



UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO

---

---

CAMPUS IRAPUATO - SALAMANCA  
DIVISIÓN DE INGENIERÍAS

*“Análisis de señales de vibración para  
el monitoreo de estructuras civiles”*

**TESIS**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

**DOCTOR EN INGENIERÍA ELÉCTRICA**

PRESENTA:

***M.I. JESÚS JOAQUÍN YÁÑEZ BORJAS***

DIRECTORES:

**Dr. DAVID CAMARENA MARTÍNEZ**

**Dr. JUAN PABLO AMÉZQUITA SÁNCHEZ**

M. en I. HERIBERTO GUTIÉRREZ MARTIN  
COORDINADOR DE ASUNTOS ESCOLARES  
P R E S E N T E.-

Por medio de la presente, se otorga autorización para proceder a los trámites de impresión, empastado de tesis y titulación al alumno(a) **JESÚS JOAQUÍN YÁÑEZ BORJAS** del Programa de Doctorado en **INGENIERÍA ELÉCTRICA** y cuyo número de NUA es: **145276** del cual soy director. El título de la tesis es: **“ANÁLISIS DE SEÑALES DE VIBRACIÓN PARA EL MONITOREO DE ESTRUCTURAS CIVILES”**.

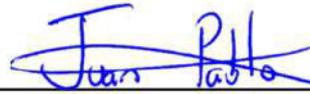
Hago constar que he revisado dicho trabajo y he tenido comunicación con los sinodales asignados para la revisión de la tesis, por lo que no hay impedimento alguno para fijar la fecha de examen de titulación.

**A T E N T A M E N T E**



---

**Dr. David Camarena Martínez**  
**DIRECTOR DE TESIS**  
**SECRETARIO**



---

**Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez**  
**DIRECTOR DE TESIS**



---

**Dr. Yuriy Shmaliy**  
**PRESIDENTE**



---

**Dr. Horacio Rostro González**  
**VOCAL**



---

**Dr. Iván Cruz Aceves**  
**VOCAL**



---

**Dr. Gerardo Trejo Caballero**  
**VOCAL**

# Dedicatoria

*A Dios Todopoderoso y a la Virgen de Guadalupe, guardianes de todos mis pasos.*

*A mi familia, fuente de inspiración de todos mis logros.*

*A Sarita†, que desde el cielo siempre me acompaña.*

*Jesús Yáñez  
Muchas Gracias*

# Agradecimientos

*Al Dr. David Camarena Martínez, que bajo su dirección ha sido realidad la concepción y estructuración de esta tesis y en el desarrollo del doctorado.*

*Al Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez por sus orientaciones acertadas durante el desarrollo de la estancia doctoral, en el desarrollo de las investigaciones y del trabajo de tesis.*

*Al Dr. Martín Valtierra por su apoyo y orientación en el desarrollo de las investigaciones y de la estancia doctoral.*

*Al Dr. Gabriel Aviña por su apoyo, orientación y formación desde la maestría hasta el doctorado.*

*A todas aquellas personas que de una u otra manera hicieron posible la realización de este trabajo de Tesis.*

***Jesús Yáñez  
Muchas Gracias***

# Agradecimientos Institucionales

*Expreso mi más sincera gratitud hacia la Universidad de Guanajuato, especialmente a la División de Ingenierías Campus Irapuato-Salamanca (DICIS) por la formación y por el apoyo que he recibido. A todos los profesores mis agradecimientos por su duro trabajo durante estos cuatro años que me permitieron obtener el título de Doctor en Ingeniería Eléctrica.*

*A la Facultad de Ingeniería del Campus San Juan del Río de la Universidad Autónoma de Querétaro por la oportunidad brindada para la realización de la estancia doctoral.*

*A mi Alma Mater, la Universidad Nacional Experimental del Táchira, base de mi formación académica.*

*Este trabajo fue realizado gracias al apoyo recibido a través del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México, CONACYT, bajo la convocatoria 291236, número de apoyo 481368, número de becario 578597 y CVU 688045.*



*Jesús Yáñez  
Muchas Gracias*

# Resumen

La identificación exacta y efectiva de parámetros modales como frecuencias naturales y relaciones de amortiguamiento representa un tema clave para diferentes aplicaciones en ingeniería civil, por ejemplo, actualización de modelos analíticos, control de vibraciones y monitoreo de salud estructural. Por lo tanto, el desarrollo y la aplicación de nuevos métodos para realizar esta tarea con alta exactitud ha atraído a muchos investigadores en todo el mundo. Por otro lado, muchas estructuras están generalmente expuestas a diversas circunstancias como cargas repetitivas y fluctuantes, estrés mecánico y ataques químicos durante su vida útil. Estos problemas pueden producir diversos daños, por ejemplo, grietas por fatiga, tornillos aflojados y corrosión, entre otros, afectando su integridad. La corrosión se considera uno de los principales mecanismos que pueden dañar una estructura civil, especialmente las estructuras de tipo Armadura. También, las grietas por fatiga son uno de los daños más comunes que se encuentran en las estructuras civiles. Por lo tanto, la detección temprana de este tipo de daños puede reducir la acumulación de éstos en los elementos que conforman la estructura civil, evitando su posible colapso. Por estos motivos, en este trabajo se analizan las señales de vibración para el seguimiento de estructuras civiles. En este sentido, se presenta una metodología general para a) identificar parámetros modales a partir de señales de vibración y b) evaluar el estado de la estructura bajo daños por corrosión o grietas por fatiga.

Para la tarea de identificación de parámetros modales, se propone una metodología particular basada en el Modo de Descomposición No Lineal para estimar las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento de estructuras civiles sometidas a vibraciones ambientales. Las señales de vibración representan un desafío porque la respuesta estructural medida está incrustada en señales ruidosas de baja amplitud. Se utilizan tres ejemplos para validar el método: dos basados en modelos analíticos y uno basado en datos reales. Por otro lado, para la identificación de daños, se propone un conjunto de métodos para la detección y cuantificación de daños. El primer método de detección de daños se compone de tres partes principales para evaluar el estado saludable de un puente tipo Armadura; estas partes son la extracción de características estadísticas, el análisis discriminante lineal y un clasificador de redes neuronales. Las condiciones de daño se producen por corrosión con tres niveles

---

de severidad (es decir, incipiente, moderada y severa), que se generan artificialmente. La segunda metodología explora la aplicación de características de tiempo estadístico (STF) extraídas de señales de vibración sin procesar de puentes de tipo Armadura bajo excitación dinámica para evaluar su condición estructural. Luego, se utiliza el método de Kruskal-Wallis (KWM) para determinar los STF más discriminatorios. Se aplica un criterio de reducción de características para seleccionar las más útiles para evaluar el estado de la estructura. El STF seleccionado se emplea para configurar un árbol de decisiones y determinar automáticamente la condición de la estructura. La efectividad de la propuesta se verifica bajo los tres niveles de daño por corrosión. Para el análisis, se exploran las vibraciones triaxiales. La tercera metodología investiga la utilidad de las características estadísticas de tiempo para identificar grietas por fatiga en un edificio de cuatro pisos expuesto a excitaciones dinámicas forzadas. La efectividad de la propuesta está validada bajo tres niveles de grietas por fatiga (es decir, daño leve, moderado y severo), que se generan artificialmente.

Los resultados de la estimación de parámetros modales muestran que la propuesta puede estimar las frecuencias naturales, especialmente con modos poco espaciados, y las proporciones de amortiguamiento de estructuras civiles sujetas a vibraciones ambientales con alta exactitud. Los resultados obtenidos para el primer método de detección de daños muestran que puede identificar el estado de la estructura y el nivel de severidad debido a la corrosión con alta exactitud, especialmente cuando está presente una falla incipiente. Los resultados de la segunda metodología de identificación de daños muestran que la propuesta puede identificar daños de una condición de daño incipiente. Se alcanza una alta exactitud utilizando solo un sensor colocado en la estructura. Para el tercer método, los resultados muestran que las características estadísticas de tiempo pueden determinar la condición estructural de un edificio expuesto a diversos niveles de grietas por fatiga con alta exactitud utilizando solo un sensor colocado en la estructura.

***Palabras Clave:*** Monitoreo Estructural, Análisis Modal Operacional, Parámetros Modales, Detección de Fallas, Características Estadísticas, LDA, Kruskal-Wallis.

# Abstract

The accurate and effective identification of modal parameters such as natural frequencies and damping ratios represents a key issue for different applications in civil engineering, e.g., updating of analytical models, vibration control, and structural health monitoring. Therefore, developing and applying new methods to perform this task with high accuracy has attracted many researchers worldwide. On the other hand, many structures are generally exposed to diverse circumstances such as repeated and fluctuating loading, mechanical stress, and chemical attacks during their service life. These problems can produce various damages, e.g., fatigue cracks and corrosion loosened bolts, among others, affecting its integrity. Corrosion is considered one of the main mechanisms that can damage a civil structure, especially truss structures. Besides, fatigue cracks are one of the most common damages encountered in civil structures. The early detection of these types of damages can reduce their accumulation in the elements that conform to a civil structure, preventing its possible collapse. For these reasons, in this work, vibration signals are analyzed for monitoring civil structures. In this sense, a general methodology is presented for a) identifying modal parameters from vibration signals and b) assessing the structure condition under corrosion or fatigue crack damages.

For the modal parameter identification task, a particular methodology is proposed based on the Nonlinear Mode Decomposition to estimate the natural frequencies and damping ratios of civil structures subjected to ambient vibrations. Vibration signals represent a challenge because the measured structural response is embedded into noisy signals with low amplitude. Three examples are used to validate the method: two based on analytical models and one based on real data. On the other hand, for damage identification, a set of methods is proposed for damage detection and damage quantification. The first damage detection method is composed of three main parts for assessing the healthy condition of a Truss bridge; these parts are the statistical feature extraction, the linear discriminant analysis, and a neural network classifier. The damage conditions are produced by corrosion with three levels of severity (i.e., incipient, moderate, and severe), which are artificially generated. The second methodology explores the application of statistical time features (STFs) extracted from raw vibration signals of truss-type bridges under dynamic excitation

---

for assessing their structural condition. Then, the Kruskal-Wallis method (KWM) is used to determine the most discriminating STFs. A feature reduction criterion is applied to select the most useful ones for assessing the structure's condition. The selected STF is employed for configuring a decision tree and automatically determining the structure's condition. The proposal's effectiveness is verified under the three levels of corrosion damage. For the analysis, the tri-axial vibrations are explored. The third methodology investigates the usefulness of the statistical time features for identifying fatigue cracks in a four-story building exposed to dynamic forced excitation. The proposal's effectiveness is validated under three fatigue crack levels (i.e., light, moderate, and severe damage), which are artificially generated.

Results for the modal parameter estimation show that the proposal can estimate the natural frequencies, especially with closely spaced modes, and damping ratios of civil structures subjected to ambient vibrations with high accuracy. The obtained results for the first damage detection method show it can identify the structure condition and the severity level due to corrosion with high accuracy, especially when an incipient fault is present. The second damage identification methodology results show that the proposal can identify damage from an incipient damage condition. A high accuracy is reached using only a sensor placed on the structure. For the third method, results show that the statistical time features can determine the structural condition of a building exposed to diverse levels of fatigue cracks with high accuracy using only one sensor placed on the structure.

**Keywords:** Structural Health Monitoring, Operational Modal Analysis, Modal Parameters, Structural Damage Detection, Statistical Features, LDA, Kruskal-Wallis.

# Índice general

Portada	i
Resumen	v
Abstract	vii
Índice general	xii
Índice de figuras	xvii
Índice de tablas	xix
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción . . . . .	1
1.2. Antecedentes . . . . .	3
1.3. Justificación . . . . .	6
1.4. Hipótesis y objetivos . . . . .	7
1.4.1. Hipótesis . . . . .	7
1.4.2. Objetivos . . . . .	7
1.4.2.1. Objetivo general . . . . .	7
1.4.2.2. Objetivos particulares . . . . .	8

1.5. Planteamiento general del problema . . . . .	8
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>10</b>
2.1. Parámetros modales . . . . .	10
2.1.1. Frecuencia Natural . . . . .	10
2.1.2. Factor de amortiguamiento . . . . .	16
2.1.2.1. Sistema críticamente amortiguado . . . . .	19
2.1.2.2. Sistema sobre amortiguado . . . . .	19
2.1.2.3. Sistema sub amortiguado . . . . .	20
2.2. Función de autocorrelación . . . . .	21
2.3. Descomposición de modos no lineal . . . . .	22
2.4. Transformada Hilbert . . . . .	25
2.5. Algoritmos de aprendizaje Automático . . . . .	27
2.5.1. Características estadísticas en el tiempo . . . . .	28
2.5.2. Prueba de Kruskal-Wallis . . . . .	30
2.5.3. Análisis discriminante lineal . . . . .	32
2.5.4. Árboles de decisión . . . . .	33
<b>3. Metodología</b>	<b>34</b>
3.1. Estructuras estudiadas . . . . .	35
3.1.1. Estructura de pruebas IASC-ASCE SHM . . . . .	35
3.1.2. Estructura puente tipo Armadura . . . . .	36
3.1.3. Estructura metálica de 4 pisos . . . . .	37
3.2. Instrumentación . . . . .	38
3.2.1. Excitación . . . . .	38

3.2.1.1. Agitadores . . . . .	38
3.2.1.2. Martillo de fuerza de impacto . . . . .	40
3.2.2. Sensores . . . . .	41
3.2.3. Sistema de adquisición de datos . . . . .	42
3.3. Casos de estudio . . . . .	44
3.3.1. Caso de estudio 1 . . . . .	44
3.3.2. Caso de estudio 2 . . . . .	45
3.3.3. Caso de estudio 3 . . . . .	47
3.3.4. Caso de estudio 4 . . . . .	48
<b>4. Pruebas y Resultados</b>	<b>49</b>
4.1. Caso de estudio 1 . . . . .	49
4.1.1. Ejemplo numérico . . . . .	53
4.1.2. Análisis Fase I . . . . .	57
4.1.3. Análisis Fase II . . . . .	62
4.2. Caso de estudio 2 . . . . .	68
4.2.1. Configuración experimental . . . . .	68
4.2.2. Resultados . . . . .	70
4.3. Caso de estudio 3 . . . . .	77
4.3.1. Configuración experimental . . . . .	77
4.3.2. Resultados . . . . .	79
4.4. Caso de estudio 4 . . . . .	89
4.4.1. Configuración experimental . . . . .	89
4.4.2. Resultados . . . . .	90

<b>5. Conclusiones y Prospectivas</b>	<b>96</b>
<b>6. Listado de Publicaciones</b>	<b>98</b>
6.1. Artículos en Revistas . . . . .	98
6.2. Conferencias . . . . .	99
<b>Referencias</b>	<b>100</b>

# Índice de figuras

1.1. Planteamiento general de pasos para la resolución del problema. . . . .	9
2.1. Circuito LC serie. . . . .	11
2.2. Circuito LC serie. (a) Circuito en el dominio del tiempo, (b) Circuito en el dominio de la frecuencia mediante la transformada de Laplace. . . . .	11
2.3. Sistema SDOF masa-resorte. . . . .	12
2.4. Comportamiento del sistema SDOF masa-resorte. . . . .	12
2.5. Diagramas de cuerpo libre para el sistema SDOF masa-resorte. (a) Estático y (b) dinámico. . . . .	13
2.6. Circuito RLC serie. . . . .	16
2.7. Circuito RLC serie en el dominio de la frecuencia. . . . .	16
2.8. Sistema SDOF masa-resorte-amortiguador. . . . .	17
2.9. Respuestas del sistema masa-resorte-amortiguador. (a) Críticamente amortiguado, (b) sobre amortiguado. . . . .	20
2.10. Respuesta del sistema masa-resorte-amortiguador sub amortiguado. . . . .	21
2.11. Función de autocorrelación. (a) Correlación entre las variables $y(t)$ en un tiempo $t$ y $t + \tau$ , (b) señal resultante autocorrelacionada. . . . .	22
2.12. Espectro de Hilbert. (a) Ejemplo señales de vibración libre, (b) Espectro de Hilbert en 3D, (c) espectro de Hilbert en 2D, (d) espectro de Hilbert en 2D con espectro marginal de Hilbert. . . . .	27

3.1.	Planteamiento general de pasos para la resolución del problema. . . . .	34
3.2.	Estructura de pruebas IASC-ASCE SHM. (a) Modelo para el análisis de elementos finitos (Fase I), (b) Estructura real (Fase II). . . . .	35
3.3.	Estructura puente tipo armadura. . . . .	36
3.4.	Estructura metálica de 4 pisos. (a) Estructura real, (b) dimensiones de la estructura, (c) dimensiones de las vigas. . . . .	37
3.5.	Agitador electrodinámico Labworks modelo ET-126. (a) Vista frontal, (b) vista lateral, (c) vista superior, (d) vista inferior. . . . .	39
3.6.	Amplificador de potencia lineal Labworks modelo PA-138. (a) Vista frontal, (b) vista posterior. . . . .	39
3.7.	Martillo de Fuerza de impacto KISTLER modelo 9728A20000. . . . .	40
3.8.	Acelerómetro KISTLER tipo 8395A. . . . .	41
3.9.	Sistema de Adquisición de datos. (a) Vista frontal, (b) vista lateral, (c) vista superior. . . . .	42
3.10.	Tarjeta NI-USB 6002. . . . .	43
3.11.	Metodología propuesta para el caso de estudio 1. . . . .	44
3.12.	Metodología propuesta para el caso de estudio 2. . . . .	46
3.13.	Metodología propuesta para el caso de estudio 3. . . . .	47
3.14.	Metodología propuesta para el caso de estudio 3. . . . .	48
4.1.	Eficacia del espectro marginal de Hilbert. (a) Respuesta simulada, (b) respuesta de vibración libre, (c) modo analizado, (d) Espectro de Hilbert en 3D de la banda de frecuencia extraída, (e) representación 2D del espectro de Hilbert, (f) MHS. . . . .	51
4.2.	Proceso de estimación de los DRs. (a) señal envolvente y, (b) ajuste de curva para la estimación del DR. . . . .	52
4.3.	Señal sintética generada. (a) Sin ruido, (b) con ruido, (c) monocomponentes estimados por la NMD. . . . .	54

4.4. Resultados para el ejemplo numérico: (b) con ruido, (b) envolventes estimados de cada monocomponente. . . . .	55
4.5. Estructura de pruebas del problema de referencia IASC-ASCE SHM: (a) ubicación de los sensores para la Fase I y (b) ubicación de los sensores para la Fase II. . . . .	56
4.6. Señales sintéticas correspondientes a los sensores: (a) 15 en la dirección $x$ , y (b) 16 en la dirección $y$ . . . . .	57
4.7. Respuestas de vibración libre amortiguada estimadas a partir de las señales sintéticas de la fase analítica para los sensores: (a) 15 en la dirección $x$ , y (b) 16 en la dirección $y$ . . . . .	58
4.8. Monocomponentes de vibración libre mediante NMD para la fase analítica, sensores: (a) 15 en la dirección $x$ , y (b) 16 en la dirección $y$ . . . . .	58
4.9. Frecuencias naturales estimadas para la fase analítica, sensores: (a) 15 en la dirección $x$ , y (b) 16 en la dirección $y$ . . . . .	59
4.10. Curvas estimadas para los factores de amortiguamiento de la fase analítica para los sensores: (a) 15 en la dirección $x$ , y (b) 16 en la dirección $y$ . . . . .	60
4.11. Resultados para el problemas de referencia Fase II. (a) Señal de vibración experimental del sensor 7 en la dirección $x$ , (b) respuesta de vibración libre amortiguada estimada mediante la ACF, (c) monocomponentes de vibración libre estimados por NMD. . . . .	63
4.12. Resultados para el problemas de referencia Fase II. (a) Frecuencias naturales estimadas, (b) envolventes estimadas por cada monocomponente. . . . .	64
4.13. Configuración experimental, caso de estudio 2. (a) Estructura puente tipo Armadura, (b) Instrumentación. . . . .	68
4.14. Ubicación de los sensores y barra dañada. . . . .	69
4.15. Elemento de barra en buen estado (19 mm de diámetro en todas las secciones) y elementos de barra con los diferentes niveles de corrosión (1 mm, 4 mm y 8 mm de reducción de diámetro). . . . .	70
4.16. Nuevo subespacio de datos obtenido mediante LDA. . . . .	72

4.17. Resultados del clasificador con nuevos datos para: (a) Sano, (b) incipiente, (c) moderado, (d) y severo. . . . .	74
4.18. Configuración experimental, caso de estudio 3. (a) Estructura real, (b) montaje experimental. . . . .	78
4.19. Ubicación del sensor y los elementos de la barra con daños por corrosión aplicados al puente (a) Estructura sana, (b) daño incipiente, (c) daño moderado, (d) daño severo. . . . .	78
4.20. Señales de vibración medidas en las direcciones $A_x$ , $A_y$ y $A_z$ , respectivamente, para (a) condición saludable y (b) daño incipiente en la tercera bahía. . . . .	80
4.21. Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones $A_x$ , $A_y$ y $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a) $MO$ , (b) $ME$ , (c) $RMS$ , (d) $SMR$ , (e) $RG$ y (f) $\mu$ . . . . .	81
4.22. Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones $A_x$ , $A_y$ y $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a) $\sigma^2$ , (b) $\sigma$ , (c) $SK$ , (d) $KU$ , (e) $5M$ y (f) $6M$ . . . . .	82
4.23. Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones $A_x$ , $A_y$ y $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a) $SF_{rms}$ , (b) $SF_{smr}$ , (c) $CF$ , (d) $LF$ y (e) $IF$ . . . . .	83
4.24. Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones $A_x$ , $A_y$ y $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente. (a) $MO$ , (b) $RMS$ , (c) $SMR$ , (d) $RG$ , (e) $\sigma^2$ y (f) $\sigma$ . . . . .	85
4.25. Distribución de datos resultantes de la prueba KW para el estado sano y las condiciones de daño incipiente, moderado y severo de (a) $RMS$ y (b) $SMR$ en la dirección $A_x$ . . . . .	86
4.26. Configuración experimental. . . . .	89
4.27. Elementos de viga: (a) sano, y elemento de viga con daño: (b) leve, (c) moderado, y (d) severo; (e) Secciones transversales del elemento de viga sana y los tres elementos de viga dañados con una reducción del 25 %, 50 % y 75 %, respectivamente. . . . .	90

4.28. Señal en el dominio del tiempo medida para las diferentes condiciones de la estructura, (a) condición saludable; (b) daño leve; (c) daño moderado; (d) daño severo. . . . .	91
4.29. Distribución de datos resultantes de la prueba KW para la condición saludable “Hlt”, y las condiciones de daño por fatiga leve “L”, moderada “M” y severa “S” en las direcciones (a) $A_x$ , (b) $A_y$ y (c) $A_z$ . . . . .	92
4.30. Distribución de datos resultantes de la prueba KW para el estado saludable y la condición de daño de (a) RG, (b) $\sigma^2$ y (c) $\sigma$ en la dirección $A_x$ . . . . .	94

# Índice de tablas

3.1. Elementos que conforman la estructura puente tipo Armadura. . . . .	36
3.2. Elementos empleados en la fabricación de la estructura metálica de 4 pisos. .	38
3.3. Características principales del acelerómetro KISTLER tipo 8395A. . . . .	41
4.1. Comparación de las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento estimados por la propuesta y los valores teóricos . . . . .	55
4.2. Frecuencias naturales estimadas, Fase I. . . . .	60
4.3. Factores de amortiguamiento estimados, Fase I. . . . .	61
4.4. Frecuencias naturales estimadas, Fase II. . . . .	65
4.5. Factores de amortiguamiento estimados, Fase II. . . . .	65
4.6. Matriz de confusión para datos de entrenamiento. . . . .	74
4.7. Matriz de confusión para datos de validación. . . . .	75
4.8. Resultados de las pruebas con datos de validación . . . . .	76
4.9. Valores de probabilidad (p) estimados por la prueba KW para los diferentes STFs para estado saludable y condiciones incipientes, moderadas y severas de daño por corrosión. . . . .	84
4.10. Matriz de confusión para el DTC con base en el estado de salud y los intervalos de condición de daño mediante el uso de los índices RMS y SMR para todas las bahías. . . . .	87

4.11. Valores p estimados por la prueba KW para las diferentes STFs para condiciones saludables y condiciones de daño por fatiga ligera, moderada y severa. . . . .	93
4.12. Matriz de confusión para el DTC con base en el estado de salud y los intervalos de condición de daño mediante el uso de los índices <i>RMS</i> y <i>SMR</i> para todas las bahías. . . . .	94

# 1 | Introducción

## 1.1. Introducción

Las estructuras civiles tales como puentes, torres eléctricas, edificios, entre otras instalaciones, son de vital importancia para la economía y vida moderna, ya que proveen espacios para vivir, trabajar, medios de comunicación entre ciudades e incluso países. Sin embargo, durante su ciclo de vida útil, están expuestas a diferentes condiciones o factores que pueden afectar su integridad y comprometer su capacidad para funcionar con normalidad. En consecuencia, la comunidad científica y agencias de gobierno relacionadas con el mantenimiento y seguridad de los diferentes tipos de estructuras civiles han puesto su atención en el monitoreo estructural (ME) (Structural Health Monitoring, en inglés) [1–7]. El ME es un campo interdisciplinario de la ingeniería cuyo objetivo es el monitoreo y evaluación de la salud y durabilidad estructural, mediante la medición de características representativas de la estructura de manera periódica o continua [8, 9]. La obtención de estas características puede realizarse de manera local, cuando se conoce la ubicación del daño estructural, o de forma global mediante la obtención de la respuesta vibratoria de la estructura [10–15]. Aunque la obtención de características mediante la respuesta vibratoria de la estructura o señales de vibración es la más usada debido a su capacidad de obtener el comportamiento de toda la estructura de manera no destructiva, representan un reto, ya que estas señales normalmente tienen muy poca amplitud y están contenidas en gran cantidad de ruido [16]. Así mismo, mediante la respuesta vibratoria es posible obtener diferentes características tales como las paramétricas relacionadas con las propiedades dinámicas de las estructuras y no paramétricas relacionadas con propiedades propias de las señales medidas [17]. Por otro lado, el monitoreo continuo de una estructura civil es de suma importancia, ya que posibilita la identificación de daños en una etapa temprana o incipiente [18–22]. En consecuencia, la información obtenida mediante ME se usa para el diseño y programación de actividades de mantenimiento, incrementar la seguridad, verificación de modelos, incremento de la seguridad y reducción de riesgos en los sistemas estructurales.

En el presente trabajo se propone el desarrollo de una metodología para el monitoreo preciso de la condición estructural y la detección de daños en estructuras civiles en una etapa incipiente. Por consiguiente, se propone el análisis de señales de vibración para la identificación de las características propias o parámetros modales de la estructura, así como la determinación y cuantificación de daños existentes en la estructura, sobre todo si se tratan de daños leves o incipientes. Con el fin de validar la metodología propuesta, se analizan señales de vibración sintéticas, señales analíticas a partir de un modelo real y señales medidas en prototipos o estructuras de prueba a escala. Como estructuras de prueba se analizan (1) una estructura de edificio de 4 pisos y (2) una estructura de puente tipo armadura de 9 cubos. La metodología se desarrolla en dos etapas principales, en primer lugar, se presenta una nueva técnica basada en la descomposición de modos no lineal para estimar las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento de estructuras civiles sometidas a vibraciones ambientales. Estos parámetros representan un tema clave para diferentes aplicaciones en la ingeniería civil, por ejemplo: actualización de modelos analíticos, control de vibraciones y monitoreo de salud estructural. En segundo lugar, se explora la aplicación de características de tiempo estadístico extraídas de señales de vibración medidas en las estructuras bajo excitación dinámica con el fin de evaluar su condición. Luego, mediante una herramienta estadística y la aplicación de un criterio de reducción de características se seleccionan las más útiles para evaluar la condición de la estructura. Seguidamente, mediante algoritmos de aprendizaje automático o inteligencia artificial, la característica seleccionada se emplea para determinar automáticamente el estado de la estructura.

Este trabajo está organizado en 6 capítulos. En el capítulo 1 se presentan las generalidades relacionadas a la investigación. Entre estas, los antecedentes del estado del arte de análisis modal, y ME a partir de señales de vibración. Así mismo, se presenta la hipótesis y objetivos, la motivación y el planteamiento general del trabajo. Seguidamente, en el capítulo 2, se exponen el marco teórico y definición de las herramientas matemáticas utilizadas para la resolución del problema planteado. Posteriormente, en el capítulo 3, se presenta la metodología y casos de estudio propuestos. Seguidamente, los resultados obtenidos se muestran y se discuten en el capítulo 4. En el capítulo 5 se presentan las conclusiones obtenidas y trabajos futuros o prospectivas que se podrían derivar de esta línea de investigación. Finalmente en el capítulo 6 se presenta el listado de publicaciones en revistas y conferencias realizadas por el autor hasta este momento, derivadas del presente trabajo de investigación.

## 1.2. Antecedentes

En los últimos años, se han presentado en la literatura diferentes metodologías para el monitoreo de la condición de estructuras civiles. Entre estas, las metodologías basadas en técnicas de detección locales como ultrasonido, emisiones acústicas, rayos X, termografía, etc. [23–26], y las metodologías globales o métodos basados en vibraciones, siendo estos últimos los más usados para la evaluación de la condición estructural [27–29]. Cabe destacar, que al existir daños en una estructura, esto puede modificar su respuesta vibratoria lo que puede proveer información de la condición de la estructura, incluso su localización y nivel de severidad [13,30,31]. Particularmente, la detección de daños incipientes o en una etapa inicial han atraído la atención de muchos científicos alrededor del mundo debido a que permitiría un mantenimiento apropiado antes de que ocurra una falla, reduciendo costos y tiempo de mantenimiento. Así mismo, la identificación de parámetros modales es de particular interés, ya que permite caracterizar e identificar diferentes propiedades de una estructura civil, las cuales pueden ser usadas para el control de vibraciones [32–35], ME [36–38], colectores de energía [39] y la actualización de modelos analíticos [40–42]. Por lo tanto, la identificación exacta de estos parámetros es de vital importancia. Cabe destacar que, entre las técnicas más comunes para la estimación de parámetros modales se tienen las técnicas a través de vibraciones ambientales o análisis modal operacional (OMA, por sus siglas en inglés) y a través de vibraciones artificiales o análisis modal experimental (EMA, por sus siglas en inglés) [43–46]. En este sentido, la correcta selección de técnicas para el procesamiento y análisis de señales de vibración es de vital importancia para la creación de metodologías de monitoreo estructural, identificación de parámetros modales y detección de fallas en estructuras civiles.

Los continuos avances en ME han permitido el uso de diferentes técnicas de procesamiento de señales con base en vibraciones para identificar parámetros modales, así como para evaluar la condición estructural y detección de daños en las estructuras civiles. Entre las técnicas usadas para la identificación de los parámetros modales, EMA se caracteriza por el uso de mecanismos externos a la estructura como martillos de impacto y agitadores electromecánicos para generar vibración en la estructura y así determinar sus parámetros modales [47–49]. Por su parte, OMA usa la vibración ambiental producida por cargas operacionales como micro temblores, viento, tráfico vehicular y peatonal [50–53]. Las respuestas medidas mediante OMA presenta características de muy baja amplitud y gran cantidad de ruido [16]. Por lo que, para la estimación de estos parámetros se requiere del diseño de métodos adecuados y confiables.

En los últimos años se han presentado en la literatura diferentes métodos o metodologías para la estimación de parámetros modales de estructuras civiles mediante OMA. Estos métodos se pueden categorizar en tres diferentes clases: (1) en el dominio

de la frecuencia (FD, por sus siglas en inglés), (2) en el dominio del tiempo (TD, por sus siglas en inglés), y (3) en el dominio tiempo-frecuencia (TFD, por sus siglas en inglés). Los métodos fundamentados en FD tales como la transformada de Fourier y métodos de selección de picos se caracterizan por analizar picos espectrales y sus anchos para la estimación de los parámetros modales de estructuras civiles [16, 54, 55]. Éstos muestran buenos resultados cuando se trata de estructuras con muy bajo factor de amortiguamiento y frecuencias y modos muy bien separados [46]; además, cuando la estructura analizada presenta una arquitectura simétrica, se pueden generar factores de amortiguamiento grandes y modos muy cercanos, los cuales no se pueden analizar por los métodos con base en FD [56]. De la misma manera, las metodologías fundamentadas en TD, tales como la técnica de excitación natural (NExT, por sus siglas en inglés) [57], la técnica de decremento aleatorio (RDT, por sus siglas en inglés) [58, 59], la media móvil autorregresiva (ARMA, por sus siglas en inglés) y modelos vectoriales de media móvil autorregresiva (ARMAV, por sus siglas en inglés) [60, 61], la separación ciega de fuentes en primer y segundo orden [62, 63] analizan los datos en el tiempo o las funciones de autocorrelación que se han empleado para calcular los parámetros modales [64–68]. Aunque se han obtenido resultados prometedores con estos métodos, sus capacidades pueden verse afectadas negativamente por señales ruidosas como las medidas en estructuras civiles bajo vibraciones ambientales. Además, algunas de estas técnicas tienen problemas para estimar frecuencias naturales poco espaciadas [4]. Con la finalidad de reducir los problemas encontrados en la estimación de parámetros modales en estructuras civiles empleando los métodos TD y FD, recientemente, se han empleado las técnicas fundamentadas en TFD. Estas se caracterizan por combinar planos de tiempo y frecuencia para una mejor estimación de los parámetros. Entre los métodos que se han empleado como técnicas TFD están, la transformada wavelet (WT, por sus siglas en inglés) [69] y sus variaciones como la transformada Wavelet “Synchrosqueezed” (SWT, por sus siglas en inglés) [7, 70] y la transformada Wavelet empírica (EWT, por sus siglas en inglés) [71], la descomposición de modos empíricos (EMD, por sus siglas en inglés) [72] y sus variaciones como la EMD de conjunto (EEMD, por sus siglas en inglés) [4], y la descomposición de media local (LMD, por sus siglas en inglés) [73]. Particularmente, la WT y sus variantes son susceptibles a presentar errores bajo señales muy ruidosas [4]. Además, para una adecuada estimación de los parámetros modales, ellos requieren de una selección adecuada y precisa tanto del nivel de bandas de frecuencia como la wavelet madre [4]. Por el contrario, los métodos fundamentados en EMD son herramientas adaptativas capaces de descomponer una señal de acuerdo con su información o frecuencias contenidas en ella; sin embargo, sus resultados pueden ser afectados principalmente por el fenómeno llamado mezcla modal. Este fenómeno aparece cuando dos señales de diferentes frecuencias son asignadas a diferentes componentes modales [74]. Adicionalmente, la carga computacional puede variar dependiendo del tipo de técnica EMD seleccionada [75, 76].

Por otro lado, diferentes técnicas se han usado para el monitoreo estructural y detección de fallas, y se pueden clasificar en: técnicas modernas de procesamiento de señal, modelos basados en el tiempo y técnicas de aprendizaje automático o inteligencia artificial. En primer lugar, las técnicas modernas de procesamiento de señales como la WT, la transformada de Hilbert-Huang (HHT, por sus siglas en inglés) [77–79], y la técnica de clasificación múltiple de señales (MUSIC, por sus siglas en inglés) [80, 81], han sido algunas de las más comunes para identificar patrones y características dentro de las señales de vibración y que han probado ser buenas alternativas para el monitoreo de la condición estructural. Sin embargo, presentan diversos problemas en la estimación de patrones para la correcta evaluación de la condición estructural. Por ejemplo, la WT, es capaz de analizar señales no estacionarias, como las medidas en las estructuras civiles, pero, como se mencionó anteriormente, requiere de la apropiada y correcta selección de la Wavelet madre además de los niveles de descomposición para obtener características o parámetros confiables para evaluar la condición de la estructura [7]. La HHT, es un método capaz de analizar señales no lineales y no estacionarias de acuerdo con su información en el FD. Sin embargo, al ser un método que surge de la combinación de la transformada Hilbert y la EMD, puede verse afectado por la mezcla modal, limitando un correcto monitoreo del comportamiento de la estructura [82, 83]. MUSIC es un método que se fundamenta en la densidad de potencia espectral, el cual puede analizar señales incrustadas en ruido de alto nivel de una manera eficiente, lo cual representa una ventaja para el ME [80]; sin embargo, consume una cantidad alta de recursos computacionales y su orden de resolución se elige de forma empírica, limitando una posible aplicación para ME en tiempo real. En segundo lugar, las técnicas o modelos basados en tiempo tales como ARMA así como sus variaciones [84, 85], la función de autocorrelación (ACF, por sus siglas en inglés) [86–89] y el análisis de características mediante estadísticas básicas [90–92], han sido usados principalmente para modelar la respuesta dinámica de las estructuras de acuerdo a un conjunto de medidas de entradas-salidas [5], aunque presentan algunos problemas para modelar señales ruidosas y no lineales, especialmente en estructuras grandes [93]. En tercer lugar, como alternativa a los métodos anteriores, existen las técnicas de aprendizaje automático o aprendizaje de máquina (ML, por sus siglas en inglés) basados en vibración, las cuales han sido empleadas para la detección global de daños en las estructuras [94–98]. En general estos algoritmos de ML se basan principalmente en dos pasos: extracción de características o reconocimiento de patrones y clasificación [99]. En el primer paso las señales de vibración se analizan mediante técnicas lineales o no lineales con la finalidad de extraer características o patrones relacionados con propiedades de la estructura. Luego, en el segundo paso las características reconocidas son usadas como entradas para clasificar el estado de la estructura de forma automática [100]. En particular, los parámetros modales han sido empleados como características paramétricas [99] y por otro lado, métodos estadísticos [97, 101], modelos autorregresivos [102, 103], dimensión fractal [104], métodos de entropía [105, 106], MUSIC [71], WT [107], EMD [108],

entre otros para extraer características no paramétricas de las señales de vibración en ME. Así mismo, diferentes técnicas han sido empleadas para la clasificación automática, redes neurales artificiales [109–111], clasificadores basados en lógica difusa [112], árboles de decisión [113], máquinas de soporte vectorial [114], entre otros. Aunque, algunas de estas técnicas se pueden aplicar en muchos tipos de estructuras de manera efectiva, presentan algunas limitaciones relacionadas con la selección de métodos para extraer las características y el tipo de clasificador, los cuales dependen del conocimiento y experiencia del investigador [115]. Por lo tanto, es de suma importancia seleccionar o identificar características capaces de proporcionar información útil a partir de las señales analizadas para evaluar correctamente el estado de salud de las estructuras civiles.

### 1.3. Justificación

Durante su ciclo de vida útil, las estructuras civiles están generalmente expuestas a diversas circunstancias o factores que pueden afectar su integridad y poner en peligro su seguridad y eficiencia [17]. Estos factores pueden ser de origen ambiental, como la presión ambiental humedad, temperatura, vientos fuertes e incluso sismos [116, 117]; o factores causados por el ser humano, como accidentes y tráfico vehicular o peatonal, entre otros [50–53]. Estos pueden producir diversos daños como corrosión, grietas por fatiga, tornillos sueltos, entre otros [118–122]. Por lo tanto, el monitoreo continuo de la condición de las estructuras permite detectar cualquier condición anormal en las estructuras, desde la identificación de daños en una etapa temprana o incipiente, lo cual es de suma importancia ya que permitiría la programación de actividades de mantenimiento preventivos y correctivos o el eventual retiro de la estructura. Dichas, actividades permiten minimizar riesgos por posibles colapsos repentinos que pueden poner en peligro vidas humanas y, de igual forma, daños irreparables que se traducirían en grandes pérdidas económicas. Por otro lado, el diagnóstico e identificación de parámetros modales de las estructuras, permite la caracterización de diferentes propiedades físicas de una estructura civil. Los parámetros modales sirven para el diseño de mecanismos para el control de vibraciones, recolectores de energía, la actualización de modelos analíticos, e igualmente como características paramétricas para el diseño de algoritmos de aprendizaje automático o inteligencia artificial para el ME y detección de fallas. Aunque las técnicas fundamentadas en vibraciones son las más usadas para la estimación de parámetros modales y el ME, el análisis de este tipo de señales representa un reto, debido a que las respuestas obtenidas en estructuras están incrustadas en señales ruidosas con baja amplitud. Por esta razón, la presente investigación se enfoca en el monitoreo de señales de vibración para la estimación de parámetros modales y el diagnóstico del estado de una determinada estructura, especialmente

cuando existe daño en una etapa inicial o incipiente. Para esto, se propone el desarrollo de una metodología que, mediante la respuesta vibratoria de una estructura, permita la identificación de los parámetros modales y el monitoreo de la condición de la estructura que abarca: la identificación de daños en una etapa incipiente, ubicación y cuantificación de la severidad del daño estructural. Por esto, es necesario diseñar un sistema independiente de la estructura el cual pueda ser reconfigurado para monitorear y analizar las características particulares de cada estructura.

## **1.4. Hipótesis y objetivos**

### **1.4.1. Hipótesis**

La hipótesis de investigación para el proyecto es:

Mediante el desarrollo de metodologías basadas en técnicas de análisis espectral, procesamiento de señales de vibración y algoritmos de aprendizaje automático es posible evaluar la condición de estructuras civiles de manera correcta.

Se definirán y evaluarán los aspectos relacionados al uso de prototipos o estructuras de prueba a escala, además, la correcta instrumentación y selección de sensores para la medición de señales de vibración para poder realizar de manera correcta tanto un análisis modal, así como la extracción de características para detección de fallas, sobre todo si se tratan de daños leves o incipientes. Se analizarán diferentes algoritmos de aprendizaje automático que permitan la evaluación global de la estructura de forma automática.

### **1.4.2. Objetivos**

#### **1.4.2.1. Objetivo general**

Desarrollar nuevas metodologías basadas en la combinación de diferentes técnicas de procesamiento de señales para la detección y cuantificación del daño en estructuras civiles mediante señales de vibración.

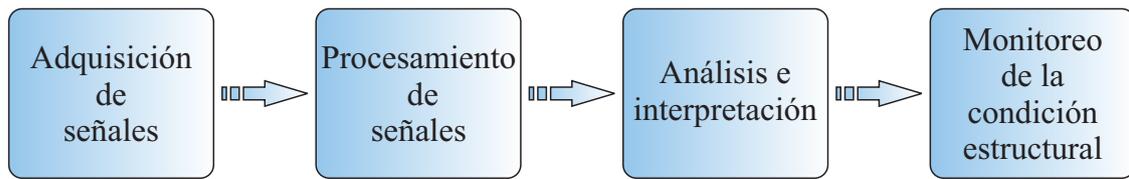
#### 1.4.2.2. Objetivos particulares

- (a) Instrumentar la estructura con sensores tales como acelerómetros para obtener el comportamiento vibratorio de la estructura ante diferentes casos de estudio.
- (b) Desarrollar las condiciones experimentales, creando elementos con características propias de daño (corrosión y grietas), que permitan analizar el comportamiento de la estructura bajo diferentes condiciones de falla.
- (c) Desarrollar un algoritmo para la estimación de parámetros modales en una estructura mediante técnicas modernas de procesamiento de señales.
- (d) Desarrollar algoritmos para el monitoreo de condición estructural mediante técnicas modernas de procesamiento de señales y algoritmos de aprendizaje automático o inteligencia artificial que permitan establecer el estado de la estructura de manera exacta y eficiente, todo esto usando las bases de datos capturadas.
- (e) Implementar los algoritmos desarrollados para el monitoreo de condición estructural mediante técnicas modernas de procesamiento de señales y algoritmos de inteligencia artificial.
- (f) Realizar las pruebas necesarias sobre la estructura con el fin de validar las metodologías propuestas buscando realizar el monitoreo estructural de manera eficiente.

### 1.5. Planteamiento general del problema

El monitoreo estructural, la detección de daños en estructuras y la identificación de parámetros modales, son temas de gran interés en diferentes campos de la ingeniería. Un análisis modal preciso, así como la identificación temprana de daños representan un reto sobre todo cuando se trabaja con señales de vibración ya que al presentarse un daño incipiente modifica levemente la respuesta vibratoria de la estructura y por otro lado estas señales son de muy poca amplitud y están contenidas en ruido de alto nivel. La presente investigación abordará los problemas de identificación de parámetros modales así como la detección y cuantificación de daños incipientes en estructuras mediante ME. La Figura 1.1 ilustra los pasos a seguir para la resolución del problema a tratar.

En primer lugar, se adquieren las señales de vibración de la estructura a estudiar, ésta se excita ya sea de forma ambiental o artificial, con el fin de medir su respuesta. Para este propósito se utiliza un sistema de adquisición de datos constituido por acelerómetros ubicados en la estructura y la instrumentación necesaria para medir y almacenar los



**Figura 1.1.** *Planteamiento general de pasos para la resolución del problema.*

datos. Seguidamente, para la extracción de información de las señales obtenidas, como características estadísticas y/o parámetros modales, se realiza el procesamiento de las señales mediante técnicas en el dominio del tiempo, frecuencia o tiempo frecuencia. En tercer lugar, se analizan e interpretan los parámetros obtenidos mediante técnicas de análisis estadísticos y aprendizaje automático, entre otros, obteniendo finalmente el monitoreo de la condición estructural.

## 2 | Marco Teórico

En este capítulo se presentan las bases teóricas y formulaciones matemáticas con las cuales se desarrolla la metodología propuesta en este trabajo. En primer lugar, se definen los parámetros modales a estimar. Seguidamente, se presenta una breve descripción de las técnicas usadas para el procesamiento y análisis de las señales de vibración, así como su formulación matemática. Finalmente, se definen los algoritmos de aprendizaje automático (“Machine Learning”, en inglés) utilizados en este trabajo para el monitoreo de la condición estructural.

### 2.1. Parámetros modales

La respuesta dinámica de un sistema dinámico se puede describir en términos de sus propiedades físicas, por ejemplo, la resistencia eléctrica ( $R$ ), la capacitancia ( $C$ ) y la inductancia ( $L$ ) en un sistema eléctrico, o la masa ( $M$ ), la rigidez ( $K$ ) y el amortiguamiento ( $B$ ) en un sistema mecánico [16]. Un sistema mecánico se puede definir también en términos de sus propiedades de vibración o parámetros modales como las frecuencias naturales, factores de amortiguamiento y formas modales [16]. En primer lugar, para definir la frecuencia natural de un sistema se partirá inicialmente de un circuito eléctrico y luego con su equivalente mecánico. Se hará énfasis en el equivalente mecánico para comprender los parámetros modales de un sistema mecánico que son los que se pretenden identificar a partir de señales de vibración con la metodología propuesta.

#### 2.1.1. Frecuencia Natural

Para determinar la frecuencia natural de un sistema, se propone inicialmente un sistema eléctrico formado por un circuito LC en serie como el de la Figura 2.1.

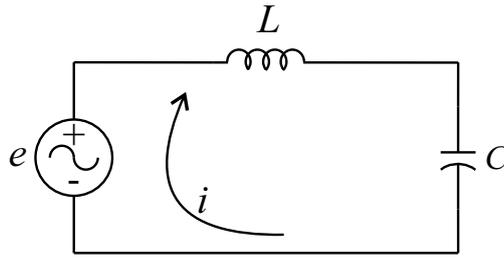


Figura 2.1. Circuito LC serie.

En la Figura 2.1,  $L$  representa el valor de inductancia en Henrios,  $C$  la capacitancia en Faradios,  $e$  la fuente de voltaje en corriente alterna en Voltios, e  $i$  la corriente en Amperios que circula en sentido horario por el circuito. Por lo tanto, observando el sentido de la corriente, se generan los voltajes  $v_L(t)$  y  $v_C(t)$  en el inductor y el capacitor, respectivamente como se observa en la Figura 2.2(a):

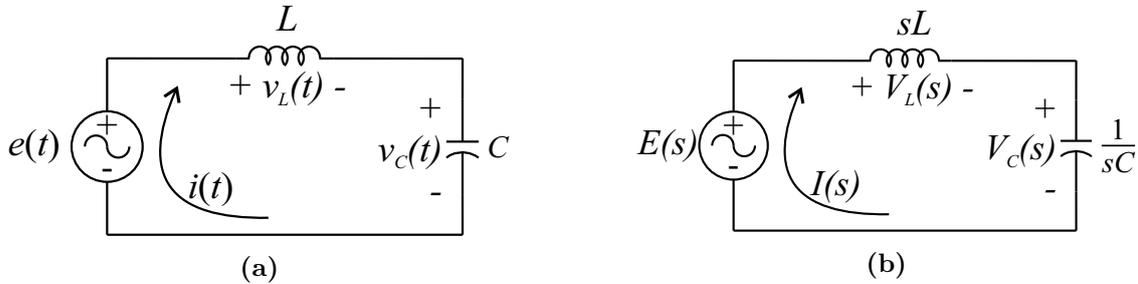


Figura 2.2. Circuito LC serie. (a) Circuito en el dominio del tiempo, (b) Circuito en el dominio de la frecuencia mediante la transformada de Laplace.

Luego, llevando el circuito al dominio de la frecuencia mediante la transformada de Laplace se obtiene la Figura 2.2(b) y mediante la ley de voltajes de Kirchoff se obtiene la ecuación (2.1):

$$sLI(s) + \frac{1}{sC}I(s) = E(s) \quad (2.1)$$

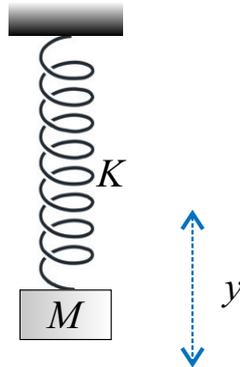
sacando como factor común  $I(s)$  se obtiene:

$$I(s) \left[ sL + \frac{1}{sC} \right] = E(s) \quad (2.2)$$

La ecuación (2.2) se deja así para propósitos de comparación.

Seguidamente, en un sistema físico, si dos elementos están conectados de tal forma que comparten la misma velocidad se dice que están conectados en serie. Un ejemplo es un sistema con un solo grado de libertad (SDOF, por sus siglas en inglés) que se mueve en un solo eje, como es el caso de una masa conectada al extremo de un resorte, donde el otro extremo está conectado a un soporte rígido, y la fuerza es aplicada a la masa para generar un movimiento en el eje vertical (Ver Figura 2.3). Por lo tanto, con el propósito de determinar la frecuencia natural de un modelo vibratorio básico, clave para estudiar la dinámica y el

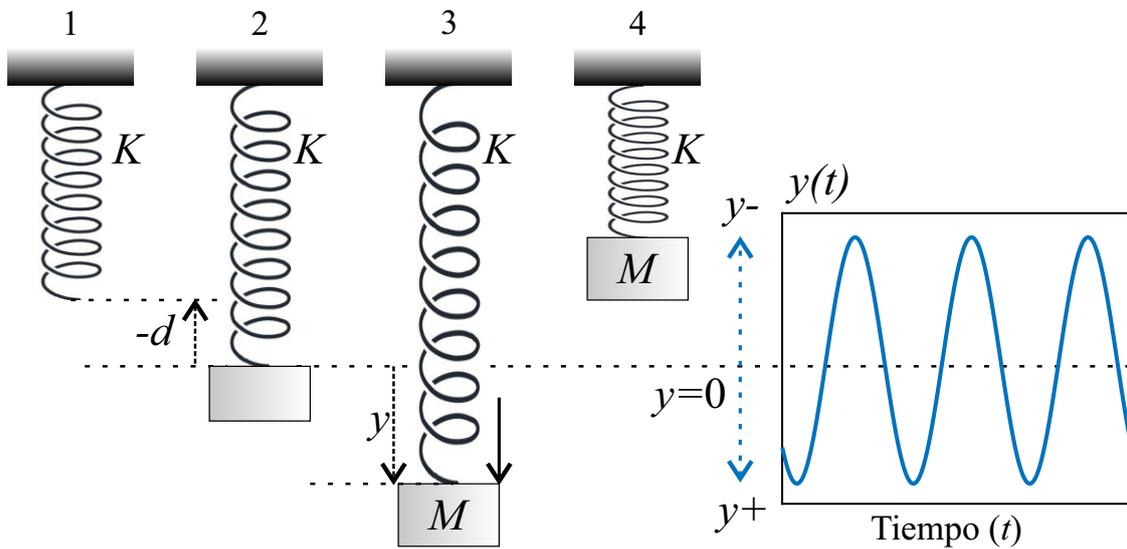
comportamiento de vibración de cualquier estructura, se propone un sistema masa-resorte como el de la Figura 2.3.



**Figura 2.3.** Sistema SDOF masa-resorte.

El modelo consta de una masa ( $M$ ) unida a un resorte sin masa de rigidez  $K$ , y se desplaza en el eje  $y$ . En el sistema internacional (SI), la masa se mide en kilogramos y la rigidez es medida en Newtons/metros [14].

Para comprender el funcionamiento del sistema propuesto, la Figura 2.4 muestra los posibles estados que presentará el sistema.



**Figura 2.4.** Comportamiento del sistema SDOF masa-resorte.

En la posición (1) de la Figura 2.4 el resorte aún no tiene una masa conectada a su extremo y por lo tanto, éste se encuentra a una distancia  $-d$  del sistema de referencia. Luego de agregar la masa y sin presentar movimiento el sistema se encuentra en una posición de equilibrio, posición (2) de la Figura 2.4, donde el extremo del resorte conectado a la masa se encuentra en  $y = 0$ . Luego de aplicar una fuerza a la masa, el resorte se estira en la dirección positiva del sistema de referencia una distancia  $y$  (posición (3) de la Figura 2.4) Luego de aplicada la fuerza el resorte se comprime, como se observa en la posición (4) de la Figura 2.4

y se espera que el sistema oscile entre las posiciones (3) y (4) con una frecuencia de oscilación determinada.



**Figura 2.5.** Diagramas de cuerpo libre para el sistema SDOF masa-resorte. (a) Estático y (b) dinámico.

A continuación se analizará el sistema SDOF masa-resorte. Desde el punto de vista estático o cuando esta en su posición de equilibrio la sumatoria de fuerzas debe ser igual a cero ( $\sum \mathbf{F}_y = 0$ ) según la primera ley de Newton. Por lo tanto, de acuerdo al diagrama de cuerpo libre de la Figura 2.5(a):

$$\mathbf{W} - \mathbf{F}_s = 0 \quad (2.3)$$

donde,  $\mathbf{W}$  es el peso y  $\mathbf{F}_s$ , es la fuerza del resorte, que de acuerdo a la ley de Hooke,  $\mathbf{F}_s = -K\mathbf{y}$ , y para este caso  $\mathbf{y} = -d\hat{\mathbf{i}}_y$ , y  $\hat{\mathbf{i}}_y$  es el vector unitario en la dirección  $y$ , por lo tanto se obtiene:

$$\mathbf{W} = Kd\hat{\mathbf{i}}_y \quad (2.4)$$

y en magnitud  $W = kd$ .

Cuando se aplica una fuerza, y el sistema entra en movimiento, desde el punto de vista dinámico, la sumatoria de fuerzas debe ser igual a ( $\sum \mathbf{F}_y = M\mathbf{a}$ ) según la segunda ley de Newton. Por lo tanto, de acuerdo al diagrama de cuerpo libre de la Figura 2.5(b):

$$\mathbf{W} + \mathbf{F}_{ext} - \mathbf{F}_s = M\mathbf{a} \quad (2.5)$$

donde,  $\mathbf{W}$  es el peso,  $\mathbf{F}_{ext}$  la fuerza externa aplicada y  $\mathbf{F}_s$ , es la fuerza del resorte, que para este caso queda como  $\mathbf{F}_s = -K(\mathbf{y} + d\hat{\mathbf{i}}_y)$ ,  $\mathbf{a}$  es la aceleración del sistema que se define como la segunda derivada de la posición  $\mathbf{y}(t)$ , o  $\mathbf{a} = d^2\mathbf{y}(t)/dt^2 = \ddot{\mathbf{y}}$ , sustituyendo los valores anteriores y la ecuación (2.4) en la ecuación (2.5) se obtiene:

$$Kd\hat{\mathbf{i}}_y + \mathbf{F}_{ext} - K\mathbf{y} - Kd\hat{\mathbf{i}}_y = M\ddot{\mathbf{y}} \quad (2.6)$$

obteniendo :

$$\mathbf{F}_{ext} - K\mathbf{y} = M\ddot{\mathbf{y}} \quad (2.7)$$

Luego, reordenando (2.7) la ecuación que rige el comportamiento del sistema queda como:

$$M\ddot{\mathbf{y}} + K\mathbf{y} = \mathbf{F}_{ext} \quad (2.8)$$

Finalmente, llevando la ecuación (2.8) al dominio de la frecuencia mediante la transformada de Laplace y suponiendo las condiciones iniciales iguales a cero, la ecuación que rige el comportamiento de este sistema se describe como:

$$s^2MY(s) + KY(s) = F_{ext}(s) \quad (2.9)$$

donde,  $F_{ext}$  es la fuerza externa aplicada a la masa. Si se multiplica ((2.9))  $s/s$  a ambos lados de la ecuación y se saca como factor común  $Y(s)$  se obtiene:

$$sY(s) \left[ Ms + \frac{K}{s} \right] = F_{ext}(s) \quad (2.10)$$

sabiendo que  $sY(s)$  es la velocidad del sistema  $V(s)$ , la ecuación (2.10) queda como:

$$V(s) \left[ Ms + \frac{K}{s} \right] = F_{ext}(s) \quad (2.11)$$

Por lo tanto, se puede decir que el circuito LC serie de la Figura 2.1 es equivalente al sistema masa-resorte de la Figura 2.3, y la ecuación (2.2) es equivalente a la ecuación (2.11), si se cumple que:

$$\begin{aligned} I(s) &\leftrightarrow V(s) \\ E(s) &\leftrightarrow F_{ext}(s) \\ L &\leftrightarrow M \\ C &\leftrightarrow \frac{1}{K} \end{aligned}$$

Un circuito LC en serie como el de la Figura 2.2, con dos reactancias es un circuito LC de segundo orden que posee una frecuencia angular natural o frecuencia angular de resonancia  $\omega_n$ . Un circuito más complicado con más reactancias se considera un circuito de alto orden y puede tener más de una frecuencia de resonancia [123, 124]. Generalmente, el orden es igual al número de elementos L y C en el circuito y en cualquier caso no puede exceder este número [123, 124].

En el circuito de la Figura 2.2 la resonancia ocurre cuando la fuente que alimenta el circuito tiene una frecuencia angular  $\omega_n$  en la cual las reactancias inductiva y capacitiva son iguales en magnitud.

Para determinar la frecuencia angular de resonancia del circuito LC, se partirá de la

ecuación (2.2), haciendo su ecuación característica igual a cero, por lo tanto:

$$sL + \frac{1}{sC} = 0 \quad (2.12)$$

ahora, multiplicando a ambos lados de la ecuación (2.12) por  $sC$  se obtiene:

$$LCs^2 + 1 = 0 \quad (2.13)$$

luego,

$$s = \sqrt{-\frac{1}{LC}} \quad (2.14)$$

por lo tanto, la ecuación (2.14) tiene dos soluciones donde:

$$s_1 = j\sqrt{\frac{1}{LC}}, \quad s_2 = -j\sqrt{\frac{1}{LC}} \quad (2.15)$$

donde,  $j$  es el número imaginario,  $j = \sqrt{-1}$

$$s_1 = j\omega_n, \quad s_2 = -j\omega_n \quad (2.16)$$

donde,  $\omega_n = \sqrt{1/LC}$ , y  $\omega_n$  es la frecuencia angular de resonancia o frecuencia angular del sistema y sus unidades son  $[rad/seg]$ , de esta manera la frecuencia natural o de resonancia del sistema es:

$$f_n = \frac{\omega_n}{2\pi} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{1}{LC}} \quad (2.17)$$

y sus unidades están en Hertz o  $Hz$ .

Por analogía, para el sistema SDOF masa-resorte equivalente al circuito LC serie la frecuencia natural del sistema es:

$$f_n = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{K}{M}} \quad (2.18)$$

En la práctica, la tendencia natural de cualquier sistema eléctrico o mecánico es descender la amplitud de las oscilaciones hasta llegar a la posición de equilibrio después de algunas oscilaciones cuando el sistema es perturbado de su posición natural. Este fenómeno simplemente indica que hay algún tipo de disipación de energía durante la oscilación producida por un tercer elemento, como por ejemplo una resistencia eléctrica en un sistema eléctrico o un amortiguador en un sistema mecánico, y se conoce como amortiguamiento [14, 123–125].

### 2.1.2. Factor de amortiguamiento

Para determinar el factor de amortiguamiento de un sistema, se propone un sistema eléctrico agregando una resistencia  $R$  al circuito LC serie de la Figura 2.2 convirtiéndose en un circuito RLC serie como se muestra en la Figura 2.6.

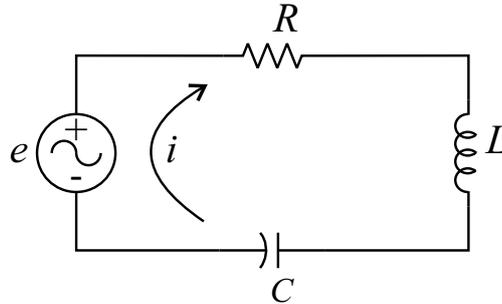


Figura 2.6. Circuito RLC serie.

En la Figura 2.6,  $R$  representa el valor de resistencia en Ohmios,  $L$  representa el valor de inductancia en Henrios,  $C$  la capacitancia en Faradios,  $e$  la fuente de voltaje en corriente alterna en voltios, e  $i$  la corriente en amperios que circula en sentido horario por el circuito.

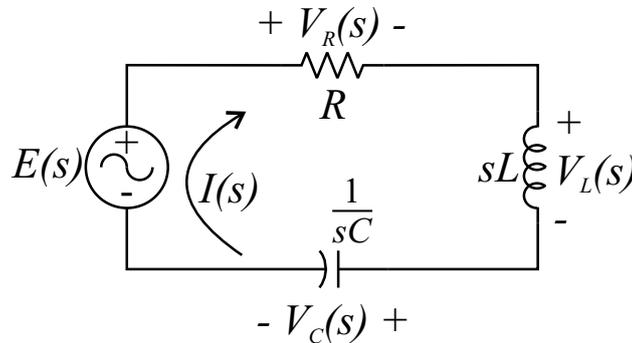


Figura 2.7. Circuito RLC serie en el dominio de la frecuencia.

El circuito RLC en serie se analiza directamente en el dominio de la frecuencia mediante la transformada de Laplace, de acuerdo a la Figura 2.7. Por lo tanto, observando el sentido de la corriente, se generan los voltajes  $V_R(s)$ ,  $V_L(s)$  y  $V_C(s)$  en la resistencia, el inductor y el capacitor, respectivamente. Seguidamente, de acuerdo a la ley de voltajes de Kirchhoff se obtiene la siguiente ecuación:

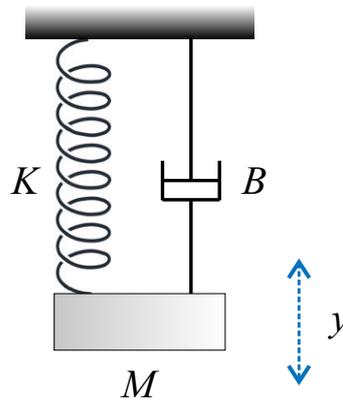
$$RI(s) + sLI(s) + \frac{1}{sC}I(s) = E(s) \quad (2.19)$$

sacando como factor común  $I(s)$  se obtiene:

$$I(s) \left[ R + sL + \frac{1}{sC} \right] = E(s) \quad (2.20)$$

La ecuación (2.20) se deja así para propósitos de comparación.

Así como el circuito LC serie, tiene como equivalente mecánico un sistema masa resorte, el circuito RLC serie tiene como equivalente mecánico un sistema masa-resorte-amortiguador compuesto por una masa, un resorte y un amortiguador dispuestos como se observa en la Figura 2.8. Este sistema también se considera un sistema SDOF con un solo grado de libertad y además todos sus componentes se mueven a la misma velocidad. En el SI la masa  $M$  se mide en kilogramos, la rigidez  $K$  es medida en Newtons/metros y el coeficiente de amortiguamiento  $B$  en Newtons/(metros/segundo) [14].



**Figura 2.8.** Sistema SDOF masa-resorte-amortiguador.

Para demostrar la equivalencia de los sistemas, a partir de la Figura 2.8 se obtiene que:

$$M\ddot{y} + B\dot{y} + Ky = F_{ext} \quad (2.21)$$

y en el dominio de la frecuencia mediante transformada de Laplace se obtiene:

$$s^2MY(s) + sBY(s) + KY(s) = F_{ext}(s) \quad (2.22)$$

luego, sacando como factor común  $Y(s)$  y multiplicando a ambos lados de la ecuación (2.22) por  $s/s$ , se obtiene

$$sY(s) \left[ sM + B + \frac{K}{s} \right] = F_{ext}(s) \quad (2.23)$$

sabiendo que  $sY(s)$  es la velocidad del sistema  $V(s)$ , la ecuación (2.23) queda como:

$$V(s) \left[ sM + B + \frac{K}{s} \right] = F_{ext}(s) \quad (2.24)$$

Finalmente, observando la ecuación (2.20) y la ecuación (2.24), se puede decir que el circuito RLC serie de la Figura 2.6 es equivalente al sistema masa-resorte-amortiguador de la Figura 2.8, y la ecuación (2.20) es equivalente a la ecuación (2.24), si se cumple que:

$$\begin{aligned}
 I(s) &\leftrightarrow V(s) \\
 E(s) &\leftrightarrow F_{ext}(s) \\
 L &\leftrightarrow M \\
 R &\leftrightarrow B \\
 C &\leftrightarrow \frac{1}{K}
 \end{aligned}$$

Para vibración libre (cuando no hay fuerzas aplicadas al sistema), la ecuación diferencial (2.21) se puede escribir como:

$$M\ddot{y} + B\dot{y} + Ky = 0 \quad (2.25)$$

Luego, asumiendo que la solución de la ecuación (2.25) tiene la forma:

$$y(t) = y_0 e^{st} \quad (2.26)$$

Al sustituir la ecuación (2.26) en (2.25) se obtiene:

$$(Ms^2 + Bs + K)y_0 e^{st} = 0 \quad (2.27)$$

Por lo tanto, la ecuación (2.27) se cumplirá para todos los valores de  $t$  cuando  $Ms^2 + Bs + K = 0$ , entonces:

$$s^2 + \frac{B}{M}s + \frac{K}{M} = 0 \quad (2.28)$$

La ecuación (2.28) tiene dos raíces:

$$s_{1,2} = -\frac{B}{2M} \pm \sqrt{\left(\frac{B}{2M}\right)^2 - \frac{K}{M}} \quad (2.29)$$

Por tanto, la solución general de la ecuación (2.29) viene dada por:

$$y(t) = A_1 e^{s_1 t} + A_2 e^{s_2 t} \quad (2.30)$$

donde  $A_1$  y  $A_2$  son las constantes estimadas a partir de las condiciones iniciales del sistema  $y(t=0) = y(0)$  y  $\dot{y}(t=0) = \dot{y}(0)$ . Sin embargo, el comportamiento del sistema es completamente independiente del discriminante de la ecuación (2.29):

$$d = \left(\frac{B}{2M}\right)^2 - \frac{K}{M} \quad (2.31)$$

del que existen tres posibilidades: a)  $d = 0$  (sistema críticamente-amortiguado), b)  $d > 0$

(sistema sobre-amortiguado) y c)  $d < 0$  (sistema sub-amortiguado).

### 2.1.2.1. Sistema críticamente amortiguado

Cuando  $d = 0$ ,  $B = 2M\sqrt{K/M} = 2M\omega_n = 2\sqrt{KM}$ . Este amortiguamiento se llama amortiguamiento crítico ( $B_c$ ). En este caso las dos raíces de la ecuación (2.29) son iguales y la solución general se convierte en:

$$y(t) = (A_1 + A_2t) e^{st} \quad (2.32)$$

donde,  $s = -B/(2M)$ .

En la práctica el amortiguamiento del sistema se expresa en términos de  $B_c$  mediante un número adimensional llamado Factor de Amortiguamiento ( $\zeta$ ). Entonces la raíz se puede escribir como:

$$s = -\frac{B}{2M} = -\frac{B}{B_c} \frac{B_c}{2Bm} = -\zeta \frac{2B\omega_n}{2B} = -\zeta\omega_n \quad (2.33)$$

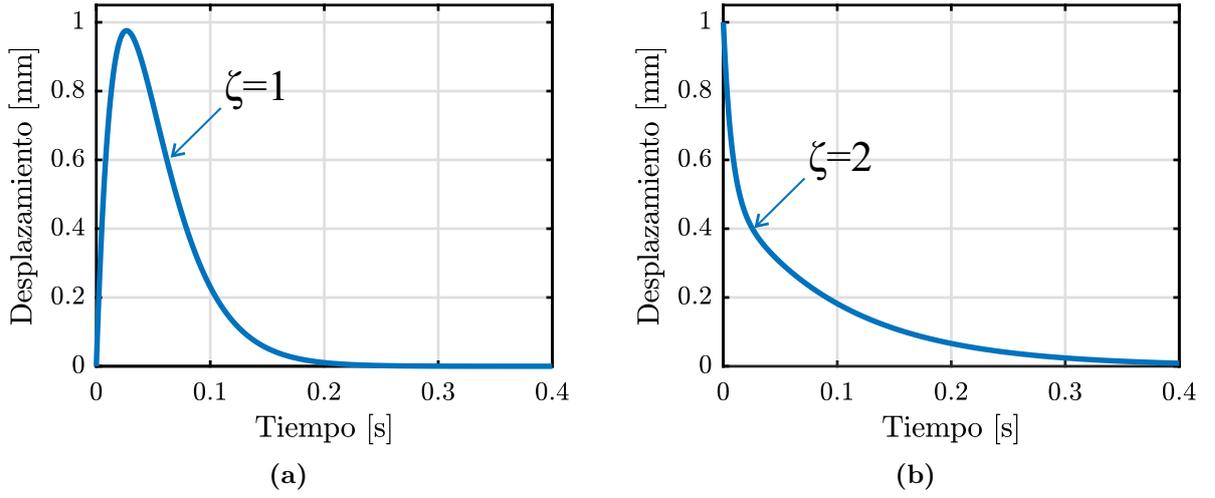
Para el sistema críticamente amortiguado, el factor de amortiguamiento es  $\zeta = 1$  y no hay movimiento oscilatorio en la respuesta del sistema si este se perturba desde su posición de equilibrio. Por otro lado, esta condición se considera el caso límite entre movimiento oscilatorio y no oscilatorio.

### 2.1.2.2. Sistema sobre amortiguado

Cuando  $d > 0$ , se obtiene que  $B > B_c$  y  $\zeta > 1$ . Las raíces de la ecuación (2.29) son reales y diferentes y la solución general se convierte en:

$$y(t) = A_1 e^{(-\zeta + \sqrt{\zeta^2 - 1})\omega_n t} + A_2 e^{(-\zeta - \sqrt{\zeta^2 - 1})\omega_n t} \quad (2.34)$$

En este caso, como el factor de amortiguamiento es mayor que uno, el movimiento es no oscilatorio. La Figura 2.9(a) muestra el ejemplo correspondiente a un sistema críticamente amortiguado y la Figura 2.9(b) muestra el ejemplo correspondiente a un sistema sobre amortiguado.



**Figura 2.9.** Respuestas del sistema masa-resorte-amortiguador. (a) Críticamente amortiguado, (b) sobre amortiguado.

### 2.1.2.3. Sistema sub amortiguado

Cuando  $d < 0$ , se obtiene que  $B < B_c$  y  $\zeta < 1$ , el sistema es oscilatorio y, aunque los sistemas sub amortiguados representan la mayor parte de los sistemas presentes en la vida real, sus raíces son imaginarias, y se pueden escribir como:

$$s_{1,2} = -\zeta\omega_n \pm j\sqrt{1 - \zeta^2}\omega_n \quad (2.35)$$

donde,  $j = \sqrt{-1}$  es un número imaginario y las raíces son complejos conjugados. La raíces también pueden ser expresadas como:

$$s_{1,2} = -\zeta\omega_n \pm j\omega_d \quad (2.36)$$

donde,  $\omega_d = \omega_n\sqrt{1 - \zeta^2}$  es la frecuencia natural amortiguada del sistema SDOF. Finalmente, la solución general del sistema se escribe como:

$$y(t) = e^{-\zeta\omega_n t} (A_1 e^{j\omega_d t} + A_2 e^{-j\omega_d t}) \quad (2.37)$$

La ecuación (2.37) se puede escribir luego como:

$$y(t) = e^{-\zeta\omega_n t} (C_1 \cos \omega_d t + C_2 \sin \omega_d t) \quad (2.38)$$

donde,  $C_1 = y(0)$  y  $C_2 = \frac{\dot{y}(0) + \zeta\omega_n y(0)}{\omega_d}$ .

Finalmente, la ecuación (2.38) se puede escribir también como:

$$y(t) = Y e^{-\zeta\omega_n t} \sin(\omega_d t + \theta) \quad (2.39)$$

donde,  $Y = \sqrt{C_1^2 + C_2^2}$ , y el ángulo  $\theta = \tan^{-1} \left( \frac{C_1}{C_2} \right)$ . En la Figura 2.10 se pueden observar

un ejemplo para un sistema sub amortiguado.

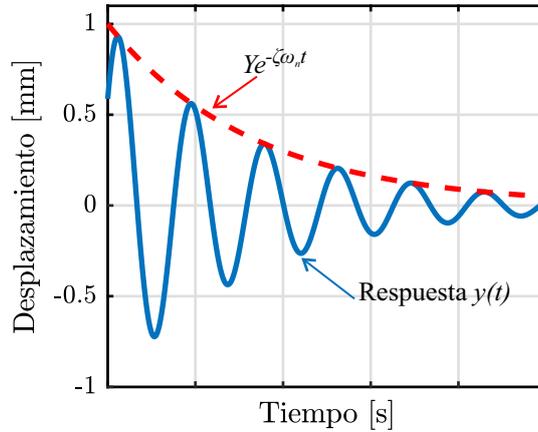


Figura 2.10. Respuesta del sistema masa-resorte-amortiguador sub amortiguado.

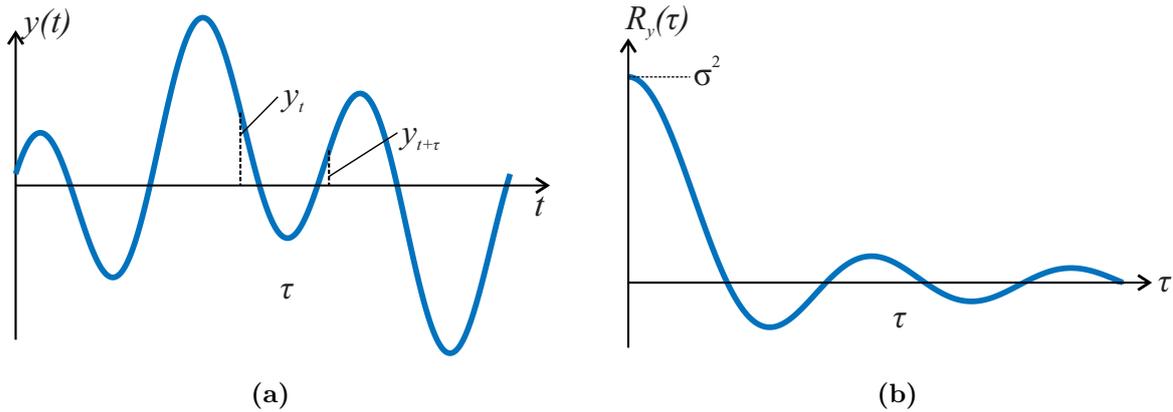
## 2.2. Función de autocorrelación

Las funciones de correlación son de gran importancia ya que se encuentran entre las propiedades más comúnmente usadas para la preparación de los datos para la aplicación de una gran cantidad de técnicas OMA [16, 54]. Particularmente, ACF ha sido usada para la estimación de la respuesta libre en estructuras civiles a partir de solo la respuesta vibratoria [89, 126], para intensificar los patrones o características encontradas en la señal [127] la estimación de características e incluso para eliminar ruido [128]. Entonces, ACF se define como la correlación entre una señal  $y(t)$ , definida como un proceso estocástico, y una versión retrasada de ella misma  $y(t + \tau)$  como [129]:

$$R_y = \frac{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{N-\tau} (y_t - \bar{y})(y_{t+\tau} - \bar{y})}{\sigma^2} \quad (2.40)$$

donde,  $y_t$  y  $y_{t+\tau}$  son las muestras correspondientes a  $y(t)$  y  $y(t + \tau)$  respectivamente,  $N$  es el número observaciones o muestras de la señal ( $y_1, y_2, \dots, y_N$ ),  $\bar{y}$  es la media y  $\sigma^2$  es la varianza de la señal en el tiempo  $y(t)$ .

La Figura 2.11(a) ilustra un segmento de una señal  $y(t)$  que varía en el tiempo donde se representan las muestras  $y_t$  y  $y_{t+\tau}$  correspondientes a  $y(t)$  y  $y(t + \tau)$  y la separación entre estos puntos como  $\tau$ . En este caso es de esperarse que, si los puntos están cerca, entonces la correlación es alta y, a medida que aumenta la separación entre los puntos,  $\tau$ , la correlación se hace menor, finalmente, si los puntos están muy separados la correlación tiende a cero. Como se puede observar en la Figura 2.11(b) para  $\tau = 0$ , el valor de  $R_y = \sigma^2$ , y a medida que  $\tau \rightarrow \infty$  el valor de  $R_y \rightarrow 0$ .



**Figura 2.11.** Función de autocorrelación. (a) Correlación entre las variables  $y(t)$  en un tiempo  $t$  y  $t + \tau$ , (b) señal resultante autocorrelacionada.

### 2.3. Descomposición de modos no lineal

Para una estructura real, se puede decir que el sistema se comporta como un sistema amortiguado con  $N$  grados de libertad el cual se puede describir mediante la ecuación [54]:

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{y}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{y}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{y}(t) = \mathbf{F}(t) \quad (2.41)$$

donde, la fuerza  $\mathbf{F}(t)$  y la respuesta  $\mathbf{y}(t)$  son vectores con  $N$  elementos,  $\mathbf{M}$  es la matriz de masas,  $\mathbf{C}$  es la matriz de amortiguamiento y  $\mathbf{K}$  es la matriz de rigidez, todas simétricas y reales de tamaño  $N \times N$  con coeficientes constantes. Para el caso sin fuerzas externas se asume  $\mathbf{F}(t) = 0$ , por lo tanto, se puede decir que la respuesta libre amortiguada es la composición de  $N$  respuestas libres amortiguadas.

Para analizar este tipo de señales es posible aplicar un método de descomposición como WT [69], SWT [7, 70], EWT [71], EMD [72], EEMD [3], y LMD [73]. A pesar de que estas técnicas han demostrado obtener excelentes resultados, sus capacidades pueden verse afectadas negativamente al analizar señales ruidosas como las medidas en estructuras civiles bajo condiciones ambientales, además, algunas de estas técnicas tienen problemas cuando existen frecuencias naturales muy cercanamente espaciadas [4]. En los últimos años, Iatsenko et al. [130, 131] presentaron un nuevo método adaptativo llamado descomposición de modos no lineales (NMD, por sus siglas en inglés) capaz de descomponer señales ruidosas con propiedades no estacionarias en un conjunto de modos físicamente significativos llamados modos no lineales (NM, por sus siglas en inglés). NMD ha sido probado principalmente en procesamiento de señales médicas [132], análisis de señales de modulación de frecuencia lineal multicomponente [133], extracción de fallas en máquinas rotativas [134]. Los resultados de los trabajos citados muestran que NMD provee una descomposición confiable de señales ruidosas de acuerdo con la información de las frecuencias contenida en ellas en comparación

con los métodos de descomposición adaptativos previamente presentados en la literatura. Por lo tanto, estos estudios indican que el método NMD puede ser una herramienta eficiente para la estimación de parámetros modales en estructuras civiles, especialmente aquellas que contienen frecuencias cercanamente espaciadas.

Por lo tanto, para analizar una respuesta libre amortiguada vibratoria de un sistema con  $N$  grados de libertad, esta se puede examinar mediante el método NMD con la finalidad de descomponerla en diferentes bandas de frecuencia (NMs), cada una con una única frecuencia. En general el algoritmo NMD se puede resumir de la siguiente manera [126, 130]:

Primero, la WT,  $W_s(\omega, t)$ , es usada para calcular una representación tiempo-frecuencia (TFR, por sus siglas en inglés) de una señal en el tiempo  $y(t)$  o en este caso la respuesta libre amortiguada de una estructura como se describe a continuación:

$$W_s(\omega, t) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} y^+(\tau) \psi^* \left[ \frac{\omega(\tau - t)}{\omega_\psi} \right] \frac{\omega d\tau}{\omega_\psi} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} e^{j\zeta t} \hat{y}(\zeta) \hat{\psi}^* \left( \frac{\omega_\psi \zeta}{\omega} \right) d\zeta \quad (2.42)$$

donde,

$$\begin{aligned} \hat{\psi}(\zeta) &= B\zeta^q e^{-\zeta a} = e^{-\zeta a} + q \log \zeta + \log B, \quad \zeta \in (-\infty, \infty) \\ q &\equiv \frac{30f_0}{a}, \\ B &\equiv \left( \frac{ea}{q} \right)^{\frac{q}{a}} \end{aligned} \quad (2.43)$$

donde,  $\hat{\psi}(\zeta)$  y  $\psi(t)$  son las funciones wavelet o wavelet madre en el dominio del tiempo y la frecuencia, respectivamente, usadas para el cálculo de la WT;  $t$  y  $\tau$  denotan el tiempo en segundos (s) y de la misma manera  $\omega$  y  $\zeta$  denotan las frecuencias angulares en radianes por segundo (rad/s); en la ecuación (2.42)  $\tau$  y  $\zeta$  son dos variables ficticias en lugar de  $t$  y  $\omega$  que se usan para el proceso de integración;  $y^+(\tau)$  indica la forma analítica de la señal, en este caso para la respuesta vibratoria libre amortiguada, estableciendo  $\hat{\psi}(\zeta \leq 0) = 0$ ;  $\psi^*$  indica el complejo conjugado de  $\psi$ ,  $\omega_\psi$  es la frecuencia pico wavelet y es equivalente a  $\omega_\psi \equiv \text{argmax} \left| \hat{\psi}(\zeta) \right|$ ;  $e$  es la constante matemática base del logaritmo natural;  $f_0$  determina la resolución tiempo-frecuencia, en el sentido de que al incrementar  $f_0$  incrementa la resolución en frecuencia pero decrece la resolución en el tiempo [135];  $a$  corresponde al valor de selección para la wavelet madre (descrito detalladamente en [135]), que se incluye dentro de la familia de wavelet Morse generalizada. Esta familia de funciones wavelet fue introducida por Olhede y Walden en 2002 [136] y se describe detalladamente en [137]. Iatsenko [135] establece que las wavelets Morse tienen propiedades de resolución un poco mejor que las otras estudiadas en su investigación, por lo tanto es usada en este trabajo.

Segundo, se extrae la componente dominante, es decir, el armónico con la frecuencia más baja de la TRF construida actualmente ( $h = 1$ ) [135]. Asimismo, se reconstruyen los parámetros instantáneos característicos directamente de la TRF en los puntos de cresta, este método se denominará en adelante como la reconstrucción de cresta, se define de la siguiente manera [130, 135]:

$$\begin{aligned} \nu(t) &= \omega_p(t) \\ A(t) e^{j\phi(t)} &= \frac{2W_s(\omega_p(t), t)}{\hat{\psi}^*(\omega_\psi)} \end{aligned} \quad (2.44)$$

donde  $\omega_p(t)$  está definido como la amplitud pico después de la transformación mediante WT y  $A(t)$ ,  $\phi(t)$  y  $\nu(t)$  son los parámetros de amplitud, fase y frecuencia instantáneos.

Tercero, esta componente de referencia es probada contra el ruido utilizando sustitutos (ver Iatsenko et al. [130]). Si no pasa esta prueba, el proceso de descomposición finaliza [130].

Cuarto, para los armónicos  $h = 1/2, 1/3, 1/4, \dots$  se realiza lo siguiente [130]:

a) Se calcula una TRF de la señal en un rango de frecuencia definido usando diferentes valores del parámetro de resolución  $f_0^{(h)}$ , para cada uno de los cuales:

i. Se extrae el  $h$ -ésimo armónico de la componente de referencia de la TRF y se reconstruyen su amplitud, fase y frecuencias de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} A^{(h)} &= a_h A^{(1)}(t) \\ \phi^{(h)} - h\phi^{(1)} &= \varphi_h \\ \nu^{(h)} &= h\nu^{(1)}(t) \end{aligned} \quad (2.45)$$

donde  $a_h$  y  $\varphi_h$  son las razones de amplitud y fase de los armónicos para el modo considerado actualmente, respectivamente;  $A^{(h)}$ ,  $\phi^{(h)}$  y  $\nu^{(h)}$  son los parámetros instantáneos del  $h$ -ésimo armónico, respectivamente.

ii. El actual armónico se prueba con la finalidad de ver si es un verdadero armónico mediante el método de datos sustitutos (ver Iatsenko et al. [130]). Seguidamente, los armónicos determinados como verdaderos se almacenan para reconstruir a continuación el modo actual.

b) Si para algún  $f_0^{(h)}$  se determinó el armónico como verdadero, entonces, sus características se establecen, con mayor consistencia, como las reconstruidas para el componente de referencia entre  $f_0^{(h)}$  para el cual el armónico se determinó como verdadero.

c) Para todos los armónicos probados, cuando se determina que un número preseleccionado (por defecto 3) de armónicos consecuentes es falso, el proceso de extracción de armónicos se detiene.

Quinto, si alguno de los armónicos se identifica como verdadero en el paso anterior, el armónico verdadero con la  $h$  más baja se usa como el componente de referencia. Por lo tanto, ahora se garantiza que esta componente de referencia es el primer armónico del componente correspondiente. Seguidamente, se realizan los pasos anteriores desde a) hasta c) pero para  $h = 1, 2, \dots$ , recordando los parámetros armónicos reconstruidos.

Sexto, usando los parámetros determinados como verdaderos en el paso anterior, el modo o banda de frecuencia completa es reconstruida como:

$$c_i = A(t) \sum_h a_h \cos [h\phi(t) + \varphi_h] \quad (2.46)$$

Finalmente, la banda de frecuencia o mono componente  $c_i$  se extrae de la señal y se repiten todos los pasos previos para el residuo. Por lo tanto, el método NMD se centra en descomponer una señal de entrada en sus componentes de frecuencia. En consecuencia, si la señal de entrada es una respuesta vibratoria libre amortiguada como se planteó al principio de la sección, cada banda de frecuencia o NM se corresponde con la respuesta vibratoria libre correspondiente a una determinada frecuencia natural de la estructura.

## 2.4. Transformada Hilbert

En los últimos años la transformada Hilbert (HT, por sus siglas en inglés) ha sido aplicada considerablemente en diferentes campos como análisis de señales médicas [77, 138–142], máquinas eléctricas [143–147] y análisis de vibraciones [148–150], entre otros. La HT es una de las transformadas integrales como Fourier o Laplace, pero a diferencia de estas, la HT no es una transformada entre dominios. Por lo tanto, la HT asigna una parte imaginaria complementaria a la parte real de la señal dada (desde el punto de vista vibratorio, una señal medida por un transductor, es en efecto una señal real [151]), desplazando cada componente de la señal en un cuarto de periodo.

La HT se define entonces como [151]:

$$HT [y(t)] = \tilde{y}(t) = \frac{1}{\pi} P.V. \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{y(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.47)$$

donde,  $y(t)$  es una señal en el tiempo,  $P.V.$  indica el valor principal de la integral singular. Con la finalidad de extraer los parámetros modales propuestos en este trabajo, la frecuencia

natural y el factor de amortiguamiento, es de gran utilidad construir la señal analítica, para luego a partir de ella extraer la envolvente de la señal y la frecuencia instantánea. Entonces, la señal analítica  $z(t)$  puede ser creada como:

$$z(t) = y(t) + j\tilde{y}(t) = a(t) e^{j\theta(t)} \quad (2.48)$$

donde,  $a(t)$  es la amplitud instantánea y  $\theta(t)$  es la fase instantánea. Con base en la ecuación (2.48) la frecuencia instantánea  $\omega(t)$  y su envolvente o amplitud instantánea  $a(t)$  permiten estimar los parámetros modales y son calculadas como:

$$\omega(t) = d\theta_i(t)/dt \quad (2.49)$$

$$a(t) = \sqrt{y(t)^2 + \tilde{y}(t)^2} \quad (2.50)$$

Es importante recalcar que, para el caso de estimar los parámetros modales de una respuesta vibratoria libre amortiguada de una estructura, la cual posee determinado número de bandas de frecuencias o componentes, el proceso de estimar la frecuencia y la amplitud instantáneas se realiza a cada una de estas componentes. En este sentido, para la estimación de las frecuencias naturales mediante la HT es posible visualizar las frecuencias instantáneas mediante un espectro de Hilbert en 3D ( $3DHS$ , por sus siglas en inglés)  $3DHS(a, \omega, t)$ , en el que se muestran las amplitudes y frecuencias instantáneas con respecto al tiempo [79].

Para representar este proceso se propone un ejemplo de un sistema con dos respuestas vibratorias libres amortiguadas con frecuencias naturales de 5 y 10 Hz (Figura 2.12(a)) con diferentes factores de amortiguamiento. Seguidamente estas respuestas se analizan mediante la HT y se representan en un  $3DHS$ , en el que se pueden visualizar sus amplitudes y frecuencias instantáneas (Figura 2.12(b)). Sin embargo, es posible observar que la HT puede generar diferentes oscilaciones en el tiempo en los parámetros estimados principalmente en la frecuencia instantánea (Figura 2.12(c)), limitando una estimación precisa de NFs, lo que se puede apreciar de mejor manera en la Figura 2.12(d).

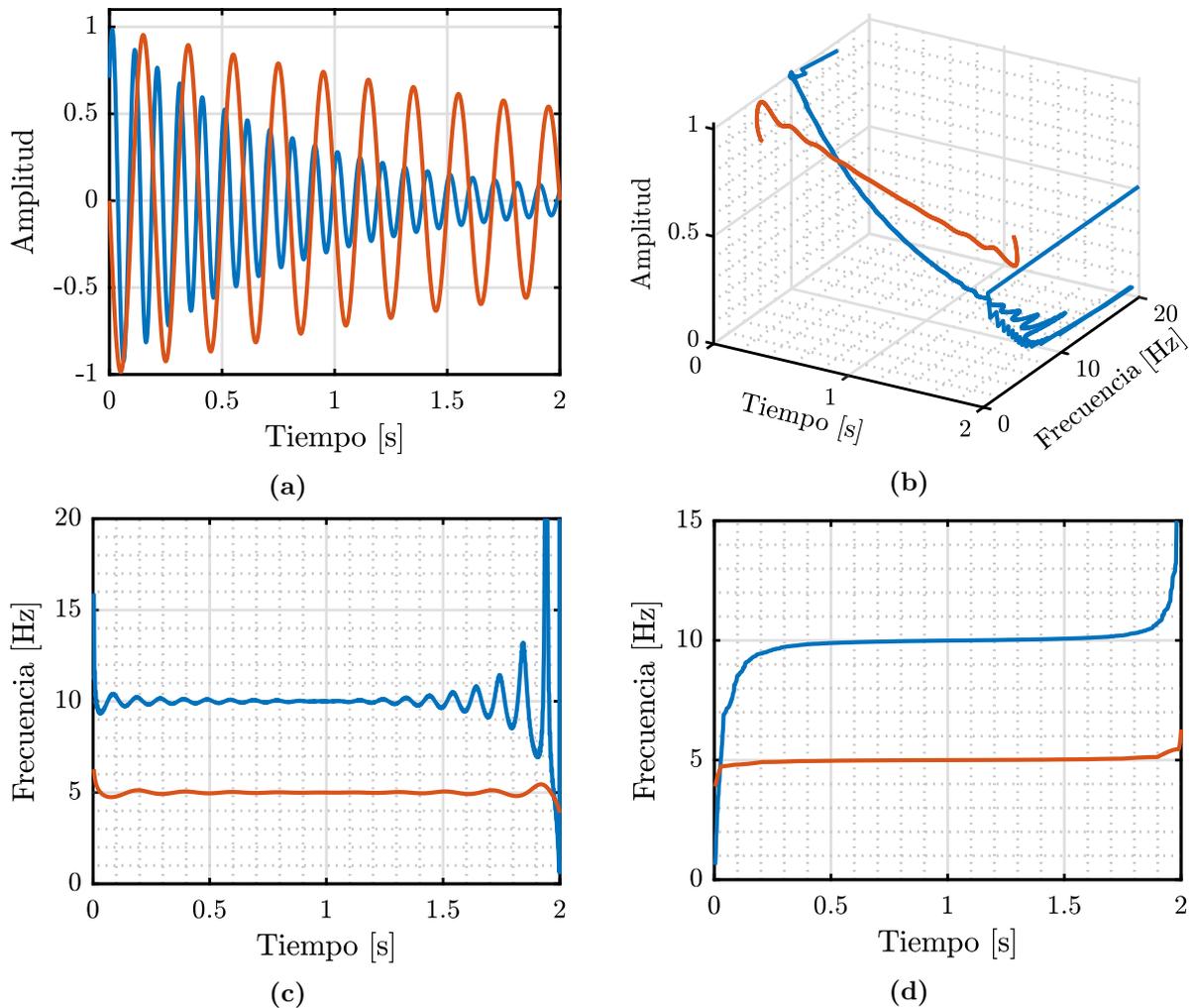
Por lo tanto, para mitigar estas oscilaciones encontradas en la Figura, se puede utilizar el espectro marginal de Hilbert (MHS, por sus siglas en inglés), lo que permite la estimación precisa de la frecuencia instantánea y por consiguiente la frecuencia natural.  $MHS$  se define entonces como:

$$MHS(\omega.t) = \int_0^T \mathbf{3DHS}(a, \omega, t) dt \quad (2.51)$$

donde  $T$  es la longitud de los datos.

$MHS$  ofrece una medida de la contribución total de amplitud (o energía) de cada valor de frecuencia. Por lo tanto, representa la amplitud acumulada en todo el intervalo de

datos en un sentido probabilístico [79]. Es importante aclarar que cuando se analiza *3DHS* mediante *MHS* solo se obtiene un plano tiempo-frecuencia.



**Figura 2.12.** Espectro de Hilbert. (a) Ejemplo señales de vibración libre, (b) Espectro de Hilbert en 3D, (c) espectro de Hilbert en 2D, (d) espectro de Hilbert en 2D con espectro marginal de Hilbert.

## 2.5. Algoritmos de aprendizaje Automático

En los últimos años se han propuesto diferentes técnicas para la evaluación y detección de daños, entre éstas, técnicas fundamentadas en algoritmos de aprendizaje automático y en vibraciones. Las técnicas con base en vibraciones o globales se usan para evaluar el rendimiento global de la estructura estudiada al transformar las respuestas vibratorias en índices que reflejan su condición actual [152]. Generalmente, los algoritmos de aprendizaje automático se fundamentan en dos pasos principales: (1) extracción de características y (2) clasificación [17]. En el primer paso, se extraen características de las señales de vibración de la estructura estudiada, las cuales se utilizan luego en el segundo paso como entradas

para entrenar el clasificador y así obtener una salida de acuerdo con el estado de la estructura. Para la extracción de características, las técnicas con base en vibraciones se pueden clasificar en: paramétricas, enfocadas en los parámetros modales como frecuencias naturales, factores de amortiguamiento y formas modales, y no paramétricas, enfocadas a características encontradas en las señales [17, 153–155]. Para este propósito, los métodos no paramétricos implementan técnicas en el dominio del tiempo como ARMA, análisis estadístico básico (media, varianza, desviación estándar, etc., de las señales) [18, 21, 156] y análisis de componentes principales [60, 97, 157]; o técnicas en el dominio tiempo frecuencia como la WT, EMD, MUSIC, entre otros [3, 158]. Para el segundo paso, se pueden utilizar diferentes clasificadores como las redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) [159, 160], máquinas de soporte vectorial [101, 161], clasificador mediante árboles de decisión (DTC, por sus siglas en inglés), entre otros. A continuación, se dará una breve introducción a los algoritmos utilizados en este trabajo.

### 2.5.1. Características estadísticas en el tiempo

En los últimos años, se han empleado diferentes métodos para medir diferentes patrones y extraer características de las señales analizadas, entre estos están los fractales [162], entropía [163], distancia de Mahalanobis [164], exponentes de Lyapunov [165], dimensión de correlación [166], entre otros. Sin embargo, su estimación requiere de operaciones matemáticas complejas y algunas veces alto costo computacional. Por el contrario, la obtención de características mediante estadísticas básicas en señales no estacionarias en el dominio del tiempo tales como vibraciones, emisiones acústicas, electrocardiogramas, electroencefalogramas, entre otros, ha demostrado ser eficiente para evaluar la condición de máquinas eléctricas [92, 167–171], control de algunos elementos estructurales [112, 161, 172], evaluar enfermedades cardíacas [173], enfermedades neuro degenerativas [174], desordenes del sueño [175], desordenes de uso de alcohol [176], entre otras aplicaciones. Asimismo, poseen la ventaja de utilizar menos operaciones matemáticas al no realizar ninguna transformación de la señal, lo que las haría ideales para aplicaciones en tiempo real [177], el cual es un tema crucial en SHM.

Las características estadísticas (SF, por sus siglas en inglés) se caracterizan por medir cambios en el comportamiento de señales no estacionarias en el tiempo o la frecuencia, tales como su dispersión, asimetría y convergencia, entre otras características [90–92]. Por lo tanto, en este trabajo se estudian 17 características representativas en el dominio del tiempo tales como la moda ( $MO$ ), mediana ( $ME$ ), raíz cuadrática media ( $RMS$ , por sus siglas en inglés), raíz media cuadrática ( $SMR$ , por sus siglas en inglés), rango ( $RG$ ), media ( $\mu$ ), varianza ( $\sigma^2$ ), desviación estándar ( $\sigma$ ), asimetría o sesgo ( $SK$ , por sus siglas en inglés), curtosis ( $KU$ , por

sus siglas en inglés), 5to momento estadístico ( $5M$ ), 6to momento estadístico ( $6M$ ), factores de forma con  $RMS$  ( $SFrms$ ) y  $SMR$  ( $SFsmr$ ), y los factores de cresta ( $CF$ ), impulso ( $IF$ ) y latitud ( $LF$ ).

A continuación se muestran las formulaciones matemáticas para las características estadísticas propuestas.

$$Y_{MO} = \text{moda}(\mathbf{y}) \quad (2.52)$$

$$Y_{ME} = \text{magnitud} \left( \frac{N+1}{2} \right) \quad (2.53)$$

$$Y_{RMS} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2 \right]^{1/2} \quad (2.54)$$

$$Y_{SMR} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i|^{1/2} \right]^2 \quad (2.55)$$

$$Y_{RG} = \text{máx}(\mathbf{y}) - \text{mín}(\mathbf{y}) \quad (2.56)$$

$$Y_{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (2.57)$$

$$Y_{\sigma^2} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |y_i - Y_{\mu}|^2 \quad (2.58)$$

$$Y_{\sigma} = \sqrt{Y_{\sigma^2}} \quad (2.59)$$

$$Y_{SK} = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - Y_{\mu})^3}{Y_{\sigma}^3} \quad (2.60)$$

$$Y_{KU} = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - Y_{\mu})^4}{Y_{\sigma}^4} \quad (2.61)$$

$$Y_{5M} = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - Y_{\mu})^5}{Y_{\sigma}^5} \quad (2.62)$$

$$Y_{6M} = \frac{1}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - Y_{\mu})^6}{Y_{\sigma}^6} \quad (2.63)$$

$$Y_{SFrms} = \frac{Y_{rms}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i|} \quad (2.64)$$

$$Y_{SFsmr} = \frac{Y_{smr}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i|} \quad (2.65)$$

$$Y_{CF} = \frac{\text{máx}(|\mathbf{y}|)}{Y_{rms}} \quad (2.66)$$

$$Y_{IF} = \frac{\text{máx}(|\mathbf{y}|)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i|} \quad (2.67)$$

$$Y_{LF} = \frac{\text{máx}(|\mathbf{y}|)}{Y_{smr}} \quad (2.68)$$

donde,  $\mathbf{y}$  es la señal y  $y_i$  es cada punto de la señal para  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  es el número de

puntos total de datos en la señal.

Debido a que existen muchas características y todas miden diferentes cualidades de una señal, es claro que no todas pueden proveer información confiable que permita un correcto diagnóstico de la estructura. Por esta razón, es necesario evaluar la habilidad de las diferentes variables, por ejemplo, con la prueba KW, o aplicar algún método de reducción de dimensionalidad cuando el número de características es muy grande.

### 2.5.2. Prueba de Kruskal-Wallis

La prueba de Kruskal-Wallis (KW) es un análisis de varianza no paramétrico que tiene como objetivo identificar o comparar las diferencias entre dos o más conjunto de datos [178, 179], es decir, determinar si todos los conjuntos son idénticos o al menos uno de ellos tiende a dar observaciones diferentes de los otros [180]. Las pruebas no paramétricas están diseñadas para datos reales los cuales pueden estar sesgados, abultados, dispersos y hasta presentar valores atípicos, a diferencia de las pruebas paramétricas que suelen ser diseñadas para datos idealizados [181]. Por lo tanto, estas pruebas no requieren que las distribuciones de datos sean normales, pero asumen que los puntos de datos son independientes entre sí y que cada grupo tiene aproximadamente la misma varianza [181].

A continuación, se definen brevemente los aspectos matemáticos de esta prueba [180]. Primero, los datos se representan en  $k$  muestras, donde se designa como  $n_i$  a la dimensión de cada muestra  $i$  para  $i = 1, \dots, k$ , y el total de observaciones como  $N$ , donde:

$$N = \sum_{i=1}^k n_i \quad (2.69)$$

Las  $N$  observaciones se clasifican luego en orden creciente sin tener en cuenta si pertenecen o no a las mismas muestras. Entonces, se le asigna un rango uno al valor más pequeño, rango dos al siguiente, y así sucesivamente hasta  $N$ , que se da al valor más grande.

Si  $X_{ij}$  es la  $j$ -ésima observación de la muestra  $i$ , y se establece que  $i = 1, \dots, k$ , y  $j = 1, \dots, n_i$ , entonces el rango dado a  $X_{ij}$  se define como  $R(X_{ij})$ . Luego, cuando muchas observaciones son idénticas y del mismo rango, se le da un rango medio. Por lo tanto, la suma de los rangos dados a las observaciones de la muestra  $i$  se denota como  $R_i$ :

$$R_i = \sum_{j=1}^{n_i} R(X_{ij}), \quad i = 1, \dots, k \quad (2.70)$$

Si no hay rangos medios, o si hay un número limitado de ellos, entonces la prueba estadística se define de la siguiente manera:

$$H = \left( \frac{12}{N(N+1)} \right) \sum_{i=1}^k \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N+1) \quad (2.71)$$

Por el contrario, si hay muchos rangos medios, es necesario realizar una corrección y calcular:

$$\tilde{H} = \frac{H}{1 - \frac{\sum_{i=1}^g (t_i^3 - t_i)}{N^3 - N}} \quad (2.72)$$

Donde,  $g$  es el número de grupos de rangos medios y  $t_i$  es la dimensión de ese grupo. Para determinar si todas los conjuntos son idénticos o al menos uno de ellos tiende a dar observaciones diferentes de los otros se definen dos hipótesis:

$H_0$  : (La hipótesis nula): No hay diferencia entre las  $k$  poblaciones

$H_1$  : Al menos una de las poblaciones difiere de las otras poblaciones.

El estadístico  $H$  sigue la distribución de chi-cuadrado porque se puede demostrar que  $H$  es proporcional a la varianza muestral de las sumas de rango que siguen una distribución de chi-cuadrado. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula cuando el valor observado de  $H$  es mayor que  $X_{k-1, 1-\alpha}^2$ , y de lo contrario no rechazamos la hipótesis nula.  $\alpha$  es el nivel de significancia y comúnmente esta entre 0.05 y 0.01 [182]. Por otro lado, si el valor de probabilidad ( $p$ ) es menor que un nivel de significancia  $\alpha$ , entonces, la hipótesis nula se descarta y se concluye que al menos una de las medias del grupo es diferente de las otras. Por lo tanto, los valores de probabilidad  $p$  más bajos indican la mayor capacidad de la característica propuesta para diferenciar entre un conjunto de datos seleccionado y los conjuntos de datos restantes.

Consecuentemente, la prueba KW se utilizará en este trabajo para el análisis del estado de la estructura en estudio. Por consiguiente, para determinar de manera efectiva el estado de la estructura se realizará la selección de las características que posean los valores  $p$  más bajos, además de verificarse gráficamente en las distribuciones de datos resultantes. Finalmente, estas características pueden ser utilizadas como parámetros de entrada para un algoritmo de aprendizaje automático, los cuales son explicados a continuación en la siguiente sección.

### 2.5.3. Análisis discriminante lineal

En los problemas de clasificación y reconocimiento de patrones, la reducción de dimensionalidad es un paso importante cuando se tiene una gran cantidad de características. El objetivo principal es reducir las dimensiones removiendo las características redundantes y dependientes transformándolas de un espacio de altas a bajas dimensiones [183]. En consecuencia, se retiene la información más útil y se reduce la complejidad computacional y esfuerzo [183, 184].

Existen muchas técnicas para la reducción de dimensionalidad, las cuales se pueden separar en técnicas no supervisadas y técnicas supervisadas. Las técnicas no supervisadas se caracterizan por no requerir de un etiquetado de los datos o de las clases, a diferencia de las técnicas supervisadas que requieren de un etiquetado de sus clases [183, 184]. Una de las técnicas más utilizadas para reducción de dimensionalidad no supervisada es el análisis de componente principal (PCA, por sus siglas en inglés) [185]. PCA es un método de transformación lineal que convierte un conjunto de datos correlacionados en un conjunto de datos no correlacionados [186]. Esta técnica tiene como objetivo mostrar posiciones relativas de los datos originales en menos dimensiones, conservando la mayor cantidad de información posible y explorando las relaciones entre las variables dependientes [187]. Por otro lado, una de las técnicas para reducción de dimensionalidad supervisadas es el discriminante de Fisher o análisis discriminante lineal (LDA, por sus siglas en inglés). LDA es una técnica de mapeo que se caracteriza por encontrar una combinación lineal de las características estimadas, la cual permite caracterizar dos o más clases, por lo tanto, su objetivo apunta a maximizar la distancia entre las medias de las clases proyectadas mientras minimiza la varianza dentro de las clases [188]. A diferencia de PCA, LDA al ser una técnica supervisada necesita del conocimiento previo de las clases o grupos dentro de los datos [189], por ejemplo, datos que pertenecen a diferentes condiciones estructurales (condiciones sana y de daños). Tomando en cuenta que PCA y LDA son técnicas usadas para la reducción de dimensión de los datos, LDA proporciona una mejor separación entre clases en comparación con PCA debido a que LDA modela las diferencias entre las clases de datos, mientras que PCA no tiene en cuenta de estas diferencias [189]. Es decir, LDA, maximiza la relación entre la varianza entre clases y la varianza dentro de la clase en un conjunto de datos y, por lo tanto, proporciona la máxima separación entre las clases [189].

Con la finalidad de proyectar el conjunto original de características,  $S_{SF_s}$ , en un subespacio dimensional menor,  $V_K$ , LDA realiza en tres pasos principales [184]:

Primero se calcula la separabilidad entre las diferentes clases, es decir, la distancia entre las medias de diferentes clases, formando una matriz la cual se denomina varianza entre

clases,  $\mathbf{S}_B$ ;

Seguidamente, se calculan las distancias entre la media y las muestras de cada clase, formando una matriz denominada varianzas dentro de la clase,  $\mathbf{S}_W$ ;

Finalmente, se construye el espacio de menor dimensionalidad,  $\mathbf{V}_K$ , el cual maximiza la varianza entre clases y minimiza la varianza dentro de las clases.

Una vez obtenidos  $\mathbf{S}_B$  y  $\mathbf{S}_W$ , se calcula la matriz de transformación  $\mathbf{W}$  de la técnica LDA de acuerdo con la ecuación (2.73).

$$\mathbf{S}_w \mathbf{W} = \lambda \mathbf{S}_B \mathbf{W} \quad (2.73)$$

donde  $\lambda$  representa los autovalores de la matriz de transformación  $W$ . La solución a este problema se obtiene calculando los autovalores ( $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$ ) y los autovectores ( $\mathbf{v} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_M)$ ) de  $\mathbf{W} = \mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B$ , si  $\mathbf{S}_w$  es no singular y  $M$  es el número de características. Los autovalores son valores escalares, mientras que los autovectores son vectores no vacíos que satisfacen la ecuación (2.73) y proveen la información acerca del espacio LDA. Entonces, los autovectores con los  $k$  valores propios más altos se usan para construir el espacio dimensional de menor orden ( $\mathbf{V}_k \in \mathcal{R}^{M \times k}$ ), mientras los otros autovectores  $\{\mathbf{v}_{k+1}, \mathbf{v}_{k+2}, \dots, \mathbf{v}_M\}$  se ignoran. Finalmente, los datos luego de la proyección  $\mathbf{Y} = \mathbf{S}_{SF_s} \mathbf{V}_k$ , tienen una dimensión  $k$ , y consecuentemente, las características  $M - k$  son ignoradas o eliminadas de cada muestra.

#### 2.5.4. Árboles de decisión

Los árboles de decisión (DT, por sus siglas en inglés) se caracterizan por ser herramientas poderosas para predecir y clasificar diferentes conjuntos de datos o conjuntos de características [78]. Presentan atractivas ventajas como fácil implementación, flexibilidad y rapidez, y, requiere menos esfuerzo para la preparación de los datos [190]. Además, se puede utilizar un DT simple basado en las condiciones IF-THEN si los valores de los conjuntos de características no se superponen, lo que permite realizar un ajuste rápido a los nuevos escenarios [191]. Sobre la base de estas ventajas, los DTC se han utilizado eficazmente para evaluar elementos de máquinas rotativas [113, 192, 193], aplicaciones médicas [194, 195], reconocimiento de voz [196, 197] y para la planificación y estimación de trayectorias en robótica móvil [198, 199], entre otras aplicaciones.

### 3 Metodología

En este capítulo se exponen los pasos de la metodología general propuesta para el desarrollo de este trabajo, así como los pasos para los casos de estudio desarrollados. Se describen además los elementos que componen la instrumentación desarrollada para la adquisición de las señales de vibración, así como también las estructuras utilizadas. En la Figura 3.1 se presenta el esquema general de la metodología propuesta. En primer lugar, para la adquisición de las señales de vibración, las estructuras estudiadas son excitadas mediante excitación forzada (martillo de impacto) o ambiental (simulada con el excitador electrodinámico). Seguidamente, el conjunto de señales medidas es procesado mediante una combinación de técnicas con la finalidad de realizar la extracción de parámetros modales o la extracción de características estadísticas de acuerdo con cada caso de estudio. La información obtenida es analizada e interpretada por medio de técnicas de análisis estadístico y/o algoritmos de aprendizaje automático. Finalmente, se obtiene el monitoreo de la estructura estudiada, identificando la presencia o no de daños, así como su cuantificación. En las secciones siguientes se describen las estructuras estudiadas, los sensores utilizados y el sistema de adquisición de datos utilizado. Así mismo, se explican los pasos formulados para los casos de estudios propuestos para el desarrollo de la metodología.

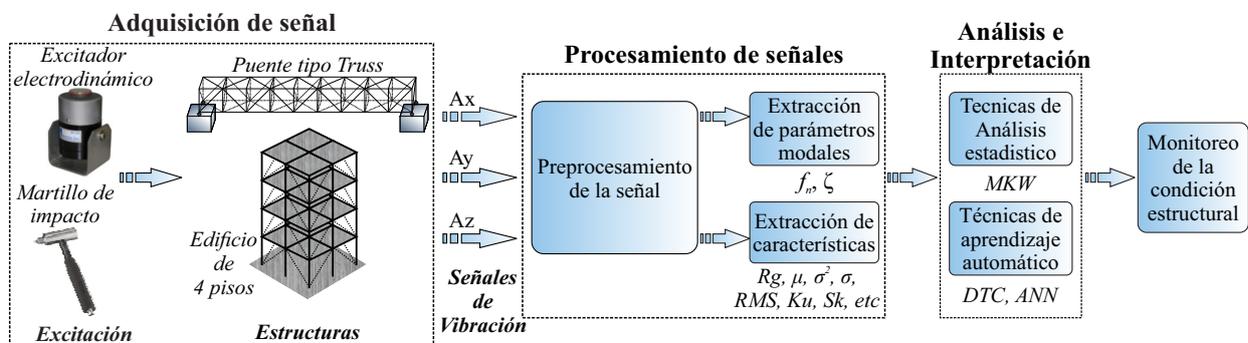


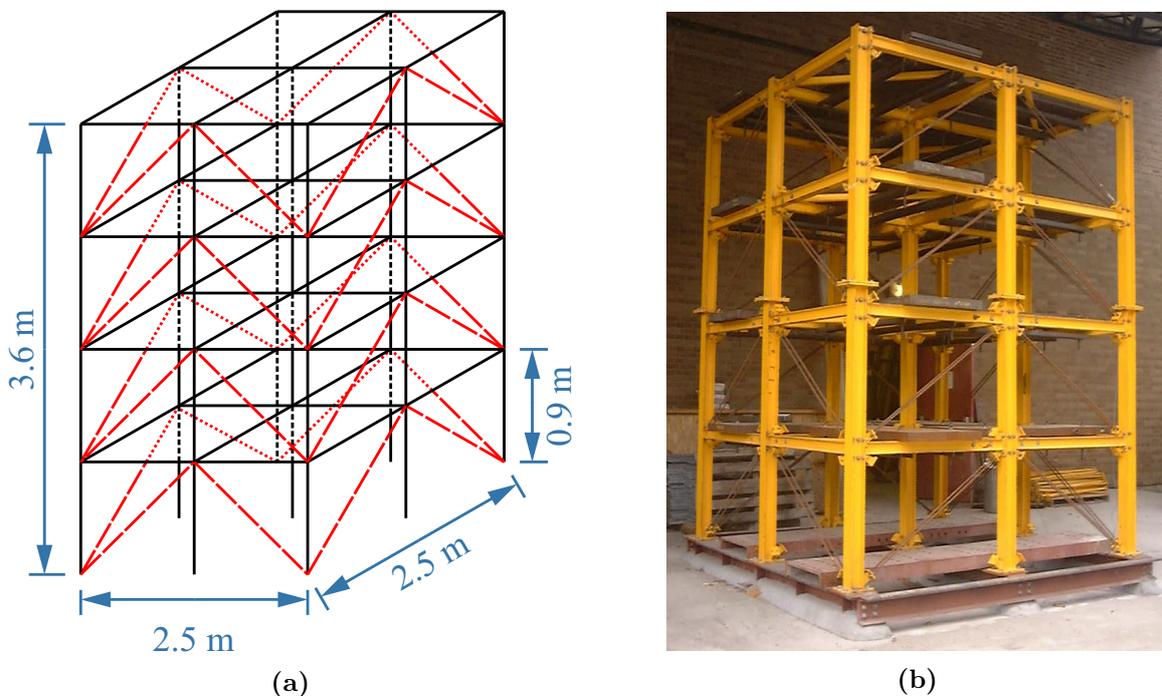
Figura 3.1. Planteamiento general de pasos para la resolución del problema.

### 3.1. Estructuras estudiadas

A continuación, se da una descripción de las estructuras utilizadas para el desarrollo de la metodología propuesta y los casos de estudio planteados para el desarrollo de ésta.

#### 3.1.1. Estructura de pruebas IASC-ASCE SHM

La estructura de pruebas IASC-ASCE SHM [200] se trata de un edificio o estructura de marco de acero de cuatro pisos en tres dimensiones. La estructura tiene dimensiones de 2.5 m de largo por 2.5 m de ancho y 3.6 m de alto, con cada piso con una altura de 0.9 m como se puede observar en la Figura 3.2(a). La Figura 3.2(a) corresponde la fase analítica (fase I) donde se utiliza un código de análisis de elementos finitos (FEA, por sus siglas en inglés) realizado en MATLAB de la estructura de referencia proporcionada por Johnson et al. [200,201] para generar datos sintéticos. La Figura 3.2(b) corresponde a la estructura real utilizada para la fase experimental (fase II) utilizada para generar los datos reales medidos en la estructura cuando ésta es sometida a cargas ambientales debido al viento, peatones y tráfico. Una descripción más detallada de esta estructura se puede encontrar en la página web del grupo de trabajo de ME IASC-ASCE [201], y en Dyke et al. [202].



**Figura 3.2.** Estructura de pruebas IASC-ASCE SHM. (a) Modelo para el análisis de elementos finitos (Fase I), (b) Estructura real (Fase II).

### 3.1.2. Estructura puente tipo Armadura

La Figura 3.3 ilustra la estructura puente tipo Armadura ubicado en el laboratorio de vibraciones de la Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, México. El modelo de puente fue inspirado en el trabajo presentado en [203] y consta de 9 tramos de elementos con 122 barras. Las barras están fabricadas en aluminio grado 6061-T6, el cual se compone principalmente de Al 95 – 98 %, Mg 0.8 – 1.2 %, Si 0.4 – 0.8 % y Cu 0.15 – 0.40 %, entre otros, [204]. La estructura presenta las siguientes dimensiones: 6.4 m de largo, 0.71 m de alto y 0.71 m de ancho. Las barras de aluminio empleadas tienen un diámetro de 19.05 mm con una longitud de todos los miembros horizontales y verticales de 0.7 m en cada lado, mientras que la longitud de todos los miembros diagonales es de  $0.7\sqrt{2}$  m. En la Tabla 3.1 se describen los elementos que conforman la estructura.



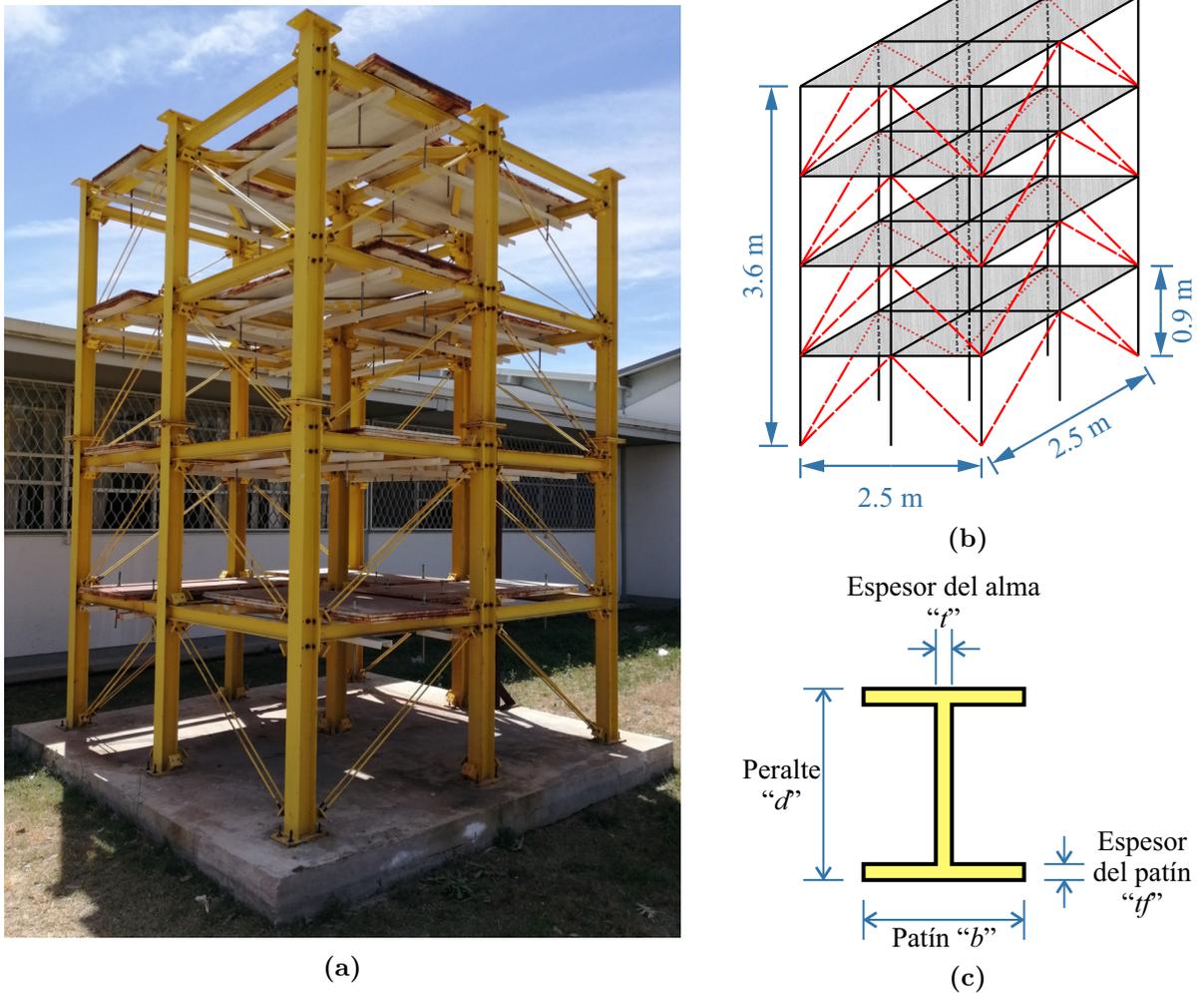
**Figura 3.3.** Estructura puente tipo armadura.

**Tabla 3.1.** Elementos que conforman la estructura puente tipo Armadura.

Nombre de pieza	Descripción	Número total de piezas
Nodo	Cubo de aluminio de 50.8 mm por lado	40
Barra Corta	Barra cilíndrica de aluminio de 19.05 mm de diámetro	76
Barra Larga	Barra cilíndrica de aluminio de 19.05 mm de diámetro	46
Espárrago	Varilla roscada de acero de 9.525 mm de diámetro	244
Tuerca	Tuerca de 9.525 mm con rosca estándar	488

### 3.1.3. Estructura metálica de 4 pisos

La estructura metálica de 4 pisos es una estructura similar a la estructura de pruebas presentada en la sección 3.1.1. Ésta se encuentra ubicada en la Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, México (3.4(a)), está construida en acero y tiene unas dimensiones de 2.5 m por 2.5 m en planta y una altura por piso de 0.9 m para un total de 3.6 m de altura como se puede observar en la Figura 3.4(b). En cada entrepiso la estructura cuenta con placas de acero de 1200 kg sumando en total 4800 kg.



**Figura 3.4.** Estructura metálica de 4 pisos. (a) Estructura real, (b) dimensiones de la estructura, (c) dimensiones de las vigas.

En la Tabla 3.2 se presentan las medidas de las secciones de los perfiles utilizados como columnas y vigas (Ver Figura 3.4(c), la información en la Tabla se suministra como  $d \times b \times tf \times t$  en mm), las medidas de la tubería utilizada como diagonales; así como otras propiedades de los elementos presentes en la estructura.

**Tabla 3.2.** Elementos empleados en la fabricación de la estructura metálica de 4 pisos.

Propiedad	Columna	Vigas	Diagonales
Sección	$152 \times 152 \times 6.6 \times 5.8$	$106 \times 103 \times 8.8 \times 7.1$	$\phi$ 6.35 mm
Área $m^2$	$1.394 \times 10^{-3}$	$1.077 \times 10^{-3}$	$1.026 \times 10^{-3}$
Módulo de elasticidad E (Pa)	$2 \times 10^{11}$	$2 \times 10^{11}$	$2 \times 10^{11}$
Módulo elástico de resistencia al corte G (Pa)	E/2.6	E/2.6	E/2.6

## 3.2. Instrumentación

A continuación, se da una breve explicación de la instrumentación desarrollada para este trabajo. En primer lugar, se describen los instrumentos utilizados para la excitación de las estructuras para obtener la respuesta vibratoria. Seguidamente se definen los sensores utilizados para la medición de la respuesta y, finalmente, el sistema de adquisición de datos utilizado para recolectar los datos para que puedan ser procesados más adelante.

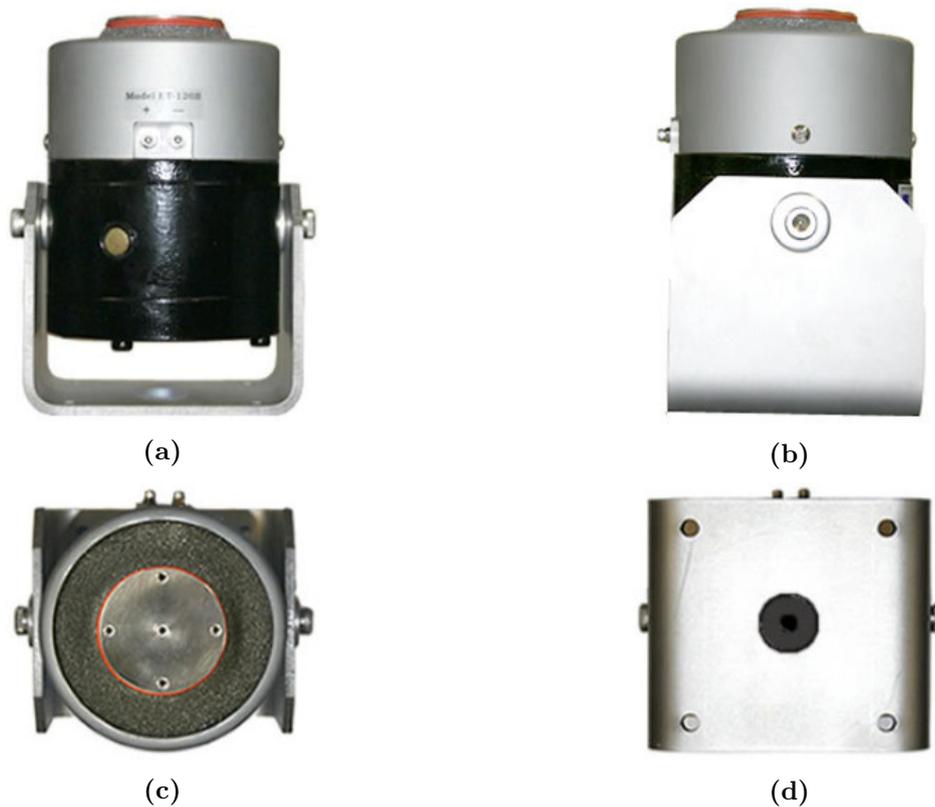
### 3.2.1. Excitación

Con la finalidad de obtener la respuesta vibratoria de las estructuras, estas se someten a diferentes tipos de excitación. En primer lugar, excitación ambiental la cual se debe a fuerzas ambientales y cargas operacionales como el viento, tráfico, micro temblores, etc. [16]. Por otro lado, se aplican pruebas de vibración forzada o métodos EMA, que se utilizan generalmente para determinar las características dinámicas de estructuras de pequeño y mediano tamaño [54]. Este tipo de excitación se puede aplicar mediante un excitador electrodinámico o un martillo de impacto, entre otros. El primer tipo de excitación es aplicada en la estructura de pruebas real presentada en la sección 3.1.1 la cual se detalla en profundidad en la página web del grupo de trabajo de IASC-ASCE SHM [201], y en Dyke et al. [202]. El segundo tipo de excitación se aplica en este trabajo para las estructuras restantes. A continuación, se describen brevemente los excitadores utilizados en este trabajo.

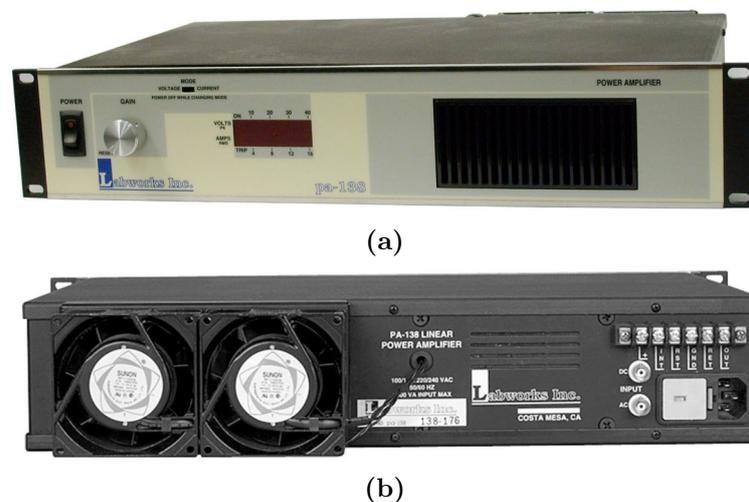
#### 3.2.1.1. Agitadores

Los agitadores (shakers, en inglés), también conocidos como excitadores electrodinámicos, se utilizan para aplicar fuerzas a las estructuras de manera controlada para excitarlas dinámicamente. Un agitador produce fuerzas suficientemente grandes para excitar eficazmente una estructura en un rango de frecuencia de interés [54]. Si se requiere un

rango de frecuencia de excitación muy preciso se puede utilizar un agitador portátil el cual generalmente se adjunta al objeto que se va a excitar. A partir de un generador señales, se puede establecer una señal conocida (señal sinusoidal, aleatoria, multisenoidal o sinusoidal de barrido en una banda de frecuencia conocida), y un amplificador que puede alimentar el agitador [14]; por lo tanto, se puede dar una excitación altamente controlada.



**Figura 3.5.** Agitador electrodinámico Labworks modelo ET-126. (a) Vista frontal, (b) vista lateral, (c) vista superior, (d) vista inferior.



**Figura 3.6.** Amplificador de potencia lineal Labworks modelo PA-138. (a) Vista frontal, (b) vista posterior.

En consecuencia, para excitar la estructura, específicamente el puente tipo Armadura (sección 3.1.2), se utiliza el transductor electrodinámico Labworks modelo ET-126B [205], el cual es un agitador portátil de imán permanente de pequeño tamaño ideal para su uso en investigación y pruebas de vibración. Sus dimensiones son de 16.51 cm de alto, 12.192 cm de ancho y 10.795 cm de diámetro (ver Figura 3.5), su masa es de 4.99 kg. El dispositivo permite un desplazamiento continuo máximo pico-pico de 1.905 cm. Con fuerzas aleatorias permite hasta una fuerza de 35.59 Nrms, y puede ser alimentado con un rango de frecuencias hasta 8.5 kHz.

Cabe destacar que mediante este agitador es posible generar una excitación de baja magnitud y frecuencia (como ruido gaussiano blanco) similar a las vibraciones ambientales [206]. Por otro lado, este agitador se alimenta con un amplificador de potencia lineal Labworks modelo PA-138 [205], diseñado para usarse con pequeños sistemas de vibración (ver Figura 3.6). Este amplificador cuenta con: protección tanto para sobre corrientes como sobre calentamiento; operación de voltaje en corriente directa con el acople directo de entradas y salidas; niveles bajos de ruido y distorsión y; permite una amplificación de hasta 40 V y 16 A, lo que lo hace ideal para el control de excitador electrodinámico.

#### 3.2.1.2. Martillo de fuerza de impacto

Los martillos de fuerza de impulso tienen la forma de un martillo normal y por lo general constan de un cabezal de impacto. Dependiendo de los requisitos, el cabezal de impacto puede cambiarse de suave a duro, donde, la banda de frecuencia de excitación es pequeña si se usa un cabezal de impacto suave, y relativamente alta si se usan cabezales de impacto más duros [14]. En este trabajo, específicamente para la excitación de la estructura metálica de 4 pisos (Sección 3.1.3), se utiliza un martillo de fuerza de impacto KISTLER modelo 9728A20000 [207] (ver Figura 3.7). El martillo tiene una masa de 1500 g, y rango de fuerza de 0 a 20 kN. Su rango de frecuencia con el acoplamiento de plástico (-10 dB) es de 1 kHz y frecuencia de resonancia de 20 kHz.



**Figura 3.7.** Martillo de Fuerza de impacto KISTLER modelo 9728A20000.

### 3.2.2. Sensores

Para realizar la medición de la respuesta vibratoria de las estructuras, se utilizan acelerómetros, específicamente, los sensores KISTLER tipo 8395A modelo 010ATTA00, los cuales son acelerómetros triaxiales capacitivos de tipo MEMS [208, 209]. Los acelerómetros capacitivos funcionan de manera similar a los acelerómetros piezorresistivos; sin embargo, el elemento sensor consta de dos condensadores de placas paralelas que actúan en modo diferencial. Estos condensadores operan en una configuración de puente y dependen de un circuito demodulador portador o su equivalente para producir una salida eléctrica proporcional a la aceleración [210, 211]. Las características principales del acelerómetro se muestran en la Tabla 3.3. Los sensores son ideales para los casos de estudio propuestos ya que permiten medir las respuestas de las estructuras ante vibraciones ambientales, las cuales tienen muy baja amplitud y frecuencias [206].



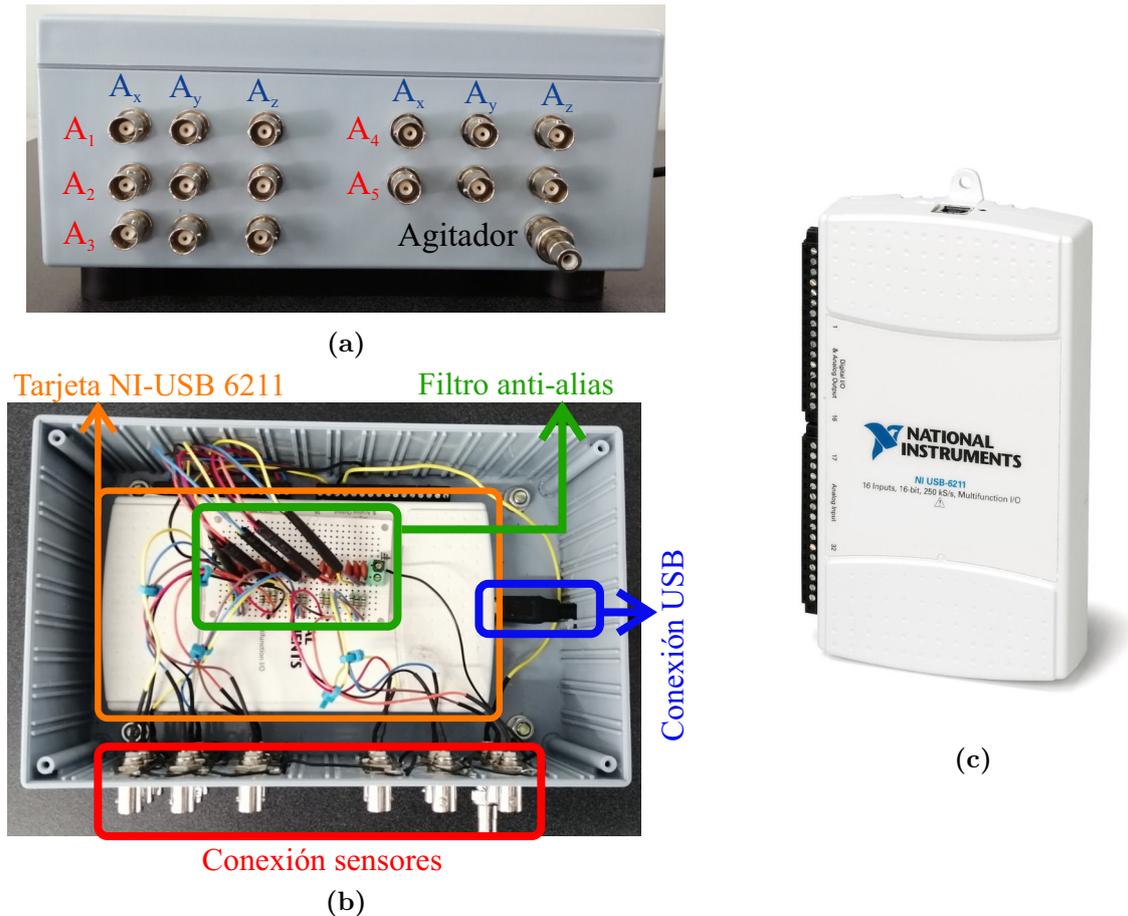
**Figura 3.8.** Acelerómetro KISTLER tipo 8395A.

**Tabla 3.3.** Características principales del acelerómetro KISTLER tipo 8395A.

Característica	Valores
Ancho de banda	0 – 1000 Hz
Rango de medida	$\pm 10$ g
Resolución	400 mV/g
Dimensiones	21.6 × 21.6 × 22.1 mm
Masa	30 gramos
Alimentación	24 Vdc
Temperatura de operación	–55°C a 125°C

### 3.2.3. Sistema de adquisición de datos

Para completar la instrumentación de la estructura se desarrolló un sistema de adquisición de datos (SAD) compuesto por una tarjeta “National Instruments” (NI) serie M modelo NI-USB 6211 un filtro anti-alias y una caja de conexiones para 5 sensores y el agitador como se puede apreciar en la Figura 3.9.



**Figura 3.9.** Sistema de Adquisición de datos. (a) Vista frontal, (b) vista lateral, (c) vista superior.

En la Figura 3.9(a) se presenta una vista frontal de la caja de conexiones, donde se presentan cinco filas marcadas como  $A_1, \dots, A_5$  correspondientes a las conexiones para 5 sensores, y cada una de estas para cada eje denotados como  $A_x, A_y$  y  $A_z$ , respectivamente. Así mismo, en la parte inferior está la conexión que va hacia el agitador o transductor electrodinámico (primero al amplificador de potencia). En la Figura 3.9(b) se muestra una vista interior de la caja de conexiones del SAD. En primer lugar, los sensores (cuadro rojo) se conectan a un filtro anti-alias pasivo RC, diseñado con una frecuencia de corte de 1200 Hz (cuadro verde). Luego, se conectan a las entradas de la tarjeta NI-USB 6211 (cuadro naranja). Así mismo, de una de las salidas de la tarjeta se hace la conexión al pin de salida al agitador. Todas las conexiones tienen en común una conexión a tierra. Finalmente, en el cuadro azul se señala la conexión USB al computador en el que se desarrolla un programa en

el software LabVIEW de NI para enviar y almacenar en el computador los datos adquiridos.

En la Figura 3.9(c), se muestra la tarjeta NI-USB 6211, esta tarjeta tiene las siguientes características [212]:

- a) 16 entradas analógicas con rango de entrada de  $\pm 10$  Vdc.
- b) 2 salidas analógicas con rango de salida de  $\pm 10$  Vdc.
- c) Convertidor analógico-digital de 16 bits.
- d) Frecuencia máxima de muestreo de 250 kHz (un solo canal) y 15.625 kHz (16 canales).
- e) Razón de rechazo de modo común de 100dB.
- f) Protocolo de comunicación USB.



**Figura 3.10.** Tarjeta NI-USB 6002.

Igualmente, para algunos de los casos de estudio se utiliza la tarjeta de “National Instruments” modelo NI-USB 6002 (ver Figura 3.10), esta es una tarjeta de bajo costo la cual posee funcionalidades básicas para aplicaciones de registro de datos simples, medidas portátiles y experimentos académicos de laboratorio. La tarjeta tiene las siguientes características [213]:

- a) 8 entradas analógicas con rango de entrada de  $\pm 10$  Vdc.
- b) 2 salidas analógicas con rango de salida de  $\pm 10$  Vdc.
- c) Convertidor analógico-digital de 16 bits.
- d) Frecuencia máxima de muestreo de 50 kHz.

- e) Razón de rechazo de modo común de 56 dB.
- f) Protocolo de comunicación USB.

### 3.3. Casos de estudio

En esta sección se describen los pasos propuestos para los diferentes casos de estudio desarrollados a partir de la metodología general.

#### 3.3.1. Caso de estudio 1

El caso de estudio 1 corresponde a la identificación de parámetros modales de estructuras civiles utilizando vibraciones ambientales, para esto se desarrolló una metodología fundamentada en la descomposición de modos no lineales [126] (Publicación (1) Sección 6.1).

Las respuestas vibratorias de las estructuras civiles dependen de sus propiedades físicas, es decir, masa, rigidez y amortiguamiento. Por lo tanto, sus respuestas son unas señales multicomponentes las cuales contienen información de los parámetros modales y el estado actual de la estructura [71, 214, 215]. La estimación de parámetros modales, especialmente en estructuras civiles sujetas a excitación ambiental, representa un gran reto debido a que las señales medidas bajo estas condiciones son no estacionarias, poseen poca amplitud y están contenidas en señales con gran cantidad de ruido. Por consiguiente, es necesario emplear una metodología capaz de afrontar estas condiciones y que sea capaz de estimar los parámetros modales de estructuras civiles con alta exactitud.

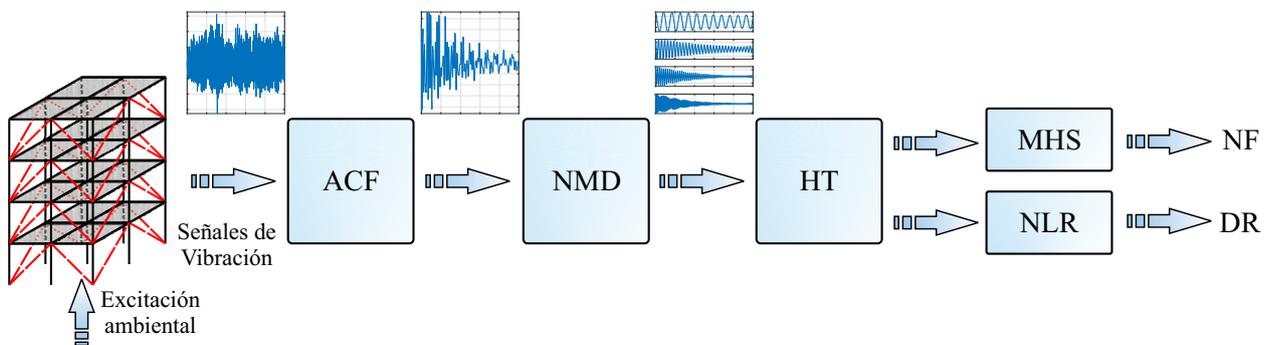


Figura 3.11. Metodología propuesta para el caso de estudio 1.

En la Figura 3.11, se presentan los pasos empleados para la estimación de los parámetros modales de una estructura civil sujeta a vibraciones ambientales. En primer lugar,

se emplea la función de autocorrelación (ACF) para obtener la respuesta libre amortiguada a partir de la respuesta vibratoria producida por estructuras civiles sometidas a vibraciones ambientales. A continuación, se utiliza el método NMD para obtener sus componentes de modo individuales, cada uno con una sola frecuencia, que están relacionados con la respuesta modal de la vibración estructural. En tercer lugar, cada monocomponente o banda de frecuencia es procesada por la transformada de Hilbert (HT) para estimar (a) las frecuencias naturales (NF, por sus siglas en inglés) de la estructura civil y (b) la envolvente de cada respuesta libre, lo que ayudará a calcular la relación de amortiguamiento de cada modo de vibración. Además, por un lado, se propone el espectro marginal de Hilbert (MHS) para estimar con exactitud la frecuencia contenida en cada monocomponente debido a que la HT puede presentar oscilaciones durante la estimación de la frecuencia instantánea, lo que puede limitar una estimación correcta de la misma. Por otro lado, los factores de amortiguamiento (DR, por sus siglas en inglés) se estiman ajustando una caída exponencial empleando una regresión no lineal (NLR, por sus siglas en inglés) a cada envolvente de señal de cada banda de frecuencia estimada por la NMD.

La efectividad de la propuesta se valida a través de tres pruebas. En la primera prueba, se analiza una señal simulada correspondiente a una respuesta de vibración libre amortiguada de un sistema de cuatro grados de libertad (4-DOF). Este ejemplo permite evaluar la exactitud y la inmunidad al ruido de la metodología propuesta para calcular las frecuencias naturales y las relaciones de amortiguación. En las dos pruebas siguientes, la propuesta se aplica a la Fase I (modelo analítico) y la Fase II (análisis experimental) de una estructura de marco de acero 3D de 4 pisos y 2×2 bahías en 3D (problema de referencia IASC-ASCE SHM [200]) sujeto a las vibraciones ambientales. Los resultados obtenidos por la segunda prueba se comparan con los obtenidos por un modelo de elementos finitos proporcionado por Johnson et al. [200] y la prueba 3 con las señales de vibración reales medidas en la estructura. Así mismo, los resultados obtenidos de la propuesta se comparan con los obtenidos por otros de trabajos recientes.

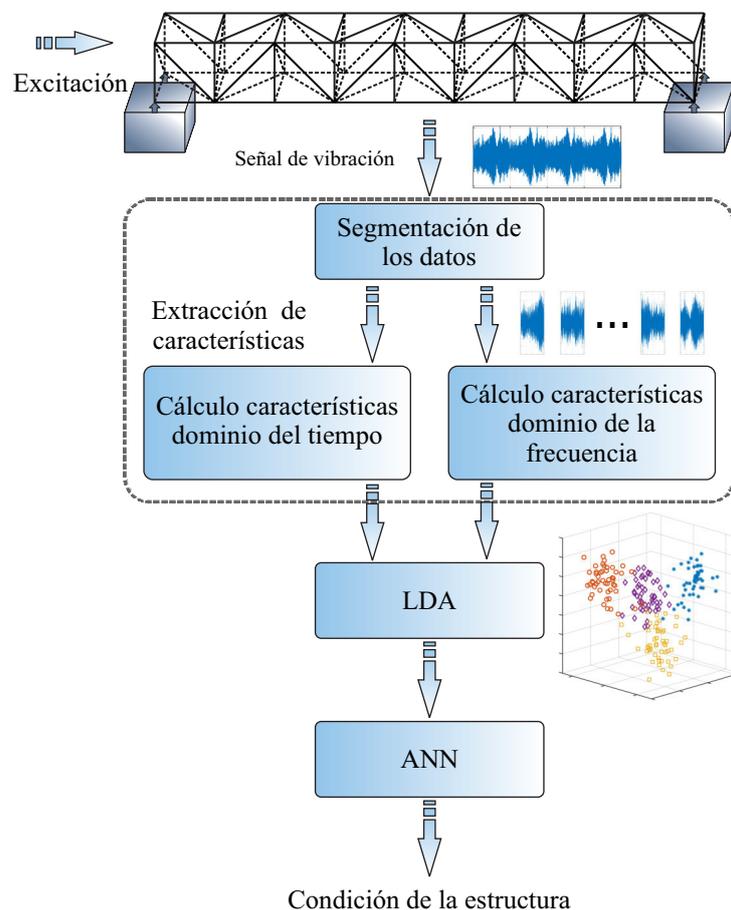
### 3.3.2. Caso de estudio 2

El caso de estudio 2 (Publicación de congreso 2: capítulo 6, listado de publicaciones) propone la detección de daños en un puente tipo Armadura con base en la extracción de características estadísticas y el análisis discriminante lineal [156].

Para la evaluación y monitoreo estructural, las señales de vibración han demostrado ser una herramienta esencial debido a que son lo suficientemente sensibles a los cambios en la dinámica estructural, incluso a los cambios producidos por daños incipientes o sutiles presentes en la estructura [20]. Particularmente, las estructuras de tipo Armadura son

susceptibles a sufrir daños por corrosión ya que están mayormente expuestas a las condiciones ambientales [216]. Por lo tanto, es de vital importancia el desarrollo de una metodología que sea capaz de evaluar la integridad de la estructura civil sometida a condiciones de corrosión, así como determinar el nivel de severidad de los daños, especialmente cuando se presentan daños incipientes.

En la Figura 3.12 se presenta un diagrama esquemático de la metodología propuesta para evaluar el estado de un puente tipo Armadura 3D de 9 secciones con un elemento de barra sometido a diferentes niveles de corrosión. En este sentido, se estudia el estado de salud sano y tres niveles de severidad de daños generados por corrosión. Los tres niveles de daño se generan reduciendo el diámetro 1 mm, 4 mm y 8 mm, respectivamente, en los extremos de los elementos de barra del puente. La metodología consta de cuatro pasos.



**Figura 3.12.** Metodología propuesta para el caso de estudio 2.

En el paso 1, la respuesta vibratoria de la estructura, sometida a excitación forzada (agitador electrodinámico), se divide en  $N$  segmentos. Estos segmentos se consideran pequeñas muestras de la respuesta vibratoria de la estructura, con una longitud que permite estimar adecuadamente las características estadísticas. En el paso 2, cada segmento obtenido en el paso anterior se analiza mediante 14 características estadísticas (10 en el dominio del tiempo y 4 en el dominio de la frecuencia). En el paso 3, las características calculadas se

analizan mediante LDA para obtener un nuevo espacio de características de datos reducido con una mejor separabilidad de clases. Finalmente, en el paso 4, el subespacio de datos obtenido mediante el método LDA se emplea para entrenar y evaluar el clasificador (ANN) para evaluar la condición estructural del puente tipo Armadura de manera automática.

### 3.3.3. Caso de estudio 3

El caso de estudio 3 propone la evaluación de características estadísticas en el tiempo para la evaluación global de la corrosión en un puente de tipo Armadura a partir de señales de vibración [18] (Publicación (2) Sección 6.1).

Las estructuras tipo Armadura se utilizan comúnmente para configurar estructuras civiles como puentes, soportes de techo, grúas, entre otras. Sin embargo, este tipo de estructuras son susceptibles de sufrir diferentes tipos de daños como grietas, tornillos sueltos y corrosión, siendo esta última una de las más habituales y agresivas debido a que generalmente, estas estructuras suelen estar expuestas a condiciones ambientales. Por otro lado, debido a que la presencia de daños puede verse reflejada en la respuesta vibratoria de las estructuras, este tipo de señales se han convertido en una herramienta fundamental para evaluar la condición o estado de las estructuras [114]. Así mismo, las señales de vibración son sensibles a cambios desde niveles incipientes, los cuales son muy difíciles de analizar debido a que producen solo ligeras modificaciones en las señales medidas [19,20]. En este caso de estudio, se explora la aplicación de características estadísticas en el dominio tiempo extraídas de señales de vibración sin procesar medidas en un puente tipo Armadura bajo excitación dinámica para evaluar su estado de salud ante daños de corrosión desde un nivel incipiente.

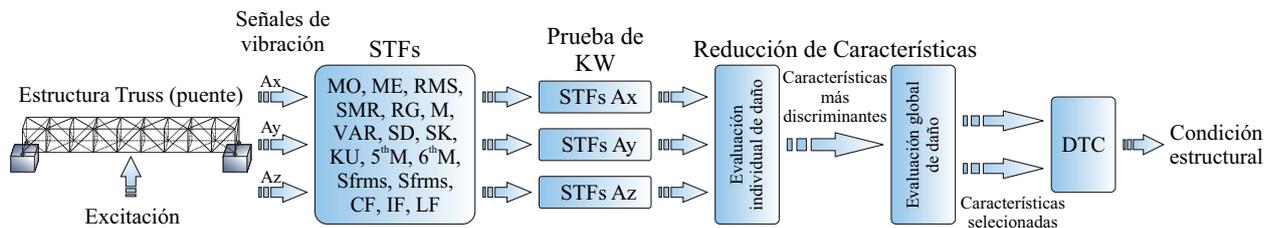


Figura 3.13. Metodología propuesta para el caso de estudio 3.

La Figura 3.13 presenta gráficamente los pasos propuestos para evaluar la condición estructural del puente tipo Armadura sometido a tres niveles diferentes de corrosión. Primero, se adquieren las respuestas vibratorias, en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , para las condiciones saludables y dañadas, de un puente tipo Armadura sometido a excitaciones forzadas producidas por un agitador electrodinámico. Luego, las 17 STFs se extraen de las señales de vibración en cada dirección. Posteriormente, estos conjuntos de STFs se analizan por medio de la prueba KW con el fin de encontrar las características más discriminatorias

para evaluar la condición de la estructura. Posteriormente, se realiza una reducción de características de acuerdo con los resultados de la prueba KW para seleccionar una o más características que permitan una evaluación global de daños de la estructura. Finalmente, para evaluar la condición del puente de manera automática, se implementa un clasificador de árbol de decisión.

### 3.3.4. Caso de estudio 4

El caso de estudio 4 propone la evaluación de STFs para la detección de grietas por fatiga en un edificio de pruebas de cuatro pisos [21] (Publicación (3) Sección 6.2).

Dado que un daño ligero induce ligeras modificaciones en la respuesta vibratoria de una estructura civil [217], y que las señales de vibración han demostrado ser una herramienta adecuada para realizar tareas de ME, se propone un método para identificar qué características o patrones en las señales de vibración son adecuadas para evaluar la condición de una estructura ante daños producidos por grietas en los elementos de esta.

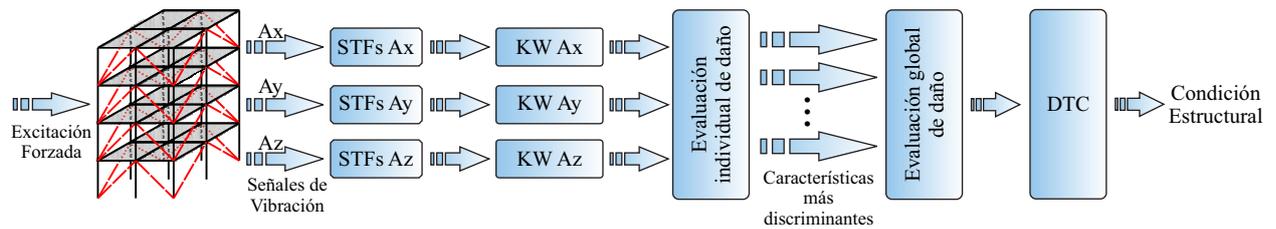


Figura 3.14. Metodología propuesta para el caso de estudio 3.

La Figura 3.14 muestra un diagrama esquemático de la metodología fundamentada en STFs para evaluar el estado de una estructura de acero 3D de 4 pisos de  $2 \times 2$  bahías. En primer lugar, el edificio se somete a una excitación forzada dinámica producida por un martillo de fuerza de impacto para medir su respuesta vibratoria. Posteriormente, las señales de vibración medidas de los tres ejes  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , se analizan mediante 17 STFs. Luego, las características obtenidas de las condiciones sanas y dañadas se analizan mediante la prueba KW con la finalidad de identificar cuáles son las más discriminatorias para estimar el estado de salud de la estructura. En este sentido, de acuerdo con los resultados de la prueba KW, se realiza un proceso de reducción para seleccionar una o más características que permitan una evaluación global de daños de la estructura. Finalmente, se evalúa el estado del edificio de forma automática mediante la implementación de un DTC.

## 4 Pruebas y Resultados

En este capítulo se presentan las pruebas y resultados de la metodología propuesta. Para cada caso de estudio, se describe la configuración experimental y los resultados obtenidos.

### 4.1. Caso de estudio 1

Siguiendo la metodología propuesta para el caso de estudio 1 (sección 3.3.1) [126] (Publicación (1) Sección 6.1). Primero, la respuesta vibratoria  $\mathbf{y}(t)$  de la estructura ante vibración ambiental es procesada mediante la ACF, obteniéndose  $\mathbf{R}_y$  de acuerdo con la ecuación (2.40), esta señal resultante corresponde a la respuesta libre amortiguada de la estructura. Luego, esta señal es analizada mediante el método de descomposición NMD para obtener modos individuales,  $\mathbf{c}_i(t)$ , cada uno con una banda de frecuencia única, relacionada a la respuesta modal de la estructura. Una vez obtenidos los modos individuales, se procede a la estimación de las NF y los DR. Para este propósito, se emplea en primer lugar la HT, de acuerdo con la ecuación (2.47) se obtiene:

$$HT[\mathbf{c}_i(t)] = \frac{1}{\pi} P.V. \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\mathbf{c}_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4.1)$$

donde  $\mathbf{c}_i(t)$  corresponde a las bandas de frecuencias o modos individuales obtenidos. Seguidamente, de acuerdo con la ecuación (2.48) se construye la señal analítica  $z_i(t)$ , compuesta de las señales analíticas de cada modo individual. A partir de esta señal, se obtienen los parámetros instantáneos, amplitud  $\mathbf{a}_i(t)$ , fase  $\theta_i(t)$  y frecuencia  $\omega_i(t)$ , necesarios para el cálculo de las NFs y DRs.

Luego, a partir de  $\omega_i(t)$ , y mediante un análisis con el MHS se obtienen las NF, evitando las posibles limitaciones que pueden aparecer mediante el cálculo de la frecuencia con la HT, como se explicó en la sección 2.4. Seguidamente, se realiza la estimación de los DRs. Por consiguiente, dado que las envolventes calculadas mediante la HT, ecuación

(2.50), pueden presentar ligeros picos en el tiempo, es posible que se presenten errores en el cálculo de los DRs [71]. Para evitar esta situación, se realiza un ajuste previo a una curva de decaimiento exponencial empleando una regresión no lineal a cada envolvente de señal de cada banda de frecuencia estimada por la NMD. Específicamente, a cada envolvente,  $\mathbf{a}_i(t)$ , se le ajusta una señal de decaimiento exponencial  $\mathbf{y}_{exp}$ , entonces, la NLR se emplea para el cálculo del DR de cada modo de la siguiente manera:

$$\mathbf{y}_{exp} = Ae^{-\beta t} \quad (4.2)$$

donde  $A$  y  $\beta$  son la amplitud y el valor de potencia de la envolvente ajustada, respectivamente. Por lo tanto, el DR,  $\zeta$ , de cada modo se estima como:

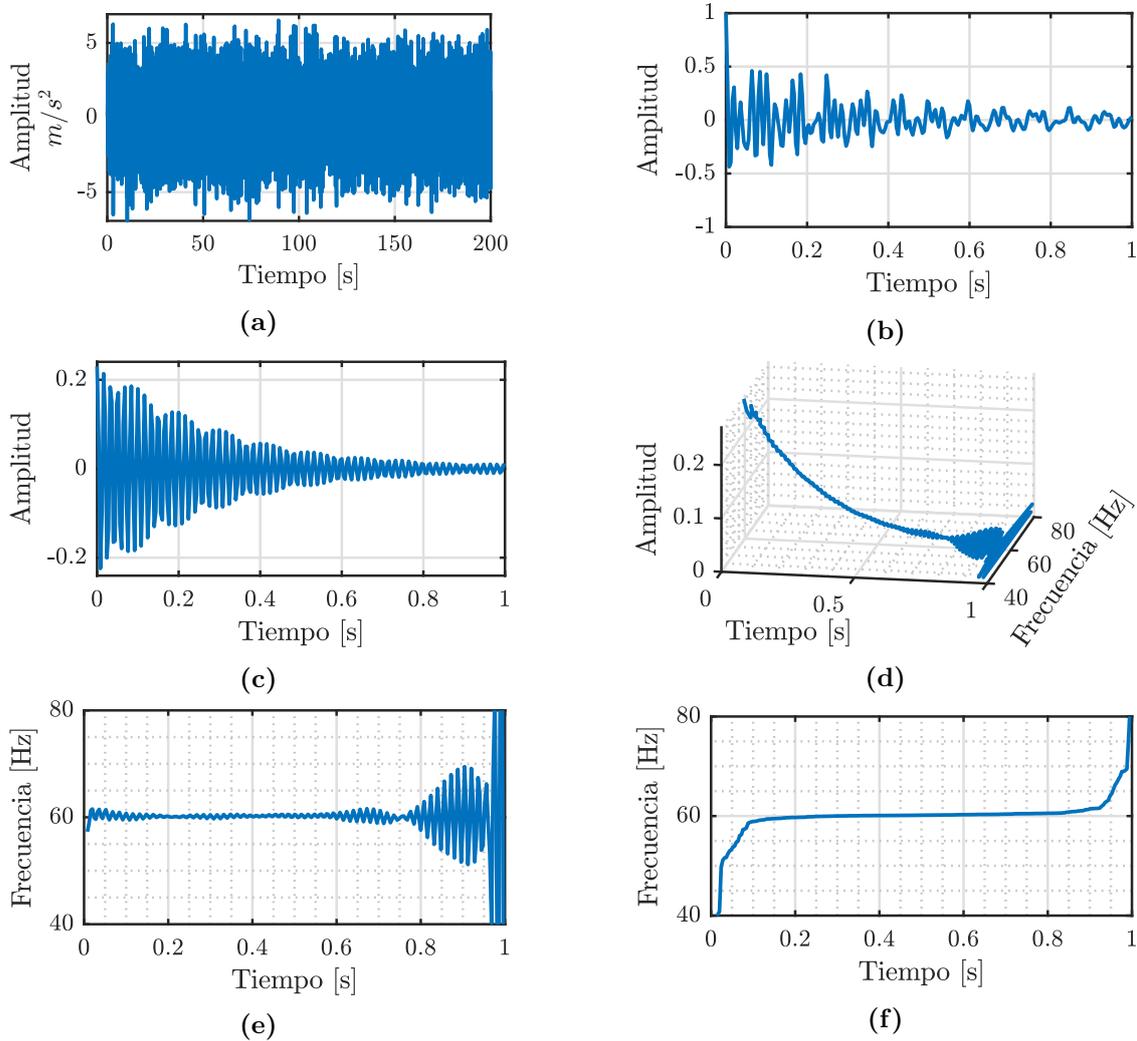
$$\zeta = \frac{\beta}{2\pi\omega} \quad (4.3)$$

donde  $\omega$  es la NF de cada modo, respectivamente.

A continuación, se presenta un ejemplo con la finalidad de demostrar la eficacia del MHS para disminuir posibles picos presentes en la frecuencia instantánea estimada por la HT para el cálculo de la NF y del proceso de estimación de DRs usando la HT y la NLR usando las NFs estimadas de los modos extraídos. Para esto, se propone una prueba utilizando la respuesta analítica de una estructura sometida a vibraciones ambientales. Los datos corresponden al problema de referencia IASC-ASCE SHM Fase I [200], que se describe en detalle en la sección 3.1.1. Específicamente, la señal de vibración se genera mediante un modelo de elementos finitos para simular la respuesta de la estructura, que es proporcionado por Johnson et al. [200, 201].

La Figura 4.1(a) muestra la respuesta simulada correspondiente al sensor 15 que apunta a la dirección  $x$  se coloca en una columna lateral de la estructura (ver Figura 4.5(a)). La señal está compuesta por cuatro frecuencias naturales: 11.79 Hz, 32.01 Hz, 48.44 Hz y 60.15 Hz, con factores de amortiguamiento de 1% e incrustadas en ruido blanco [200]. La señal es generada utilizando una frecuencia de muestreo de 250 Hz para obtener 50000 muestras durante una ventana de tiempo de 200 segundos. Es importante mencionar que los parámetros modales son parámetros globales de la estructura, que pueden estimarse en cualquier parte de la estructura [71]; en este sentido, se selecciona de manera aleatoria solo un modo de los 4 presentes en el sensor número 15, para mostrar la efectividad del MHS. Además, la distribución propuesta del sensor en la estructura busca capturar la mayor cantidad de información posible de la estructura. Se puede encontrar más información en [200, 201]. Luego, se utiliza la ACF para obtener la respuesta de vibración libre 4.1(b) de la señal del sensor 15 en la dirección  $x$  durante una ventana de tiempo de 1 segundo (250 muestras). Esta ventana de tiempo ofrece un número suficiente de muestras para calcular la respuesta amortiguada libre de la señal analizada [71]. Después de esto, esta señal se descompone mediante el método NMD, donde se extraen cuatro señales monocomponentes;

pero, como se mencionó anteriormente, solo se analiza una frecuencia o un monocomponente en la siguiente etapa para ilustrar la efectividad del método MHS.

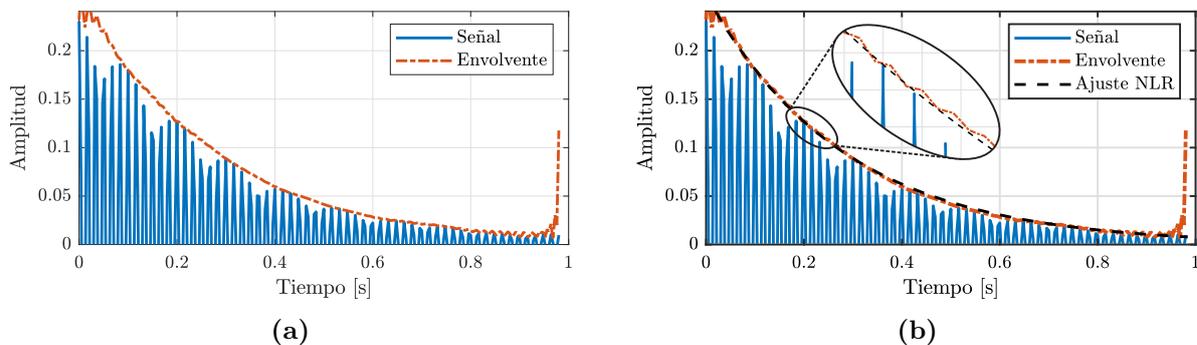


**Figura 4.1.** Eficacia del espectro marginal de Hilbert. (a) Respuesta simulada, (b) respuesta de vibración libre, (c) modo analizado, (d) Espectro de Hilbert en 3D de la banda de frecuencia extraída, (e) representación 2D del espectro de Hilbert, (f) MHS.

La Figura 4.1(c) muestra la señal monocomponente estimada, que se corresponde con la frecuencia natural de 60.15 Hz. Una vez seleccionada esta señal, es procesada mediante la HT para estimar su NF. En la Figura 4.1(d) presenta un espectro de Hilbert en tres dimensiones donde se pueden observar las variaciones de la amplitud instantánea y la frecuencia a lo largo del tiempo. Por otro lado, la 4.1(e), espectro de Hilbert en 2D, muestra solo las oscilaciones de la frecuencia instantánea a lo largo del tiempo. Observando las Figuras 4.1(d) y 4.1(e), es posible distinguir que la frecuencia instantánea presenta diferentes oscilaciones o picos, lo que limita la estimación exacta de la NF. Finalmente, con el propósito de mitigar las oscilaciones observadas en las Figuras 4.1(d) y 4.1(e), la señal es procesada mediante MHS. La Figura 4.1(f) muestra en un plano de tiempo-frecuencia el resultado obtenido luego de aplicar el MHS. Con base en esta Figura, las oscilaciones o picos en la

frecuencia instantánea estimada por la HT se reducen, lo que permite una estimación exacta de la NF. Además, para una mejor apreciación de la frecuencia instantánea usando MHS, el MHS se traza en un plano de tiempo-frecuencia. Finalmente, para superar los efectos de borde por el uso del HT, se estiman las frecuencias naturales evitando las partes inicial y final de esta gráfica.

Seguidamente, se analiza la efectividad del proceso de estimación de los DRs mediante la HT y la NLR, usando el modo estimado en la parte anterior. La Figura 4.2(a) muestra la envolvente estimada mediante la HT, donde se puede observar que la HT puede generar oscilaciones o fluctuaciones en la envolvente, lo que limitaría una correcta estimación del DR. Por lo tanto, el ajuste a la curva que se realiza mediante la NLR se aplica a la envolvente estimada por HT evitando estas oscilaciones. La Figura 4.2(b) muestra la curva de ajuste que permite una estimación exacta del DR utilizando las ecuaciones (4.2) y (4.3). Este ejemplo permite ilustrar la efectividad del MHS para disminuir posibles picos en la frecuencia instantánea y mejorar la exactitud para la estimación de DRs usando el método HT y el NLR. En concreto, para este ejemplo, los valores teóricos de NF y DR son de 60.15 Hz y 1 % respectivamente [200]. Los valores estimados son 60.19 Hz para la NF y 0.95 % para el DR, obteniendo 0.07 % y 5 % de errores relativos respecto a los valores teóricos de NF y DR, respectivamente. Además, según Su et al. [218], estos resultados estimados de NF y DR se consideran exactos porque sus errores relativos con respecto a los teóricos están dentro del 2 % y 20 %, respectivamente.



**Figura 4.2.** Proceso de estimación de los DRs. (a) señal envolvente y, (b) ajuste de curva para la estimación del DR.

Finalmente, la efectividad de la metodología propuesta para el caso de estudio 1 se valida mediante el análisis de tres ejemplos compuestos por señales sintéticas y reales. En primer lugar, se analiza un ejemplo numérico, donde se simulan cuatro señales con la forma de una respuestas libre amortiguada, emulando las salidas que se deberían obtener de un sistema 4-DOF. En segundo y tercer lugar, se analizan las señales de vibración, generadas sintética y experimentalmente medidas in situ, correspondientes a las fases I y II del problema de referencia IASC-ASCE SHM, respectivamente. Es importante mencionar que los datos proporcionados [200, 202] permiten: (a) Comparar los resultados obtenidos al

utilizar el método propuesto con un modelo de elementos finitos (FEM) y otras metodologías presentadas en la literatura que emplean los mismos datos (Fase I), y (b) Evaluar la propuesta bajo vibraciones ambientales reales (Fase II). Es importante mencionar también que las señales estudiadas están incrustadas en ruido de alto nivel y su información relevante presenta una amplitud muy baja. El método propuesto se implementa en MATLAB.

#### 4.1.1. Ejemplo numérico

Para demostrar la efectividad de la metodología propuesta, se propone un ejemplo numérico, donde se proponen cuatro señales con la forma de una respuestas libre amortiguada sin ruido, emulando las salidas que se deberían obtener de un sistema con 4-DOF. Para esto se toma como referencia la ecuación (2.39) y la Figura 2.10. Es muy importante mencionar que, una estructura civil con cierto grado de geometría simétrica tienden a presentar modos poco espaciados, por esto se proponen frecuencias estrechamente espaciadas y con diferentes factores de amortiguamiento. Finalmente, para comprobar la inmunidad al ruido de la propuesta las señales se incrustan en ruido de alto nivel. La señal simulada se representa mediante la ecuación (4.4):

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{i=1}^N \left[ A_i e^{-2\pi\zeta_i n_i t} \sin \left( 2\pi f_{n_i} \sqrt{1 - \zeta_i^2} t \right) + \eta_i(t) \right] \quad (4.4)$$

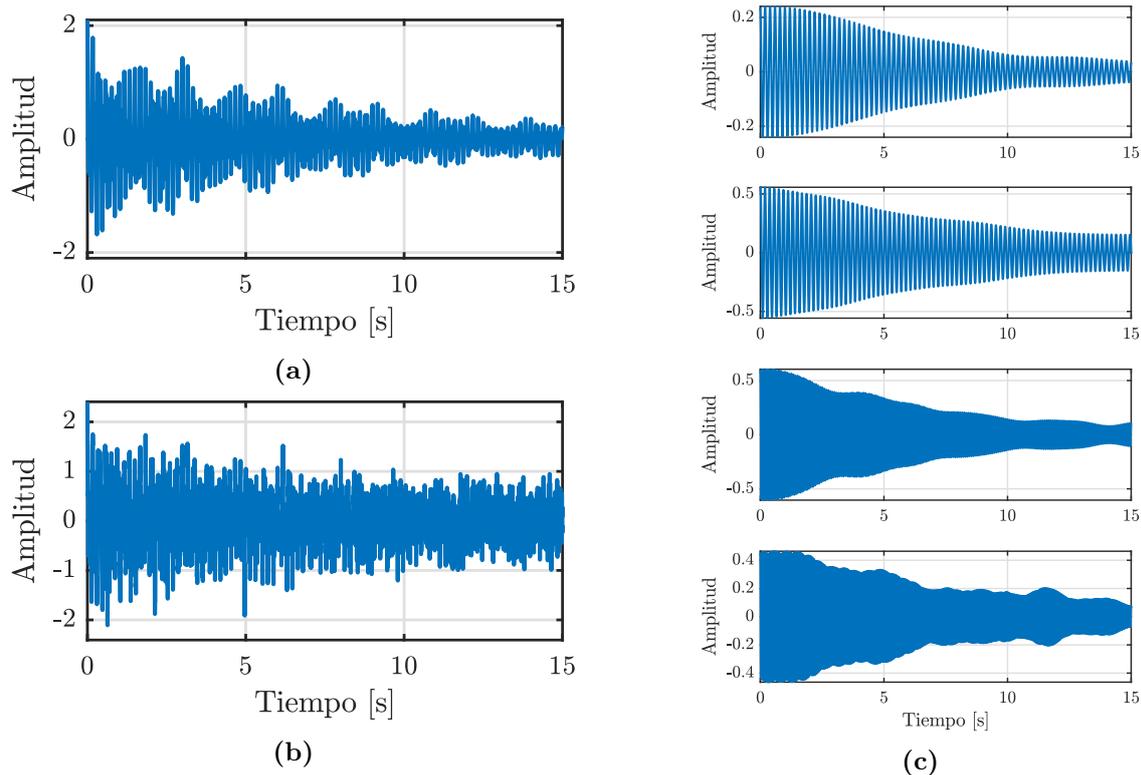
donde,  $A_i$  son la amplitud,  $f_{n_i}$  la frecuencia natural y  $\zeta_i$  el factor de amortiguamiento de la  $i$ -ésima banda de frecuencia, respectivamente,  $N$  el número total de bandas de frecuencias, y  $\eta_i(t)$  es la secuencia de ruido agregada a cada señal.

La señal analítica está compuesta por cuatro modos con frecuencias naturales:  $f_{n_1} = 5$  Hz,  $f_{n_2} = 5.35$  Hz,  $f_{n_3} = 12$  Hz y  $f_{n_4} = 18$  Hz. Los factores de amortiguamiento correspondientes son  $\zeta_1 = 0.4\%$ ,  $\zeta_2 = 0.3\%$ ,  $\zeta_3 = 0.2\%$  y  $\zeta_4 = 0.1\%$ , respectivamente. Las amplitudes son  $A_1 = 0.3$ ,  $A_2 = 0.6$ ,  $A_3 = 0.7$  y  $A_4 = 0.5$ , respectivamente. La señal se genera durante 15 segundos con una frecuencia de muestreo de 200 Hz, dando como resultado 3000 muestras. Los valores utilizados en este ejemplo numérico se seleccionan de acuerdo con [4]. Además, se agrega un ruido blanco con una relación señal/ruido de 1dB a la señal generada, lo que representa un ruido de alto nivel con respecto a la señal el cual se utiliza para mostrar la inmunidad al ruido y la eficacia de la propuesta.

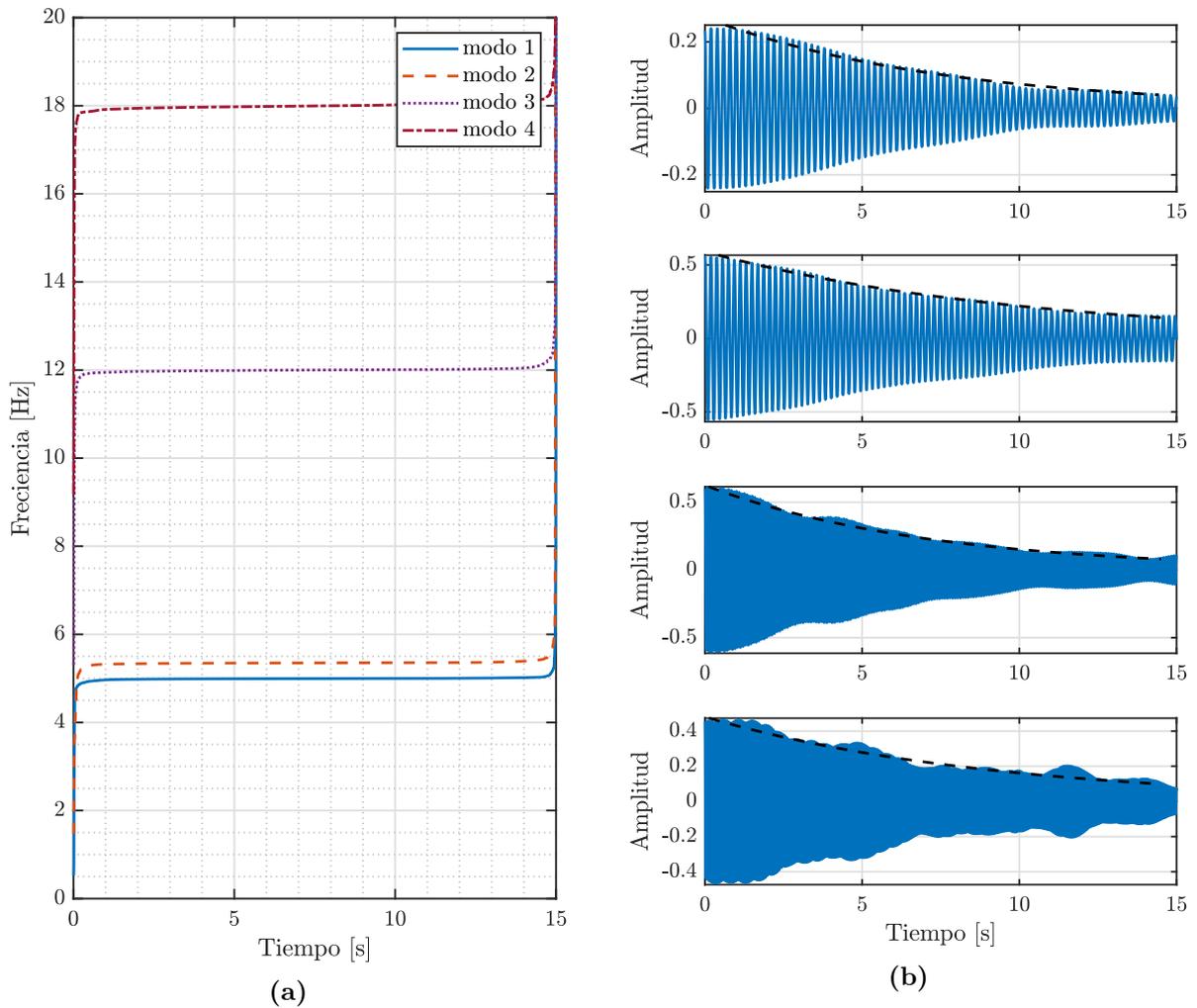
La Figura 4.3 muestra la señal sintética generada y la descomposición en sus monocponentes, específicamente la Figura 4.3(a) muestra la señal sin ruido, la Figura 4.3(b) la señal con ruido y la Figura 4.3(c) muestra las bandas de frecuencia estimadas usando el NMD, donde es posible observar que el método es capaz de descomponer la señal según las frecuencias contenidas en la señal. Particularmente, en este ejemplo, no se requiere el

método ACF porque la señal sintética generada es una respuesta libre amortiguada. La técnica NMD se emplea para descomponer la señal en sus diferentes bandas de frecuencia (cada una con una sola frecuencia), que se corresponden con las frecuencias introducidas en la señal sintética.

Una vez que la señal se descompone en sus monocomponentes mediante la técnica NMD, se utiliza la HT y el MHS para estimar la frecuencia de cada monocomponente, que corresponden con las NFs del sistema analizado. La Figura 4.4(a) muestra las frecuencias naturales estimadas en un plano tiempo-frecuencia, donde es posible observar que los valores de las frecuencias estimadas son similares a los valores seleccionados para crear la señal analítica. Finalmente, el valor de DR de cada monocomponente se estima fusionando la HT y la NLR. La Figura 4.4(b) muestra la curva de ajuste estimada para cada monocomponente, que se utiliza para calcular los valores de DR de acuerdo con un NLR basado en una curva exponencial.



**Figura 4.3.** Señal sintética generada. (a) Sin ruido, (b) con ruido, (c) monocomponentes estimados por la NMD.



**Figura 4.4.** Resultados para el ejemplo numérico: (a) con ruido, (b) envolventes estimados de cada monocomponente.

**Tabla 4.1.** Comparación de las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento estimados por la propuesta y los valores teóricos

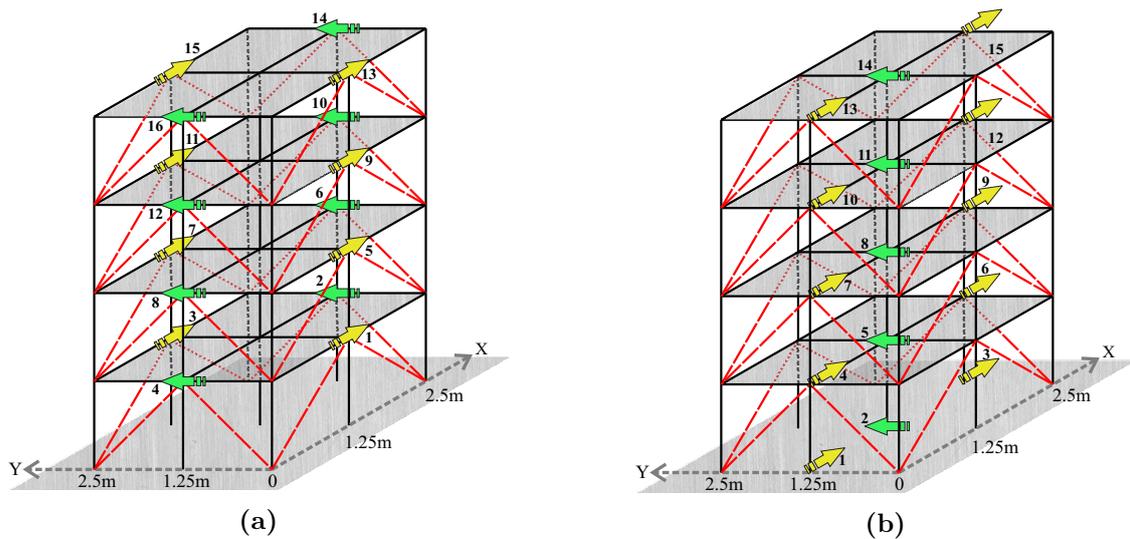
Valores Teóricos			Valores estimados	
Modo	$f_n$ [Hz]	$\zeta$ [%]	NF [Hz] ( $\varepsilon_r$ %)	DR [%] ( $\varepsilon_r$ %)
1	5.0	0.4	4.9994 (0.0120)	0.3964 (0.9)
2	5.35	0.3	5.3498 (0.0037)	0.2970 (1.0)
3	12.0	0.2	12.0019 (0.0158)	0.1938 (3.1)
4	18.0	0.1	18.0005 (0.0028)	0.0954 (4.6)

La Tabla 4.1 muestra los valores teóricos y estimados de NFs y DRs para el ejemplo numérico. Al observar los valores de NFs estimados contra los propuestos, el error relativo máximo obtenido ( $\varepsilon_r$ ) es 0.0158% correspondiente al tercer modo con una frecuencia teórica de 12 Hz (resaltado en gris claro en la Tabla 4.1). De igual manera, al observar los DRs

estimados, el  $(\varepsilon_r)$  máximo obtenido es de 4.6% que corresponde al cuarto modo con una DR teórica de 0.1% (resaltada en gris oscuro en la Tabla 4.1). Como se mencionó anteriormente, estas NFs y DRs obtenidos se consideran exactos porque sus errores relativos con respecto a los teóricos están por debajo del 2% y 20%, respectivamente [218]; Así, estos resultados indican que la propuesta es eficiente para analizar señales ruidosas con modos poco espaciados.

## Problema de referencia IASC-ASCE SHM

Con la finalidad de validar la eficacia del nuevo método bajo situaciones realistas, las Fase I y la Fase II del problema de referencia IASC-ASCE SHM son analizadas. El problema de referencia se trata de una estructura de marco de acero 3D de cuatro pisos, dos bahías por dos bahías, con dimensiones de 2.5 m por 2.5 m en planta y una altura total de 3.6 m (ver Figura 3.2(b)).



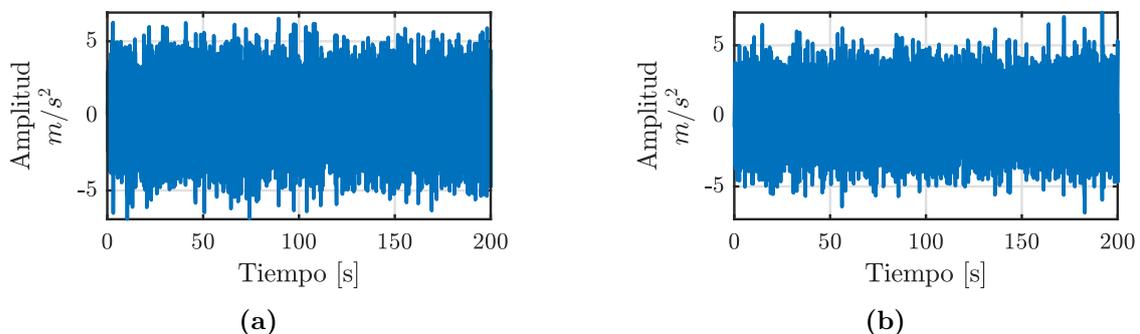
**Figura 4.5.** Estructura de pruebas del problema de referencia IASC-ASCE SHM: (a) ubicación de los sensores para la Fase I y (b) ubicación de los sensores para la Fase II.

Primero, la fase analítica (Fase I), se utiliza el código de análisis FEA programado en MATLAB para generar datos sintéticos de la estructura de referencia, el código es proporcionado por Johnson et al. [200, 201]. Para esta sección, los datos simulados se configuran para la estructura no dañada con 12-DOF. El modelo se excita con entradas de banda ancha aplicadas en el centro geométrico de cada piso a lo largo de las direcciones  $x$  e  $y$  (ver Figura 4.5(a)) [200, 201]. Las señales de vibración son adquiridas por dieciséis sensores ubicados en las columnas laterales del edificio en los cuatro pisos, como se muestra en la Figura 4.5(a). En segundo lugar, la fase experimental (Fase II) utiliza datos reales medidos en la estructura sometida a cargas ambientales debido al viento, peatones y tráfico. Las

señales de vibración se midieron in situ en la estructura real mediante quince acelerómetros de tres ejes colocados a lo largo del marco en grupos de tres en cada nivel del piso, incluida la base del edificio. Como se muestra en la Figura 4.5(b), en cada piso, los sensores se ubican en la estructura de la siguiente manera: dos sensores se colocan en las columnas laterales apuntando a la dirección  $x$  (flechas de color amarillo), y el otro sensor se coloca cerca de la columna central apuntando a la dirección  $y$  (flechas de color verde). En el sitio web del problema de referencia de ASCE SHM [201], y Dyke et al. [202] se puede encontrar una descripción más detallada de la estructura de la prueba y el procedimiento experimental.

#### 4.1.2. Análisis Fase I

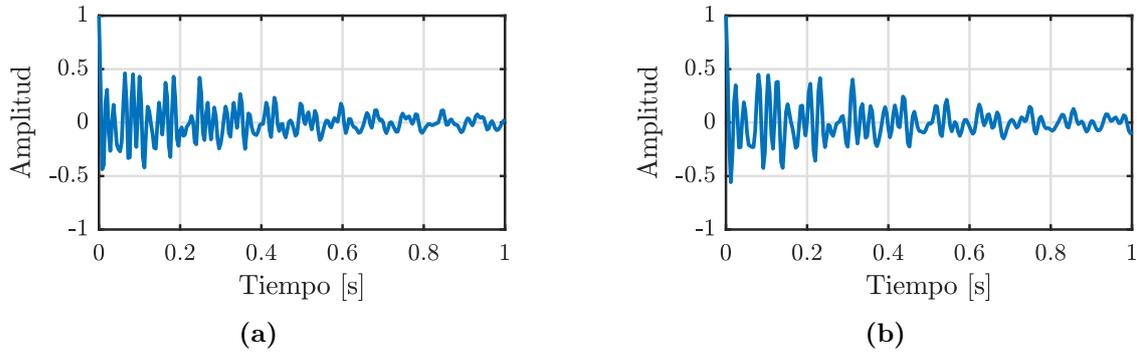
El método propuesto se prueba con respuestas estructurales más realistas para validar su eficacia. En este sentido, los datos sintéticos se generan con el código fundamentado en FEA proporcionado por Johnson et al. [200, 201]. Para crear las señales sintéticas [200, 201], el edificio simulado se somete a ruido blanco, similar a las vibraciones ambientales, en las direcciones  $x$  e  $y$ . En consecuencia, la respuesta estructural se genera durante una ventana de tiempo de 200 segundos con una frecuencia de muestreo de 250 Hz [219], lo que da como resultado 50000 muestras. Se selecciona un factor de amortiguamiento modal del 1% para cada modo y se agrega como ruido un treinta por ciento (30%) de la raíz cuadrada media (RMS) de respuesta de estructura más grande. En la Figura 4.6 se muestra un ejemplo de las señales sintéticas generadas, que corresponden al sensor 15 en la dirección  $x$  (Figura 4.6(a)) y al sensor 16 en la dirección  $y$  (Figura 4.6(b)). Debido a que las NFs y los DRs son parámetros globales de la estructura que se pueden estimar en cualquier ubicación de la misma [4], es importante aclarar que los sensores seleccionados en la Figura 4.6 son solo para fines de comparación con otras metodologías reportadas previamente [4, 71].



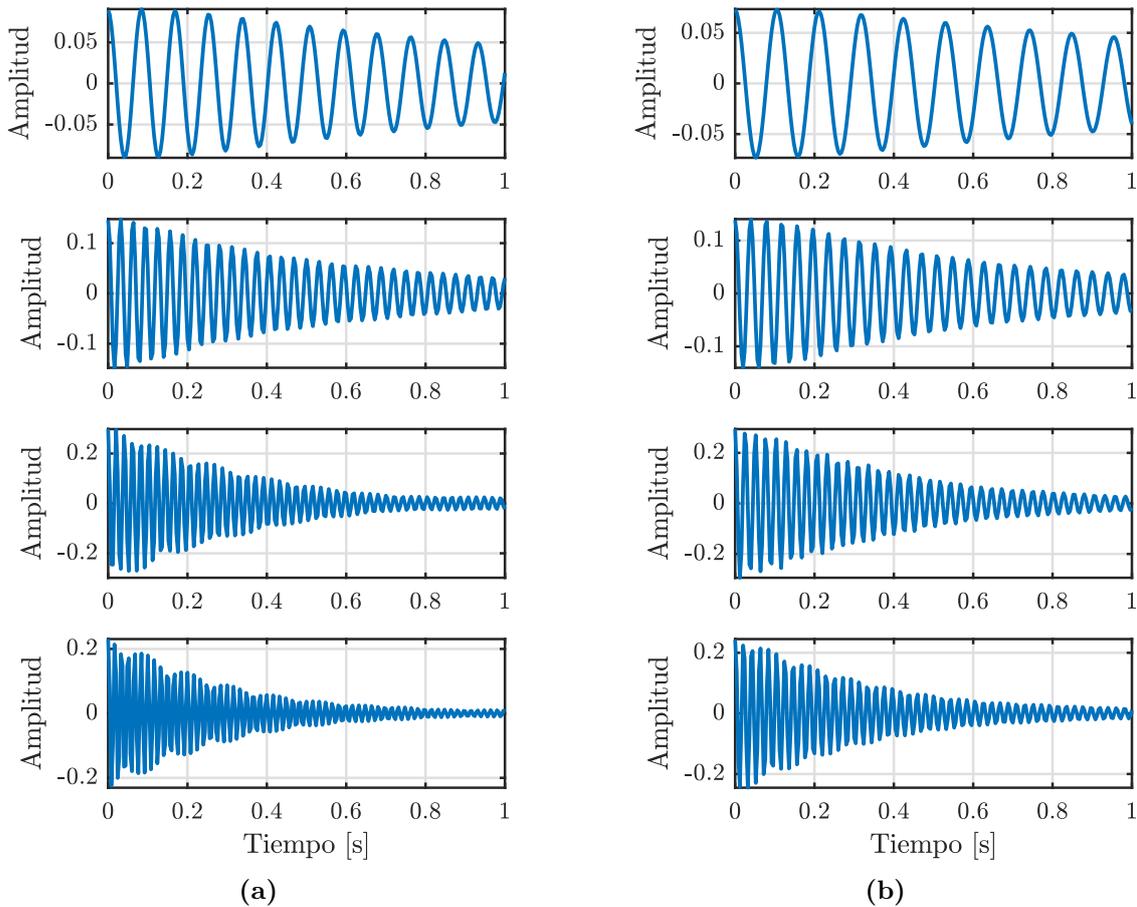
**Figura 4.6.** Señales sintéticas correspondientes a los sensores: (a) 15 en la dirección  $x$ , y (b) 16 en la dirección  $y$ .

Siguiendo la metodología propuesta, para estimar las NFs y los DRs se analizan los datos de los dieciséis sensores ubicados en el edificio (ver Figura 4.5(a)). En primer lugar, se utiliza la ACF para obtener las respuestas libres amortiguada a partir de las señales sintéticas

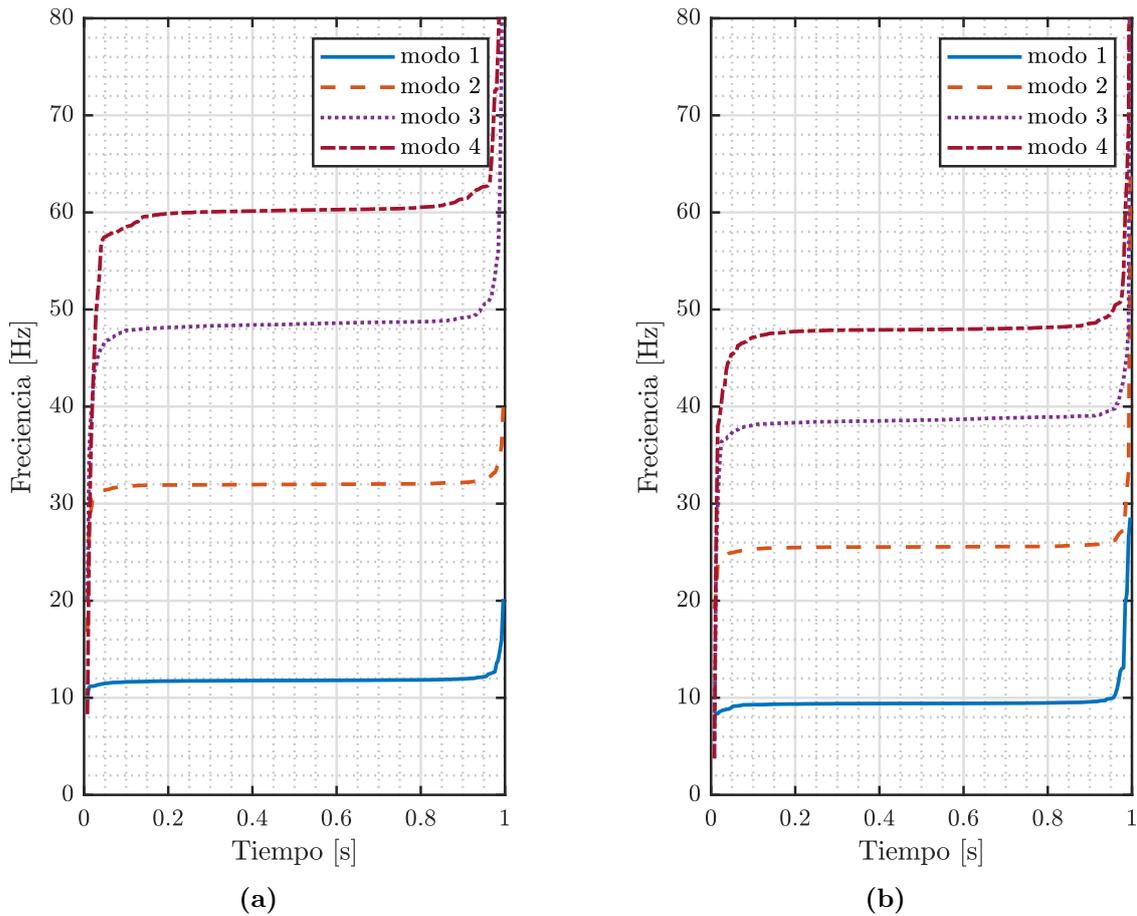
generadas durante una ventana de tiempo de 1 segundo (250 muestras), que es una ventana de tiempo adecuada para calcular la respuesta libre amortiguada de las señales analizadas [4]. La Figura 4.7 muestra las respuestas libres amortiguadas obtenidas a partir de las señales sintéticas mostradas en la Figura 4.6, específicamente, el sensor 15 en la dirección  $x$  (Figura 4.7(a)) y el sensor 16 en la dirección  $y$  (Figura 4.7(b)).



**Figura 4.7.** Respuestas de vibración libre amortiguada estimadas a partir de las señales sintéticas de la fase analítica para los sensores: (a) 15 en la dirección  $x$ , y (b) 16 en la dirección  $y$ .



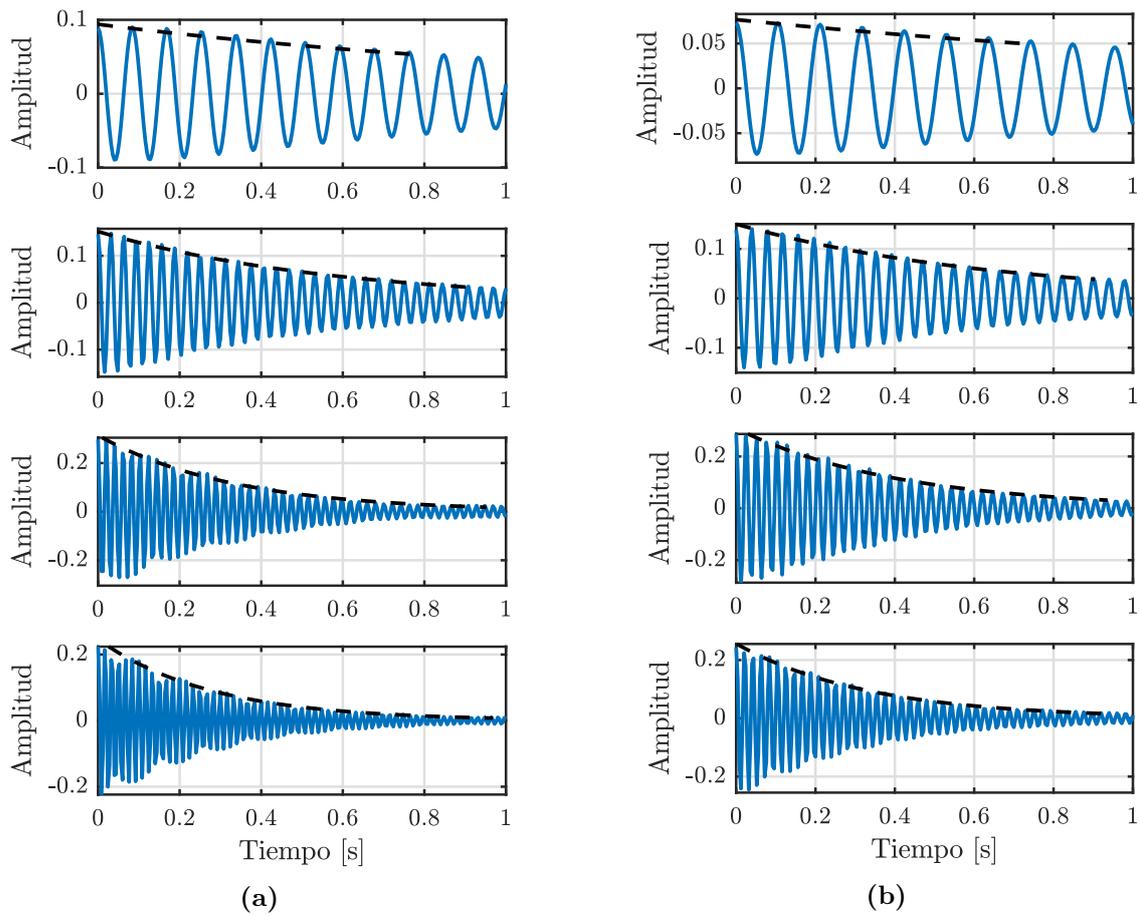
**Figura 4.8.** Monocomponentes de vibración libre mediante NMD para la fase analítica, sensores: (a) 15 en la dirección  $x$ , y (b) 16 en la dirección  $y$ .



**Figura 4.9.** Frecuencias naturales estimadas para la fase analítica, sensores: (a) 15 en la dirección  $x$ , y (b) 16 en la dirección  $y$ .

Una vez estimadas las respuestas libres amortiguadas mediante la ACF, éstas se descomponen en sus monocomponentes mediante el método NMD. La Figura 4.8 muestra los monocomponentes estimados para los sensores: 15 en la dirección  $x$  (Figura 4.8(a)) y 16 en la dirección  $y$  (Figura 4.8(b)) usando la descomposición NMD. Después de descomponer las señales en sus monocomponentes individuales utilizando el método NMD, se estiman las NFs mediante los métodos de la HT y el MHS. La Figura 4.9 muestra las NFs estimadas de los monocomponentes que se muestran en la Figura 4.8. Los valores de NFs en la Figura 4.9(a) corresponden al sensor 15 en la dirección  $x$  y los valores de NFs en la Figura 4.9(b) corresponden al sensor 16 en la dirección  $y$ .

Finalmente, los valores de DR de cada monocomponente se estiman fusionando la HT y la NLR. Las Figuras 4.10(a) y 4.10(b) muestran las curvas de ajuste estimadas para cada monocomponente de las Figuras 4.8(a) y 4.8(b) respectivamente, que se utilizan para calcular los valores de DR de cada monocomponente del sensor 15 en dirección  $x$  y sensor 16 en dirección  $y$ .



**Figura 4.10.** Curvas estimadas para los factores de amortiguamiento de la fase analítica para los sensores: (a) 15 en la dirección  $x$ , y (b) 16 en la dirección  $y$ .

**Tabla 4.2.** Frecuencias naturales estimadas, Fase I.

Modo-dir.	FEA [201]	Luş et al. [219]	Perez-Ramirez et al. [4]	Amezquita-Sanchez et al. [71]	Metodología propuesta
	$f_n$ [Hz]	$f_n$ [Hz] ( $\varepsilon_r$ [%])			
1 – $y$	9.41	9.41 (0.00)	9.407 (0.03)	9.41 (0.00)	9.41 (0.00)
2 – $x$	11.79	11.79 (0.00)	11.82 (0.20)	11.84 (0.42)	11.79 (0.00)
3 – $y$	25.54	25.55 (0.04)	25.55 (0.03)	25.51 (0.12)	25.55 (0.04)
4 – $x$	32.01	32.01 (0.00)	31.95 (0.20)	32.10 (0.28)	31.99 (0.06)
5 – $y$	38.66	38.66 (0.00)	38.61 (0.13)	38.70 (0.10)	38.62 (0.10)
6 – $y$	48.01	48.09 (0.17)	47.97 (0.08)	47.97 (0.08)	47.95 (0.12)
7 – $x$	48.44	48.45 (0.02)	48.50 (0.10)	48.58 (0.29)	48.49 (0.10)
8 – $x$	60.15	60.15 (0.00)	60.35 (0.33)	60.30 (0.25)	60.19 (0.07)

Las Tablas 4.2 y 4.3 resumen las NFs ordenadas en forma ascendente y los DRs

estimados utilizando el método propuesto para la fase analítica, respectivamente. Además, los valores de NFs y DRs estimados utilizando la propuesta se comparan con los valores estimados por FEA de estructura simulada [201] y otros trabajos recientes presentados en la literatura que utilizan los mismos datos [4, 71, 219].

**Tabla 4.3.** Factores de amortiguamiento estimados, Fase I.

Modo-dir.	FEA	Perez-Ramirez	Amezquita-Sanchez	Metodología
	[201]	et al. [4]	et al. [71]	propuesta
	$\zeta$ [%]	$\zeta$ [%] ( $\varepsilon_r$ [%])	$\zeta$ [%] ( $\varepsilon_r$ [%])	$\zeta$ [%] ( $\varepsilon_r$ [%])
1 – y	1	0.90 (10)	0.93 (7)	0.97 (3)
2 – x	1	0.96 (4)	1.00 (0)	1.00 (0)
3 – y	1	0.88 (12)	0.90 (10)	0.99 (1)
4 – x	1	0.85 (15)	1.09 (9)	0.95 (5)
5 – y	1	0.86 (14)	1.04 (4)	1.00 (0)
6 – y	1	1.04 (4)	0.94 (6)	0.99 (1)
7 – x	1	1.00 (0)	1.05 (5)	1.01 (1)
8 – x	1	1.10 (10)	1.09 (9)	0.95 (5)

En primer lugar, observando los resultados resumidos en la Tabla 4.2, las NFs estimadas utilizando la metodología propuesta son muy similares a los valores teóricos, así como a los resultados presentados por los otros autores. Las NFs estimadas presentan un error relativo máximo de 0.12 % que se encuentra por debajo del máximo permitido del 2 % [218], en comparación con los valores estimados por otras obras donde se reporta un error relativo máximo de 0.42 %. Por lo tanto, la propuesta puede estimar las NFs de la estructura con mayor exactitud.

En segundo lugar, es de gran importancia señalar que la principal ventaja de la metodología propuesta es la capacidad de identificar los DRs con una alta exactitud. Por lo tanto, al examinar la Tabla 4.3, se puede observar que los DRs estimados utilizando el método propuesto son más pequeños que los informados por Pérez-Ramirez et al. [4] y Amezquita-Sanchez et al. [71]. El error relativo máximo obtenido para los DRs mediante el uso de la propuesta es del 5 %, que está por debajo del 20 % [218] máximo permitido. La estimación se mejora al menos en un 44.44 % con respecto a los errores relativos reportados por Pérez-Ramirez et al. [4] y Amezquita-Sanchez et al. [71] donde sus errores relativos máximos son del 15 % y el 10 %, respectivamente. Por tanto, estos resultados muestran que la metodología propuesta presenta una alta inmunidad al ruido y los parámetros modales

pueden estimarse con exactitud.

Perez-Ramirez et al. [4] proponen una metodología fundamentada en la fusión de los algoritmos SWT, la técnica de decremento aleatorio (RDT, por sus siglas en inglés), la HT y el filtro de Kalman (KF, por sus siglas en inglés) para estimar las frecuencias naturales y los coeficientes de amortiguamiento del problema de referencia. En esta propuesta, se utiliza la técnica RDT para estimar las respuestas de vibración libre; pero es susceptible al ruido contenido en la señal, lo que puede afectar la exactitud en la estimación de los valores de DRs [4]. Además, los autores aplicaron el algoritmo KF para minimizar los posibles errores de variación en el tiempo y picos de amplitud añadidos por la HT, pero su rendimiento depende de la selección adecuada del ruido para las variables de estado y observación [71]. La metodología propuesta por Amezcuita et al. [71] combina el algoritmo MUSIC, EWT y la HT. El algoritmo MUSIC-EWT se utiliza para identificar las NFs y descomponer la respuesta de vibración en sus modos de vibración individuales de la estructura. Luego, la respuesta de vibración libre amortiguada de cada monocomponente se estima utilizando el método NExT [57]. Los DRs se estiman fusionando la HT y un análisis CEA y una operación de ajuste de curva. El análisis CEA se utiliza para suavizar y minimizar cualquier posible error en la señal de envolvente estimada por el método HT.

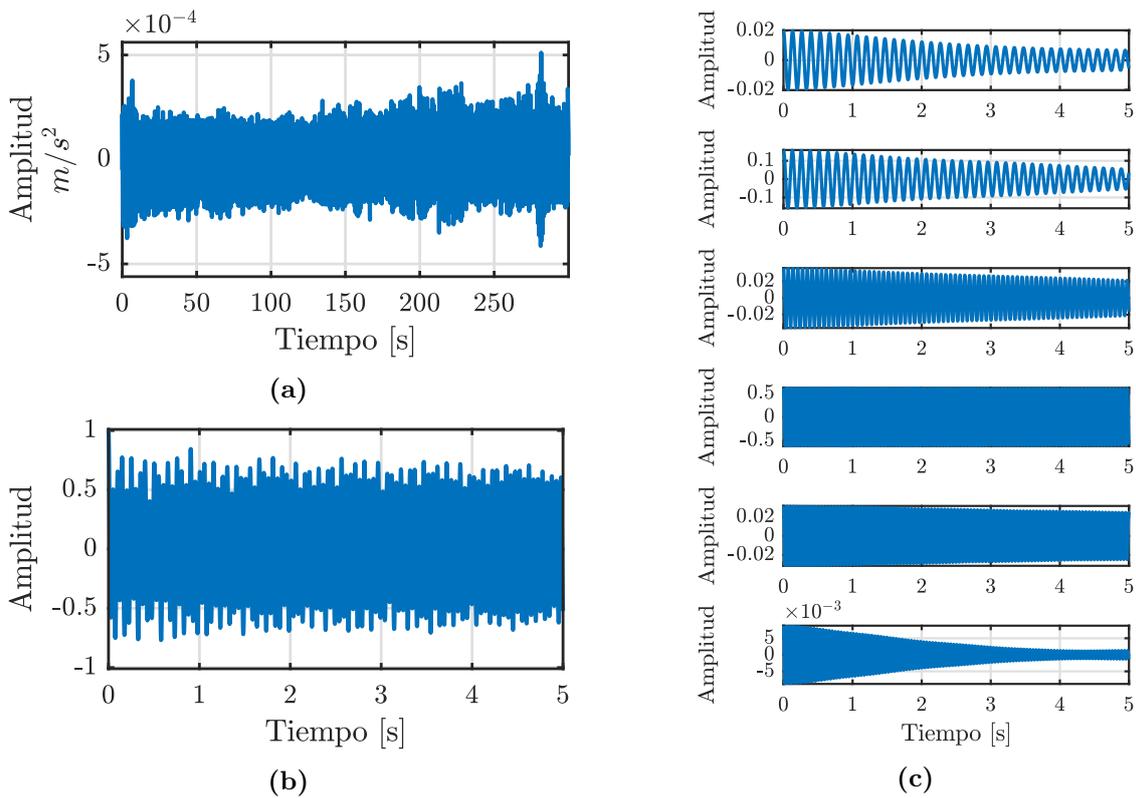
Aunque la metodología propuesta y las otras propuestas por Pérez-Ramirez et al. [4] y Amezcuita et al. [71] emplean la HT, es importante tener en cuenta que las otras metodologías necesitan emplear una corrección de la señal de envolvente para garantizar un resultado preciso de la estimación de los DRs, a diferencia de la propuesta donde no se utiliza ningún método de corrección antes del proceso de ajuste de la curva para la estimación de los DRs. Lo anterior indica que los pasos anteriores del método propuesto proporcionan una estimación precisa de la respuesta vibratoria libre amortiguada de la estructura y una extracción de monocomponentes sin importar el nivel de ruido encontrado en la señal. Luego, el proceso de la curva de ajuste mediante el empleo de una NLR supera cualquier posibles errores o picos encontrados utilizando la HT.

### 4.1.3. Análisis Fase II

Para evaluar la metodología propuesta con datos reales, se analizan los datos experimentales de la fase II del Problema de referencia IASC-ASCE SHM cuando la estructura es sometida a vibraciones ambientales [201, 202]. Los datos analizados fueron producidos por viento, tráfico vehicular y peatonal cerca de la estructura; por lo tanto, las señales medidas están incrustadas en un alto nivel de ruido y la información relevante presenta una amplitud muy baja [202]. Las respuestas de vibración de la estructura se midieron durante 300 segundos con una frecuencia de muestreo de 200 Hz, lo que da como

resultado 60000 muestras [202]. Estas señales se midieron mediante quince acelerómetros de tres ejes colocados a lo largo de la estructura, como se muestra en la Figura 4.5(b). Como los parámetros modales analizados son parámetros globales de la estructura, se pueden estimar en cualquier ubicación de la misma [71], por lo que se utiliza como ejemplo para visualizar la metodología propuesta bajo datos reales el sensor 7 en la dirección  $x$  (ver Figura 4.5(b)).

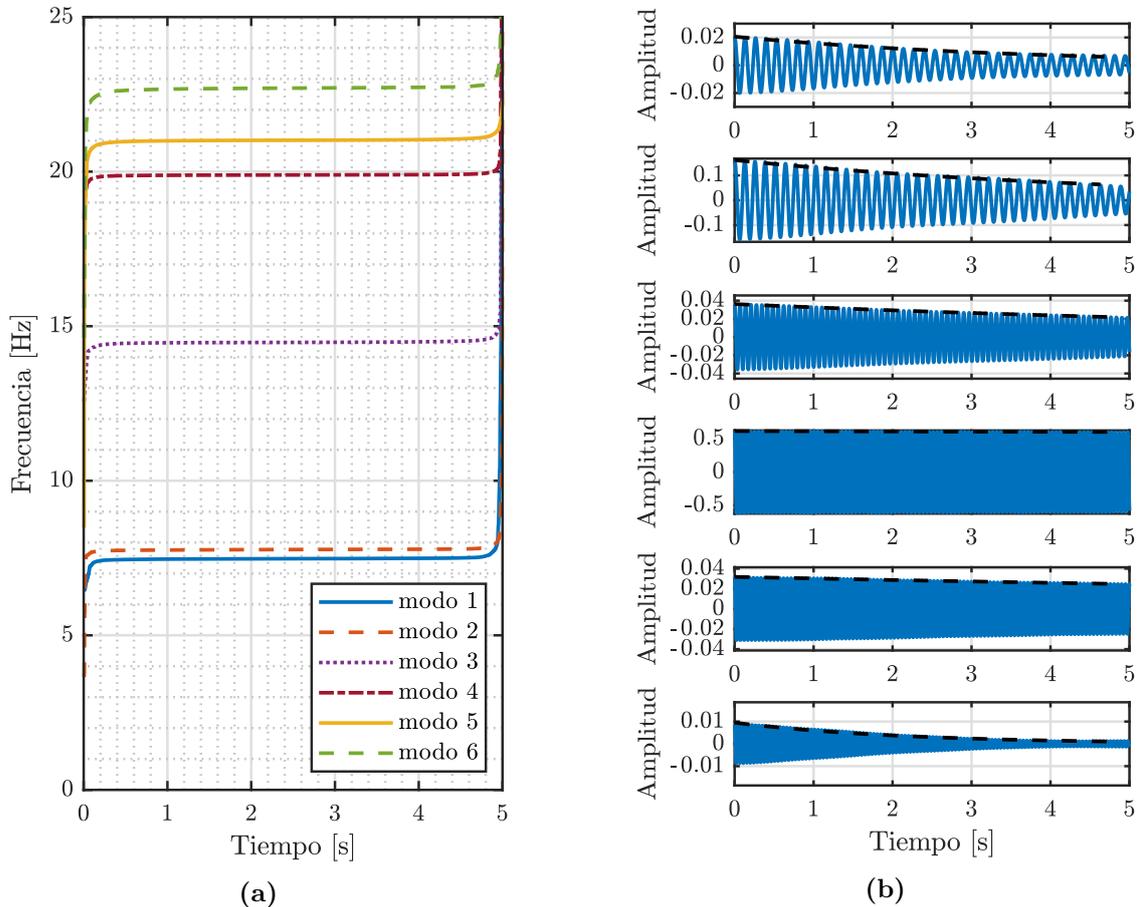
En primer lugar, la señal de vibración medida correspondiente al sensor 7 en la dirección  $x$  se muestra en la Figura 4.11(a). Esta señal se analiza mediante la ACF para estimar su respuesta de vibración libre amortiguada. La ventana de tiempo se estableció en cinco segundos (1000 muestras) ya que esta ventana de tiempo ofrece un número adecuado de muestras para calcular la respuesta de vibración libre amortiguada de las señales analizadas. La Figura 4.11(b) muestra la respuesta de vibración libre amortiguada obtenida a partir de la señal medida experimentalmente, Figura 4.11(a), correspondiente al sensor 7 en la dirección  $x$ .



**Figura 4.11.** Resultados para el problemas de referencia Fase II. (a) Señal de vibración experimental del sensor 7 en la dirección  $x$ , (b) respuesta de vibración libre amortiguada estimada mediante la ACF, (c) monocomponentes de vibración libre estimados por NMD.

Seguidamente, la respuesta de vibración libre se descompone utilizando la NMD para obtener sus diferentes monocomponentes. La Figura 4.11(b) muestra los monocomponentes estimados para el sensor 7 en la dirección  $x$  usando la NMD. Observando la Figura 4.11(c), se puede apreciar que solo se estimaron seis monocomponentes, de hecho, las NFs podrían

medir indistintamente por cualquier sensor, pero con diferentes amplitudes, es decir, es más complicado en lugares donde la vibración es mínima, por ejemplo, cerca de las uniones de la estructura; sin embargo, las otras dos frecuencias resumidas en la Tabla 4.4 se estiman mediante el análisis de los otros sensores; por tanto, esta Figura es sólo un ejemplo.



**Figura 4.12.** Resultados para el problemas de referencia Fase II. (a) Frecuencias naturales estimadas, (b) envolventes estimadas por cada monocomponente.

En tercer lugar, las NFs se estiman utilizando HT y MHS y los monocomponentes obtenidos. La Figura 4.12(a) muestra las NFs estimadas en un plano de tiempo-frecuencia de los monocomponentes mostrados en la Figura 4.11(a). Finalmente, los valores de DR de cada monocomponente se estiman fusionando HT-NLR. La 4.12(b) muestra las curvas de ajuste estimadas para cada monocomponente, que se utilizan para calcular los valores de DR de acuerdo con la curva NLR.

**Tabla 4.4.** Frecuencias naturales estimadas, Fase II.

Mode-dir.	Ching and Beck [220]	Wu and Li [221]	Alicioğlu and Luş [222]	Perez-Ramirez et al. [4]	Yao et al. [223]	Metodología propuesta
	$f_n [Hz]$	$f_n [Hz]$	$f_n [Hz]$	$f_n [Hz]$	$f_n [Hz]$	$f_n [Hz]$
1 – $x$	7.45	7.495	7.49	7.47	7.49	7.477
2 – $y$	7.67	7.764	7.76	7.77	7.9	7.773
3 – $\theta$	14.45	14.475	14.49	14.51	14.47	14.476
4 – $x$	19.84	19.898	19.89	19.88	19.89	19.891
5 – $y$	20.87	21.025	21.01	21.01	21.01	21.015
6 – $\theta$	--	--	22.69	22.81	--	22.699
7 – $x$	--	--	25.49	25.54	--	25.519
8 – $x$	--	--	28.31	28.15	--	28.147

**Tabla 4.5.** Factores de amortiguamiento estimados, Fase II.

Mode-dir.	Alicioğlu and Luş [222]	Perez-Ramirez et al. [4]	Yao et al. [223]	Metodología propuesta
	$\zeta [\%]$	$\zeta [\%]$	$\zeta [\%]$	$\zeta [\%]$
1 – $x$	0.86	0.87	1.12	0.552
2 – $y$	0.74	0.79	1.04	0.426
3 – $\theta$	0.15	0.11	0.44	0.114
4 – $x$	0	0	0.28	0.003
5 – $y$	0.04	0.08	0.15	0.045
6 – $\theta$	0.38	0.81	--	0.318
7 – $x$	0.09	0.31	--	0.344
8 – $x$	0.25	0.2	--	0.431

Las Tablas 4.4 y 4.5 resumen las NFs y los DR estimados utilizando el método propuesto, respectivamente. Además, se comparan con otros trabajos recientes introducidos en la literatura que analizan los mismos datos [4, 71, 220–223]. Al observar los resultados presentados en la Tabla 4.4, las NFs estimadas por la metodología propuesta son similares a los presentados por los otros investigadores en los modos traslacionales (direcciones  $x$  y  $y$ ) y torsional (dirección  $\theta$ ). Por otro lado, los valores de DRs estimados por la propuesta y las demás metodologías, resumidos en la Tabla 4.5, presentan una diferencia importante en sus valores. Es importante enfatizar que aquí no es posible una comparación con resultados

exactos porque se desconocen las propiedades dinámicas verdaderas de la estructura real [67]. Sin embargo, los resultados obtenidos mediante el uso de este nuevo método pueden considerarse fiables debido a la exactitud demostrada en los ejemplos anteriores (ejemplo numérico y análisis de fase I del problema de referencia) para la estimación de las NFs y los DRs.

En resumen, en este caso de estudio, se presenta una nueva metodología basada en NMD para estimar las NFs y los DRs de estructuras civiles sometidas a fuentes de vibración ambiental. Para mostrar la efectividad de la metodología propuesta, se presentan tres ejemplos 1) una simulación numérica con ruido de alto nivel y modos poco espaciados, 2) la Fase analítica I y 3) la Fase II experimental del problema de referencia IASC-ASCE SHM [200–202] seleccionado de la literatura para fines de comparación.

El ejemplo numérico analiza una respuesta de vibración de amortiguación libre simulada de un sistema 4-DOF con frecuencias muy poco espaciadas, diferentes relaciones de amortiguamiento y ruido de alto nivel con respecto a la señal. Las NFs y los DRs estimados presentan un error relativo máximo con respecto a los valores teóricos de 0.0158 % y 4.6 %, respectivamente, lo que indica que el método propuesto es eficiente para analizar señales ruidosas con modos poco espaciados.

Por otro lado, se evaluó la metodología propuesta utilizando los datos de la fase analítica I y la fase experimental II del problema de referencia IASC-ASCE SHM. Para la fase I, las NFs fueron identificadas con un error relativo máximo de 0.12 % respecto a las teóricas y los DRs estimados presentan un error relativo máximo de 5 %, indicando que la estimación de DRs presenta una mejora del 44.44 % en comparación con otras metodologías introducidas en la literatura que analizan los mismos datos. Además, las NFs y los DRs calculados se consideran exactos porque presentan un error relativo por debajo del 2 % y el 20 %, respectivamente [67, 218]. Para la fase II, una comparación cuantitativa no es posible porque se desconocen las verdaderas propiedades dinámicas de la estructura real [68], sin embargo, las NFs y los DRs estimados para la fase II pueden considerarse confiables ya que en los ejemplos anteriores, el ejemplo numérico y la Fase I, eran exactos aún bajo ruido de alto nivel y con frecuencias poco espaciadas.

Según Iatsenko [135],  $f_0$  determina la resolución tiempo-frecuencia en el método NMD; en este sentido, aumentar  $f_0$  da como resultado una mejor resolución de frecuencia, pero disminuye la resolución de tiempo y viceversa [135]. Por esta razón, debe ajustarse para mejorar la representación de cualquier componente elegido [135]. Por lo tanto, considerando que los valores de frecuencias naturales presentados en ejemplos anteriores de este trabajo y luego de una evaluación experimental de diferentes valores de  $f_0$ , se encontró que un valor de 2 permite la correcta extracción de modos sin modos poco espaciados como los analizados

en Fase I. Por otro lado, un valor de 8 permite analizar correctamente señales con modos poco espaciados.

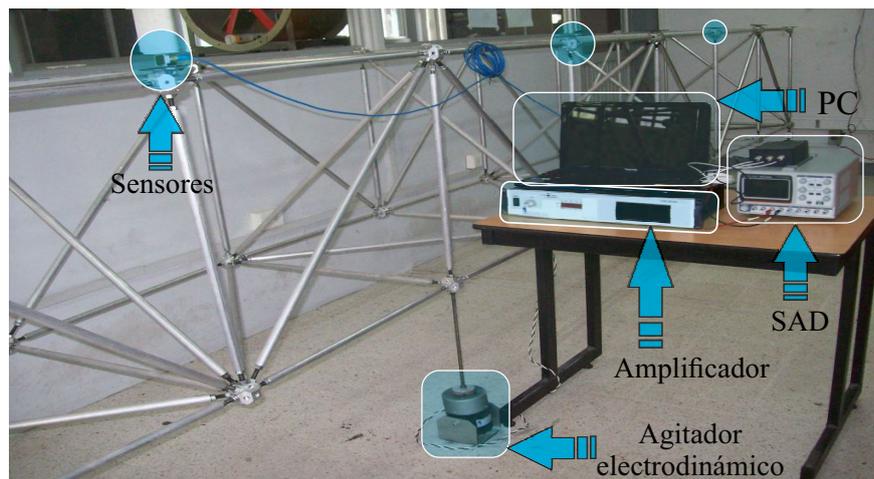
## 4.2. Caso de estudio 2

### 4.2.1. Configuración experimental

La Figura 4.13 presenta la configuración experimental implementada para evaluar la eficacia de la metodología propuesta. Ésta consiste en un puente tipo Armadura (descrito en la sección 3.1.2), ubicado en la Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, México (Figura 4.13(a)).



(a)



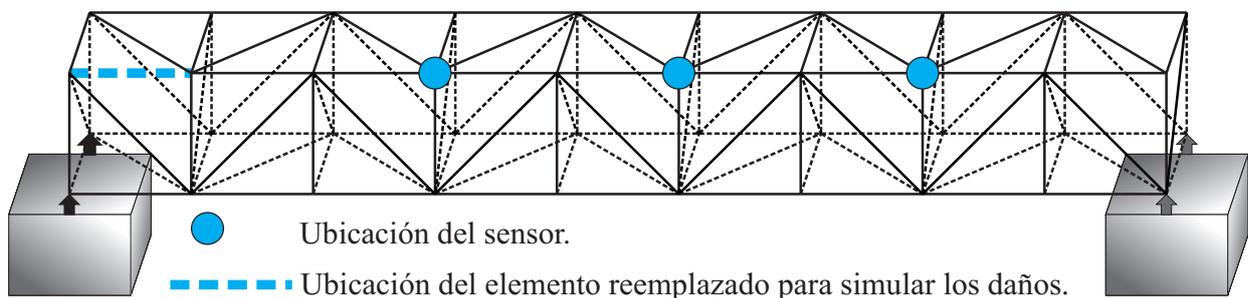
(b)

**Figura 4.13.** Configuración experimental, caso de estudio 2. (a) Estructura puente tipo Armadura, (b) Instrumentación.

El puente se somete a excitaciones dinámicas, ruido blanco, producido por el agitador electrodinámico de Labworks modelo ET-126B, el cual es alimentado por el amplificador de potencia lineal Labworks modelo PA-138. Para medir las respuestas vibratorias del puente,

se emplean tres acelerómetros de tres ejes del modelo 8395A de KISTLER colocados en la cuarta, sexta y octava bahía, indicados por círculos azules en la Figura 4.13(b). Estos acelerómetros son capaces de medir  $\pm 10$  g con una resolución de 400 mV/g, y un ancho de banda de 0 a 1000 Hz. Una vez que las señales de vibración son medidas por los tres sensores, los datos experimentales se almacenan y envían a una PC mediante el uso de un SAD de National Instruments modelo NI-USB-6002 con un convertidor analógico-digital con una resolución de 16 bits. Se establece una frecuencia de muestreo de 5 kHz en el SAD, ya que la excitación presenta un ancho de banda de 0 a 100 Hz. El tiempo de adquisición para cada prueba es de 20 s, lo que da como resultado 100000 muestras. Para generar información estadística, el experimento se repite 10 veces para cada condición (es decir, nivel de daño saludable, incipiente, moderado y severo), para un total de 40 pruebas.

Como se describe en [19], el proceso de degradación o corrosión de los materiales constructivos de una estructura civil, especialmente una estructura tipo Armadura, puede llevar muchos años. Por lo tanto, con el fin de observar el comportamiento de la estructura del puente ante diferentes niveles de daño por corrosión, un elemento de barra en los extremos del puente fue sumergido en ácido clorhídrico, generando daño por corrosión externa sobre el mismo. El daño por corrosión se produjo en el elemento de barra colocado en el primer tramo de la estructura como se observa en la Figura 4.14. Este elemento de barra fue sometido a tres niveles de daño por corrosión, la Figura 4.14 muestra el elemento sano (H), que tiene un diámetro de 19 mm y el elemento dañado presenta una reducción en sus diámetros de 1 mm, 4 mm y 8 mm, respectivamente, que representan los niveles de daño incipiente (I), moderado (M) y severo (S), respectivamente. Es importante enfatizar que se consideró la cantidad de reducción de diámetro que se puede inducir sin comprometer la integridad del miembro [19].



**Figura 4.14.** Ubicación de los sensores y barra dañada.



**Figura 4.15.** Elemento de barra en buen estado (19 mm de diámetro en todas las secciones) y elementos de barra con los diferentes niveles de corrosión (1 mm, 4 mm y 8 mm de reducción de diámetro).

#### 4.2.2. Resultados

Siguiendo la metodología propuesta para el caso de estudio 2 (sección 3.3.2) [156] (Publicación (2) Sección 6.1), en primer lugar, con el fin de incrementar la capacidad de identificación de fallas durante el monitoreo del estado de la estructura, las señales de vibración adquiridas con longitudes de 20 s (100000 muestras) se dividen en un conjunto de ventanas consecutivas de un segundo, obteniendo 20 ventanas de 5000 muestras cada una. La cantidad de ventanas, que representan muestras de la respuesta vibratoria de la estructura, tiene una influencia directa en la capacidad de identificación de fallas durante el monitoreo de la condición de la estructura [168]. En segundo lugar, cada segmento se analiza mediante 14 SFs. Luego, el cincuenta por ciento de las pruebas realizadas para cada condición estudiada (saludable, incipiente, moderada y grave) se seleccionaron de forma aleatoria como el conjunto de datos de entrenamiento y el otro 50% de las pruebas restantes como el conjunto de datos de validación.

Primero, el conjunto de datos de entrenamiento se organiza siguiendo tres pasos principales: En el paso 1, los datos del eje  $A_x$  y  $A_y$  de los tres sensores y cada condición evaluada se organizan en matrices de 100 segmentos por 14 características, donde, los 100 segmentos corresponden a las cinco pruebas que fueron seleccionadas aleatoriamente, cada una dividida en 20 segmentos.

Es importante recalcar, que para este caso de estudio se utilizan las SFs como el valor máximo (MAX), el factor de sesgo (SKF) y factor de curtosis (KUF) que se definen como:

$$Y_{MAX} = \max(\mathbf{y}) \quad (4.5)$$

$$Y_{SKF} = \frac{Y_{SK}}{Y_{RMS}^3} \quad (4.6)$$

$$Y_{kUF} = \frac{Y_{KU}}{Y_{RMS}^4} \quad (4.7)$$

donde,  $\mathbf{y}$  es la señal y, las SFs correspondientes a  $RMS$ ,  $\mu$ ,  $\sigma^2$ ,  $SK$ ,  $KU$ ,  $5M$  y  $6M$  definidas en por las ecuaciones de la sección 2.5.1

Adicionalmente se utilizan cuatro estadísticas en el dominio de la frecuencia como la frecuencia media ( $F_\mu$ ), frecuencia cuadrática media ( $F_{rms}$ ), centro de frecuencia ( $F_{fc}$ ) y frecuencia de varianza raíz ( $F_{rvf}$ ).

$$F_\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad (4.8)$$

$$F_{rms} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2 p_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \quad (4.9)$$

$$F_{fc} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i p_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \quad (4.10)$$

$$F_{rvf} = \left( \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - F_\mu)^2 p_i}{\sum_{i=1}^N p_i} \right)^{1/2} \quad (4.11)$$

donde,  $p_i$  es el espectro de potencia de  $\mathbf{y}$  calculado mediante la transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés),  $i = 1, 2, \dots, N$ .  $N$  es el número de líneas de espectro y  $f_i$  es el valor de frecuencia de la  $i$  – ésima línea de espectro.

Luego, para asegurarse de que los datos tengan la misma probabilidad de ser evaluados, estos 100 segmentos se mezclan aleatoriamente. Estas matrices se denotan por  $\mathbf{HS}_i\mathbf{A}_j$ ,  $\mathbf{IS}_i\mathbf{A}_j$ ,  $\mathbf{MS}_i\mathbf{A}_j$ ,  $\mathbf{SS}_i\mathbf{A}_j$ , donde la primera letra H, I, M y S corresponden a las condiciones sana, incipiente, moderada y severa, la segunda letra y su subíndice ( $\mathbf{S}_i$ ) corresponden al número del sensor ( $i = 1, 2, 3$ ), y la tercera letra y su subíndice ( $\mathbf{A}_j$ ) corresponden al eje del sensor ( $j = x, y$ ). Luego, los datos de condición saludable ( $\mathbf{HS}_i\mathbf{A}_j$ ), así como los datos de las diferentes condiciones de daño ( $\mathbf{IS}_i\mathbf{A}_j$ ,  $\mathbf{MS}_i\mathbf{A}_j$ ,  $\mathbf{SS}_i\mathbf{A}_j$ ) se estandarizan en primer lugar con su estado saludable correspondiente.

En el paso 2, se configura un nuevo conjunto de matrices  $S_iA_j$  como:

$$\mathbf{S}_i\mathbf{A}_j = [\mathbf{HS}_i\mathbf{A}_j; \mathbf{IS}_i\mathbf{A}_j; \mathbf{MS}_i\mathbf{A}_j; \mathbf{SS}_i\mathbf{A}_j] \quad (4.12)$$

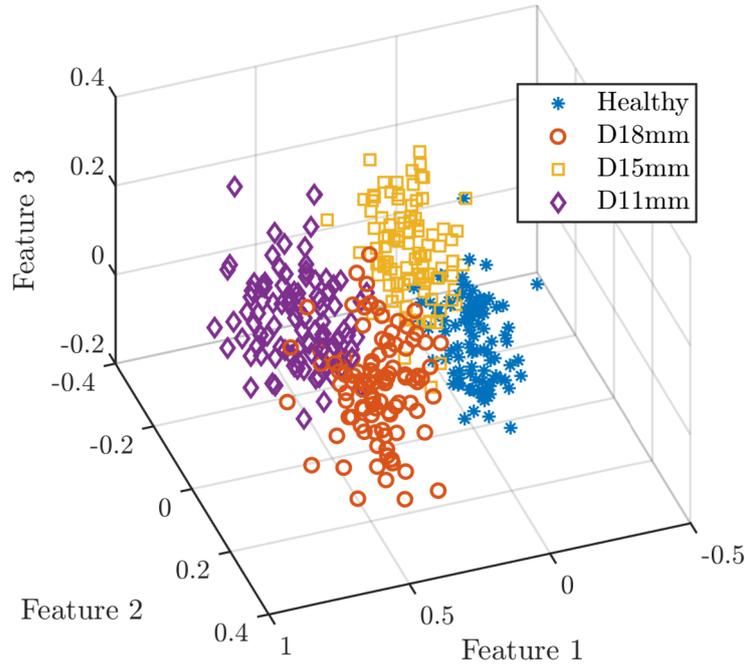
con tamaños de 400 segmentos por 14 funciones.

Finalmente, en el paso 3, el conjunto de datos de entrenamiento final ( $\mathbf{Sf}_{train}$ ) se forma concatenando las matrices anteriores como:

$$\mathbf{Sf}_{train} = [\mathbf{S}_1\mathbf{A}_x, \mathbf{S}_1\mathbf{A}_y, \mathbf{S}_2\mathbf{A}_x, \mathbf{S}_2\mathbf{A}_y, \mathbf{S}_3\mathbf{A}_x, \mathbf{S}_3\mathbf{A}_y] \quad (4.13)$$

Segundo, para el cincuenta por ciento de las pruebas restantes, los conjuntos de pruebas se formaron siguiendo los pasos anteriores, pero de forma individual (es decir, para cada una de las pruebas), obteniendo de allí 20 conjuntos  $\mathbf{Sf}_{test}$  (es decir, 5 sanos, 5 incipientes, 5 moderada y 5 severa) de 20 segmentos por 84 características.

Tercero, el conjunto de datos de entrenamiento  $\mathbf{Sf}_{train}$  se analiza mediante LDA para obtener un nuevo espacio de características de datos reducido, donde la matriz de proyección  $\mathbf{V}_k$  se configura para  $k = 3$ , obteniendo un subespacio  $\mathbf{Y}_{train}$  tridimensional. Es importante mencionar que las señales del eje  $A_z$  no se utilizan porque su contribución no es útil para lograr una mayor separación de clases. La Figura 4.16 muestra el nuevo subespacio obtenido mediante LDA que se utiliza como datos de entrada para el siguiente paso.



**Figura 4.16.** Nuevo subespacio de datos obtenido mediante LDA.

Cuarto, estos nuevos datos reducidos se utilizan como datos de entrenamiento para entrenar un clasificador mediante una red neuronal multicapas. La ANN se configura de la siguiente manera: tres nodos de entrada en la capa de entrada, correspondientes a los datos de entrada de los tres ejes de los nuevos datos reducidos tridimensionales, cuatro nodos en la capa de salida correspondientes a las cuatro clases o condiciones de salida (es decir, nivel de

daño sano, incipiente, moderado y severo), y nueve capas ocultas con nueve nodos cada una, donde, el número de capas se eligió experimentalmente para obtener los mejores resultados posibles; como funciones de activación se eligió la función tangencial-sigmoid para las capas ocultas y de salida, respectivamente. Para el proceso de entrenamiento, se toma el 70 % del conjunto de entrenamiento para entrenar y el otro 30 % para la validación.

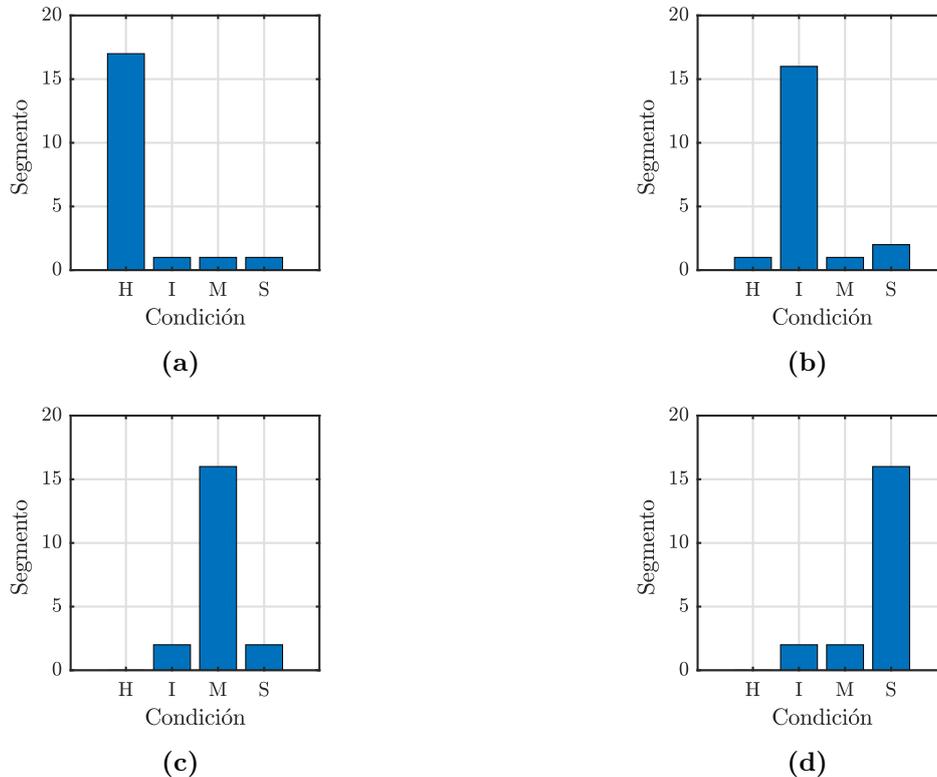
Para analizar los resultados obtenidos mediante la metodología propuesta, se propone la matriz de confusión, la cual sirve para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación. Ésta compara los valores reales con los valores predichos por el clasificador. Así, un verdadero positivo y un verdadero negativo son dos valores predichos que coinciden con el valor verdadero, respectivamente. Por el contrario, un falso positivo y un falso negativo son dos valores predichos que no coinciden con el valor real, respectivamente. Seguidamente, el “*Recall*” o sensibilidad, indica la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificados por el algoritmo, en otras palabras, de todas las clases positivas cuantos fueron predichos correctamente. Luego, la precisión se refiere a la dispersión del conjunto de valores obtenidos a partir de mediciones repetidas de una magnitud, de forma práctica, es el porcentaje de casos positivos que fueron predichos correctamente. Finalmente, la exactitud se refiere a lo cerca que está el resultado de una medición del valor verdadero, en otras palabras es la cantidad de predicciones positivas que fueron correctas [224, 225].

La Tabla 4.6 muestra la matriz de confusión resultante del proceso de entrenamiento, donde la exactitud global obtenida es de 94.5 %. Se puede observar que la precisión obtenida por el clasificador para la condición sana (H) es de 95.05 %, donde de las 100 muestras pertenecientes a la clase H, confundió 4 muestras como daño moderado (M), obteniendo 96 de muestras clasificadas correctamente, para una sensibilidad de 96 %. Asimismo, para el nivel de daño incipiente (I) el clasificador tiende a confundir 2 muestras con la clase M y 4 con la clase de daño severo (S), obteniéndose una sensibilidad de 94 % y una precisión de 95.92 %. Para el nivel de daño moderado el clasificador tiende a confundir 5 muestras con la clase H, 1 muestra con la clase I y 1 con la clase S, obteniéndose una sensibilidad de 93 % y una precisión de 92.08 %. Finalmente, para el nivel de daño severo el clasificador tiende a confundir 3 muestras con la clase I y 2 muestras con la clase M, obteniéndose una sensibilidad de 95 % y una precisión de 95 %.

**Tabla 4.6.** Matriz de confusión para datos de entrenamiento.

		Datos Verdaderos				$\Sigma$	Precisión (Precision)
		H	I	M	S		
Datos Clasificador	H	96	0	5	0	101	95.05 %
	I	0	94	1	3	98	95.92 %
	M	4	2	93	2	101	92.08 %
	S	0	4	1	95	100	95 %
	$\Sigma$	100	100	100	100	400	
Sensibilidad (Recall)		96 %	94 %	93 %	95 %		

Finalmente, para probar el clasificador contra nuevos datos, los conjuntos de datos de entrenamiento se proyectan utilizando la matriz de proyección  $\mathbf{V}_k$  previamente calculada, lo que da como resultado 20 nuevos conjuntos de prueba  $\mathbf{Y}_{test}$  (es decir, 5 sanos, 5 incipientes, 5 moderados y 5 severos). Esta nueva información se utiliza como datos de entrada para el clasificador.



**Figura 4.17.** Resultados del clasificador con nuevos datos para: (a) Sano, (b) incipiente, (c) moderado, (d) y severo.

La Figura 4.17 muestra los resultados del clasificador contra nuevos datos como un conjunto de histogramas, donde el eje vertical corresponde al número de segmentos analizados y el eje horizontal corresponde a las condiciones sana (H), incipiente (I), moderada (M) y severa (S) evaluadas. La Figura 4.17(a) muestra el resultado de una prueba de condición saludable, donde es posible observar que los datos de salida del clasificador se concentran en la clase sana, así mismo, para el daño incipiente (Figura 4.17(b)), daño moderado (Figura 4.17(c)) y daños graves (Figura 4.17(d)). Luego, la condición resultante para cada prueba se toma como la clase con mayor número de segmentos clasificados, en este sentido, los resultados para las Figuras 4.17(a), 4.17(b), 4.17(c) y 4.17(d) son la condición saludable y el nivel de daño incipiente, moderado y severo, respectivamente.

La Tabla 4.7 muestra la matriz de confusión resultante del proceso de validación, donde la exactitud global obtenida es de 78%. Se puede observar que la precisión obtenida por el clasificador para la condición sana (H) es de 81.92%, donde de las 100 muestras pertenecientes a la clase H, confundieron 6 muestras con la clase I, 13 con la clase M y 4 con la clase S, obteniendo 77 clasificados correctamente, para una sensibilidad de 77%. Asimismo, para el nivel de daño incipiente el clasificador tiende a confundir 7 muestras con la clase H, 10 muestras con la clase M y 8 con la clase S, obteniéndose una sensibilidad de 75% y una precisión de 81.52%. Para el nivel de daño moderado el clasificador tiende a confundir 7 muestras con la clase H, 5 muestras con la clase I y 9 con la clase S, obteniéndose una sensibilidad de 78% y una precisión de 70.27%. Finalmente, para el nivel de daño severo el clasificador tiende a confundir 3 muestras con la clase H, 5 muestras con la clase I y 10 muestras con la clase M, obteniéndose una sensibilidad de 82% y una precisión de 79.61%.

**Tabla 4.7.** Matriz de confusión para datos de validación.

		Datos Verdaderos				$\Sigma$	Precisión (Precision)
		H	I	M	S		
Datos Classificador	H	77	7	7	3	94	81.92 %
	I	6	75	6	5	92	81.52 %
	M	13	10	78	10	111	70.27 %
	S	4	8	9	82	103	79.61 %
	$\Sigma$	100	100	100	100	400	
Sensibilidad (Recall)		77 %	75 %	78 %	82 %		

**Tabla 4.8.** Resultados de las pruebas con datos de validación

Condición	Sana	Daño incipiente	Daño Moderado	Daño Severo
<b>Pruebas</b> (% de clasificación)	5 (100 %)	5 (100 %)	5 (100 %)	5 (100 %)

Aunque se obtuvo un 78 % de exactitud global mediante el clasificador con los datos de validación, finalmente las condiciones para las diferentes pruebas se establecieron de manera correcta de acuerdo a la condición a la que pertenecía la prueba, es decir, sana, daño incipiente, moderado o severo. La Tabla 4.8 muestra los resultados del conjunto de las 20 pruebas evaluadas, correspondientes a las 5 condiciones sanas, 5 incipientes, 5 moderadas y 5 severas.

Para concluir, en esta sección se propone una nueva metodología basada en la integración de 14 SFs, LDA y un clasificador mediante ANN para evaluar diferentes condiciones (estados sano y daños producidos por corrosión con tres niveles de severidad) de un puente tipo Armadura de forma automática. Los resultados obtenidos muestran que la propuesta es capaz de identificar el estado de la estructura con una alta exactitud. Además, la importancia de este estudio radica en la capacidad de la propuesta para identificar daños incipientes que modifican levemente la respuesta de la estructura dificultando el estudio de estas señales, lo que constituye una ventaja útil en aplicaciones de SHM.

Se demuestra, además, que esta propuesta es capaz de determinar el estado de la estructura, así como cuantificar el daño. Por lo tanto, en un futuro estudio se investigará la localización de los daños, así como la detección de otros tipos de daños.

## 4.3. Caso de estudio 3

### 4.3.1. Configuración experimental

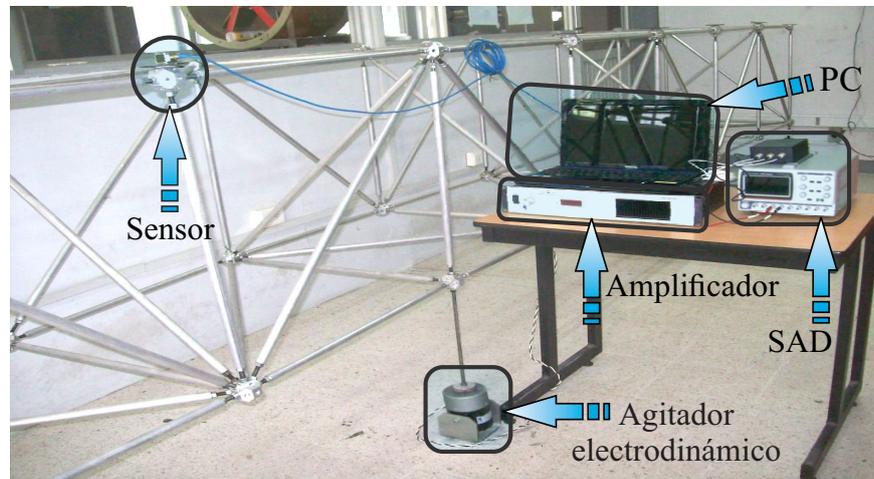
La Figura 4.18 ilustra el montaje experimental realizado para evaluar la condición del puente tipo Armadura (descrito en la sección 3.1.2), ubicado en el laboratorio de vibraciones de la Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, México. Para evaluar su condición estructural (ver Figura 4.18(b)), se expone al ruido blanco producido por el agitador electrodinámico alimentado por el amplificador lineal de Labworks, modelos ET-126B y PA-138, respectivamente. Es importante mencionar que la excitación dinámica aplicada al puente es de baja intensidad y rango de baja frecuencia con el fin de simular las características de una vibración ambiental, lo que permite un monitoreo continuo de las respuestas vibratorias de las estructuras civiles de la vida real [206]. La señal de excitación se genera mediante el uso de ruido gaussiano blanco con una frecuencia de muestreo de 200 Hz, por lo que se obtiene un ancho de banda de 0 a 100 Hz con un contenido de frecuencia en todo el rango.

En este caso de estudio se seleccionó el cuarto bloque o bahía de la estructura, una zona central del puente, para monitorear el comportamiento dinámico de la estructura debido a que esta zona puede presentar los mayores desplazamientos o vibraciones [226,227], permitiendo medir información útil. Las respuestas vibratorias producidas por la estructura se miden empleando un acelerómetro triaxial,  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , de KISTLER modelo 8395A colocado en la cuarta bahía, que se denota con un círculo azul en la Figura 4.18(b)). Se utiliza un sistema de adquisición de datos (DAS) con la tarjeta NI-USB-6002 para almacenar y enviar las respuestas vibratorias medidas a una computadora personal, que tiene un convertidor de analógico digital con resolución de 16 bits. Cada prueba experimental tiene una frecuencia de muestreo de 200 Hz para obtener 4000 muestras durante una ventana de tiempo de 20 segundos.

Para generar información estadística, el experimento se realiza 10 veces para la condición saludable (Figura 4.19(a)) y 10 veces para cada nivel de corrosión en cada bahía (incipiente (Figura 4.19(b)), moderado (Figura 4.19(c)), y severo (Figura 4.19(d)), correspondiente a una reducción de 1 mm, 4 mm y 8 mm en los diámetros de los elementos de la barra, respectivamente), resultando en 280 ensayos. Es importante mencionar que cada nivel de corrosión, incipiente, moderado y severo, se aplica a la estructura uno a uno, substituyendo un elemento de barra de salud por otro con corrosión.

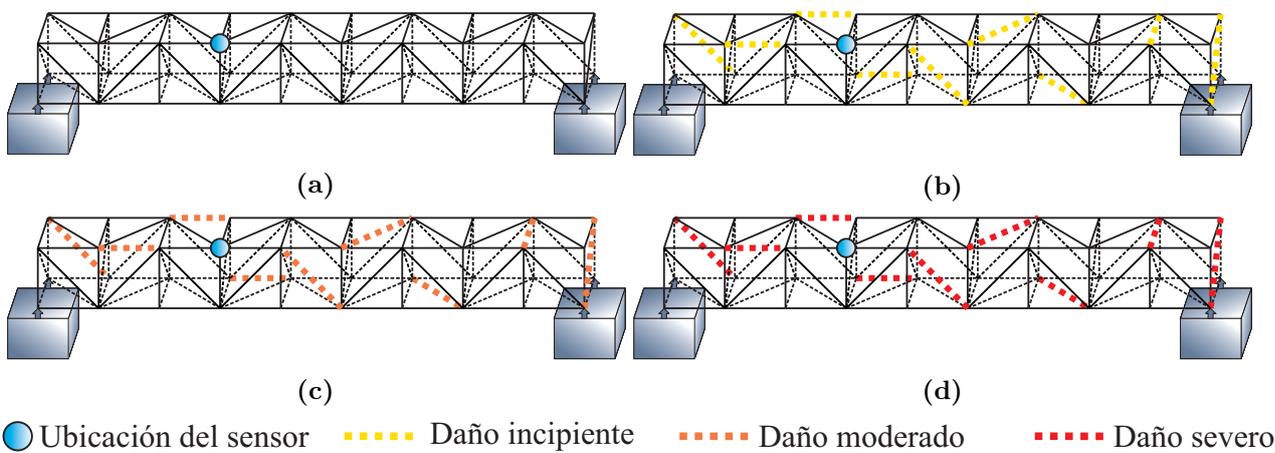


(a)



(b)

**Figura 4.18.** Configuración experimental, caso de estudio 3. (a) Estructura real, (b) montaje experimental.



**Figura 4.19.** Ubicación del sensor y los elementos de la barra con daños por corrosión aplicados al puente (a) Estructura sana, (b) daño incipiente, (c) daño moderado, (d) daño severo.

Este procedimiento se inicia en el primer tramo, donde se emplea la misma ubicación

del elemento de barra reemplazado para colocar los otros elementos de barra con diferentes niveles de corrosión y este proceso se repite para el resto de los tramos del puente tipo Armadura. La ubicación de los diferentes elementos de barra con corrosión se selecciona aleatoriamente para cada bahía (ver Figura 4.19) con el fin de probar la eficacia de la propuesta para detectar daños en el puente tipo Armadura independientemente de su ubicación.

## Elementos de barra dañados

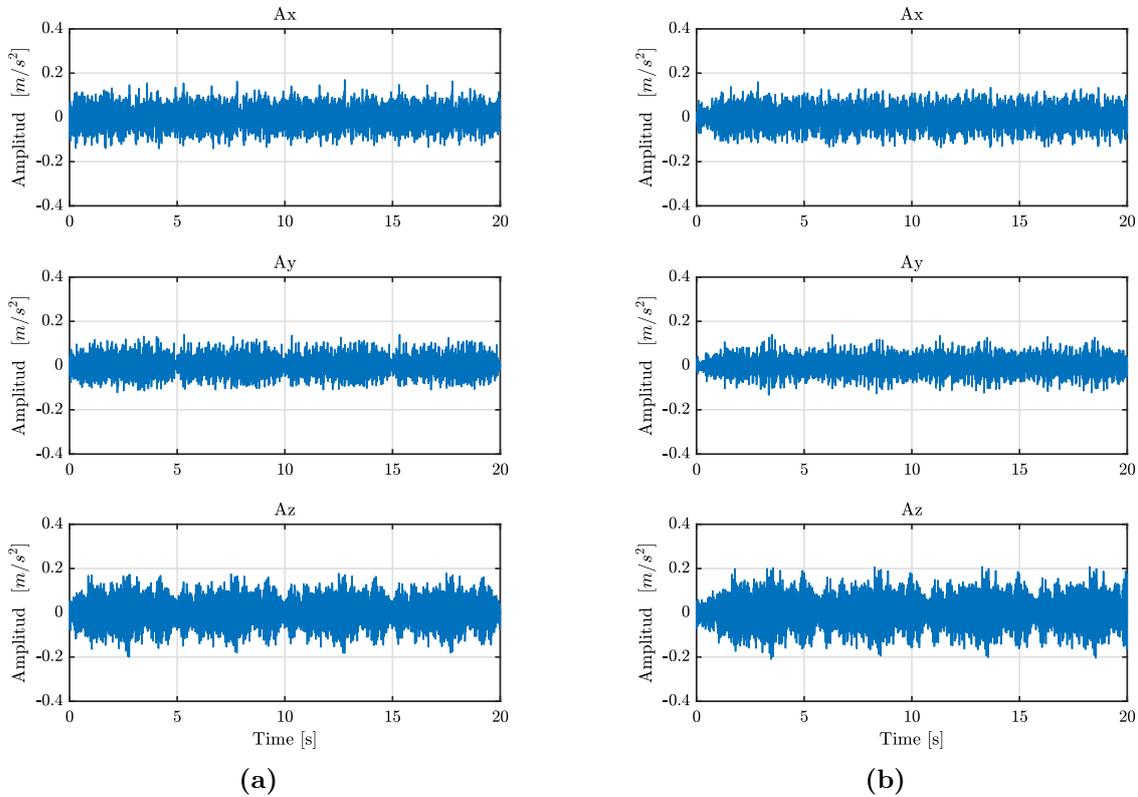
La corrosión se caracteriza por producir un deterioro progresivo de las propiedades físicas del elemento, principalmente en los metales, que conforman una estructura civil, aumentando la vulnerabilidad dinámica del mismo [228,229]. Ésta es causada principalmente por procesos químicos y electroquímicos que interactúan con los materiales, pero este proceso puede tardar mucho en desarrollarse [230]. En este sentido, para acelerar el proceso de corrosión y evaluar su impacto en el comportamiento de un puente tipo Armadura, los extremos de un elemento de barra se sumergieron en ácido clorhídrico (HCl), generando un daño conocido como corrosión externa [19, 231–233].

En consecuencia, se indujeron tres niveles de daño por corrosión, presentando una reducción en sus diámetros de 1 mm (daño incipiente) (una reducción de masa de: 19.7 g en comparación con el elemento sano), 4 mm (daño moderado) (una reducción de masa de: 49.7 g en comparación con el elemento sano) y 8 mm (daño severo) (una reducción de masa de la pérdida: 84.4 g en comparación con el elemento sano). Se utilizan estos diámetros porque no comprometen la integridad del miembro [19]. La Figura 4.15 muestra el elemento de barra saludable, que tiene un diámetro de 19 mm (masa de 445 g) y las reducciones de tres diámetros correspondientes a los niveles de daño incipiente, moderado y severo.

### 4.3.2. Resultados

Siguiendo la metodología propuesta para el caso de estudio 3, se analizan las respuestas vibratorias del puente tipo Armadura en las diferentes condiciones, es decir, estado saludable y daños por corrosión (daño de nivel incipiente, moderado y severo), mediante las STFs propuestas en la sección 2.5.1. Para ilustrar las respuestas medidas, la Figura 4.20 muestra un ejemplo de las señales de vibración obtenidas, en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$  respectivamente, para la condición saludable y la condición de daño incipiente ubicada en la tercera bahía (junto al sensor). Según esta Figura, no es factible reconocer diferencias significativas entre estas señales, condición sana y dañada, respectivamente. Por tanto, existe

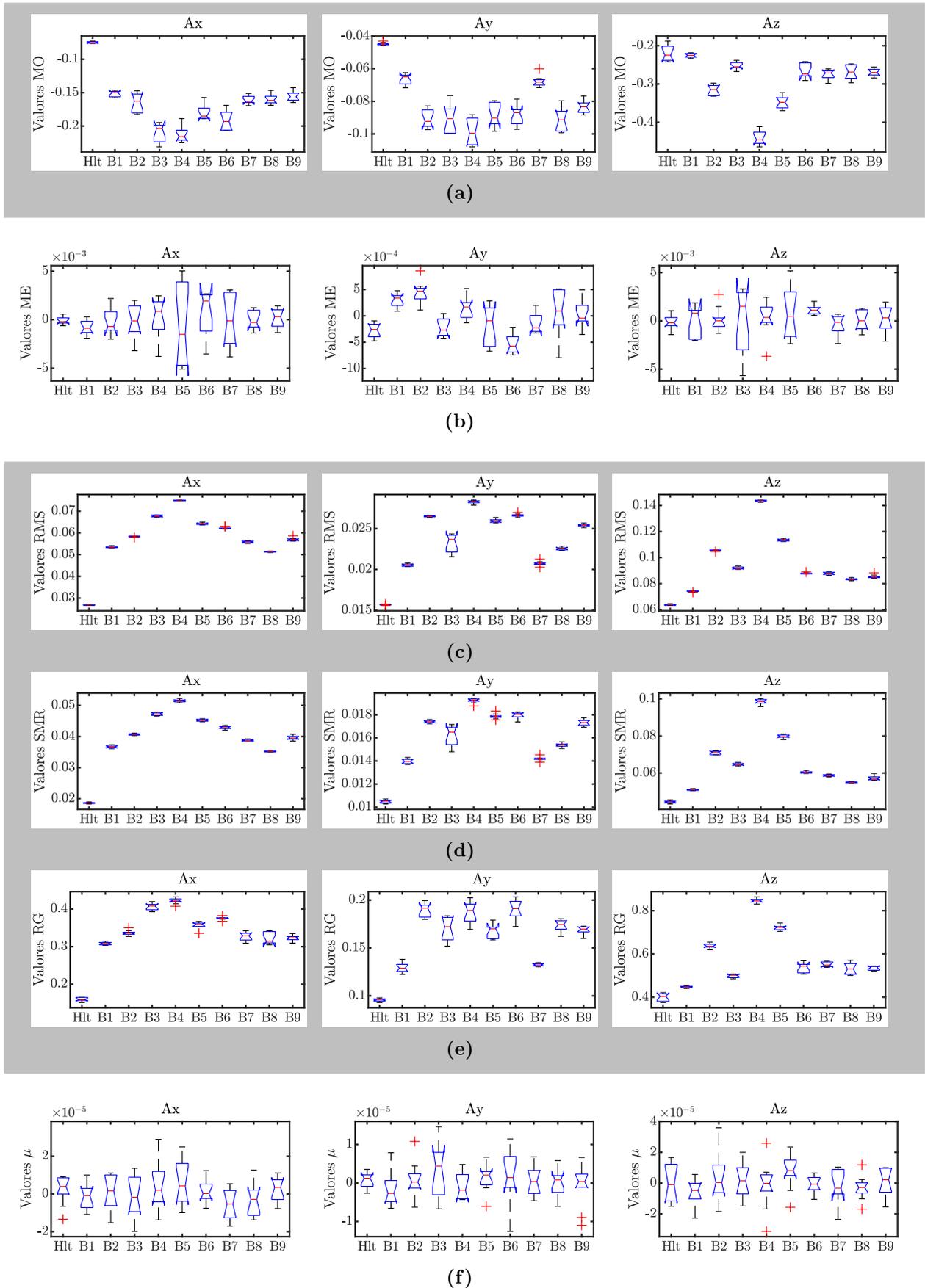
la necesidad de obtener indicadores no lineales como las STF's para establecer diferencias bien definidas entre las diferentes condiciones.



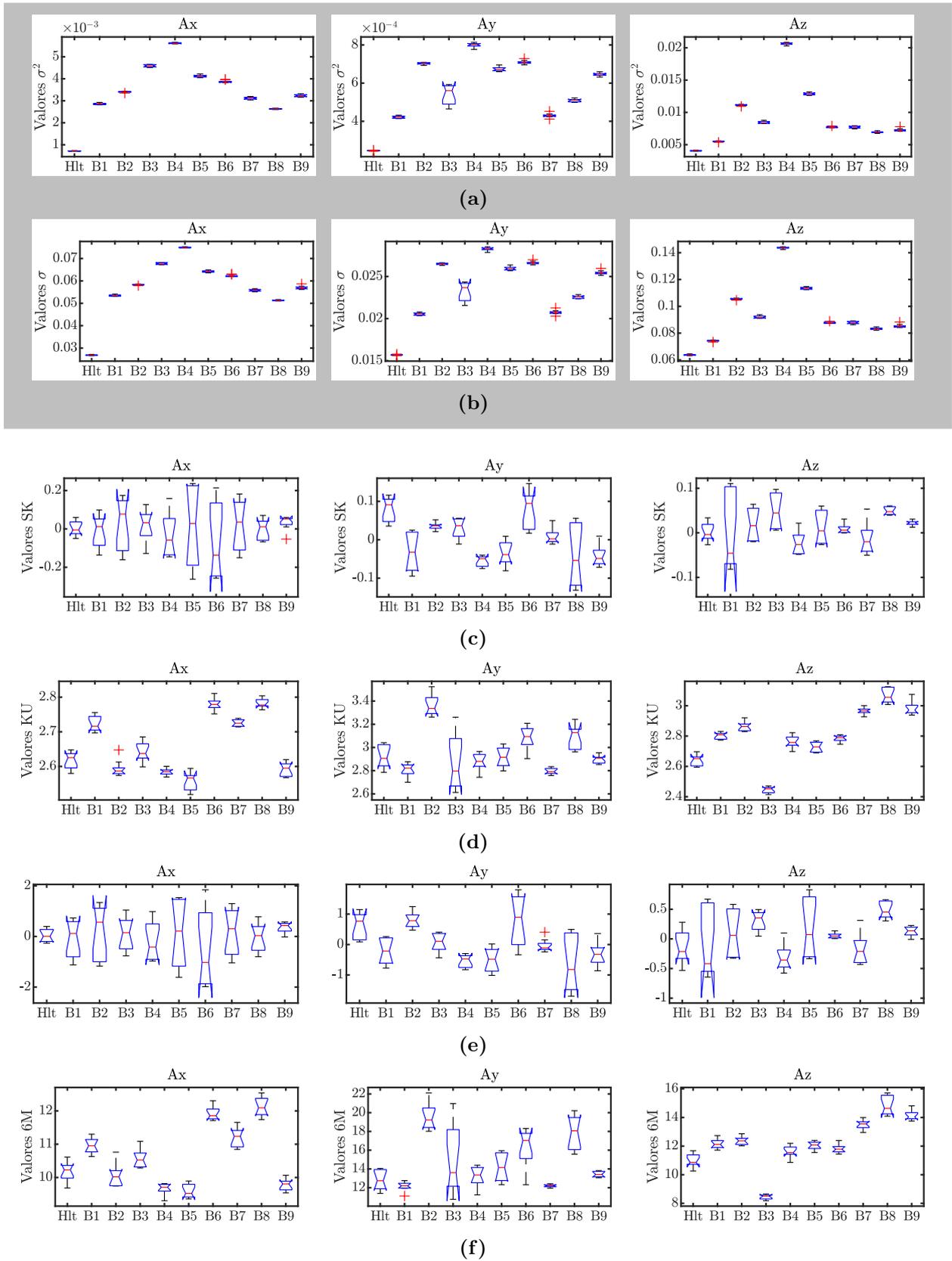
**Figura 4.20.** Señales de vibración medidas en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente, para (a) condición saludable y (b) daño incipiente en la tercera bahía.

Una vez analizadas las respuestas vibratorias medidas para todos los casos, mediante las 17 STF's, los índices obtenidos se evalúan mediante la prueba de KW para determinar cuál STF o cuales STF's proporcionan la información más discriminadora sobre el estado del puente, como se explica más adelante mediante los valores de probabilidad obtenidos.

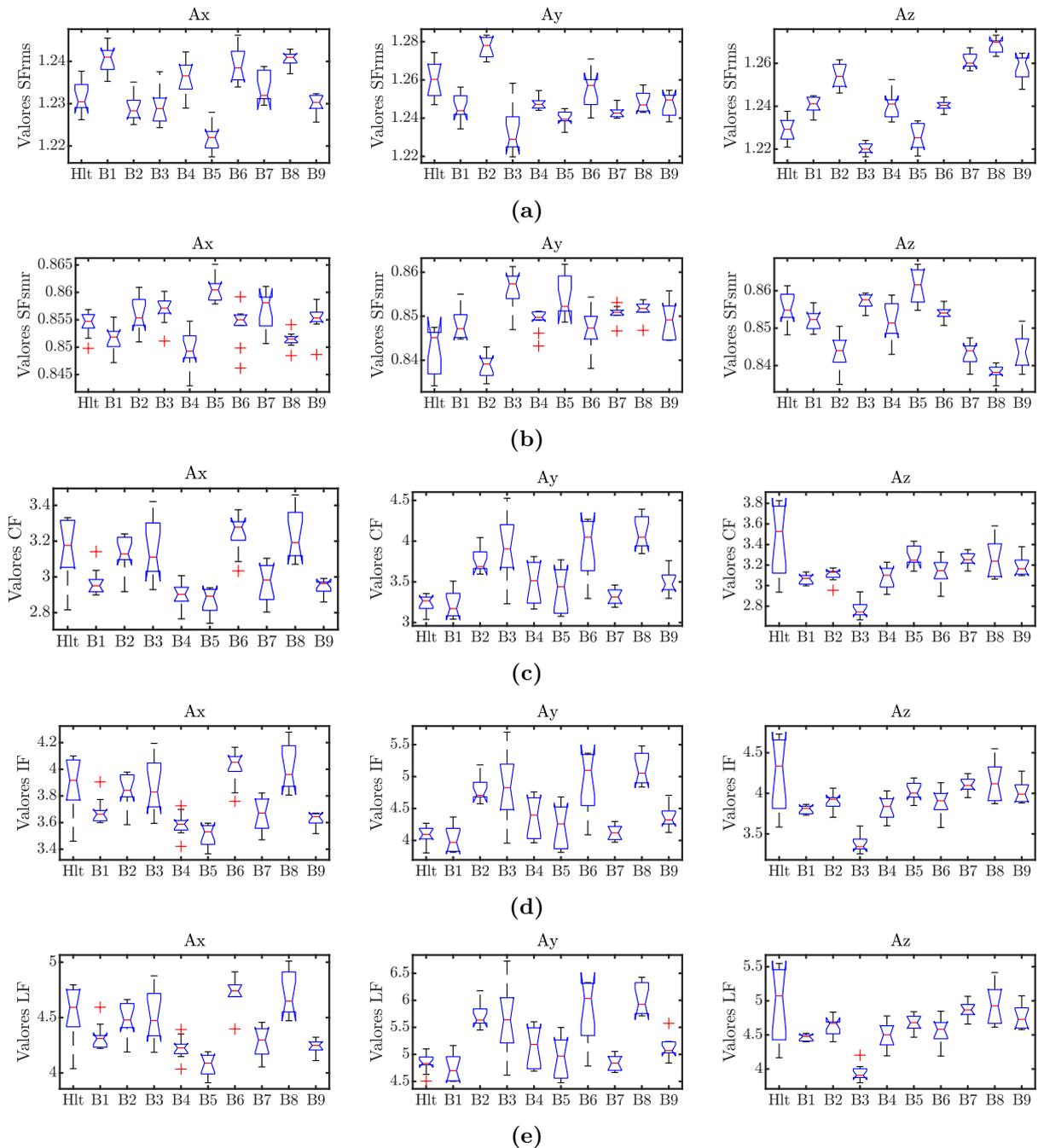
Las Figuras 4.21 a 4.23 muestran gráficamente la distribución de datos obtenidos por la prueba KW para el estado saludable señalado por Hlt y la condición de daño incipiente encontrada en cada bahía señalada como  $B_i$  ( $i = 1, \dots, 9$ ) para los tres ejes ( $A_x$ ,  $A_y$ , y  $A_z$ ) y las 17 STF's, respectivamente. Según los resultados mostrados en estas figuras, las características  $MO$ ,  $RMS$ ,  $SMR$ ,  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$ , resaltadas sobre un fondo gris, principalmente en el eje  $A_x$ , no se superponen con los datos de ambas condiciones, sana y dañada, del puente; sin embargo, las características  $RMS$  y  $SMR$  presentan la mayor separación entre los datos de ambos grupos; por lo tanto, pueden ser los más adecuados para estimar la condición del puente independientemente de la ubicación del daño. Por otro lado,  $ME$ ,  $\mu$ ,  $SK$ ,  $KU$ ,  $5M$ ,  $6M$ ,  $SFrms$ ,  $SFsmr$ ,  $CF$ ,  $IF$  y  $LF$  presentan algunos solapamientos entre la condición sana y dañada, limitando una correcta evaluación de la condición del puente.



**Figura 4.21.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a) MO, (b) ME, (c) RMS, (d) SMR, (e) RG y (f)  $\mu$ .



**Figura 4.22.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a)  $\sigma^2$ , (b)  $\sigma$ , (c) SK, (d) KU, (e) 5M y (f) 6M.



**Figura 4.23.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente, cuando el daño se presenta en cada bahía de la estructura. (a)  $SF_{rms}$ , (b)  $SF_{smr}$ , (c) CF, (d) LF y (e) IF.

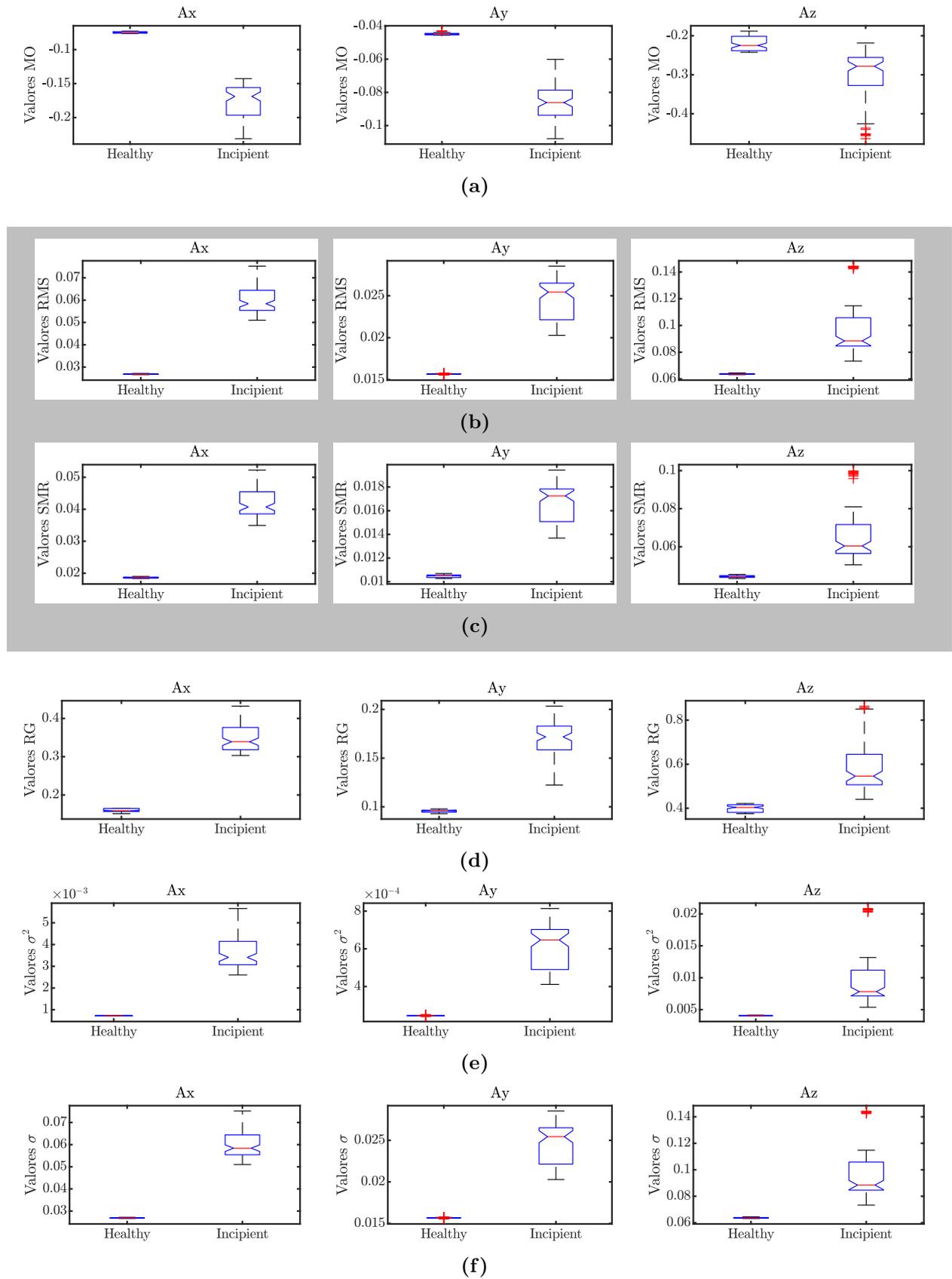
La Figura 4.24 muestra las distribuciones de datos obtenidas por la prueba KW, que corresponden a los índices más discriminantes, las características  $MO$ ,  $RMS$ ,  $SMR$ ,  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$ , para el estado saludable y la condición de daño incipiente en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente; pero en este caso, los valores estimados para  $MO$ ,  $RMS$ ,  $SMR$ ,  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  de todas las bahías se han unido para presentar la capacidad de diversas características para evaluar la estructura Armadura independientemente de la ubicación del daño. Es importante señalar que, en esta Figura, los valores  $RMS$  y  $SMR$ , resaltados sobre

un fondo gris, presentan la mayor separación entre ambas condiciones, especialmente en la dirección  $A_x$ , indicando que ambos métodos son los más adecuados para evaluar el estado de la estructura.

La Tabla 4.9 reúne los valores de probabilidad obtenidos por la prueba KW para las 17 STFs y cada eje, incluyendo el estado saludable y las condiciones de daño incipiente, moderado y severo. Los resultados confirman que las características  $RMS$  y  $SMR$ , resaltadas sobre un fondo gris, en la dirección  $A_x$  tienen el valor de probabilidad más bajo, lo que indica que los conjuntos de datos son independientes y pueden usarse para evaluar la condición del puente independientemente de la gravedad del daño y su localización.

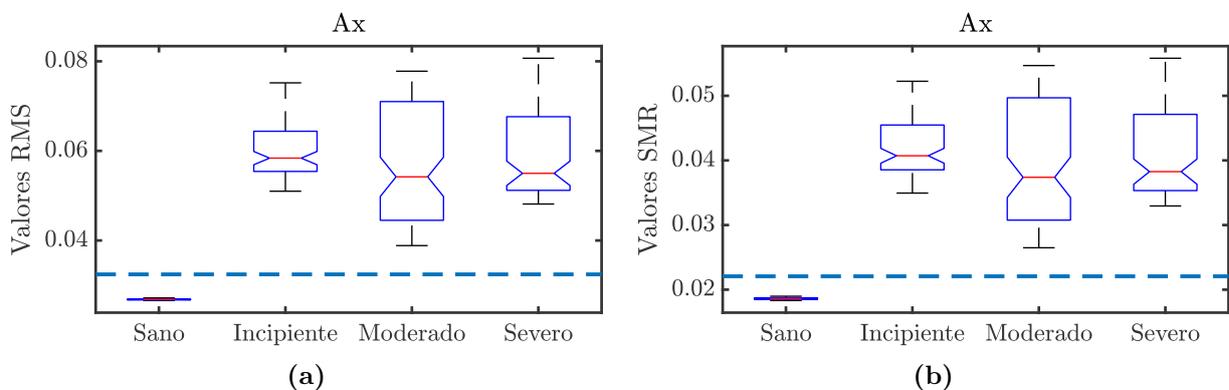
**Tabla 4.9.** Valores de probabilidad ( $p$ ) estimados por la prueba KW para los diferentes STFs para estado saludable y condiciones incipientes, moderadas y severas de daño por corrosión.

STFs		Valores de Probabilidad								
		Incipiente			Moderado			Severo		
		Ax	Ay	Az	Ax	Ay	Az	Ax	Ay	Az
1	$MO$	$7.2 \times 10^{-87}$	$5.1 \times 10^{-85}$	$8.6 \times 10^{-70}$	$5.5 \times 10^{-79}$	$4.1 \times 10^{-66}$	$4.8 \times 10^{-45}$	$8.4 \times 10^{-71}$	$3.1 \times 10^{-57}$	$1.9 \times 10^{-29}$
2	$ME$	0.2833	$3.0 \times 10^{-22}$	$3.2 \times 10^{-05}$	0.3956	$1.5 \times 10^{-47}$	0.0285	0.2833	$5.0 \times 10^{-34}$	0.7543
3	$RMS$	$5.1 \times 10^{-91}$	$7.5 \times 10^{-86}$	$9.1 \times 10^{-82}$	$6.2 \times 10^{-90}$	$5.2 \times 10^{-83}$	$1.3 \times 10^{-58}$	$6.1 \times 10^{-89}$	$9.9 \times 10^{-88}$	$5.1 \times 10^{-49}$
4	$SMR$	$5.0 \times 10^{-89}$	$5.1 \times 10^{-88}$	$5.1 \times 10^{-79}$	$5.9 \times 10^{-88}$	$4.7 \times 10^{-83}$	$2.8 \times 10^{-52}$	$5.8 \times 10^{-78}$	$6.8 \times 10^{-66}$	$3.6 \times 10^{-44}$
5	$RG$	$5.1 \times 10^{-82}$	$7.3 \times 10^{-80}$	$8.2 \times 10^{-78}$	$5.1 \times 10^{-79}$	$5.6 \times 10^{-80}$	$9.6 \times 10^{-68}$	$5.1 \times 10^{-77}$	$5.2 \times 10^{-80}$	$1.3 \times 10^{-84}$
6	$\mu$	$2.1 \times 10^{-04}$	0.1285	1.0000	0.5611	$5.6 \times 10^{-03}$	0.0893	$1.7 \times 10^{-04}$	$2.5 \times 10^{-04}$	0.9288
7	$\sigma^2$	$4.3 \times 10^{-80}$	$5.1 \times 10^{-79}$	$8.2 \times 10^{-76}$	$6.3 \times 10^{-88}$	$2.1 \times 10^{-77}$	$1.3 \times 10^{-58}$	$7.4 \times 10^{-81}$	$5.1 \times 10^{-76}$	$5.7 \times 10^{-33}$
8	$\sigma$	$3.5 \times 10^{-79}$	$6.1 \times 10^{-69}$	$5.3 \times 10^{-79}$	$5.3 \times 10^{-84}$	$2.1 \times 10^{-77}$	$4.3 \times 10^{-55}$	$6.4 \times 10^{-85}$	$5.9 \times 10^{-78}$	$8.1 \times 10^{-56}$
9	$SK$	0.6229	$7.3 \times 10^{-60}$	$4.7 \times 10^{-05}$	0.9288	$2.1 \times 10^{-64}$	$1.0 \times 10^{-08}$	$2.6 \times 10^{-05}$	$1.3 \times 10^{-81}$	0.0668
10	$KU$	$3.5 \times 10^{-04}$	0.5025	$2.8 \times 10^{-54}$	$2.9 \times 10^{-10}$	0.2106	$1.2 \times 10^{-12}$	0.0981	0.7206	$3.3 \times 10^{-20}$
11	$5M$	0.2451	$3.5 \times 10^{-37}$	$6.5 \times 10^{-11}$	0.4472	$7.7 \times 10^{-50}$	$3.6 \times 10^{-15}$	$7.8 \times 10^{-06}$	$4.8 \times 10^{-45}$	0.0254
12	$6M$	$6.3 \times 10^{-06}$	$4.4 \times 10^{-13}$	$7.7 \times 10^{-50}$	$4.7 \times 10^{-09}$	$4.9 \times 10^{-08}$	$5.8 \times 10^{-12}$	0.0545	$6.8 \times 10^{-10}$	$3.9 \times 10^{-10}$
13	$SF_{rms}$	$3.3 \times 10^{-06}$	$3.8 \times 10^{-32}$	$5.6 \times 10^{-35}$	0.0108	$3.0 \times 10^{-14}$	$5.9 \times 10^{-16}$	$1.4 \times 10^{-06}$	$6.4 \times 10^{-32}$	$8.3 \times 10^{-29}$
14	$SF_{smr}$	0.3038	$1.0 \times 10^{-38}$	$2.6 \times 10^{-21}$	0.2833	$2.5 \times 10^{-15}$	$1.3 \times 10^{-16}$	$5.6 \times 10^{-03}$	$2.4 \times 10^{-42}$	$8.4 \times 10^{-24}$
15	$CF$	$1.2 \times 10^{-09}$	$1.9 \times 10^{-38}$	$3.1 \times 10^{-26}$	$8.7 \times 10^{-07}$	$4.2 \times 10^{-14}$	$5.2 \times 10^{-31}$	$2.3 \times 10^{-08}$	$7.5 \times 10^{-20}$	$1.9 \times 10^{-29}$
16	$IF$	$1.4 \times 10^{-08}$	$6.9 \times 10^{-30}$	$1.9 \times 10^{-22}$	$1.1 \times 10^{-06}$	$9.1 \times 10^{-10}$	$2.1 \times 10^{-24}$	$6.3 \times 10^{-08}$	$1.0 \times 10^{-14}$	$5.9 \times 10^{-24}$
17	$LF$	$1.2 \times 10^{-09}$	$8.4 \times 10^{-24}$	$2.6 \times 10^{-19}$	$4.4 \times 10^{-07}$	$1.7 \times 10^{-07}$	$4.6 \times 10^{-22}$	$1.7 \times 10^{-07}$	$2.7 \times 10^{-11}$	$3.8 \times 10^{-19}$



**Figura 4.24.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW en las direcciones  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , respectivamente, para el estado saludable y la condición de daño incipiente. (a) MO, (b) RMS, (c) SMR, (d) RG, (e)  $\sigma^2$  y (f)  $\sigma$ .

En particular, las características  $RMS$  y  $SMR$  proporcionan índices que cuantifican la energía de la señal de vibración [234], donde el  $RMS$  mide la energía promedio de las respuestas de vibración [19, 235] y el  $SMR$ , similar al  $RMS$ , es la energía media de la señal de vibración, pero no está influenciada por los valores extremos de la señal [236]. Por lo tanto, entre las SFTs estudiadas, las características  $RMS$  y  $SMR$  pueden considerarse las más adecuados para evaluar la condición del puente debido a su naturaleza. Una vez que se seleccionan las características más discriminantes utilizando la prueba KW, las características  $RMS$  y  $SMR$  en la dirección  $A_x$ , se seleccionan dos valores de umbral de acuerdo con la Figura 4.25 y los resultados de la prueba KW para configurar clasificador mediante árbol de decisión con el fin de determinar la condición de la estructura de manera automática.



**Figura 4.25.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW para el estado sano y las condiciones de daño incipiente, moderado y severo de (a)  $RMS$  y (b)  $SMR$  en la dirección  $A_x$ .

La Figura 4.25 presenta la distribución de datos estimada por condición saludable y los tres niveles de daño (incipiente, moderado y severo) para las características  $RMS$  y  $SMR$ , respectivamente. Los valores de umbral usados para configurar el algoritmo DTC se indican en la Figura 4.25 por medio de una línea horizontal discontinua. Estos umbrales tienen valores de 0.03243497 para  $RMS$  y 0.022069726 para  $SMR$ , respectivamente. Es importante aclarar que se obtienen condiciones de salud y daño por debajo y por encima de estos valores, respectivamente.

La Tabla 4.10 presenta una matriz de confusión con los resultados de clasificación obtenidos. Es muy importante recordar, que para cada condición se hicieron 10 pruebas, i.e., 10 pruebas para la condición sana y 10 pruebas para cada uno de los tres niveles de daño por corrosión y en cada una de las 9 bahías de la estructura, para un total de 270 pruebas. Es posible observar en la Tabla 4.10 que a partir de los resultados obtenidos, la exactitud global alcanzada mediante la metodología propuesta es de 100%, así como los valores de precisión y sensibilidad o “recall”. Por lo tanto, es posible diferenciar por completo las pruebas para la condición sana de las condiciones de daño, especialmente a partir de un daño incipiente, utilizando las STFs propuestas. Mostrando así, que la metodología propuesta es confiable para evaluar la condición del puente independientemente del nivel de daño y ubicación. Por

consiguiente, la detección de daño mediante este análisis permitiría sugerir finalmente un análisis más riguroso de la estructura.

**Tabla 4.10.** Matriz de confusión para el DTC con base en el estado de salud y los intervalos de condición de daño mediante el uso de los índices RMS y SMR para todas las bahías.

		Datos Verdaderos			Precisión
		Condición Sana	Daño por corrosión	$\Sigma$	
Datos Classificador	Condición Sana	10	0	10	100 %
	Daño por corrosión	0	270	270	100 %
	$\Sigma$	10	270	280	
	Sensibilidad	100 %	100 %		

Vale la pena mencionar que la propuesta puede ser un instrumento SHM útil para evaluar el estado de infraestructuras civiles por tres razones principales. (1) La metodología propuesta utiliza un solo sensor para evaluar la condición global del puente independientemente del nivel de daño y la ubicación a diferencia de otras propuestas donde se usa más de un sensor y, en ciertos casos, se ubican junto a la zona de daño, que es generalmente una situación poco realista [101, 237]. (2) La propuesta es de baja complejidad y carga computacional porque no se requiere una transformación o preprocesamiento de las señales adquiridas, a diferencia de los otros métodos presentados donde se emplea una señal de preprocesamiento y diversas características no lineales para evaluar la condición de una estructura civil [19, 77, 94, 161, 206]. (3) Debido a la baja carga computacional de la metodología propuesta en el caso de estudio 3, es posible la oportunidad de implementarla en un sistema tipo hardware para monitorear el estado de salud de la estructura civil en tiempo real. Dados estos puntos, aunque la ubicación del daño puede no sea detectada, el sistema, con baja carga computacional, puede estar monitoreando e indicando permanentemente cuando exista una condición de daño para sugerir un análisis más riguroso y proporcionar un mantenimiento adecuado de la estructura.

Para resumir, en esta sección se presentó una nueva metodología basada en STFs para evaluar el estado de salud de un puente tipo Armadura sometido a excitaciones dinámicas. Las respuestas vibratorias del puente se evalúan empleando un conjunto de 17 STF para estimar índices con la capacidad de evaluar la condición del puente. Se utiliza la prueba KW para establecer qué método o métodos STF son los más útiles para determinar la condición del puente. La eficacia propuesta se evalúa bajo tres niveles diferentes de daño

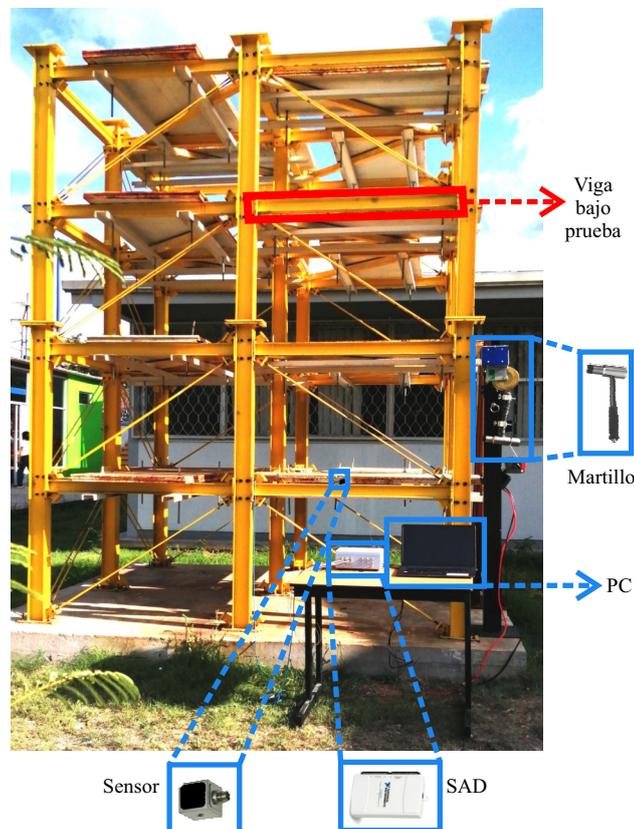
producido por corrosión, incipiente (reducción del diámetro en el elemento barra de 1 mm), moderado (reducción del diámetro en el elemento barra de 5 mm) y severo (una reducción del diámetro en el elemento de barra de 8 mm). Los resultados obtenidos demuestran que las características *RMS* y *SMR* son índices no lineales útiles para la detección de daños cuando el daño es producido por corrosión externa en un puente tipo Armadura, donde se obtiene una exactitud del 100 % utilizando un DTC de baja complejidad.

La metodología propuesta demostró su capacidad para identificar daños utilizando solo un sensor colocado en la estructura, independientemente de la ubicación y la gravedad del daño. Esta es una característica deseable en los esquemas de ME donde se pueden usar pocos sensores. Además, el método propuesto resultó particularmente útil para identificar daños incipientes, que son más difíciles de detectar porque modifican levemente la respuesta de la estructura. Estas ventajas, más el bajo uso de recursos computacionales, pueden permitir la implementación de una aplicación en tiempo real embebida en plataformas como procesadores de señales digitales (DSP, por sus siglas en inglés), o una matriz de compuertas programables o (FPGA, por sus siglas en inglés), entre otros, para el monitoreo continuo de una estructura civil. Adicionalmente, se estudiará la aplicación de estos indicadores bajo el efecto de diversos factores ambientales, otro tipo de fallas y otro tipo de estructuras civiles con el fin de determinar cuáles son las características más adecuadas en función de factores climáticos, el tipo de falla, y configuración de la estructura civil.

## 4.4. Caso de estudio 4

### 4.4.1. Configuración experimental

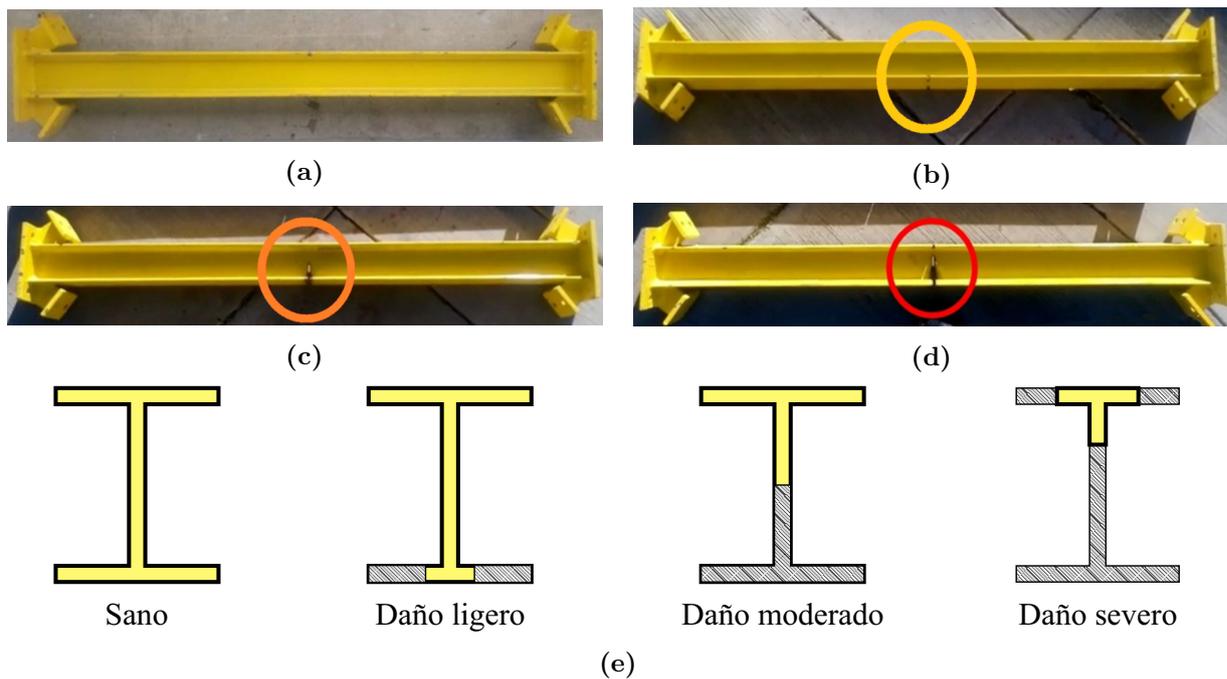
La Figura 4.26 presenta la configuración experimental para validar la efectividad de la metodología propuesta en condiciones de la vida real. Los datos experimentales se obtienen de la estructura de estructura metálica de cuatro pisos (Sección 3.1.3), ubicada en la Universidad Autónoma de Querétaro, Campus San Juan del Río, México. Para evaluar el estado de salud de la estructura, esta se expone a excitaciones forzadas dinámicas producidas por un martillo de fuerza de impacto de KISTLER modelo 9728A20000. La respuesta a la vibración del edificio se mide mediante un acelerómetro de tres ejes,  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , de KISTLER modelo 8395A, ubicado en el primer piso, que tiene un rango de medición  $\pm 10$  g con una resolución de 400 mV/g para un ancho de banda de 0 a 1000 Hz. Para adquirir y almacenar la información de vibración, se emplea el sistema de adquisición de datos (SAD) desarrollado (Sección 3.2.3). La frecuencia de muestreo se establece en 1000 Hz, y el tiempo de ejecución del experimento es de 18 segundos, lo que da como resultado 18000 muestras. El experimento se repite veinticinco veces para cada condición (sana y de tres niveles de fatiga), dando como resultado 100 pruebas, lo que permite generar información estadística.



**Figura 4.26.** Configuración experimental.

## Grietas por fatiga (daño en estudio)

Las grietas por fatiga son uno de los principales mecanismos que degradan la integridad estructural, lo que eventualmente puede conducir a fallas estructurales catastróficas [238]. Este tipo de daños se caracterizan por introducir flexibilidad de forma local y fisuras transversales en las vigas, afectando significativamente la respuesta vibratoria de la estructura, cambiando su frecuencia y formas modales [239]. Aunque la propagación de este tipo de daño puede tardar años o décadas en alcanzar tamaños críticos, para ilustrar su progreso, el proceso se acelera mediante el corte con sierra en el centro de tres vigas diferentes, que introducen tres niveles de daño [240]. La Figura 4.27 ilustra la sección transversal para una viga sana (Figura 4.27(a)) y los elementos de vigas con daños por grietas por fatiga: daños leves (Figura 4.27(b)), moderados (Figura 4.27(c)) y severos (Figura 4.27(d)), respectivamente. Los daños leves, moderados y severos se corresponden con una reducción del 25 %, 50 % y 75 % de la sección transversal, respectivamente, produciendo una disminución de la rigidez axial (Figura 4.27(e)).

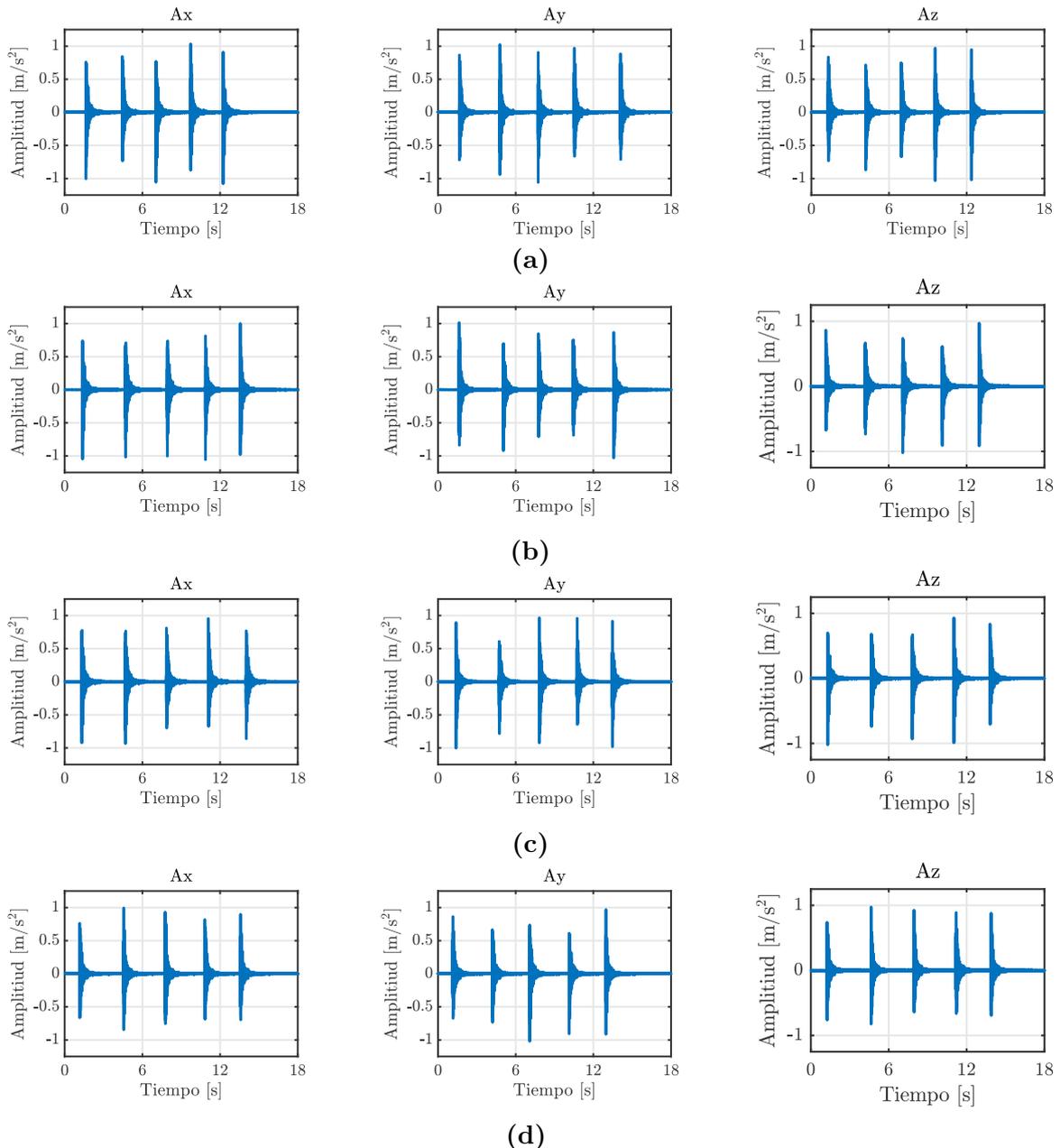


**Figura 4.27.** Elementos de viga: (a) sano, y elemento de viga con daño: (b) leve, (c) moderado, y (d) severo; (e) Secciones transversales del elemento de viga sana y los tres elementos de viga dañados con una reducción del 25 %, 50 % y 75 %, respectivamente.

### 4.4.2. Resultados

Siguiendo la metodología propuesta para este caso de estudio, las señales de vibración adquiridas para las condiciones, salud y daño (grietas por fatiga) del edificio son estudiadas

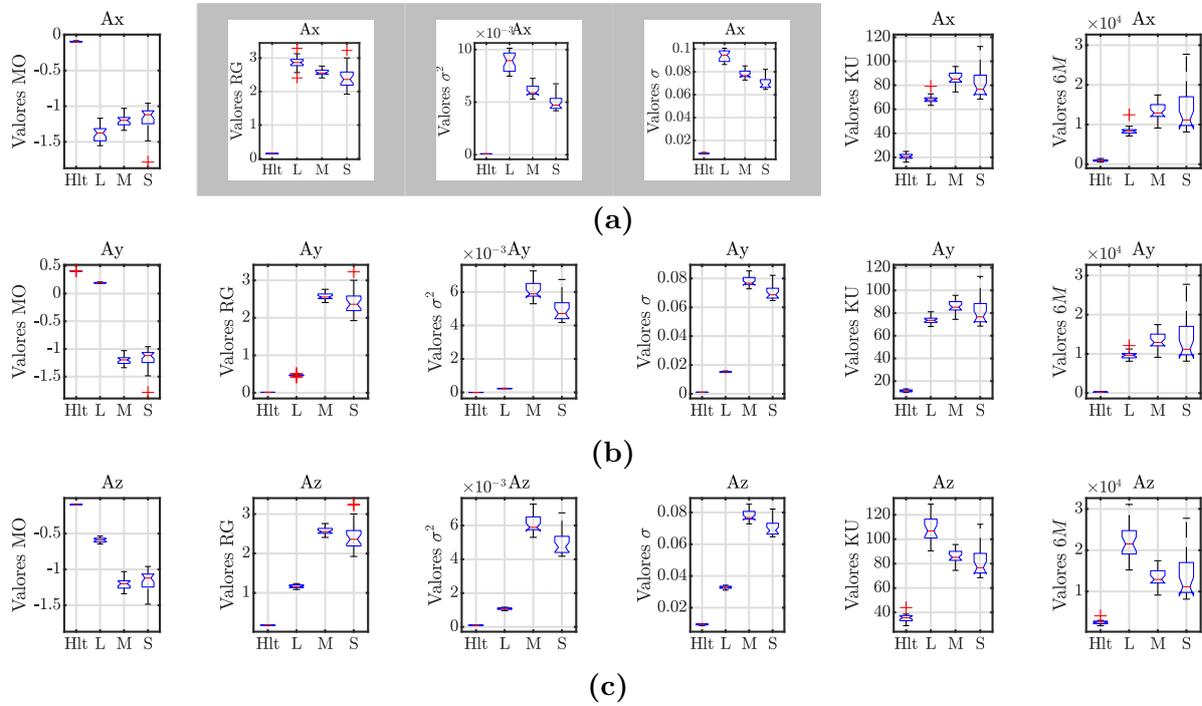
mediante las 17 STFs. La Fig. 4.28 muestra las señales de tiempo, las respuestas de vibración, medidas en los ejes  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$  para la condición saludable y las condiciones de daño leve, moderado y severo, respectivamente. Observando la Figura 4.28, las señales medidas para el estado de salud y los diferentes niveles de daño no presentan diferencias visuales. Por lo tanto, es importante investigar métodos o técnicas capaces de identificar patrones en las señales para asociarlos con la condición del edificio.



**Figura 4.28.** Señal en el dominio del tiempo medida para las diferentes condiciones de la estructura, (a) condición saludable; (b) daño leve; (c) daño moderado; (d) daño severo.

Una vez que se han analizado las respuestas vibratorias medidas para todos los casos y cada uno de los tres ejes mediante las 17 STFs, los resultados se evalúan utilizando la prueba KW para determinar cuál STF o cuáles STFs proporcionan la información más

discriminatoria sobre el estado del edificio de cuatro pisos. La Tabla 4.12 resume los valores de probabilidad estimados usando la prueba KW para las 17 STFs y los ejes  $A_x$ ,  $A_y$  y  $A_z$ , que contiene la condición saludable y los tres niveles de grietas por fatiga.



**Figura 4.29.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW para la condición saludable “Hlt”, y las condiciones de daño por fatiga leve “L”, moderada “M” y severa “S” en las direcciones (a)  $A_x$ , (b)  $A_y$  y (c)  $A_z$ .

La Figura 4.29 muestra las distribuciones de datos resultantes de las características  $MO$ ,  $RG$ ,  $\sigma^2$ ,  $\sigma$ ,  $KU$  y  $6M$ , que presentan el valor de probabilidad más bajo, resaltado sobre un fondo gris en la Tabla 4.12, lo que indica que los conjuntos de datos son independientes y pueden usarse para evaluar el estado de la estructura independientemente de la gravedad del daño.

En particular, las características  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  en el eje  $A_x$ , resaltadas sobre un fondo gris en la Figura 4.30, muestran la mayor separación entre la condición saludable y las condiciones de daño. Esta situación se puede verificar observando que estas tres características muestran los valores de probabilidad más bajos en la Tabla 4.11 para las STFs resaltadas. En consecuencia, se seleccionan las características  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  para evaluar la condición de la estructura de cuatro pisos.

Concretamente, la función  $RG$  proporciona una medida de la distancia entre los valores máximo y mínimo en toda la señal; por el contrario, las características  $\sigma^2$  y  $\sigma$  producen índices que cuantifican la energía de la señal de vibración [92]. Por otro lado, la distribución de datos obtenidos de las características restantes ( $ME$ ,  $RMS$ ,  $SMR$ ,  $\mu$ ,  $SK$ ,  $5M$ ,  $SF_{rms}$ ,  $SF_{smr}$ ,  $CF$ ,  $IF$  y  $LF$ ) presentan superposición entre las condiciones sanas y

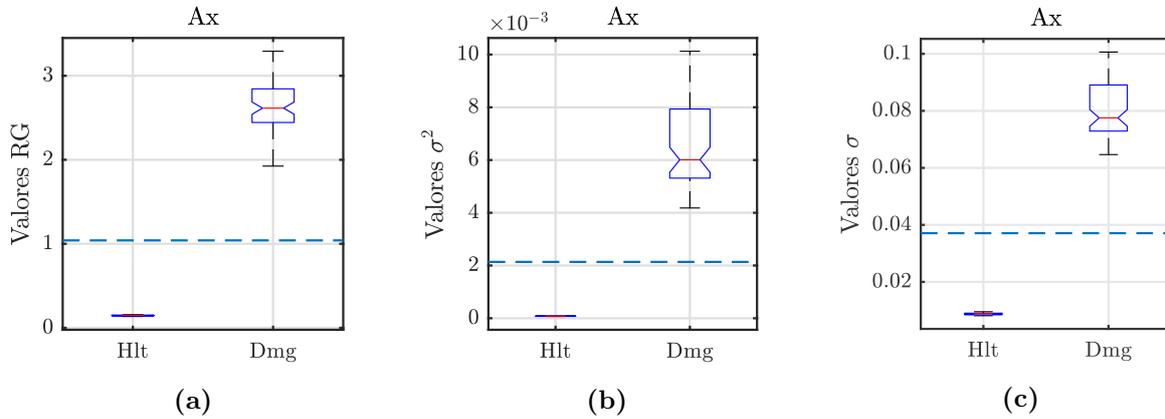
dañadas y también valores de probabilidad altos (ver Tabla 4.11). En estas circunstancias, no son adecuados para proporcionar una evaluación correcta de la estructura. En consecuencia, sus distribuciones de datos no se muestran en esta sección.

**Tabla 4.11.** Valores  $p$  estimados por la prueba KW para las diferentes STFs para condiciones saludables y condiciones de daño por fatiga ligera, moderada y severa.

<i>STFs</i>	<i>Probability values</i>		
	<i>A<sub>x</sub></i>	<i>A<sub>y</sub></i>	<i>A<sub>z</sub></i>
1 <i>MO</i>	$6.29 \times 10^{-22}$	$5.29 \times 10^{-18}$	$1.16 \times 10^{-15}$
2 <i>ME</i>	$8.22 \times 10^{-13}$	$5.42 \times 10^{-10}$	$1.54 \times 10^{-08}$
3 <i>RMS</i>	$1.54 \times 10^{-12}$	$2.76 \times 10^{-11}$	$2.76 \times 10^{-09}$
4 <i>SMR</i>	$3.94 \times 10^{-07}$	$3.42 \times 10^{-08}$	$5.42 \times 10^{-10}$
5 <i>RG</i>	$2.73 \times 10^{-24}$	$2.73 \times 10^{-20}$	$6.57 \times 10^{-21}$
6 $\mu$	$8.22 \times 10^{-13}$	$5.42 \times 10^{-10}$	$1.71 \times 10^{-18}$
7 $\sigma^2$	$3.63 \times 10^{-23}$	$3.67 \times 10^{-20}$	$5.82 \times 10^{-20}$
8 $\sigma$	$3.33 \times 10^{-25}$	$3.23 \times 10^{-19}$	$5.62 \times 10^{-22}$
9 <i>SK</i>	$1.12 \times 10^{-06}$	$1.06 \times 10^{-06}$	$8.47 \times 10^{-13}$
10 <i>KU</i>	$1.41 \times 10^{-22}$	$1.44 \times 10^{-17}$	$1.71 \times 10^{-18}$
11 <i>5M</i>	$1.29 \times 10^{-01}$	$4.98 \times 10^{-01}$	$4.25 \times 10^{-08}$
12 <i>6M</i>	$2.10 \times 10^{-21}$	$6.36 \times 10^{-17}$	$1.24 \times 10^{-19}$
13 <i>SFrms</i>	$5.20 \times 10^{-13}$	$5.12 \times 10^{-12}$	$1.67 \times 10^{-17}$
14 <i>SFsmr</i>	$2.90 \times 10^{-12}$	$5.42 \times 10^{-10}$	$1.54 \times 10^{-18}$
15 <i>CF</i>	$2.22 \times 10^{-11}$	$3.97 \times 10^{-08}$	$8.13 \times 10^{-17}$
16 <i>IF</i>	$3.00 \times 10^{-10}$	$1.80 \times 10^{-09}$	$4.11 \times 10^{-19}$
17 <i>LF</i>	$4.28 \times 10^{-11}$	$5.42 \times 10^{-10}$	$1.50 \times 10^{-17}$

Una vez seleccionadas las características más discriminantes, *RG*,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  en la dirección  $A_x$ , usando la prueba KW, se definen tres valores de umbral para configurar un clasificador DTC para determinar la condición del edificio de manera automática. Para este propósito, las condiciones de daño (es decir, la grieta por fatiga leve, moderada y severa) se fusionan como una única condición de daño global. Esta fusión se realiza considerando que la distribución de datos para las condiciones de daño presenta superposición entre ellas (ver Figura 4.30), pero no con la condición saludable.

La Figura 4.30 muestra la distribución de datos obtenidos mediante la prueba KWM para  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  en la dirección  $A_x$ , respectivamente, así como los valores de umbral definidos por medio de una línea horizontal discontinua. Estos valores se establecen como 1.0403, 0.0021 y 0.0371 para  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$ .



**Figura 4.30.** Distribución de datos resultantes de la prueba KW para el estado saludable y la condición de daño de (a)  $RG$ , (b)  $\sigma^2$  y (c)  $\sigma$  en la dirección  $A_x$ .

**Tabla 4.12.** Matriz de confusión para el DTC con base en el estado de salud y los intervalos de condición de daño mediante el uso de los índices RMS y SMR para todas las bahías.

		Datos Verdaderos			
Datos Classificador	Condición de la estructura	Condición Sana	Grieta por fatiga	$\Sigma$	Precisión
	Condición Sana	25	0	25	100 %
	Grieta por fatiga	0	75	75	100 %
	$\Sigma$	25	75	100	
	Sensibilidad	100 %	100 %		

Como es posible observar en la Figura 4.30, la metodología no puede distinguir entre las diferentes condiciones de daño. Por esta razón se toma como una sola condición en general. Es muy importante señalar que la propuesta distingue el daño desde una estado leve o incipiente, lo que es muy importante en ME. Por consiguiente, de las 100 pruebas realizadas, las pruebas para la condición de daño se toman como una sola clase, es decir, 25 para la condición sana de la estructura y 75 para daño. En la Tabla 4.12, se observa que la metodología propuesta para este caso de estudio fue capaz de distinguir eficientemente entre las dos diferentes clases finalmente estudiadas, logrando un 100 % de exactitud, demostrando que la propuesta es confiable para evaluar la condición de la estructura ante daños de

grieta por fatiga independientemente del nivel de daño. Por lo tanto, la detección de daño mediante este método permitiría sugerir finalmente un análisis más riguroso de la estructura. Adicionalmente, la propuesta podría implementarse en dispositivos de bajo costo debido a su baja complejidad y bajo uso de recursos computacionales, lo que la convierte en una herramienta útil para la evaluación continua de una estructura civil.

En resumen, en esta sección se presenta una metodología basada en STFs para monitorear la condición estructural de un edificio de cuatro pisos sometido a excitaciones dinámicas forzadas. Para realizar esta tarea, se han estudiado 17 STFs con el fin de proporcionar índices que permitan establecer diferencias en las señales examinadas para evaluar la condición estructural. El desempeño de la metodología propuesta se valida utilizando los datos adquiridos experimentalmente de una estructura de acero 3D de 4 pisos de  $2 \times 2$  bahías bajo tres escenarios de daño, daños por grietas por fatiga leve, moderada y severa. Los resultados demuestran que las características  $RG$ ,  $\sigma^2$  y  $\sigma$  son útiles para la detección de daños por grietas por fatiga en una estructura de acero 3D de 4 pisos y  $2 \times 2$  bahías. Se logra una alta precisión usando los STFs y un DTC simple para determinar la condición de la estructura independientemente de su severidad usando solo un sensor. Además, al utilizar la propuesta, los daños se pueden reconocer desde su estado leve o incipiente, lo que es particularmente difícil de identificar. Adicionalmente, la propuesta podría implementarse en dispositivos de bajo costo debido a su baja complejidad y bajo uso de recursos computacionales, lo que la convierte en una herramienta útil para la evaluación continua de una estructura civil.

## 5 | Conclusiones y Prospectivas

En este trabajo de tesis se propone el análisis de señales de vibración para el monitoreo de estructuras civiles para la identificación de las características propias o parámetros modales de la estructura, así como la determinación y cuantificación de daños existentes en la estructura, sobre todo si se tratan de daños leves o incipientes. Para la identificación de los parámetros modales se propone un primer caso de estudio donde se hace uso de la función de autocorrelación para obtener la respuesta de vibración libre amortiguada y luego el método NMD para descomponer las señales de vibración y a partir de estas estimar las frecuencias naturales y los factores de amortiguamiento. Para este propósito se utiliza transformada Hilbert junto con: a) el espectro marginal de Hilbert para la estimación de las NFs y b) un ajuste no lineal a la envolvente para la estimación de los DRs. Para la evaluación del método propuesto se utilizaron señales sintéticas, señales simuladas y reales correspondientes a los datos de la fase analítica I y la fase experimental II del problema de referencia IASC-ASCE SHM. Mediante este método se muestra ser eficaz y exacto para la estimación de los parámetros modales aún bajo ruido de alto nivel y para señales con frecuencias muy poco espaciadas.

En cuanto a la determinación y cuantificación de daños, se propone la estimación de características estadísticas para evaluar las señales de vibración. En el segundo caso de estudio, se hace uso del método LDA para estimar un espacio reducido de características a partir de las características estimadas en los dominios del tiempo y la frecuencia que servirán como datos de entrada a un clasificador mediante una red neuronal. Para la validación del método se utilizan los datos de vibración obtenidos mediante tres sensores ubicados en una estructura puente tipo Armadura. En esta estructura se simula un daño con tres niveles de corrosión en uno de sus elementos de barra, incipiente, moderado y severo. El método demuestra una alta eficacia para estimar si existe daño o no en la estructura además de cuantificar el daño desde un nivel incipiente.

Para el tercer caso de estudio se propone una metodología para evaluar el estado de salud de un puente tipo Armadura con daños producidos por corrosión. Para este propósito

se extraen un conjunto de 17 características estadísticas a partir de las señales de vibración obtenidas mediante excitación dinámica. Las características se evalúan mediante la prueba de KW estableciendo qué características son las más útiles para determinar la condición de la estructura, obteniendo que las características RMS y SMR son índices no lineales útiles para la detección de daños. Seguidamente, mediante un clasificador DTC de baja complejidad se obtienen resultados con un 100 % de exactitud en la detección de daños cuando el daño es producido por corrosión externa en un puente tipo Armadura.

De la misma forma, en el cuarto caso de estudio, se presenta una metodología para determinar la condición de salud de una estructura de acero 3D de 4 pisos de  $2 \times 2$  bahías sometida a excitaciones dinámicas forzadas. En este caso se extraen y se evalúan mediante la prueba de KW, 17 características estadísticas para determinar cuáles son las más apropiadas para evaluar el estado de la estructura ante tres escenarios de daño, daños por grietas por fatiga leve, moderada y severa. Los resultados demuestran que, para la detección de los daños en la estructura estudiada, son útiles las características RG,  $\sigma^2$  y  $\sigma$ . Además, se logra una precisión del 100 % usando los STFs y un DTC simple para determinar la condición de la estructura independientemente de su severidad usando solo un sensor.

Los métodos propuestos, resultan particularmente útiles para la detección de daños, especialmente desde un estado incipiente, los cuales son más difíciles de analizar debido a que modifican levemente la respuesta vibratoria de la estructura. Por otro lado, gracias al bajo uso de recursos computacionales, es posible la implementación de los métodos en plataformas embebidas tales como FPGAs y DSPs lo que permitiría una posible aplicación en tiempo en línea para el monitoreo continuo de las estructuras.

Como prospectivas y trabajos futuros se plantea el estudio de los indicadores bajo el efecto de diversos factores ambientales, otro tipo de fallas y otro tipo de estructuras civiles, con el fin de determinar cuáles son las características más adecuadas en función de factores climáticos, el tipo de falla, y configuración de la estructura civil. Así mismo, se propone el estudio de nuevas técnicas que ayuden a determinar de forma automática, el estado de la estructura, desde la detección, localización y cuantificación de la condición estructural hasta la predicción del tiempo de vida útil de la estructura. Entre estas técnicas, los métodos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo como las redes convolucionales entre otras.

## 6 | Listado de Publicaciones

### 6.1. Artículos en Revistas

1. ***Nonlinear mode decomposition-based methodology for modal parameters identification of civil structures using ambient vibrations.***  
Jesus J. Yanez-Borjas, Juan P. Amezcuita-Sanchez, Martin Valtierra-Rodriguez and David Camarena-Martinez  
*Measurement Science and Technology*, IOP Science. Vol. 31, Núm. 1, Octubre 2019.  
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6501/ab3fe2/meta>  
Factor de Impacto 1.857, Q2.
2. ***Statistical time features for global corrosion assessment in a truss bridge from vibration signals.***  
Jesus J. Yanez-Borjas, Juan P. Amezcuita-Sanchez, Martin Valtierra-Rodriguez and David Camarena-Martinez  
*Measurement*, Elsevier. Vol. 160, 107858, Agosto 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107858>  
Factor de Impacto: 3.364, Q1.
3. ***A New Damage Index based on Statistical features, PCA, and Mahalanobis distance for Detecting and Locating Cables Loss in a Cable-Stayed Bridge.***  
Jesus J. Yanez-Borjas, Jose M. Machorro-Lopez, David Camarena-Martinez, Martin Valtierra-Rodriguez, Juan P. Amezcuita-Sanchez, Francisco J. Carrion-Viramontes, and Juan A. Quintana-Rodriguez  
*International Journal of Structural Stability and Dynamics*, World Scientific. Mayo 2021  
<https://doi.org/10.1142/S0219455421501273>,  
Factor de Impacto: 2.015, Q2.

4. ***An Explainable Machine Learning Approach Based on statistical Indexes and SVM for Stress Detection in Automobile Drivers Using Electromyographic Signals.***

Olivia Vargas-Lopez, Carlos A. Perez-Ramirez, Martin Valtierra-Rodriguez, Jesus J. Yanez-Borjas, Juan P. Amezquita-Sanchez

*Sensors*, MDPI. Vol. 21, 3155, Mayo 2021.

<https://doi.org/10.3390/s21093155>

Factor de Impacto: 3.275, Q1.

## 6.2. Conferencias

1. ***Experimental Validation of the Broken Rotor Bar Fault Evolution in Line-Fed Induction Motors.***

Jesus Joaquin Yanez-Borjas; David Camarena-Martinez; Miguel Alfonso Vasquez-Barrera; Rene J. Romero-Troncoso; Daniel Morinigo-Sotelo

2018 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)

<https://doi.org/10.1109/ROPEC.2018.8661426>

2. ***Methodology based on statistical features and linear discriminant analysis for damage detection in a truss-type bridge.***

Jesus J. Yanez-Borjas; David Camarena-Martinez; Martin Valtierra-Rodriguez; Juan J. SaucedoDorantes; Juan P. Amezquita-Sanchez

2019 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)

<https://doi.org/10.1109/ROPEC48299.2019.9057115>

3. ***Statistical Time Features-based Methodology for Fatigue Cracks Detection in a Four-Story Building.***

Jesus J. Yanez-Borjas; David Camarena-Martinez; Martin Valtierra-Rodriguez; Juan P. Amezquita-Sanchez

2020 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)

<https://doi.org/10.1109/ROPEC50909.2020.9258724>

# Referencias

- [1] A. López and C. Poblano, “Failure analysis and fatigue tests of the failed anchoring element of Rio Papaloapan Bridge cable 11, landside, tower 3,” Internal Report EQ001/00, Instituto Mexicano del Transporte, Sanfandila, Queretaro, Mexico (In Spanish), 2000.
- [2] A. Aguirre and J. Carbajal, “Failure analysis of cable 11 of the Papaloapan Bridge,” Internal Report AF-IFT/00087, COMIMSA, Saltillo, Coahuila, Mexico (In Spanish),, 2000.
- [3] D. Camarena-Martinez, J. P. Amezquita-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, R. J. Romero-Troncoso, R. A. Osornio-Rios, and A. Garcia-Perez, “EEMD-MUSIC-Based Analysis for Natural Frequencies Identification of Structures Using Artificial and Natural Excitations,” *The Scientific World Journal*, vol. 2014, pp. 1–12, 2014.
- [4] C. A. Perez-Ramirez, J. P. Amezquita-Sanchez, H. Adeli, M. Valtierra-Rodriguez, D. Camarena-Martinez, and R. J. Romero-Troncoso, “New methodology for modal parameters identification of smart civil structures using ambient vibrations and synchrosqueezed wavelet transform,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 48, pp. 1–12, Feb. 2016.
- [5] J. P. Amezquita-Sanchez and H. Adeli, “Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures,” *Arch Computat Methods Eng*, vol. 23, pp. 1–15, Mar. 2016.
- [6] J. P. Amezquita-Sanchez and H. Adeli, “Feature extraction and classification techniques for health monitoring of structures,” *Scientia Iranica*, vol. 22, pp. 1931–1940, Dec. 2015. Publisher: Sharif University of Technology.
- [7] J. P. Amezquita-Sanchez and H. Adeli, “Synchrosqueezed wavelet transform-fractality model for locating, detecting, and quantifying damage in smart highrise building structures,” *Smart Mater. Struct.*, vol. 24, p. 065034, May 2015.
- [8] Y.-Q. N. Hua-Peng Chen, *Introduction to Structural Health Monitoring*, ch. 1, pp. 1–14. John Wiley & Sons, Ltd, 2018.
- [9] S. Crespo, F. J. Carrion, and J. A. Quintana, “Monitoreo Estructural: Una realidad en México,” Publicación bimestral de divulgación externa Nota 143, Artículo 1, Instituto Mexicano del Transporte, July 2013.

- 
- [10] S. Hiasa, R. Birgul, and F. Necati Catbas, “A data processing methodology for infrared thermography images of concrete bridges,” *Computers & Structures*, vol. 190, pp. 205–218, Oct. 2017.
- [11] R. Nigam and S. K. Singh, “Crack detection in a beam using wavelet transform and photographic measurements,” *Structures*, vol. 25, pp. 436–447, June 2020.
- [12] M. Wicker, B. P. Alduse, and S. Jung, “Detection of hidden corrosion in metal roofing shingles utilizing infrared thermography,” *Journal of Building Engineering*, vol. 20, pp. 201–207, Nov. 2018.
- [13] M.-S. Huang, M. Gül, and H.-P. Zhu, “Vibration-Based Structural Damage Identification under Varying Temperature Effects,” *J. Aerosp. Eng.*, vol. 31, p. 04018014, May 2018.
- [14] J. K. Sinha, *Vibration Analysis, Instruments, and Signal Processing*. CRC Press, Dec. 2014.
- [15] N. A. Nechval and K. N. Nechval, “A New Technique for Vibration-Based Diagnostics of Fatigued Structures Based on Damage Pattern Recognition via Minimization of Misclassification Probability,” in *Diagnostic Techniques in Industrial Engineering* (M. Ram and J. P. Davim, eds.), Management and Industrial Engineering, pp. 191–206, Cham: Springer International Publishing, 2018.
- [16] C. Rainieri and G. Fabbrocino, *Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structures*. New York, NY: Springer New York, 2014.
- [17] O. Abdeljaber, O. Avci, M. S. Kiranyaz, B. Boashash, H. Sodano, and D. J. Inman, “1-D CNNs for structural damage detection: Verification on a structural health monitoring benchmark data,” *Neurocomputing*, vol. 275, pp. 1308–1317, Jan. 2018.
- [18] J. J. Yanez-Borjas, M. Valtierra-Rodriguez, D. Camarena-Martinez, and J. P. Amezcuita-Sanchez, “Statistical time features for global corrosion assessment in a truss bridge from vibration signals,” *Measurement*, vol. 160, p. 107858, Aug. 2020.
- [19] A. Moreno-Gomez, J. Amezcuita-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, C. Perez-Ramirez, A. Dominguez-Gonzalez, and O. Chavez-Alegria, “EMD-Shannon Entropy-Based Methodology to Detect Incipient Damages in a Truss Structure,” *Applied Sciences*, vol. 8, p. 2068, Oct. 2018.
- [20] K. Lakshmi and A. R. Mohan Rao, “Detection of Subtle Damage in Structures through Smart Signal Reconstruction,” *Procedia Structural Integrity*, vol. 14, pp. 282–289, Jan. 2019.
- [21] J. J. Yanez-Borjas, D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, and J. P. Amezcuita-Sanchez, “Statistical Time Features-based Methodology for Fatigue Cracks Detection in a Four-Story Building,” in *2020 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, (Ixtapa, Mexico), pp. 1–6, IEEE, Nov. 2020.
- [22] J. P. Santos, C. Cremona, A. D. Orcesi, and P. Silveira, “Early damage detection based on pattern recognition and data fusion,” *Journal of Structural Engineering*,

- vol. 143, no. 2, p. 04016162, 2017. ISBN: 0733-9445 Publisher: American Society of Civil Engineers.
- [23] L. Zhu, F. Dang, Y. Xue, W. Ding, and L. Zhang, "Analysis of micro-structural damage evolution of concrete through coupled X-ray computed tomography and gray-level co-occurrence matrices method," *Construction and Building Materials*, vol. 224, pp. 534–550, Nov. 2019.
- [24] N. K. Banjara, S. Sasmal, and V. Srinivas, "Investigations on acoustic emission parameters during damage progression in shear deficient and GFRP strengthened reinforced concrete components," *Measurement*, vol. 137, pp. 501–514, Apr. 2019.
- [25] F. Frigui, J. P. Faye, C. Martin, O. Dalverny, F. Peres, and S. Judenherc, "Global methodology for damage detection and localization in civil engineering structures," *Engineering Structures*, vol. 171, pp. 686–695, Sept. 2018.
- [26] B. Park, H. Sohn, and P. Liu, "Accelerated noncontact laser ultrasonic scanning for damage detection using combined binary search and compressed sensing," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 92, pp. 315–333, Aug. 2017.
- [27] Y. Zhang, Y. Miyamori, S. Mikami, and T. Saito, "Vibration-based structural state identification by a 1-dimensional convolutional neural network," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 34, no. 9, pp. 822–839, 2019.
- [28] R. M. Delgadillo and J. R. Casas, "Non-modal vibration-based methods for bridge damage identification," *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 0, pp. 1–22, Aug. 2019.
- [29] S. Talaei, A. Beitollahi, S. Moshirabadi, and M. Fallahian, "Vibration-based Structural Damage Detection Using Twin Gaussian Process (TGP)," *Structures*, vol. 16, pp. 10–19, Nov. 2018.
- [30] S. Jang, J. Li, and B. F. Spencer, "Corrosion Estimation of a Historic Truss Bridge Using Model Updating," *J. Bridge Eng.*, vol. 18, pp. 678–689, July 2013.
- [31] H. W. Shih, D. P. Thambiratnam, and T. H. T. Chan, "Damage detection in truss bridges using vibration based multi-criteria approach," *Structural Engineering and Mechanics*, vol. 39, no. 2, pp. 187–206, 2011.
- [32] D. Huang, S. Zhou, and W. Li, "Vibration suppression of a viscoelastic isolation system by nonlinear integral resonant controller," *Journal of Vibration and Control*, vol. 25, pp. 1599–1613, May 2019.
- [33] Y.-m. Park and K.-j. Kim, "Semi-active vibration control of space truss structures by friction damper for maximization of modal damping ratio," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 332, pp. 4817–4828, Sept. 2013.
- [34] Huang Pei, Wang Xiuyong, Wen Qing, Wang Wenxi, and Sun Hongxin, "Active Control of Stay Cable Vibration Using a Giant Magnetostrictive Actuator," *Journal of Aerospace Engineering*, vol. 31, p. 04018074, Sept. 2018.
- [35] M. Eitner, J. Sirohi, and C. E. Tinney, "Modal parameter estimation of a reduced-scale rocket nozzle using blind source separation," *Meas. Sci. Technol.*, 2019.

- [36] M. Vanali and A. Cigada, “Long term operational modal analysis of a stadium grandstand to structural health monitoring purposes,” in *2009 IEEE Workshop on Environmental, Energy, and Structural Monitoring Systems*, pp. 103–109, Sept. 2009.
- [37] R. Sarlo, P. A. Tarazaga, and M. E. Kasarda, “High resolution operational modal analysis on a five-story smart building under wind and human induced excitation,” *Engineering Structures*, vol. 176, pp. 279–292, Dec. 2018.
- [38] R. Cardoso, A. Cury, and F. Barbosa, “A robust methodology for modal parameters estimation applied to SHM,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 95, pp. 24–41, Oct. 2017.
- [39] D. Huang, S. Zhou, and G. Litak, “Theoretical analysis of multi-stable energy harvesters with high-order stiffness terms,” *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, vol. 69, pp. 270–286, Apr. 2019.
- [40] Bayraktar Alemdar, Altunişik Ahmet Can, Sevim Barış, and Türker Temel, “Modal Testing, Finite-Element Model Updating, and Dynamic Analysis of an Arch Type Steel Footbridge,” *Journal of Performance of Constructed Facilities*, vol. 23, pp. 81–89, Apr. 2009.
- [41] Xiao X., Xu Y. L., and Zhu Q., “Multiscale Modeling and Model Updating of a Cable-Stayed Bridge. II: Model Updating Using Modal Frequencies and Influence Lines,” *Journal of Bridge Engineering*, vol. 20, p. 04014113, Oct. 2015.
- [42] K. Schröder, S. Grove, S. Tsiapoki, C. G. Gebhardt, and R. Rolfes, “Structural Change Identification at a Wind Turbine Blade using Model Updating,” *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1104, p. 012030, Oct. 2018.
- [43] J. M. W. Brownjohn, P. Reynolds, S. K. Au, D. Hester, and M. Bocian, “Experimental modal analysis of civil structures: State of the art,” in *Proceedings of SHMII 7 - International Conference on Structural Health Monitoring and Intelligent Infrastructure*, SHMII, July 2015.
- [44] E. Orlowitz and A. Brandt, “Comparison of experimental and operational modal analysis on a laboratory test plate,” *Measurement*, vol. 102, pp. 121–130, May 2017.
- [45] F. Ahmadifar and M. Payab, “A Comparative Review on Operational Modal Analysis Methods,” *Cumhuriyet Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Fen Bilimleri Dergisi*, vol. 36, pp. 3302–3311, May 2015.
- [46] M. Ghalishooyan and A. Shooshtari, “Operational modal analysis techniques and their theoretical and practical aspects: a comprehensive review and introduction,” in *Proceedings of the IOMAC 2015 Conference*, (Gijón, Spain), May 2015.
- [47] A. Saito and T. Kuno, “Data-driven experimental modal analysis by Dynamic Mode Decomposition,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 481, p. 115434, Sept. 2020.
- [48] Q. Mao, M. Mazzotti, J. DeVitis, J. Braley, C. Young, K. Sjoblom, E. Aktan, F. Moon, and I. Bartoli, “Structural condition assessment of a bridge pier: A case study using experimental modal analysis and finite element model updating,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 26, no. 1, p. e2273, 2019. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/stc.2273>.

- 
- [49] M. T. Das and A. Yilmaz, “Experimental modal analysis of curved composite beam with transverse open crack,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 436, pp. 155–164, Dec. 2018.
- [50] M. Gille, J. Maierhofer, and D. J. Rixen, “A Low-Cost Excitation System for Operational Modal Analysis (OMA),” in *Special Topics in Structural Dynamics & Experimental Techniques, Volume 5* (D. S. Epp, ed.), Conference Proceedings of the Society for Experimental Mechanics Series, (Cham), pp. 145–152, Springer International Publishing, 2021.
- [51] A. Brandt, “A signal processing framework for operational modal analysis in time and frequency domain,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 115, pp. 380–393, Jan. 2019.
- [52] D. Foti, N. I. Giannoccaro, V. Vacca, and M. Lerna, “Structural Operativity Evaluation of Strategic Buildings through Finite Element (FE) Models Validated by Operational Modal Analysis (OMA),” *Sensors*, vol. 20, p. 3252, Jan. 2020. Number: 11, Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [53] G. Milani and F. Clementi, “Advanced Seismic Assessment of Four Masonry Bell Towers in Italy after Operational Modal Analysis (OMA) Identification,” *International Journal of Architectural Heritage*, vol. 0, pp. 1–30, Dec. 2019.
- [54] R. Brincker, “Some Elements of Operational Modal Analysis,” *Shock and Vibration*, vol. 2014, pp. 1–11, 2014.
- [55] J. S. Bendat and A. G. Piersol, *Engineering Applications of Correlation and Spectral Analysis*. Wiley, 2nd edition ed., Aug. 2013.
- [56] C.-X. Qu, T.-H. Yi, H.-N. Li, and B. Chen, “Closely spaced modes identification through modified frequency domain decomposition,” *Measurement*, vol. 128, pp. 388–392, Nov. 2018.
- [57] G. H. James, III, T. G. Carne, and J. P. Lauffer, “The natural excitation technique (NExT) for modal parameter extraction from operating wind turbines,” *NASA STI/Recon Technical Report N*, vol. 93, Feb. 1993.
- [58] S. Ibrahim, “Random Decrement Technique for Modal Identification of Structures,” *Journal of Spacecraft and Rockets*, vol. 14, no. 11, pp. 696–700, 1977.
- [59] J. K. Vandiver, A. B. Dunwoody, R. B. Campbell, and M. F. Cook, “A Mathematical Basis for the Random Decrement Vibration Signature Analysis Technique,” *J. Mech. Des*, vol. 104, pp. 307–313, Apr. 1982.
- [60] J. Lardies, “Modal parameter identification based on ARMAV and state-space approaches,” *Arch Appl Mech*, vol. 80, pp. 335–352, Apr. 2010.
- [61] A. Entezami and H. Shariatmadar, “Damage localization under ambient excitations and non-stationary vibration signals by a new hybrid algorithm for feature extraction and multivariate distance correlation methods,” *Structural Health Monitoring*, vol. 18, pp. 347–375, Mar. 2019.

- 
- [62] L. Tong, V. C. Soon, Y. F. Huang, and R. Liu, "AMUSE: a new blind identification algorithm," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp. 1784–1787 vol.3, May 1990.
- [63] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J. Cardoso, and E. Moulines, "A blind source separation technique using second-order statistics," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, pp. 434–444, Feb. 1997.
- [64] J.-N. Juang and R. S. Pappa, "An eigensystem realization algorithm for modal parameter identification and model reduction," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 8, pp. 620–627, Sept. 1985.
- [65] Kim Sunjoong, Park Jin, and Kim Ho-Kyung, "Damping Identification and Serviceability Assessment of a Cable-Stayed Bridge Based on Operational Monitoring Data," *Journal of Bridge Engineering*, vol. 22, p. 04016123, Mar. 2017.
- [66] S. Hosseini Kordkheili, S. Momeni Massouleh, S. Hajirezayi, and H. Bahai, "Experimental identification of closely spaced modes using NExT-ERA," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 412, pp. 116–129, Jan. 2018.
- [67] Giraldo Diego F., Song Wei, Dyke Shirley J., and Caicedo Juan M., "Modal Identification through Ambient Vibration: Comparative Study," *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 135, pp. 759–770, Aug. 2009.
- [68] Y. Zhang and H. Song, "Non-overlapped random decrement technique for parameter identification in operational modal analysis," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 366, pp. 528–543, Mar. 2016.
- [69] W. Bayissa, N. Haritos, and S. Thelandersson, "Vibration-based structural damage identification using wavelet transform," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 22, pp. 1194–1215, July 2008.
- [70] M. Mihalec, J. Slavič, and M. Boltežar, "Synchrosqueezed wavelet transform for damping identification," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 80, pp. 324–334, Dec. 2016.
- [71] J. P. Amezcuita-Sanchez, H. S. Park, and H. Adeli, "A novel methodology for modal parameters identification of large smart structures using MUSIC, empirical wavelet transform, and Hilbert transform," *Engineering Structures*, vol. 147, pp. 148–159, Sept. 2017.
- [72] X. He, X. Hua, Z. Chen, and F. Huang, "EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge," *Engineering Structures*, vol. 33, pp. 1348–1356, Apr. 2011.
- [73] A. Keyhani and S. Mohammadi, "Structural modal parameter identification using local mean decomposition," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 29, p. 025003, Jan. 2018.
- [74] Z. Wu and N. E. Huang, "Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Noise-Assisted Data Analysis Method," *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 1, pp. 1–41, 2009.

- 
- [75] A. Carroccia, M. Grasso, M. Maggioni, and B. M. Colosimo, “Improved Signal Characterization via Empirical Mode Decomposition to Enhance in-line Quality Monitoring,” *Procedia CIRP*, vol. 41, pp. 717–722, Jan. 2016.
- [76] Y.-H. Wang, C.-H. Yeh, H.-W. V. Young, K. Hu, and M.-T. Lo, “On the computational complexity of the empirical mode decomposition algorithm,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 400, pp. 159–167, Apr. 2014.
- [77] J. Yang, P. Li, Y. Yang, and D. Xu, “An improved EMD method for modal identification and a combined static-dynamic method for damage detection,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 420, pp. 242–260, Apr. 2018.
- [78] N. Roveri and A. Carcaterra, “Damage detection in structures under traveling loads by Hilbert–Huang transform,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 28, pp. 128–144, Apr. 2012.
- [79] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” *Proc. R. Soc. Lond. A*, vol. 454, pp. 903–995, Mar. 1998.
- [80] R. A. Osornio-Rios, J. P. Amezquita-Sanchez, R. J. Romero-Troncoso, and A. Garcia-Perez, “MUSIC-ANN Analysis for Locating Structural Damages in a Truss-Type Structure by Means of Vibrations: MUSIC-ANN analysis,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 27, pp. 687–698, Oct. 2012.
- [81] X. Jiang and H. Adeli, “Pseudospectra, MUSIC, and dynamic wavelet neural network for damage detection of highrise buildings,” July 2007.
- [82] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and M. J. Zuo, “A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, pp. 108–126, Feb. 2013.
- [83] Y. Cheng, Z. Wang, B. Chen, W. Zhang, and G. Huang, “An improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and its application to rolling element bearing fault diagnosis,” *ISA Transactions*, vol. 91, pp. 218–234, Aug. 2019.
- [84] A. Garcia-Perez, J. P. Amezquita-Sanchez, A. Dominguez-Gonzalez, R. Sedaghati, R. Osornio-Rios, and R. J. Romero-Troncoso, “Fused empirical mode decomposition and wavelets for locating combined damage in a truss-type structure through vibration analysis,” *J. Zhejiang Univ. Sci. A*, vol. 14, pp. 615–630, Sept. 2013.
- [85] R. Yao and S. N. Pakzad, “Autoregressive statistical pattern recognition algorithms for damage detection in civil structures,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 31, pp. 355–368, Aug. 2012.
- [86] Y. Kim and S.-G. Park, “Wet damping estimation of the scaled segmented hull model using the random decrement technique,” *Ocean Engineering*, vol. 75, pp. 71–80, Jan. 2014.

- 
- [87] A. Zubaydi, M. R. Haddara, and A. S. J. Swamidias, “On the use of the autocorrelation function to identify the damage in the side shell of a ship’s hull,” *Marine Structures*, vol. 13, pp. 537–551, Nov. 2000.
- [88] Y. Zhang, L. Wu, and H. Song, “Triggering expectation and residual excitation of distributed random decrement technique,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 340, pp. 368–382, Mar. 2015.
- [89] A. A. Elshafey, M. R. Haddara, and H. Marzouk, “Dynamic response of offshore jacket structures under random loads,” *Marine Structures*, vol. 22, pp. 504–521, July 2009.
- [90] K. Li, L. Wang, J. Wu, Q. Zhang, G. Liao, and L. Su, “Using GA-SVM for defect inspection of flip chips based on vibration signals,” *Microelectronics Reliability*, vol. 81, pp. 159–166, Feb. 2018.
- [91] X. Wang, Y. Zheng, Z. Zhao, and J. Wang, “Bearing Fault Diagnosis Based on Statistical Locally Linear Embedding,” *Sensors*, vol. 15, pp. 16225–16247, July 2015.
- [92] W. Caesarendra and T. Tjahjowidodo, “A Review of Feature Extraction Methods in Vibration-Based Condition Monitoring and Its Application for Degradation Trend Estimation of Low-Speed Slew Bearing,” *Machines*, vol. 5, p. 21, Sept. 2017.
- [93] Adeli Hojjat and Jiang Xiaomo, “Dynamic Fuzzy Wavelet Neural Network Model for Structural System Identification,” *Journal of Structural Engineering*, vol. 132, pp. 102–111, Jan. 2006.
- [94] Z. Chen, C. Pan, and L. Yu, “Structural damage detection via adaptive dictionary learning and sparse representation of measured acceleration responses,” *Measurement*, vol. 128, pp. 377–387, Nov. 2018.
- [95] D. A. Tibaduiza, L. E. Mujica, and J. Rodellar, “Damage classification in structural health monitoring using principal component analysis and self-organizing maps,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 20, no. 10, pp. 1303–1316, 2013.
- [96] Y. Huang, H. Li, S. Wu, and Y. Yang, “Fractal dimension based damage identification incorporating multi-task sparse Bayesian learning,” *Smart Mater. Struct.*, vol. 27, p. 075020, July 2018.
- [97] A. Datteo, F. Lucà, and G. Busca, “Statistical pattern recognition approach for long-time monitoring of the G.Meazza stadium by means of AR models and PCA,” *Engineering Structures*, vol. 153, pp. 317–333, Dec. 2017.
- [98] H. Liu and Y. Zhang, “Image-driven structural steel damage condition assessment method using deep learning algorithm,” *Measurement*, vol. 133, pp. 168–181, Feb. 2019.
- [99] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, and D. J. Inman, “Wireless and real-time structural damage detection: A novel decentralized method for wireless sensor networks,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 424, pp. 158–172, June 2018.
- [100] J. P. Amezquita-Sanchez and H. Adeli, “Nonlinear measurements for feature extraction in structural health monitoring,” *Scientia Iranica*, vol. 26, pp. 3051–3059, Dec. 2019. Publisher: Sharif University of Technology.

- 
- [101] H. Babajanian, G. Ghodrati, M. Nekooei, and E. Darvishan, “Damage detection of a cable-stayed bridge using feature extraction and selection methods,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 15, pp. 1165–1177, Sept. 2019.
- [102] A. Datteo, G. Busca, G. Quattromani, and A. Cigada, “On the use of AR models for SHM: A global sensitivity and uncertainty analysis framework,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 170, pp. 99–115, Feb. 2018.
- [103] V. R. Gharehbaghi, A. Nguyen, E. Noroozinejad Farsangi, and T. Y. Yang, “Supervised damage and deterioration detection in building structures using an enhanced autoregressive time-series approach,” *Journal of Building Engineering*, vol. 30, p. 101292, July 2020.
- [104] B. Shi and P. Qiao, “A new surface fractal dimension for displacement mode shape-based damage identification of plate-type structures,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 103, pp. 139–161, Mar. 2018.
- [105] K. Tao, W. Zheng, and D. Jiang, “Entropy Method for Structural Health Monitoring Based on Statistical Cause and Effect Analysis of Acoustic Emission and Vibration Signals,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 172515–172525, 2019. Conference Name: IEEE Access.
- [106] F. Wang, Z. Chen, and G. Song, “Monitoring of multi-bolt connection looseness using entropy-based active sensing and genetic algorithm-based least square support vector machine,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 136, p. 106507, Feb. 2020.
- [107] S. Zajam, T. Joshi, and B. Bhattacharya, “Application of wavelet analysis and machine learning on vibration data from gas pipelines for structural health monitoring,” *Procedia Structural Integrity*, vol. 14, pp. 712–719, Jan. 2019.
- [108] M. Azami and M. Salehi, “Response-based multiple structural damage localization through multi-channel empirical mode decomposition,” *Journal of Structural Integrity and Maintenance*, vol. 4, pp. 195–206, Oct. 2019.
- [109] T.-K. Lin and Y.-C. Chen, “Integration of Refined Composite Multiscale Cross-Sample Entropy and Backpropagation Neural Networks for Structural Health Monitoring,” *Applied Sciences*, vol. 10, p. 839, Jan. 2020.
- [110] A. C. Neves, I. González, J. Leander, and R. Karoumi, “Structural health monitoring of bridges: a model-free ANN-based approach to damage detection,” *J Civil Struct Health Monit*, vol. 7, pp. 689–702, Nov. 2017.
- [111] K. H. Padil, N. Bakhary, M. Abdulkareem, J. Li, and H. Hao, “Non-probabilistic method to consider uncertainties in frequency response function for vibration-based damage detection using Artificial Neural Network,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 467, p. 115069, Feb. 2020.
- [112] I. Abu-Mahfouz and A. Banerjee, “Crack Detection and Identification Using Vibration Signals and Fuzzy Clustering,” *Procedia Computer Science*, vol. 114, pp. 266–274, 2017.
- [113] J. Rabcan, V. Levashenko, E. Zaitseva, M. Kvassay, and S. Subbotin, “Non-destructive diagnostic of aircraft engine blades by Fuzzy Decision Tree,” *Engineering Structures*, vol. 197, p. 109396, Oct. 2019.

- 
- [114] G. Ruocci, G. Cumunel, T. Le, P. Argoul, N. Point, and L. Dieng, “Damage assessment of pre-stressed structures: A SVD-based approach to deal with time-varying loading,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 47, pp. 50–65, Aug. 2014.
- [115] M. Valtierra-Rodriguez, J. R. Rivera-Guillen, J. A. Basurto-Hurtado, J. J. De-Santiago-Perez, D. Granados-Lieberman, and J. P. Amezcuita-Sanchez, “Convolutional Neural Network and Motor Current Signature Analysis during the Transient State for Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors,” *Sensors*, vol. 20, p. 3721, Jan. 2020.
- [116] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, and D. J. Inman, “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*, vol. 147, p. 107077, Jan. 2021.
- [117] R. Hou and Y. Xia, “Review on the new development of vibration-based damage identification for civil engineering structures: 2010–2019,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 491, p. 115741, Jan. 2021.
- [118] A. Dehghani and F. Aslani, “A review on defects in steel offshore structures and developed strengthening techniques,” *Structures*, vol. 20, pp. 635–657, Aug. 2019.
- [119] Q. Wang, S. Nakamura, T. Okumatsu, and T. Nishikawa, “Comprehensive investigation on the cause of a critical crack found in a diagonal member of a steel truss bridge,” *Engineering Structures*, vol. 132, pp. 659–670, Feb. 2017.
- [120] C. Wu, K. Sun, Y. Xu, S. Zhang, X. Huang, and S. Zeng, “Concrete crack detection method based on optical fiber sensing network and microbending principle,” *Safety Science*, vol. 117, pp. 299–304, Aug. 2019.
- [121] S. Guo, R. Si, Q. Dai, Z. You, Y. Ma, and J. Wang, “A critical review of corrosion development and rust removal techniques on the structural/environmental performance of corroded steel bridges,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 233, pp. 126–146, Oct. 2019.
- [122] A. Reddy, V. Indragandhi, L. Ravi, and V. Subramaniaswamy, “Detection of Cracks and damage in wind turbine blades using artificial intelligence-based image analytics,” *Measurement*, vol. 147, p. 106823, Dec. 2019.
- [123] J. Bird, *Electrical and Electronic Principles and Technology*. Routledge, 2017.
- [124] P. Phillips, *Electrical Principles*. Electrical Skills Series, Cengage Learning Australia, 2019.
- [125] W. T. Thomson and M. D. Dahleh, *Theory of Vibration and Applications*. Prentice-Hall, Inc., 5th ed., 1998.
- [126] J. J. Yanez-Borjas, J. P. Amezcuita-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, and D. Camarena-Martinez, “Nonlinear mode decomposition-based methodology for modal parameters identification of civil structures using ambient vibrations,” *Meas. Sci. Technol.*, vol. 31, p. 015007, Oct. 2019. Publisher: IOP Publishing.

- 
- [127] J. Rangel-Magdaleno, H. Peregrina-Barreto, J. Ramirez-Cortes, R. Morales-Caporal, and I. Cruz-Vega, "Vibration Analysis of Partially Damaged Rotor Bar in Induction Motor under Different Load Condition Using DWT," *Shock and Vibration*, vol. 2016, p. e3530464, 2016.
- [128] E. Liu, L. Zhu, A. G. Raj, J. H. McClellan, A. Al-Shuhail, S. I. Kaka, and N. Iqbal, "Microseismic events enhancement and detection in sensor arrays using autocorrelation-based filtering," *Geophysical Prospecting*, vol. 65, pp. 1496–1509, Oct. 2017. Publisher: European Association of Geoscientists & Engineers.
- [129] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, 1976. Google-Books-ID: LTEsuAAACAAJ.
- [130] D. Iatsenko, P. V. McClintock, and A. Stefanovska, "Nonlinear mode decomposition: A noise-robust, adaptive decomposition method," *Physical Review E*, vol. 92, no. 3, p. 032916, 2015.
- [131] D. Iatsenko, "Nonlinear Mode Decomposition Toolbox," Oct. 2016.
- [132] H. Demirezen and C. E. Erdem, "Remote Photoplethysmography Using Nonlinear Mode Decomposition," in *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 1060–1064, Apr. 2018.
- [133] T. Yang, J. Shao, Y. Chen, and Y. Zhao, "Parameter estimation of multi component LFM signals based on nonlinear mode decomposition and FrFT," in *International Workshop on Advanced Computational Intelligence (IWACI) 2018*, pp. 204–209, Mar. 2018.
- [134] M. Xiao, K. Wen, C. Zhang, X. Zhao, W. Wei, and D. Wu, "Research on Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearing Based on NMD and Wavelet Threshold Denoising," *Shock and Vibration*, vol. 2018, pp. 1–11, Aug. 2018.
- [135] D. Iatsenko, *Nonlinear Mode Decomposition*. PhD Thesis, Springer International Publishing, 2015. ISBN: 978-3-319-20015-6 978-3-319-20016-3 Series: Springer Theses.
- [136] S. Olhede and A. Walden, "Generalized Morse wavelets," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, pp. 2661–2670, Nov. 2002.
- [137] J. M. Lilly and S. C. Olhede, "Generalized Morse Wavelets as a Superfamily of Analytic Wavelets," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 60, pp. 6036–6041, Nov. 2012.
- [138] D. Benitez, P. A. Gaydecki, A. Zaidi, and A. P. Fitzpatrick, "The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 31, pp. 399–406, Sept. 2001.
- [139] H. Beyramienanlou and N. Lotfivand, "Shannon's Energy Based Algorithm in ECG Signal Processing," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2017, p. e8081361, jan 2017.
- [140] S. Sahoo, P. Biswal, T. Das, and S. Sabut, "De-noising of ECG Signal and QRS Detection Using Hilbert Transform and Adaptive Thresholding," *Procedia Technology*, vol. 25, pp. 68–75, 2016.

- 
- [141] C.-J. Peng, Y.-C. Chen, C.-C. Chen, S.-J. Chen, B. Cagneau, and L. Chassagne, “An EEG-Based Attentiveness Recognition System Using Hilbert–Huang Transform and Support Vector Machine,” *J. Med. Biol. Eng.*, vol. 40, pp. 230–238, Apr. 2020.
- [142] R. J. Oweis and E. W. Abdulhay, “Seizure classification in EEG signals utilizing Hilbert-Huang transform,” *Biomed Eng Online*, vol. 10, p. 38, May 2011.
- [143] Y. Zhang, B. Tang, and X. Xiao, “Time–frequency interpretation of multi-frequency signal from rotating machinery using an improved Hilbert–Huang transform,” *Measurement*, vol. 82, pp. 221–239, Mar. 2016.
- [144] K. Rodopoulos, C. Yiakopoulos, and I. Antoniadis, “A parametric approach for the estimation of the instantaneous speed of rotating machinery,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 44, pp. 31–46, Feb. 2014.
- [145] D. Singh and Q. Zhao, “Symbolic Analysis of Hilbert-Huang spectrum of Vibration data for condition monitoring of rotating machines,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, pp. 1426–1431, Jan. 2015.
- [146] X. Xiong, S. Yang, and C. Gan, “A new procedure for extracting fault feature of multi-frequency signal from rotating machinery,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 32, pp. 306–319, Oct. 2012.
- [147] Y. Lei, “2 - Signal processing and feature extraction,” in *Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery* (Y. Lei, ed.), pp. 17–66, Butterworth-Heinemann, Jan. 2017.
- [148] M. Feldman, “Considering high harmonics for identification of non-linear systems by Hilbert transform,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, pp. 943–958, Feb. 2007.
- [149] M. Feldman, “Hilbert transform methods for nonparametric identification of nonlinear time varying vibration systems,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 47, pp. 66–77, Aug. 2014.
- [150] G. R. Tomlinson, “Developments in the use of the Hilbert transform for detecting and quantifying non-linearity associated with frequency response functions,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 1, pp. 151–171, Apr. 1987.
- [151] M. Feldman, “Hilbert transform in vibration analysis,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, pp. 735–802, Apr. 2011.
- [152] O. Abdeljaber, O. Avci, S. Kiranyaz, M. Gabbouj, and D. J. Inman, “Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 388, pp. 154–170, Feb. 2017.
- [153] C. Gentile, A. Ruccolo, and F. Canali, “Continuous monitoring of the Milan Cathedral: dynamic characteristics and vibration-based SHM,” *J Civil Struct Health Monit*, vol. 9, pp. 671–688, Nov. 2019.
- [154] T. J. Rogers, K. Worden, R. Fuentes, N. Dervilis, U. T. Tygesen, and E. J. Cross, “A Bayesian non-parametric clustering approach for semi-supervised Structural Health Monitoring,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 119, pp. 100–119, Mar. 2019.

- 
- [155] C. Rainieri, F. Magalhaes, D. Gargaro, G. Fabbrocino, and A. Cunha, “Predicting the variability of natural frequencies and its causes by Second-Order Blind Identification,” *Structural Health Monitoring*, vol. 18, pp. 486–507, Mar. 2019.
- [156] J. J. Yanez-Borjas, D. Camarena-Martinez, M. Valtierra-Rodriguez, J. J. SaucedoDorantes, and J. P. Amezcuita-Sanchez, “Methodology based on statistical features and linear discriminant analysis for damage detection in a truss-type bridge,” in *2019 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, (Ixtapa, Mexico), pp. 1–6, IEEE, Nov. 2019.
- [157] F. Khoshnoudian, S. Talaei, and M. Fallahian, “Structural Damage Detection Using FRF Data, 2D-PCA, Artificial Neural Networks and Imperialist Competitive Algorithm Simultaneously,” *Int. J. Str. Stab. Dyn.*, vol. 17, p. 1750073, Sept. 2016. Publisher: World Scientific Publishing Co.
- [158] M. Abdulkareem, N. Bakhary, M. Vafaei, N. M. Noor, and K. H. Padil, “Non-probabilistic wavelet method to consider uncertainties in structural damage detection,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 433, pp. 77–98, Oct. 2018.
- [159] G. F. Gomes, Y. A. D. Mendez, P. da Silva Lopes Alexandrino, S. S. da Cunha, and A. C. Ancelotti, “A Review of Vibration Based Inverse Methods for Damage Detection and Identification in Mechanical Structures Using Optimization Algorithms and ANN,” *Arch Computat Methods Eng*, vol. 26, pp. 883–897, Sept. 2019.
- [160] A. Imam, F. Anifowose, and A. K. Azad, “Residual Strength of Corroded Reinforced Concrete Beams Using an Adaptive Model Based on ANN,” *International Journal of Concrete Structures and Materials*, vol. 9, pp. 159–172, June 2015.
- [161] H. Zamani HosseinAbadi, R. Amirfattahi, B. Nazari, H. R. Mirdamadi, and S. A. Atashipour, “GUV-based structural damage detection using WPT statistical features and multiclass SVM,” *Applied Acoustics*, vol. 86, pp. 59–70, Dec. 2014.
- [162] R. Bai, M. Cao, Z. Su, W. Ostachowicz, and H. Xu, “Fractal Dimension Analysis of Higher-Order Mode Shapes for Damage Identification of Beam Structures,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2012, pp. 1–16, 2012.
- [163] V. Meruane and A. Ortiz-Bernardin, “Structural damage assessment using linear approximation with maximum entropy and transmissibility data,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 54-55, pp. 210–223, Mar. 2015.
- [164] H.-T. Shi, J.-C. Liu, P. Xue, K. Zhang, Y.-H. Wu, L.-X. Zhang, and S. Tan, “Improved Relative-transformation Principal Component Analysis Based on Mahalanobis Distance and Its Application for Fault Detection,” *Acta Automatica Sinica*, vol. 39, pp. 1533–1542, Sept. 2013.
- [165] W. Caesarendra, B. Kosasih, A. K. Tieu, and C. A. S. Moodie, “Application of the largest Lyapunov exponent algorithm for feature extraction in low speed slew bearing condition monitoring,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 50-51, pp. 116–138, Jan. 2015.
- [166] A. Soleimani and S. E. Khadem, “Early fault detection of rotating machinery through chaotic vibration feature extraction of experimental data sets,” *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 78, pp. 61–75, Sept. 2015.

- 
- [167] J. Guo, D. Zhen, H. Li, Z. Shi, F. Gu, and A. D. Ball, “Fault feature extraction for rolling element bearing diagnosis based on a multi-stage noise reduction method,” *Measurement*, vol. 139, pp. 226–235, June 2019.
- [168] J. J. Saucedo-Dorantes, M. Delgado-Prieto, J. A. Ortega-Redondo, R. A. Osornio-Rios, and R. d. J. Romero-Troncoso, “Multiple-Fault Detection Methodology Based on Vibration and Current Analysis Applied to Bearings in Induction Motors and Gearboxes on the Kinematic Chain,” *Shock and Vibration*, vol. 2016, pp. 1–13, 2016.
- [169] M. A. Khan, M. A. Shahid, S. A. Ahmed, S. Z. Khan, K. A. Khan, S. A. Ali, and M. Tariq, “Gear misalignment diagnosis using statistical features of vibration and airborne sound spectrums,” *Measurement*, vol. 145, pp. 419–435, Oct. 2019.
- [170] G. Chen, G. Lu, J. Liu, and P. Yan, “An integrated framework for statistical change detection in running status of industrial machinery under transient conditions,” *ISA Transactions*, Mar. 2019.
- [171] H. Liu, J. Zhou, Y. Xu, Y. Zheng, X. Peng, and W. Jiang, “Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks,” *Neurocomputing*, vol. 315, pp. 412–424, Nov. 2018.
- [172] E. Figueiredo, G. Park, J. Figueiras, C. Farrar, and K. Worden, “Structural health monitoring algorithm comparisons using standard data sets,” Tech. Rep. LA-14393, 961604, U.S. Department of Energy, Office of Scientific and Technical Information, Mar. 2009.
- [173] R. Ghorbani, G. Azarnia, and M. A. Tinati, “Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 70, pp. 45–51, Jan. 2016.
- [174] Y. Xia, Q. Gao, and Q. Ye, “Classification of gait rhythm signals between patients with neuro-degenerative diseases and normal subjects: Experiments with statistical features and different classification models,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 18, pp. 254–262, Apr. 2015.
- [175] A. R. Hassan and M. I. Hassan, “Automatic sleep scoring using statistical features in the EMD domain and ensemble methods,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 36, pp. 248–255, Jan. 2016.
- [176] A. Anuragi and D. Singh, “Alcohol use disorder detection using EEG Signal features and flexible analytical wavelet transform,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 52, pp. 384–393, July 2019.
- [177] R. de Almeida Cardoso, A. Cury, and F. Barbosa, “Automated real-time damage detection strategy using raw dynamic measurements,” *Engineering Structures*, vol. 196, p. 109364, Oct. 2019.
- [178] W. H. Kruskal and W. A. Wallis, “Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 47, pp. 583–621, Dec. 1952.
- [179] E. Theodorsson-Norheim, “Kruskal-Wallis test: BASIC computer program to perform nonparametric one-way analysis of variance and multiple comparisons on ranks of

- several independent samples,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 23, pp. 57–62, Aug. 1986.
- [180] *Kruskal-Wallis Test*, pp. 288–290. New York, NY: Springer New York, 2008.
- [181] N. R. Smalheiser, “Chapter 11 - ANOVA,” in *Data Literacy* (N. R. Smalheiser, ed.), pp. 149–155, Academic Press, Jan. 2017.
- [182] M. H. Kutner, ed., *Applied linear statistical models*. McGraw-Hill/Irwin series Operations and decision sciences, Boston, Mass.: McGraw-Hill Irwin, 5. ed ed., 2005. OCLC: 835287215.
- [183] A. Sharma and K. K. Paliwal, “Linear discriminant analysis for the small sample size problem: an overview,” *Int. J. Mach. Learn. & Cyber.*, vol. 6, pp. 443–454, June 2015.
- [184] A. Tharwat, T. Gaber, A. Ibrahim, and A. E. Hassanien, “Linear discriminant analysis: A detailed tutorial,” *AIC*, vol. 30, pp. 169–190, May 2017.
- [185] A. Tharwat, “Principal component analysis - a tutorial,” *IJAPR*, vol. 3, no. 3, p. 197, 2016.
- [186] Vaibhaw, J. Sarraf, and P. K. Pattnaik, “Chapter 2 - Brain-computer interfaces and their applications,” in *An Industrial IoT Approach for Pharmaceutical Industry Growth* (V. E. Balas, V. K. Solanki, and R. Kumar, eds.), pp. 31–54, Academic Press, Jan. 2020.
- [187] C. Syms, “Principal Components Analysis,” in *Encyclopedia of Ecology (Second Edition)* (B. Fath, ed.), pp. 566–573, Oxford: Elsevier, Jan. 2019.
- [188] D. Zonta, “2 - Sensor data analysis, reduction and fusion for assessing and monitoring civil infrastructures,” in *Sensor Technologies for Civil Infrastructures* (M. L. Wang, J. P. Lynch, and H. Sohn, eds.), vol. 56 of *Woodhead Publishing Series in Electronic and Optical Materials*, pp. 33–66, Woodhead Publishing, Jan. 2014.
- [189] U. Roessner, A. Nahid, B. Chapman, A. Hunter, and M. Bellgard, “1.31 - Metabolomics – The Combination of Analytical Biochemistry, Biology, and Informatics,” in *Comprehensive Biotechnology (Third Edition)* (M. Moo-Young, ed.), pp. 435–447, Oxford: Pergamon, Jan. 2011.
- [190] K. Mathew and G. Miner, “Tutorial E - Credit Scoring Using STATISTICA Data Miner,” in *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications* (R. Nisbet, J. Elder, and G. Miner, eds.), pp. 459–470, Boston: Academic Press, Jan. 2009.
- [191] R. Nisbet, G. Miner, and K. Yale, “Chapter 9 - Classification,” in *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications (Second Edition)* (R. Nisbet, G. Miner, and K. Yale, eds.), pp. 169–186, Boston: Academic Press, Jan. 2018.
- [192] Y. Zhang, X. Li, L. Gao, L. Wang, and L. Wen, “Imbalanced data fault diagnosis of rotating machinery using synthetic oversampling and feature learning,” *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 48, pp. 34–50, July 2018.

- [193] A. Joshua. and V. Sugumaran., “A data driven approach for condition monitoring of wind turbine blade using vibration signals through best-first tree algorithm and functional trees algorithm: A comparative study,” *ISA Transactions*, vol. 67, pp. 160–172, Mar. 2017.
- [194] S. Chang, B. Wu, Y. Liou, R. Zheng, P. Lee, T. Chiueh, and T. Liu, “An Ultra-Low-Power Dual-Mode Automatic Sleep Staging Processor Using Neural-Network-Based Decision Tree,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 66, pp. 3504–3516, Sept. 2019.
- [195] D. Lai, M. B. B. Heyat, F. I. Khan, and Y. Zhang, “Prognosis of Sleep Bruxism Using Power Spectral Density Approach Applied on EEG Signal of Both EMG1-EMG2 and ECG1-ECG2 Channels,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 82553–82562, 2019.
- [196] L. Sun, S. Fu, and F. Wang, “Decision tree SVM model with Fisher feature selection for speech emotion recognition,” *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, vol. 2019, p. 2, Jan. 2019.
- [197] A. Jacob, “Modelling speech emotion recognition using logistic regression and decision trees,” *Int J Speech Technol*, vol. 20, pp. 897–905, Dec. 2017.
- [198] B. Moradi, “Multi-objective mobile robot path planning problem through learnable evolution model,” *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 31, pp. 325–348, Mar. 2019.
- [199] H. Shi, Z. Lin, K. Hwang, S. Yang, and J. Chen, “An Adaptive Strategy Selection Method With Reinforcement Learning for Robotic Soccer Games,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 8376–8386, 2018.
- [200] E. A. Johnson, H. F. Lam, L. S. Katafygiotis, and J. L. Beck, “Phase I IASC-ASCE Structural Health Monitoring Benchmark Problem Using Simulated Data,” *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 130, no. 1, pp. 3–15, 2004.
- [201] “Neeshub - network for earthquake engineering simulation program - structural control and monitoring benchmark problems.” <https://nees.org/dataviewer/view/1001:ds/1001/>, Oct. 2016.
- [202] S. J. Dyke, D. Bernal, J. Beck, and C. Ventura, “Experimental phase II of the structural health monitoring benchmark problem,” in *Proceedings of the 16th ASCE engineering mechanics conference*, 2003.
- [203] B. Blachowski, Y. An, B. F. Spencer, and J. Ou, “Axial Strain Accelerations Approach for Damage Localization in Statically Determinate Truss Structures: Axial strain accelerations approach for damage localization,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 32, pp. 304–318, Apr. 2017.
- [204] V. M. Khojastehnezhad and H. H. Pourasl, “Microstructural characterization and mechanical properties of aluminum 6061-T6 plates welded with copper insert plate (Al/Cu/Al) using friction stir welding,” *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, vol. 28, pp. 415–426, Mar. 2018.
- [205] “Vibration Test Equipment from Labworks Inc..” <https://www.labworks-inc.com/downloads/index.htm>.

- 
- [206] M. H. Rafiei and H. Adeli, “A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures,” *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, vol. 26, no. 18, p. e1400, 2017.
- [207] “Kistler instruments, impulse hammer.” <https://www.kistler.com/en/product/type-9728a20000/>.
- [208] “Kistler instruments, capacitive MEMS, Triaxial Accelerometer type 8395A.” <http://web.sensor-ic.com:8000/ZLXIAZAI/KISTLER/000-860e-07.11.pdf>.
- [209] “Kistler instruments, accelerometers.” <https://www.kistler.com/en/products/components/accelerometers/>.
- [210] C. Aszkler, “CHAPTER 5 - Acceleration, Shock and Vibration Sensors,” in *Sensor Technology Handbook* (J. S. Wilson, ed.), pp. 137–159, Burlington: Newnes, Jan. 2005.
- [211] N. C. Yoder and D. E. Adams, “3 - Commonly used sensors for civil infrastructures and their associated algorithms,” in *Sensor Technologies for Civil Infrastructures* (M. L. Wang, J. P. Lynch, and H. Sohn, eds.), vol. 55 of *Woodhead Publishing Series in Electronic and Optical Materials*, pp. 57–85, Woodhead Publishing, Jan. 2014.
- [212] “USB-6211 Specifications - Multifunction I/O Device Manual - National Instruments.” <https://www.ni.com/documentation/en/multifunction-io-device/latest/specs-usb-6211/specs/>.
- [213] “Specifications NI USB-6002, national instruments, online manuals.” <https://www.ni.com/pdf/manuals/374371a.pdf>.
- [214] J. Caicedo, “Practical guidelines for the natural excitation Technique (NExT) and the eigensystem realization algorithm (ERA) for modal identification using Ambient vibration,” *Experimental Techniques*, vol. 35, pp. 52–58, July 2011.
- [215] W. J. Bottega, *Engineering Vibrations*. Press, CRC, 2006.
- [216] Rizzo F., Di Lorenzo G., Formisano A., and Landolfo R., “Time-Dependent Corrosion Wastage Model for Wrought Iron Structures,” *Journal of Materials in Civil Engineering*, vol. 31, p. 04019165, Aug. 2019.
- [217] D. Goyal and B. S. Pabla, “The Vibration Monitoring Methods and Signal Processing Techniques for Structural Health Monitoring: A Review,” *Arch Computat Methods Eng*, vol. 23, pp. 585–594, Dec. 2016.
- [218] W. C. Su, C. S. Huang, C. H. Chen, C. Y. Liu, H. C. Huang, and Q. T. Le, “Identifying the Modal Parameters of a Structure from Ambient Vibration Data via the Stationary Wavelet Packet,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 29, no. 10, pp. 738–757, 2014.
- [219] H. Luş, R. Betti, J. Yu, and M. De Angelis, “Investigation of a System Identification Methodology in the Context of the ASCE Benchmark Problem,” *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 130, pp. 71–84, Jan. 2004.
- [220] J. Ching and J. L. Beck, “Bayesian Analysis of the Phase II IASC–ASCE Structural Health Monitoring Experimental Benchmark Data,” *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 130, pp. 1233–1244, Oct. 2004.

- [221] J. Wu and Q. Li, “Structural parameter identification and damage detection for a steel structure using a two-stage finite element model updating method,” *Journal of Constructional Steel Research*, vol. 62, pp. 231–239, Mar. 2006.
- [222] B. Alicioğlu and H. Luş, “Ambient Vibration Analysis with Subspace Methods and Automated Mode Selection: Case Studies,” *Journal of Structural Engineering*, vol. 134, pp. 1016–1029, June 2008.
- [223] X.-J. Yao, T.-H. Yi, C. Qu, and H.-N. Li, “Blind Modal Identification in Frequency Domain Using Independent Component Analysis for High Damping Structures with Classical Damping: Blind modal identification in frequency domain,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 33, pp. 35–50, Jan. 2018.
- [224] J. R. Landis and G. G. Koch, “The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data,” *Biometrics*, vol. 33, no. 1, pp. 159–174, 1977. Publisher: [Wiley, International Biometric Society].
- [225] V. Kotu and B. Deshpande, “Chapter 8 - Model Evaluation,” in *Data Science (Second Edition)* (V. Kotu and B. Deshpande, eds.), pp. 263–279, Morgan Kaufmann, Jan. 2019.
- [226] J.-F. Lin, Y.-L. Xu, and S.-S. Law, “Structural damage detection-oriented multi-type sensor placement with multi-objective optimization,” *Journal of Sound and Vibration*, vol. 422, pp. 568–589, May 2018.
- [227] P. H. Sydenham, “Chapter 11 - Vibration,” in *Instrumentation Reference Book (Fourth Edition)* (W. Boyes, ed.), pp. 113–125, Boston: Butterworth-Heinemann, Jan. 2010.
- [228] M. J. Schofield, “33 - Corrosion,” in *Plant Engineer’s Reference Book (Second Edition)* (D. A. Snow, ed.), pp. 33–1, Oxford: Butterworth-Heinemann, Jan. 2002.
- [229] J. Kruger and S. Begum, “Corrosion of Metals: Overview,” in *Reference Module in Materials Science and Materials Engineering*, pp. 1–10, Elsevier, Jan. 2016.
- [230] L. O. A. Affonso, “7 - Corrosion,” in *Machinery Failure Analysis Handbook* (L. O. A. Affonso, ed.), pp. 83–99, Gulf Publishing Company, Jan. 2006.
- [231] D. Liu, X. Qiu, M. Shao, J. Gao, J. Xu, Q. Liu, H. Zhou, and Z. Wang, “Synthesis and evaluation of hexamethylenetetramine quaternary ammonium salt as corrosion inhibitor,” *Materials and Corrosion*, vol. 70, no. 10, pp. 1907–1916, 2019.
- [232] B. Pang, J. Qian, Y. Zhang, Y. Jia, H. Ni, S. D. Pang, G. Liu, R. Qian, W. She, L. Yang, and Z. Liu, “5S Multifunctional Intelligent Coating with Superdurable, Superhydrophobic, Self-Monitoring, Self-Heating, and Self-Healing Properties for Existing Construction Application,” *ACS Appl. Mater. Interfaces*, vol. 11, pp. 29242–29254, Aug. 2019.
- [233] S. Park and S.-K. Park, “Quantitative Corrosion Monitoring Using Wireless Electromechanical Impedance Measurements,” *Research in Nondestructive Evaluation*, vol. 21, pp. 184–192, July 2010.

- 
- [234] P. Henríquez Rodríguez, J. B. Alonso, M. A. Ferrer, and C. M. Travieso, “Application of the Teager–Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis,” *ISA Transactions*, vol. 52, pp. 278–284, Mar. 2013.
- [235] C. W. d. Silva, *Vibration: Fundamentals and Practice, Second Edition*. CRC Press, Sept. 2006.
- [236] H. Cooper and L. V. Hedges, *The Handbook of Research Synthesis*. Russell Sage Foundation, Nov. 1993.
- [237] L. Yang, C. Fu, Y. Li, and L. Su, “Survey and study on intelligent monitoring and health management for large civil structure,” *Int J Intell Robot Appl*, Feb. 2019.
- [238] X. Kong, J. Li, W. Collins, C. Bennett, S. Laflamme, and H. Jo, “A large-area strain sensing technology for monitoring fatigue cracks in steel bridges,” *Smart Mater. Struct.*, vol. 26, p. 085024, July 2017. Publisher: IOP Publishing.
- [239] X. Kong and J. Li, “Vision-Based Fatigue Crack Detection of Steel Structures Using Video Feature Tracking,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 33, no. 9, pp. 783–799, 2018.
- [240] A. C. Altunışık, F. Y. Okur, S. Karaca, and V. Kahya, “Vibration-based damage detection in beam structures with multiple cracks: modal curvature vs. modal flexibility methods,” *Nondestructive Testing and Evaluation*, vol. 34, pp. 33–53, Jan. 2019.