fundamentales de la estructura, de la misma manera, se determinan las amplitudes en decibeles de las diferentes condiciones, de forma análoga, las señales de vibración obtenidas se analizan con ayuda de dimensiones fractales y entropía de Shannon en el software MATLAB.

Posteriormente, en este último software se realizará un ANOVA para probar los valores obtenidos de las mediciones de las condiciones saludables y dañadas para determinar si existe una diferencia significativa entre estos valores y así poder conocer si la estructura está sana o dañada y el nivel de daño que presenta. Finalmente, continuando en el mismo paquete computacional, se realizará una serie de modelos de redes neuronales, con los que se buscará optimizar la cantidad de neuronas para tener una red que permita predecir de forma correcta los resultados.

3.6 Procesamiento de Señales.

Por medio del software MATLAB, se utilizan los algoritmos de procesamiento de señales basados en la FD y entropía de Shannon a las 840 señales obtenidas de la fase experimental (28 configuraciones, 10 repeticiones y 3 ejes direccionales). Con esto, se obtienen valores adimensionales para cada una de las técnicas. Los valores son clasificados para cada uno de los 9 cubos, ya que se utilizará la posición de la misma barra para cada cubo y se realiza un análisis ANOVA para identificar y clasificar los conjuntos para los 3 niveles de daño y la condición sana. Para esto, se utilizaron los P-valores del multicomparativo del ANOVA, se buscó que los P-valores obtenidos para cada técnica, en cada cubo sean menores a 0.05 con lo que se podrá obtener la detección y cuantificación de daños; si los P-valores son mayores a 0.05 no es posible clasificar los daños. Con esto será posible escoger cuál de las técnicas y dirección tiene una mayor eficiencia respecto a precisión y tiempo de procesamiento.

Posteriormente, al haber obtenido la técnica óptima de detección y cuantificación de daños se elaboraron una serie de redes neuronales, con las cuales se buscó la cantidad mínima de neuronas para obtener un modelo óptimo que permita detectar y cuantificar los daños de forma automática. Simultáneamente a este último proceso, que al conocer el eje en que se obtuvieron mejores resultados con la dimensión fractal y así mismo, conociendo la frecuencia fundamental de la estructura con cada nivel de daño obtenida de la transformada rápida de Fourier, se buscó la detectabilidad a partir de la amplitud de las señales, por lo que se obtuvo la amplitud de las señales y siguiendo de forma análoga el proceso anterior, se realizó un análisis estadístico de las amplitudes de la condición sana y de las diferentes configuraciones de daño.

4. Resultados y Discusión.

Derivado de la metodología propuesta, en esta sección se presentan los resultados esenciales para exponer y discutir el procedimiento y el conocimiento adquirido. Como se mencionó anteriormente, buscando la optimización en tanto a la cantidad de sensores, la hipótesis fue comprobada con un único sensor, el cual se encuentra en el nodo superior entre los cubos 5 y 6, como se muestra en la Figura 4.1.

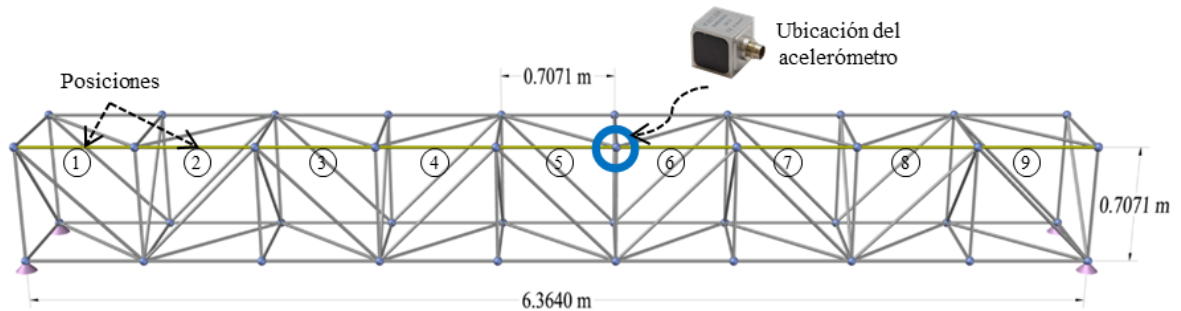


Figura 4.1: Ubicación del acelerómetro utilizado.

4.1 Modelo Analítico y Frecuencias.

Al haber definido en el modelo analítico las características de los materiales como áreas transversales, pesos volumétricos, módulo de elasticidad, además de las condiciones de apoyo de la estructura, como se aprecia en la Figura 4.2.

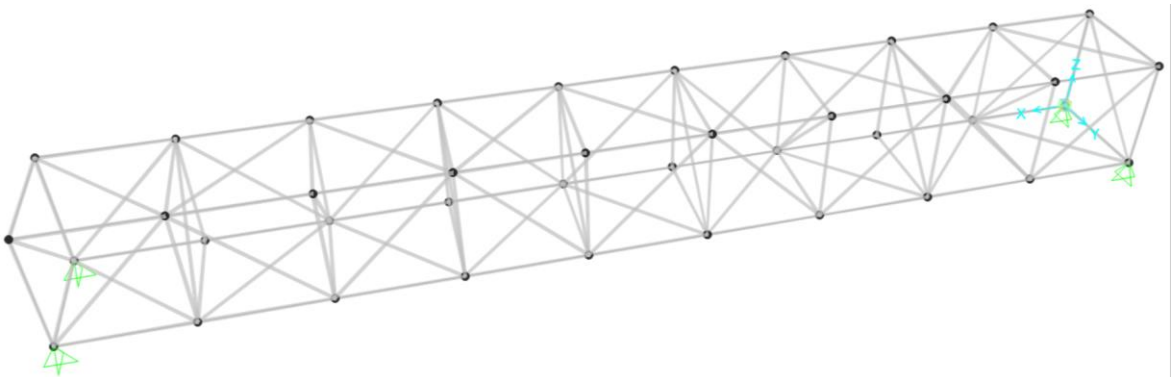


Figura 4.2: Modelo analítico para análisis modal.

Posteriormente de haber definido dichas condiciones, se realizó un análisis modal, con lo que se obtuvieron los periodos y frecuencias de la estructura. En la Tabla 4.1 se puede ver los primeros siete periodos y frecuencias obtenidos del modelo de la estructura.

Tabla 4.1: Periodos y frecuencias obtenidas del modelo analítico.

Modo	Periodo (s)	Frecuencia (Hz)
1	0.066537	15.029261181
2	0.054612	18.311115452
3	0.036819	27.159814262
4	0.026993	37.047224620
5	0.024585	40.675729353
6	0.01863	53.676216484
7	0.017127	58.387399431

4.2 Adquisición de Señales.

Las señales detectadas por los acelerómetros triaxiales que dan como resultado la respuesta de vibración del sistema, que se obtuvieron como resultado de las pruebas experimentales considerando 28 configuraciones, 10 repeticiones para cada prueba se tienen un total de 280 muestras, así mismo como cada acelerómetro recaba información en los 3 ejes direccionales, se tiene un total de 840 señales. Se muestra como ejemplo en Figura 4.3, las señales que se obtuvieron del acelerómetro ubicado en el vértice que conecta a las barras de la posición 5 y 6, para las configuraciones a) sana y para la configuración b) dañada en la cual se sustituyó la barra de la posición 5 por un elemento dañado con diámetro de 14 mm en los extremos.

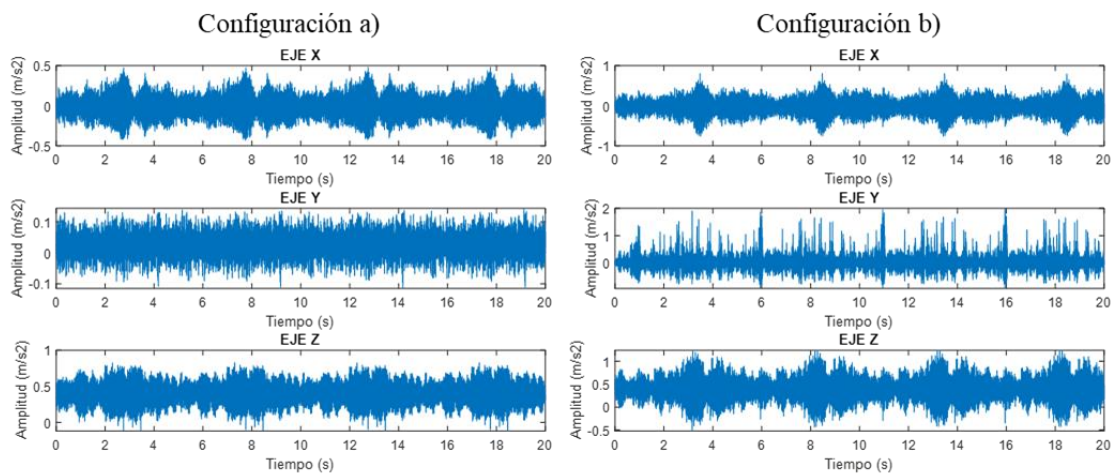


Figura 4.3: Señales obtenidas de las configuraciones (a) y (b).

Es evidente que al comparar de forma visual ambos grupos de imágenes se pueden detectar diferencias, no obstante, debido a la gran cantidad de información, de señales obtenidas y de que los análisis deben realizarse en el menor tiempo posible, es necesario una herramienta que permita solucionar estas tareas de forma adecuada para que sea posible la detección y cuantificación de daños.

4.3 Frecuencias Obtenidas de la Estructura.

Las señales de la respuesta dinámica de la estructura sometida a vibraciones forzadas fueron analizadas por medio de la transformada rápida de Fourier, con lo que se obtuvieron las frecuencias de la estructura de forma experimental. En la Figura 4.4, se pueden apreciar las frecuencias para la prueba 1 de la condición sana, así mismo las de la prueba 1 de la configuración 6 de la Tabla 3.2.

Así mismo, en la Tabla 4.2 se encuentra el promedio de las 10 señales de las 7 primeras frecuencias obtenidas por medio de la FFT. Se puede apreciar una amplia similitud entre la frecuencia fundamental obtenida en el modelo analítico y la frecuencia obtenida mediante la FFT. En este sentido, se pueda visualizar una alta semejanza entre las frecuencias restantes obtenidas por los métodos anteriormente mencionados.

Tabla 4.2: Frecuencias obtenidas de la configuración sana con la FFT.

Modo	Frecuencia (Hz)
1	15.401
2	26.48
3	43.00
4	47.898
5	49.334
6	51.258
7	53.283

Adicionalmente en el Anexo 7.1, se puede encontrar la Tabla 7.1, con el promedio de las 10 señales de la frecuencia fundamental para todas las configuraciones de daño. El promedio de las frecuencias de las 28 configuraciones es de 15.476 Hz, con una desviación estándar de 0.1, por lo que todas las frecuencias obtenidas con la FFT son similares a las del modelo analítico.

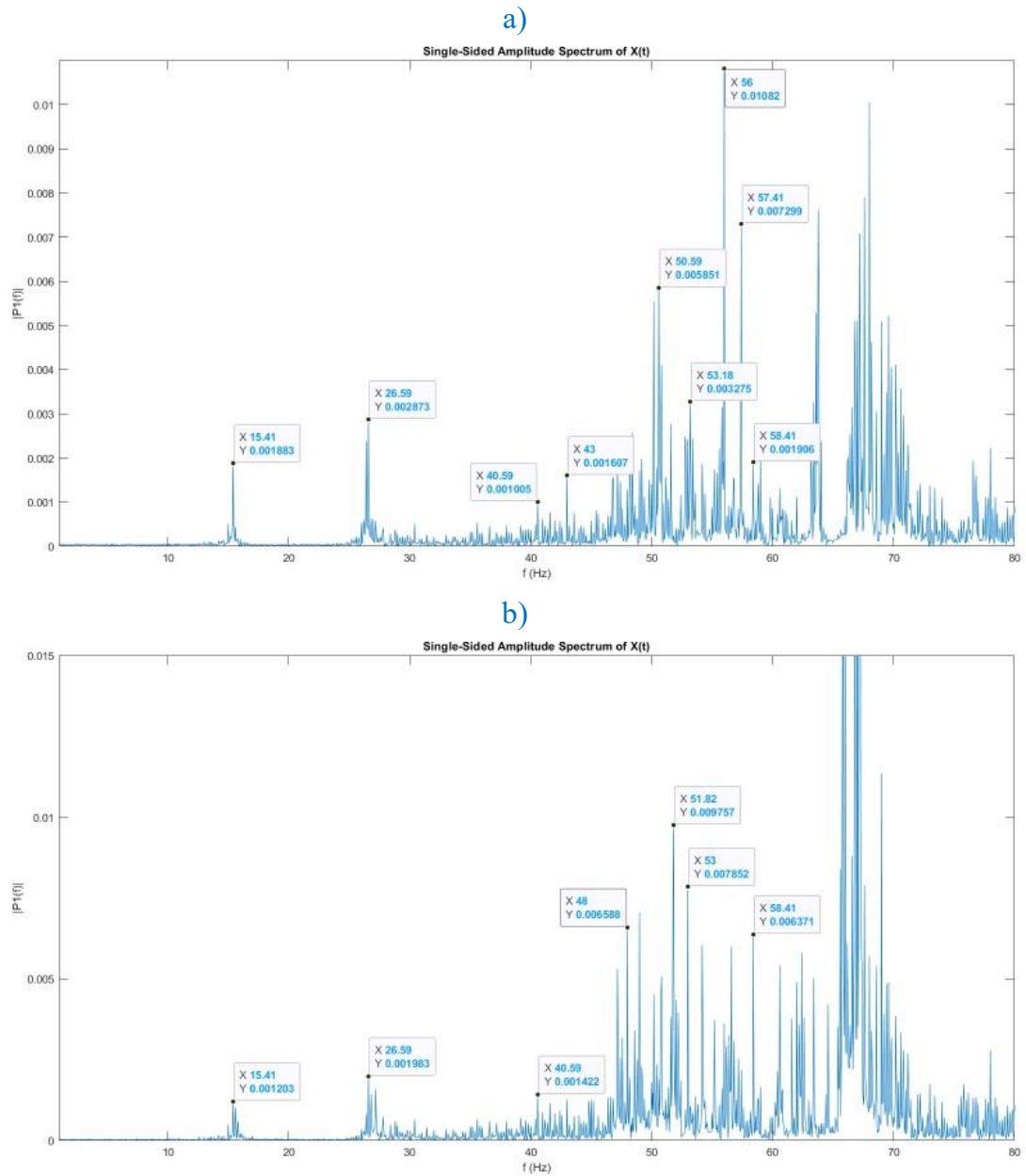


Figura 4.4: Frecuencias naturales obtenidas con la transformada de Fourier. a) Prueba 1 configuración 1. b) Prueba 1 configuración 6.

4.4 Procesamiento de Señales.

Las señales son procesadas por los cinco algoritmos, generando para cada una cinco valores (BD, DFK, DFH-32, DFH-64 y ES), haciendo un total de 4200 parámetros adimensionales los cuales deberán ser separados en conjuntos y analizados en un siguiente paso del proceso.

Debido a la gran cantidad de datos obtenidos, a continuación, se presentan en la Tabla 4.3, sólo a modo de ejemplo, los valores medios calculados de FD y SE en el eje Z. Cada uno de estos, es el valor medio de un conjunto de diez pruebas correspondientes a cada configuración. Se observa que los valores de SE varían entre 7.5 y 10.5 mientras los valores de FD lo hacen entre 1 y 2.

Tabla 4.3: Valores medios de Entropía de Shannon y Dimensiones Fractales en el eje Z.

Configuración	EJE Z				
	KFD	BFD	HFD 32	HFD 64	SE
1	1.4142	1.8124	1.5244	1.6974	9.0446
2	1.4183	1.8661	1.5321	1.7178	9.0482
3	1.4161	1.8182	1.5164	1.6871	9.5860
4	1.4181	1.8705	1.5175	1.7056	9.1245
5	1.4120	1.8101	1.5215	1.7110	9.3864
6	1.4101	1.7963	1.4757	1.6612	9.6400
7	1.4094	1.7861	1.4913	1.6724	9.6423
8	1.4164	1.8328	1.4902	1.6943	9.2732
9	1.4122	1.8039	1.4845	1.6733	9.7754
10	1.4149	1.8627	1.4933	1.6904	9.4066
11	1.4086	1.7928	1.4828	1.6645	9.8089
12	1.4110	1.7763	1.5051	1.6758	10.0646
13	1.4060	1.7945	1.4743	1.6415	9.8628
14	1.4070	1.7457	1.4764	1.6701	9.5991
15	1.4116	1.8020	1.4995	1.6863	9.7899
16	1.4082	1.7687	1.5108	1.6791	9.8141
17	1.4149	1.8225	1.4966	1.6885	9.4358
18	1.4072	1.7573	1.5289	1.7084	9.5447
19	1.4094	1.7898	1.5154	1.6924	9.4950
20	1.4111	1.8053	1.5137	1.6935	9.4059
21	1.4104	1.7853	1.5043	1.6818	9.3624
22	1.4134	1.8191	1.5121	1.6959	9.5680
23	1.4148	1.8032	1.5137	1.7040	9.4373
24	1.4103	1.7644	1.5165	1.7048	9.4198
25	1.4086	1.7515	1.5100	1.7009	9.5456
26	1.4111	1.7765	1.5265	1.7110	9.5534
27	1.4127	1.7964	1.5176	1.7048	9.5879
28	1.4122	1.8012	1.5161	1.7065	9.6355

4.5 Análisis Estadístico de FD y SE.

El primer criterio es visual y consiste en observar las gráficas de distribución de los conjuntos correspondientes a las 3 configuraciones de daño en un cubo más la configuración sana, 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 la estructura en estado sano y los correspondientes a estados dañados se localicen en lados diferentes de la gráfica y así mismo, que los rangos de valores entre los tres niveles de daño por cubo no se traslapen, como se presenta en Figura 4.5.

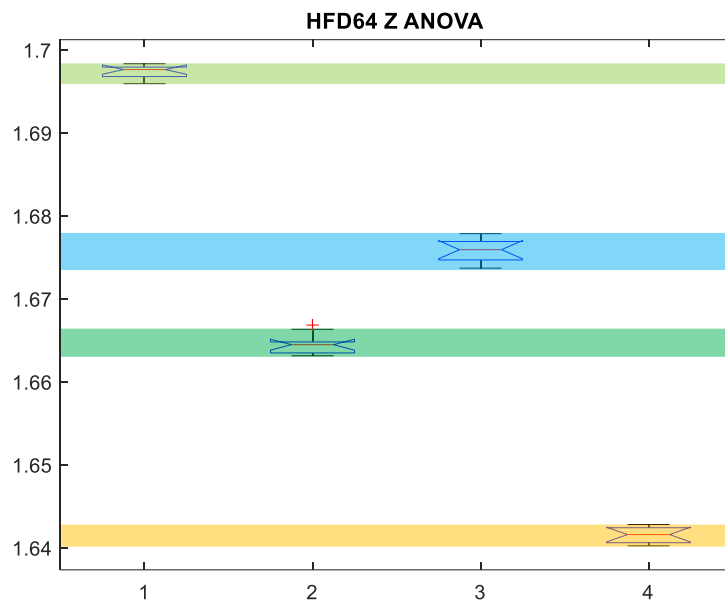


Figura 4.5: Distribución ideal para detectar y cuantificar daños.

La Figura 4.6 presenta las gráficas de distribución de ANOVA resultado del análisis realizado a los valores del eje Z con la técnica HFD-64. En todos los casos, en los identificadores (eje X del gráfico ANOVA) tienen la siguiente correspondencia 1: Sano, 2: Daño Severo, 3: Daño medio, 4: Daño incipiente. Los valores son adimensionales ya que no tienen unidades asociadas.

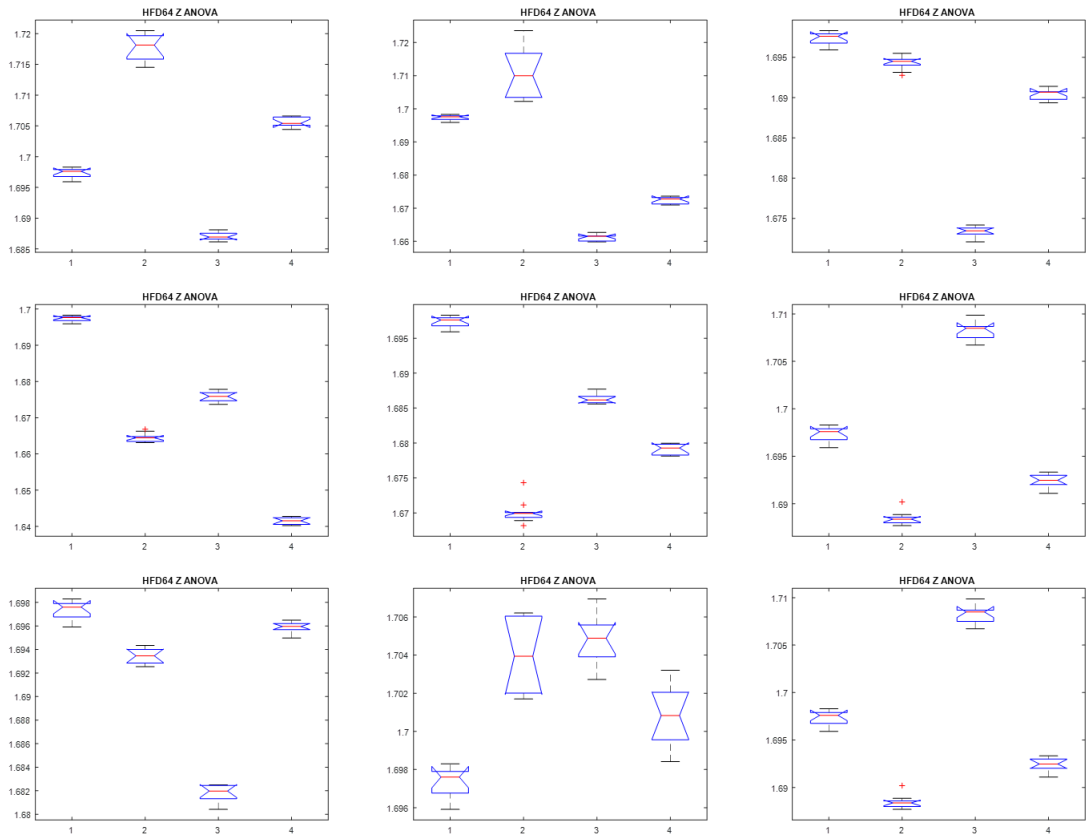


Figura 4.6: Gráfica de distribución ANOVA obtenidos con los algoritmos de HFD-64, para las posiciones 1 a 9, la posición 1 se encuentra en la figura en el extremo izquierdo de la parte superior y las posiciones avanzan sucesivamente a la derecha.

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-valores. 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. Para esto, se presenta como ejemplo, en la Tabla 4.4 el resultado del análisis ANOVA multicomparativo de BFD, en el cubo 4, con los tres niveles de daño y la condición sana en el eje X. Se puede ver que, en los resultados del ANOVA anteriormente mencionado, el valor de $2.9453E-14$ al ser menor que 0.05 significa que se percibe una diferencia significativa entre la configuración sana y los tres niveles de daño, por lo que se infiere que para este caso se está detectando el daño. Posteriormente, se puede identificar que en la comparación que se realiza entre el grupo 1 (condición sana) y el grupo 2 (daño severo)

el P-valor es de 0.139 y al ser mayor que 0.05, se dice que el ANOVA no detecta una diferencia significativa entre ambos grupos. Finalmente, podemos ver que únicamente 3 de las 6 comparaciones realizadas en este ANOVA son menores a 0.05, por lo que la efectividad con BFD, para el cubo 4 en el eje X, es del 50% para cuantificar daños.

Tabla 4.4: Resultados ANOVA de cubo 4 en el eje X.

ANOVA EJE X 2.9453E-14		
Grupo	Grupo	P-valores
1	2	0.13910576
1	3	3.8992E-09
1	4	0.21914755
2	3	3.7693E-09
2	4	0.99471685
3	4	3.7696E-09

Como segunda parte del proceso estadístico para determinar al algoritmo óptimo se usa el segundo criterio. La Tabla 4.5 presenta el promedio de eficiencia de cada prueba para detectar y cuantificar daño en cada eje, en esta tabla se obtuvo el promedio de las efectividades de los nueve cubos para cada eje de cada técnica de procesamiento. De esta manera se puede decir como ejemplo que en el eje Y la KFD tuvo una efectividad del 68.159% para detectar y cuantificar los daños en la estructura.

Tabla 4.5: Porcentajes promedio de Efectividad del ANOVA.

Eje	Técnica	Efectividad (%)
X	KFD	35.185%
	BFD	74.074%
	HFD32	90.741%
	HFD64	88.889%
	SE	96.296%
Y	KFD	68.519%
	BFD	62.963%
	HFD32	96.296%
	HFD64	98.148%
	SE	98.148%
Z	KFD	40.741%
	BFD	72.222%
	HFD32	94.444%
	HFD64	98.148%
	SE	96.296%

Es notorio que la efectividad correspondiente a BD y KFD son los menores, por tanto, los menos apropiados para el propósito del estudio. En cuanto al algoritmo correspondientes a HFD-32 y HFD-64 su precisión es mayor, en promedio, al 90%, por lo que se afirma que, en comparación, son más aptos para detectar y cuantificar daño entre las configuraciones sanas y dañadas que BD y KFD, cabe mencionar que los tiempos de procesamiento de HFD-64 fueron los más altos respecto a las otras técnicas. Sin embargo, al comparar los valores de HFD-32 y HFD-64 con los correspondientes a SE, la precisión de esta última técnica es mayor al 95% y con los menores tiempos de procesamiento, lo que confirma a SE como el algoritmo más eficiente para diferenciar entre el estado sano y los estados con daño y además de cuantificar el nivel de daño existente.

Se observa también que, aunque HFD-64 presenta los mejores resultados en los ejes Y y Z, el algoritmo SE fue el más eficiente en los tres ejes y en tiempos de procesamiento. Es de remarcar que, a pesar de la afirmación del párrafo anterior, a pesar de que los tiempos de procesamiento sean menores con SE, al poseer procesadores más potentes la HFD al poder hacer la división en más subseries se podría tener mayor eficiencia que la obtenida con la SE. Por lo que al ver que la efectividad en el eje Z de la HFD-64 es la más alta, junto a HFD-64 en el eje Y y SE en el eje Y, se procederá a considerar el eje Z en el resto de la investigación como el eje óptimo para poder detectar y cuantificar los daños.

4.6 Detectabilidad.

Teniendo el eje Z como el más discriminante para poder detectar y cuantificar daños, se siguió con la metodología propuesta por Ordaz-Moreno et al. (2008), en la que a partir de la FFT obtenida de las señales analizadas, se obtuvo la amplitud en decibelios de la señal respecto a la frecuencia. En la Figura 4.7 se tienen como ejemplo las gráficas de frecuencias-amplitud para diferentes señales analizadas, se puede apreciar que en cada gráfica se destacan las frecuencias fundamentales y la amplitud que se presenta en esta.

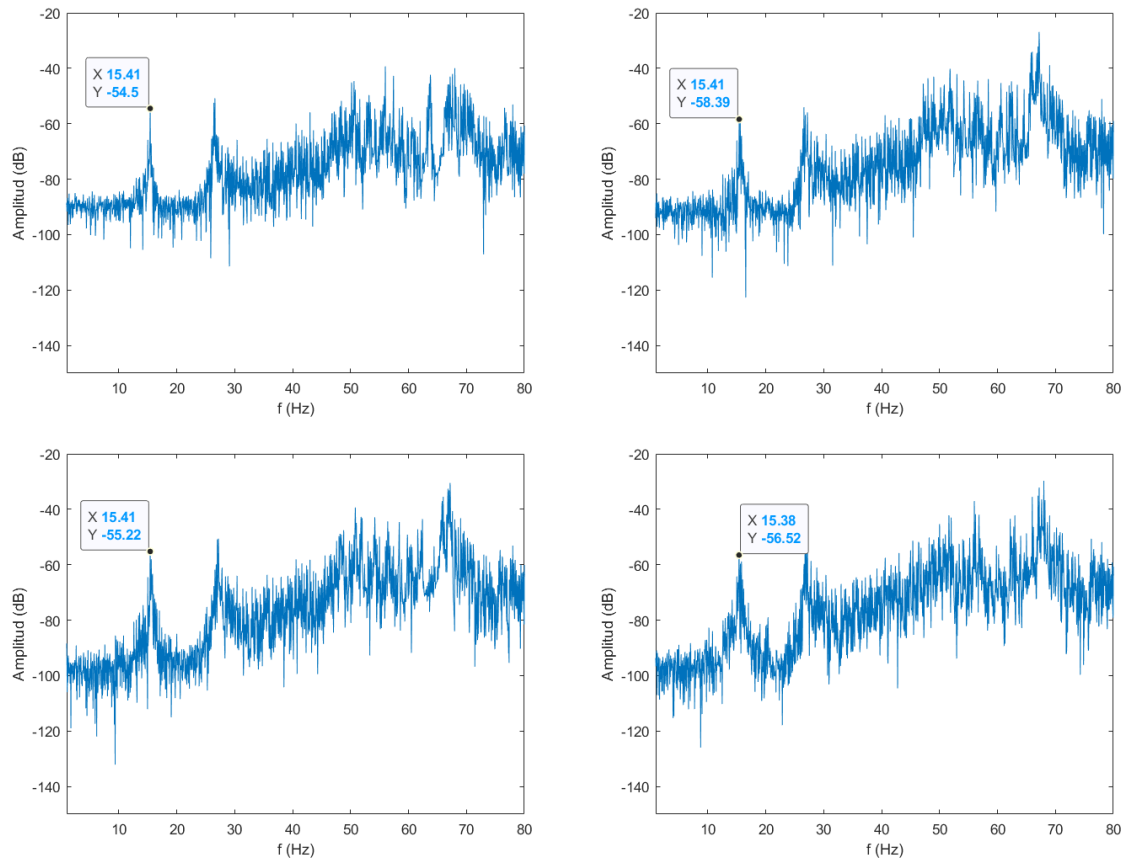


Figura 4.7: Amplitudes de las señales, para las condiciones 1,6,22 y 26 en el eje Z.

Para realizar este análisis, conociendo la frecuencia fundamental de cada señal se comparo la amplitud en decibeles del estado sano con las diferentes configuraciones de daños. Haciendo un análisis similar al de las FD y SE, se obtuvieron para cada cubo las amplitudes en las frecuencias fundamentales de cada señal. En la Tabla 4.6 se presenta un resumen de los promedios obtenidos de las amplitudes (dB) para las 10 señales de la configuración sana y de los tres niveles de daño analizado en cada cubo. Se puede apreciar que en estos promedios existe una diferencia entre la amplitud de la configuración sana y de los 3 niveles de daño analizados. Por lo que a simple vista se puede intuir que existe una diferencia significativa entre los grupos, por lo que, para realizar un análisis estadístico adecuado, se procedió a un ANOVA multicomparativo, como el efectuado en el de las FD y SE, con lo que se busca determinar si este estudio de las amplitudes permite detectar y cuantificar de forma eficiente los daños en la estructura de estudio.

Tabla 4.6: Promedio de Amplitudes (dB) para las diferentes configuraciones en cada cubo.

		Sano	11 mm	14 mm	18 mm
Cubo 1	Promedio	-54.100	-50.347	-60.996	-59.061
	Desv. Est.	1.308	1.448	1.343	1.391
Cubo 2	Promedio	-54.100	-59.277	-58.951	-60.635
	Desv. Est.	1.308	5.920	0.732	0.575
Cubo 3	Promedio	-54.100	-54.212	-58.206	-63.099
	Desv. Est.	1.308	1.683	1.029	1.613
Cubo 4	Promedio	-54.100	-58.036	-57.277	-56.957
	Desv. Est.	1.308	0.675	0.884	0.754
Cubo 5	Promedio	-54.100	-58.036	-55.988	-53.563
	Desv. Est.	1.308	0.710	0.854	0.861
Cubo 6	Promedio	-54.100	-55.560	-57.834	-56.108
	Desv. Est.	1.308	1.095	0.479	0.483
Cubo 7	Promedio	-54.100	-59.069	-57.427	-56.237
	Desv. Est.	1.308	0.391	0.463	0.801
Cubo 8	Promedio	-54.100	-58.172	-58.190	-58.775
	Desv. Est.	1.308	0.713	0.651	0.726
Cubo 9	Promedio	-54.100	-56.350	-55.664	-53.600
	Desv. Est.	1.308	0.720	1.055	0.848

En la Figura 4.8 se presentan las distribuciones de las amplitudes analizadas en los grupos, se puede percibir que existe una diferencia entre algunos grupos, por lo que se procede a hacer el análisis multicomparativo para determinar si esta técnica tiene la suficiente robustez para poder detectar y cuantificar los daños.

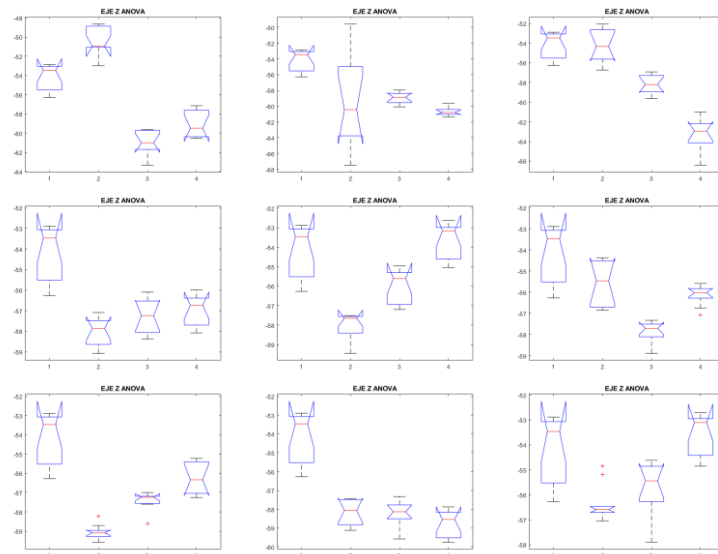


Figura 4.8: Gráfica de distribución ANOVA obtenidos con el análisis de amplitudes, para las posiciones 1 a 9.

Siguiendo con lo mencionado anteriormente respecto al análisis estadístico, se realizó un ANOVA multicomparativo, con el que se obtuvo que la eficiencia para determinar diferencias significativas en los grupos para detectar y cuantificar daños con el análisis de amplitud es del 74.07%.

4.7 Red Neuronal Artificial.

Teniendo los resultados de las HFD-64 en el eje Z, se plantearon 3 redes neuronales, con diferente número de neuronas ocultas, para buscar la optimización de neuronas con la mayor eficiencia posible del modelo. De esta manera se plantearon redes con los datos entrenamiento, validación y pruebas presentados en Tabla 4.7.

Tabla 4.7: Muestras utilizadas en cada etapa de la red neuronal.

Tipos de Muestras	Porcentajes	Muestras
Entrenamiento	90%	100
Validación	5%	6
Prueba	5%	6

Posteriormente se plantearon las siguientes redes neuronales con la cantidad de neuronas ocultas como se muestra en la Tabla 4.8.

Tabla 4.8: Neuronas ocultas por red estudiada.

Red	Neuronas ocultas
1	25
2	30
3	55

En todos los casos, las clases en las matrices de confusión tienen la siguiente correspondencia 1: Sano, 2: Daño Severo, 3: Daño medio, 4: Daño incipiente. Haciendo el análisis de cada una de las redes neuronales con las especificaciones se obtuvo para la red neuronal con 25 neuronas ocultas la siguiente matriz de confusión:

Tabla 4.9: Matriz de confusión, red de 25 neuronas.

Clase de salida	1	4	0	0	0	100%
	2	0	34	0	0	100%
	3	0	2	37	0	94.9%
	4	0	0	0	35	100%
		100%	94.4%	100%	100%	
		1	2	3	4	
		Clase objetivo				

De forma similar para la red neuronal con 30 neuronas ocultas la siguiente matriz de confusión:

Tabla 4.10: Matriz de confusión, red de 30 neuronas.

Clase de salida	1	4	0	0	0	100%
	2	0	35	0	0	100%
	3	0	1	37	0	97.4%
	4	0	0	0	35	100%
		100%	97.2%	100%	100%	100%
		1	2	3	4	
		Clase objetivo				

Finalmente, para la red neuronal con 55 neuronas ocultas la siguiente matriz de confusión:

Tabla 4.11: Matriz de confusión, red de 55 neuronas.

Clase de salida	1	4	0	0	0	100%
	2	0	36	0	0	100%
	3	0	0	37	0	100%
	4	0	0	0	35	100%
		100%	100%	100%	100%	100%
		1	2	3	4	
		Clase objetivo				

A manera de resumen, la efectividad de las redes se presenta en la siguiente tabla:

Tabla 4.12: Efectividad de las redes neuronales analizadas.

Red	Neuronas ocultas	Efectividad (%)
1	25	98.2
2	30	99.1
2	55	100

Adicionalmente, para cada red analizada se determinaron las métricas anteriormente establecidas. Como se presentan en:

Tabla 4.13: Métricas de las redes neuronales analizadas.

Red	Acc	ppv	npv	tpr	F1	Fpr	RMSE
1	99.11%	98.72%	99.36%	98.61%	98.63%	99.33%	40.09%
2	99.55%	99.34%	99.68%	99.31%	99.31%	99.67%	28.35%
3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100%

Se puede observar que todas las métricas analizadas tienen un porcentaje mayor al 98% a excepción del RMSE, cabe remarcar que en el caso de la red 2, la precisión, exactitud y sensibilidad son mayores al 99%. Adicionalmente, la red con 55% neuronas presenta que el método tiene una alta sensibilidad y bajo porcentaje de error.

5. Conclusiones y Prospectivas.

5.1 Conclusiones.

En este trabajo se presenta una metodología nueva para evaluar la condición de estructuras, basado en la dimensión fractal y entropía de Shannon. El caso de estudio de esta investigación es una armadura tridimensional formada de barras de aluminio. Se hace uso lo parámetros matemáticos anteriormente mencionados con el fin de localizar patrones en las señales de la respuesta dinámica de una estructura para conocer su salud estructural. Con este fin, se hace uso de la herramienta estadística ANOVA para determinar la técnica de procesamiento que permita encontrar mayores diferencias entre las condiciones de estudio.

Del sistema propuesto de monitoreo, en el que se simularon condiciones de daño, fue capaz de adquirir las señales de la respuesta dinámica de la armadura sometida a vibraciones forzadas, las cuales fueron analizadas por los algoritmos propuestos con los que se obtuvieron los parámetros característicos de las diferentes condiciones experimentales y que posteriormente con el uso herramientas estadísticas y clasificadores se pudo evaluar la salud estructural de la armadura.

La base de esta investigación fue el análisis de algoritmos que permitieran analizar las señales de respuesta dinámica, por lo que fueron empleadas la dimensión fractal de Katz, de conteo de cajas, de Higuchi, así como la entropía de Shannon y la detectabilidad usando la amplitud de la frecuencia fundamental. Como resultado de este estudio, se determinó que el HFD-64 y la SE son los algoritmos más eficientes para poder detectar y cuantificar daños en la estructura de estudio, a partir del análisis estadístico se pudo obtener una efectividad del 98% para clasificar daños con los algoritmos anteriormente mencionados; añadiendo el uso de una red neuronal se pudo encontrar un modelo con 55 neuronas ocultas con lo que se obtuvo una exactitud, precisión y sensibilidad del 100% para clasificar los daños. Por lo que se afirma que fue posible encontrar cambios en la respuesta dinámica utilizando los algoritmos de FD y SE para poder detectar y cuantificar daños.

5.2 Prospectivas.

Como investigaciones que pueden partir de este trabajo, la principal línea que se deberá seguir deberá ser implementar el uso de los algoritmos con mayor eficiencia encontrados en esta investigación para poder detectar, cuantificar y localizar daños de forma simultánea en esta investigación. Así mismo, se podrá investigar algoritmos para el control de las vibraciones para evitar daños. Otros estudios que se podrían implementar, para validar la metodología sería analizar diferentes tipos de estructuras y de daños para evaluar la eficiencia de los algoritmos en otras situaciones que se pueden presentar en las estructuras.

6. Referencias.

- Allen, D. E., & Rainer, J. H. (1976). Vibration criteria for long-span floors. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 3(2), 165–173. <https://doi.org/10.1139/l76-017>
- Amezquita-Sanchez, J. P., & Adeli, H. (2016). Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 23(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s11831-014-9135-7>
- Amezquita-Sanchez, J., Valtierra-Rodriguez, M., Camarena-Martinez, D., Granados-Lieberman, D., Romero-Troncoso, R. J., & Dominguez-Gonzalez, A. (2016). Fractal dimension-based approach for detection of multiple combined faults on induction motors. *Journal of Vibration and Control*, 22(17), 3638–3648. <https://doi.org/10.1177/1077546314565685>
- Avci, O., Abdeljaber, O., Kiranyaz, S., Hussein, M., Gabbouj, M., & Inman, D. J. (2021). A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to Machine Learning and Deep Learning applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 147, 107077. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107077>
- Avilés-Cruz, C., & Rodríguez, E. (2003). *Análisis de señales*. Universidad Autónoma Metropolitana (México). Unidad Azcapotzalco.
- Bado, M. F., & Casas, J. R. (2021). A review of recent distributed optical fiber sensors applications for civil engineering structural health monitoring. *Sensors*, 21(5), 1–83. <https://doi.org/10.3390/s21051818>
- Bado, M. F., Casas, J. R., & Kaklauskas, G. (2021). Distributed Sensing (DOFS) in Reinforced Concrete members for reinforcement strain monitoring, crack detection and bond-slip calculation. *Engineering Structures*, 226(September 2020), 111385. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2020.111385>

- Bakht, B., & Mufti, A. (2015). *Bridges*. Springer International Publishing.
<https://doi.org/10.1007/978-3-319-17843-1>
- Balageas, D., Fritzen, C.-P., & Gemes, A. (2006). *Structural Health Monitoring* (D. Balageas, C.-P. Fritzen, & A. Gemes, Eds.). ISTE.
<https://doi.org/10.1002/9780470612071>
- Blachowski, B., An, Y., Spencer, B. F., & Ou, J. (2017). Axial Strain Accelerations Approach for Damage Localization in Statically Determinate Truss Structures. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(4), 304–318.
<https://doi.org/10.1111/mice.12258>
- Box, G. E. P., Hunter, W. G., & Hunter, J. S. (2008). *Estadística para investigadores : diseño, innovación y descubrimiento*. Reverté.
- Brownjohn, J. M. W. (2007). Structural health monitoring of civil infrastructure. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 365(1851), 589–622. <https://doi.org/10.1098/rsta.2006.1925>
- Brunell, G., & Kim, Y. J. (2013). Effect of local damage on the behavior of a laboratory-scale steel truss bridge. *Engineering Structures*, 48, 281–291.
<https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2012.09.017>
- Cao, L., He, W.-Y., & Ren, W.-X. (2021). Damage localization and quantification for beam bridges based on frequency variation of parked vehicle-bridge systems. *Structures*, 31(November 2020), 357–368. <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2021.01.098>
- Cao, M., & Qiao, P. (2009). On the wavelet-fractal nonlinear damage diagnosis of mechanical systems. *Smart Materials and Structures*, 18(8).
<https://doi.org/10.1088/0964-1726/18/8/085022>

- Carrión Viramontes, F. J., Lomelí González, M. G., Quintana Rodríguez, J. a, & Martínez Madrid, M. (2003). *La evaluación no destructiva de materiales estructurales y puentes, Publicación Técnica No. 231.*
- Carrión-Viramontes, F. J., & Lozano-Guzmán, A. (2001). *Evaluación y detección de daño en estructuras utilizando un método inverso por sub-dominios, Publicación Técnica No. 166.*
- Casas, J. R., & Cruz, P. J. S. (2003). Fiber Optic Sensors for Bridge Monitoring. *Journal of Bridge Engineering*, 8(6), 362–373. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)1084-0702\(2003\)8:6\(362\)](https://doi.org/10.1061/(asce)1084-0702(2003)8:6(362))
- Catbas, F. N., Susoy, M., & Frangopol, D. M. (2008). Structural health monitoring and reliability estimation: Long span truss bridge application with environmental monitoring data. *Engineering Structures*, 30(9), 2347–2359. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2008.01.013>
- Cawley, P., & Adams, R. D. (1979). The location of defects in structures from measurements of natural frequencies. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, 14(2), 49–57. <https://doi.org/10.1243/03093247V142049>
- Cervera Ruiz, M., & Blanco Díaz, E. (2002). *Mecánica de estructuras. Libro 2. Métodos de análisis.*
- Chang, S. E. (2016). Socioeconomic Impacts of Infrastructure Disruptions. *Oxford Research Encyclopedia of Natural Hazard Science*, October 2016, 1–25. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780199389407.013.66>
- Chen, H.-P., & Ni, Y.-Q. (2018). *Structural Health Monitoring of Large Civil Engineering Structures* (Issue 3). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119166641>
- Chopra, A. K. (2012). *Dynamics of structures : theory and applications to earthquake engineering* (4th ed.). Prentice-Hall International Series.

- Cook, R. D. (1995). *Finite Element Modeling For Stress Analysis* (p. 336). John Wiley & Sons.
- Craig, R. R., & Kurdila, A. J. (2006). *Fundamentals of Structural Dynamics*. John Wiley & Sons.
- Dean, A., Voss, D., & Draguljić, D. (2017). *Design and Analysis of Experiments*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52250-0>
- Entezami, A., & Shariatmadar, H. (2018). An unsupervised learning approach by novel damage indices in structural health monitoring for damage localization and quantification. *Structural Health Monitoring*, 17(2), 325–345. <https://doi.org/10.1177/1475921717693572>
- Falconer, K. (2014). *Fractal Geometry*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Farrar, C. R., & Worden, K. (2012). *Structural Health Monitoring*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781118443118>
- Ganguli, R. (2020). *Structural Health Monitoring*. Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-15-4988-5>
- Gómez, J., Casas, J. R., & Villalba, S. (2020). Structural Health Monitoring with Distributed Optical Fiber Sensors of tunnel lining affected by nearby construction activity. *Automation in Construction*, 117(December 2019). <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103261>
- Gopalakrishnan, S., Ruzzene, M., & Hanagud, S. (2011). *Computational Techniques for Structural Health Monitoring*. Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-0-85729-284-1>
- Graupe, D. (2013). *Principles of Artificial Neural Networks* (Vol. 7). WORLD SCIENTIFIC. <https://doi.org/10.1142/8868>

- He, X. H., Hua, X. G., Chen, Z. Q., & Huang, F. L. (2011). EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge. *Engineering Structures*, 33(4), 1348–1356. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2011.01.012>
- Hibbeler, R. C. (2015). Structural Analysis. In *Pearson*. Pearson Prentice Hall.
- Higuchi, T. (1988). Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 31(2), 277–283. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(88\)90081-4](https://doi.org/10.1016/0167-2789(88)90081-4)
- Hoxha, E., Vidal, Y., & Pozo, F. (2020). Damage diagnosis for offshore wind turbine foundations based on the fractal dimension. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(19), 1–23. <https://doi.org/10.3390/app10196972>
- Hsu, W. Y. (2013). Single-trial motor imagery classification using asymmetry ratio, phase relation, wavelet-based fractal, and their selected combination. *International Journal of Neural Systems*, 23(2), 1–14. <https://doi.org/10.1142/S012906571350007X>
- Hughes, A. J., Barthorpe, R. J., Dervilis, N., Farrar, C. R., & Worden, K. (2021). A probabilistic risk-based decision framework for structural health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 150, 107339. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107339>
- Jang, S., & Spencer, F. B. (2015). *Structural Health Monitoring for Bridge Structures using Smart Sensors*.
- Jayasundara, N., Thambiratnam, D. P., Chan, T. H. T., & Nguyen, A. (2020). Damage detection and quantification in deck type arch bridges using vibration based methods and artificial neural networks. *Engineering Failure Analysis*, 109, 104265. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2019.104265>
- Kassimali, A. (2011). *Structural Analysis* (4th ed.). Cengage Learning.

- Katz, M. J. (1988). Fractals and the analysis of waveforms. *Computers in Biology and Medicine*, 18(3), 145–156. [https://doi.org/10.1016/0010-4825\(88\)90041-8](https://doi.org/10.1016/0010-4825(88)90041-8)
- Kim, H.-Y. (2014). Analysis of variance (ANOVA) comparing means of more than two groups. *Restorative Dentistry & Endodontics*, 39(1), 74. <https://doi.org/10.5395/rde.2014.39.1.74>
- Kim, P. (2017). Matlab deep learning: With machine learning, neural networks and artificial intelligence. In *Apress, New York*.
- Kopsaftopoulos, F. P., & Fassois, S. D. (2010). Vibration based health monitoring for a lightweight truss structure: Experimental assessment of several statistical time series methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(7), 1977–1997. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2010.05.013>
- Kostoglodov, V., & Pacheco, J. F. (2019). *CIEN AÑOS DE SISMICIDAD EN MEXICO, IGF UNAM, SSN*. <http://usuarios.geofisica.unam.mx/vladimir/sismos/100a%F1os.html>
- Kralovec, C., & Schagerl, M. (2020). Review of Structural Health Monitoring Methods Regarding a Multi-Sensor Approach for Damage Assessment of Metal and Composite Structures. *Sensors*, 20(3), 826. <https://doi.org/10.3390/s20030826>
- Leet, K. M., Uang, C.-M., Lanning, J. T., & Gilbert, A. M. (2018). *Fundamentals of Structural Analysis* (5th ed.). McGraw-Hill Education.
- Li, B., Li, Z., Zhou, J., Ye, L., & Li, E. (2015). Damage localization in composite lattice truss core sandwich structures based on vibration characteristics. *Composite Structures*, 126, 34–51. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2015.02.046>
- Mata-Hernández, G., Sánchez-Esquivel, V., & Gómez-González, J. M. (2014). *Análisis de Sistemas y Señales con Cómputo Avanzado*. Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería.

- McCormac, J. C. (2007). *Structural Analysis: Using Classical and Matrix Methods*. John Wiley & Sons.
- McCormac, J. C., & Csernak, S. F. (2013). Diseño de Estructuras de Acero-Quinta Edición. *Alfaomega*, 5, 736.
- Moreno-Gomez, A. (2019). *Detección, localización y cuantificación de daños en estructuras civiles metálicas midiendo vibraciones*. Universidad Autónoma de Querétaro.
- Moreno-Gomez, A., Amezcua-Sanchez, J., Valtierra-Rodriguez, M., Perez-Ramirez, C., Dominguez-Gonzalez, A., & Chavez-Alegria, O. (2018). EMD-Shannon Entropy-Based Methodology to Detect Incipient Damages in a Truss Structure. *Applied Sciences*, 8(11), 2068. <https://doi.org/10.3390/app8112068>
- Moreno-Gomez, A., Perez-Ramirez, C. A., Dominguez-Gonzalez, A., Valtierra-Rodriguez, M., Chavez-Alegria, O., & Amezcua-Sanchez, J. P. (2018). Sensors Used in Structural Health Monitoring. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 25(4), 901–918. <https://doi.org/10.1007/s11831-017-9217-4>
- Mousavi, A. A., Zhang, C., Masri, S. F., & Gholipour, G. (2020). Structural Damage Localization and Quantification Based on a CEEMDAN Hilbert Transform Neural Network Approach: A Model Steel Truss Bridge Case Study. *Sensors*, 20(5), 1271. <https://doi.org/10.3390/s20051271>
- Nakamura, Y. (1989). A Method for Dynamic Characteristics of Surface. In *Proc. 20th JSCE Earthquake Eng. Symposium* (Vol. 30, Issue 1, pp. 133–136).
- Ordaz-Moreno, A., Romero-Troncoso, R. de J., Vite-Frias, J. A., Rivera-Gillen, J. R., & Garcia-Perez, A. (2008). Automatic online diagnosis algorithm for broken-bar detection on induction motors based on discrete wavelet transform for FPGA implementation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(5), 2193–2202. <https://doi.org/10.1109/TIE.2008.918613>

- Palma, P., & Steiger, R. (2020). Structural health monitoring of timber structures – Review of available methods and case studies. *Construction and Building Materials*, 248, 118528. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.118528>
- Paz, M., & Kim, Y. H. (2019). *Structural Dynamics*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-94743-3>
- Perez-Macias, F. J., Perez-Ramirez, C. A., Valtierra-Rodriguez, M., Dominguez-Gonzalez, A., & Amezcua-Sanchez, J. P. (2017). Wavelet transform-fractal dimension-based methodology for damage assessment in truss type structures. *IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2017-Janua*, 3251–3256. <https://doi.org/10.1109/IECON.2017.8216549>
- Pozos, A., Sánchez, R., & Gómez, R. (2012). Análisis de un puente atirantado ante cargas de viento y su comparación con resultados experimentales. *XVIII Congreso Nacional de Ingeniería Estructural*.
- Renshaw, E., & Barnsley, M. F. (1993). *Fractals Everywhere*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2013-0-10335-2>
- Rezaie, A., Mauron, A. J. P., & Beyer, K. (2020). Sensitivity analysis of fractal dimensions of crack maps on concrete and masonry walls. *Automation in Construction*, 117(May), 103258. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103258>
- Seventekidis, P., & Giagopoulos, D. (2021). A combined finite element and hierarchical Deep learning approach for structural health monitoring: Test on a pin-joint composite truss structure. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 157. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2021.107735>
- Sohn, H., Farrar, C. R., Hemez, F., & Czarnecki, J. (2002). *A Review of Structural Health Monitoring Literature 1996 – 2001*.

- Spencer, B. F., Hoskere, V., & Narazaki, Y. (2019). Advances in Computer Vision-Based Civil Infrastructure Inspection and Monitoring. *Engineering*, 5(2), 199–222. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.11.030>
- Su, H., Chen, J., Wen, Z., & Wang, F. (2018). Wavelet-fractal diagnosis model and its criterion for concrete dam crack status. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 40(6), 1846–1853. <https://doi.org/10.1177/0142331217693076>
- Umesha, P. K., Ravichandran, R., & Sivasubramanian, K. (2009). Crack detection and quantification in beams using wavelets. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 24(8), 593–607. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2009.00618.x>
- Vela-Martínez, L., Jáuregui-Correa, J. C., González-Brambila, O., Herrera-Ruiz, G., & Lozano-Guzman, A. (2010). Modelación No Lineal de las Vibraciones Auto-inducidas en Procesos de Maquinado. *Ingeniería Mecánica. Tecnología y Desarrollo*, 3(4), 135–142.
- Velandia-Cardenas, C., Vidal, Y., & Pozo, F. (2021). Wind turbine fault detection using highly imbalanced real scada data. *Energies*, 14(6), 1–26. <https://doi.org/10.3390/en14061728>
- Wen, W., Fan, Z., Karg, D., & Cheng, W. (2015). Rolling element bearing fault diagnosis based on multiscale general fractal features. *Shock and Vibration*, 2015. <https://doi.org/10.1155/2015/167902>
- Wölfinger, C., Arendts, F. J., Friedrich, K., & Drechsler, K. (1998). Health-monitoring-system based on piezoelectric transducers. *Aerospace Science and Technology*, 2(6), 391–400. [https://doi.org/10.1016/S1270-9638\(99\)80027-3](https://doi.org/10.1016/S1270-9638(99)80027-3)
- Xu, Y. L., & Xia, Y. (2012). *Structural Health Monitoring of Long-Span Suspension Bridges*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b13182>

Zhang, W., Zhou, B., Gu, X., & Dai, H. (2014). Probability Distribution Model for Cross-Sectional Area of Corroded Reinforcing Steel Bars. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 26(5), 822–832. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)mt.1943-5533.0000888](https://doi.org/10.1061/(asce)mt.1943-5533.0000888)

7. Anexos.

7.1 Promedio de Frecuencias y Amplitudes Experimentales.

Tabla 7.1: Promedio de Frecuencias obtenidas con la FFT y amplitudes.

Configuración	Frecuencia (Hz)	Amplitud (dB)
1	15.401	-54.100
2	15.397	-50.347
3	15.442	-60.996
4	15.392	-59.061
5	15.482	-59.277
6	15.443	-58.951
7	15.610	-60.635
8	15.395	-54.212
9	15.610	-58.206
10	15.607	-63.099
11	15.512	-58.036
12	15.395	-57.277
13	15.443	-56.957
14	15.404	-58.036
15	15.488	-55.988
16	15.425	-53.563
17	15.395	-55.560
18	15.730	-57.834
19	15.470	-56.108
20	15.650	-59.069
21	15.450	-57.427
22	15.464	-56.237
23	15.395	-58.172
24	15.691	-58.190
25	15.441	-58.775
26	15.386	-56.350
27	15.398	-55.664
28	15.398	-53.600