



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería

*Instrumentación y monitoreo de estructuras civiles para la  
obtención de parámetros modales basado en excitaciones  
ambientales*

**TESIS**

Que como parte de los requisitos para obtener el  
grado de Maestro en Ciencias (Mecatrónica)

**PRESENTA:**

*Ing. Carlos Andrés Pérez Ramírez*

**ASESOR:**

Dr. René de Jesús Romero Troncoso

San Juan del Río, Qro. Noviembre 2014





Universidad Autónoma de Querétaro  
 Facultad de Ingeniería  
 Maestría en Ciencias

Instrumentación y monitoreo de estructuras civiles para la  
 obtención de parámetros modales basado en excitaciones  
 ambientales

**TESIS**

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de  
 Maestro en Ciencias (Mecatrónica)

**Presenta:**

Ing. Carlos Andrés Pérez Ramírez

**Dirigido por:**

Dr. René de Jesús Romero Troncoso

**SINODALES**

Dr. René de Jesús Romero Troncoso

Presidente

Firma

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos

Secretario

Firma

Dr. Luis Morales Velázquez

Vocal

Firma

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Suplente

Firma

Dr. Miguel Trejo Hernández

Suplente

Firma

Dr. Aurelio Domínguez González

Director de la Facultad

Dr. Irineo Torres Pacheco

Director de Investigación y Posgrado

Centro Universitario  
 Querétaro, Qro.  
 Noviembre 2014  
 México





## Resumen

En la actualidad, el monitoreo de la integridad estructural es un área de investigación con gran interés por parte de los ingenieros y científicos debido a la necesidad que existe por ahorrar costos y salvar vidas humanas. Una de las características que se usan para realizar el monitoreo es el cálculo de los parámetros modales, ya que un cambio en éstos permite detectar de manera oportuna algún daño sufrido. Para realizar el cálculo, la estructura debe excitarse ya sea mediante fuentes artificiales o naturales. Las últimas tienen la ventaja de no tener costo por su uso, además de permitir el monitoreo en tiempo real. En este trabajo se presenta una metodología para la obtención de los parámetros modales a partir de vibraciones ambientales, utilizando la técnica de Decremento Aleatorio y la transformada Synchrosqueezing Wavelet, para estructuras civiles. Además, se realiza la instrumentación del edificio de Cafetería de la Facultad de Ingeniería. Se presentan 3 casos de estudio, donde los resultados obtenidos muestran que la metodología es capaz de calcular los parámetros modales de una forma simple y exacta, además de precisa.

(**Palabras clave:** Parámetros modales, SWT, RDT, vibraciones ambientales)

## **Abstract**

Nowadays, the structural health monitoring is an active research area for engineers and scientists due to the necessity for reducing monetary costs and saving human lives. To accomplish the aforementioned objectives, one of the features used for performing the monitoring is the modal parameters calculation, since a change in these parameters allows to detect in a quickly way any damage into the structure. In order to calculate the parameters, the structure must be excited by using either artificial or natural sources. The former ones has no cost for their utilization; moreover, they can be used to perform a real-time monitoring. Using these advantages, in this work a methodology, which uses the Random Decrement Technique and the Synchronizing Wavelet Transform, for performing the modal parameters calculation of civil structures is presented. Further, the instrumentation of the Cafeteria at the Facultad de Ingeniería is realized. Three study cases are presented, where the results obtained show that the proposed methodology is capable of calculating the modal parameters in a simple and accurate way.

**(Keywords:** Modal Parameters, SWT, RDT, ambient vibrations)

## Agradecimientos

A mi familia y a Dios por el apoyo brindado durante toda mi formación.  
Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por la beca otorgada con número 289377, así como a la Universidad Autónoma de Querétaro por la oportunidad otorgada.

Al Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez. Gracias Pablo, por tu ayuda y amistad, sin los cuales el trabajo no habría podido ser concluido.

Al Dr. Luis Morales Velázquez. Gracias Doc, por toda su paciencia y desinteresada ayuda.

Al Dr. René de Jesús Romero Troncoso. Gracias Doctor, por todos los consejos brindados para la culminación del presente proyecto.

Al Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos. Gracias Doctor, por todas las facilidades brindadas.

Al grupo HSPdigital, en particular a David, Armando, Paco, Irving, Arturo y Martín por aceptarme y ayudarme a crecer en mi vocación como investigador.

# Índice general

|   |           |
|---|-----------|
| Resumen   | II        |
| Abstract  | III       |
| Agradecimientos                                   | IV        |
| Índice general                                    | V         |
| Índice de figuras                                 | VII       |
| Índice de tablas                                  | IX        |
| <b>1. Introducción</b>                            | <b>1</b>  |
| 1.1. Antecedentes . . . . .                       | 3         |
| 1.2. Descripción del Problema . . . . .           | 5         |
| 1.3. Hipótesis y Objetivos . . . . .              | 6         |
| 1.3.1. Hipótesis . . . . .                        | 6         |
| 1.3.2. Objetivos . . . . .                        | 6         |
| 1.3.2.1. Objetivo General . . . . .               | 6         |
| 1.3.2.2. Objetivos Particulares . . . . .         | 7         |
| 1.4. Justificación . . . . .                      | 8         |
| 1.5. Planteamiento General del Problema . . . . . | 9         |
| <b>2. Marco Teórico</b>                           | <b>11</b> |
| 2.1. Estado del Arte . . . . .                    | 11        |
| 2.2. Esctructuras Civiles . . . . .               | 13        |
| 2.3. Frecuencia Natural . . . . .                 | 14        |
| 2.4. Factor de Amortiguamiento . . . . .          | 16        |
| 2.5. Transformada Hilbert . . . . .               | 16        |

|           |   |           |
|-----------|---|-----------|
| 2.6.      | Cálculo de los parámetros modales . . . . .   | 17        |
| 2.6.1.    | Frecuencia Natural . . . . .  | 18        |
| 2.6.2.    | Factor de Amortiguamiento . . . . .   | 19        |
| 2.7.      | Descomposición Empírica de Modos . . . . .  | 19        |
| 2.8.      | Synchrosqueezing Wavelet Transform . . . . .  | 21        |
| 2.9.      | Clasificación Múltiple de Señales . . . . .   | 23        |
| 2.10.     | Técnica de Decremento Aleatorio . . . . .   | 25        |
| <b>3.</b> | <b>Metodología Propuesta</b>  | <b>29</b> |
| 3.1.      | Sistema de Adquisición de Datos . . . . .   | 30        |
| 3.2.      | Conversión a respuesta libre amortiguada . . . . .                                    | 33        |
| 3.3.      | Análisis Tiempo-Frecuencia . . . . .  | 34        |
| 3.4.      | Cálculo de los Parámetros Modales . . . . .   | 36        |
| <b>4.</b> | <b>Experimentación y Resultados</b>   | <b>38</b> |
| 4.1.      | Validación . . . . .  | 39        |
| 4.2.      | Caso de estudio 1: Validación con un modelo de elemento finito                        | 42        |
| 4.3.      | Caso de estudio 2: Análisis de un puente de concreto reforzado                        | 45        |
| 4.4.      | Caso de estudio 3: Análisis de la Cafetería de la Facultad de<br>Ingeniería . . . . . | 48        |
| <b>5.</b> | <b>Conclusiones y Prospectivas</b>  | <b>53</b> |
| 5.1.      | Conclusiones . . . . .  | 53        |
| 5.2.      | Prospectivas . . . . .  | 54        |
| <b>A.</b> | <b>Artículo Publicado en el CONAMTI 2014</b>  | <b>55</b> |
| <b>B.</b> | <b>Artículo Publicado en el IEEE ICMAE 2014</b>                                       | <b>62</b> |
|           | <b>Bibliografía</b>   | <b>69</b> |

# Índice de figuras

|   |    |
|---|----|
| 1.1. Planteamiento General. . . . .   | 10 |
| 2.1. Modelo equivalente de un sistema mecánico. . . . .   | 15 |
| 2.2. Proceso de obtención de las IMF. . . . .   | 21 |
| 2.3. Cálculo de la ST-MUSIC. (a) Señal sintética utilizada, (b)<br>Pseudoespectro obtenido . . . . .                            | 25 |
| 2.4. Proceso de obtención de los segmentos para la firma random-<br>dec. (a) Señal adquirida, (b) Segmentos extraídos . . . . . | 28 |
| 3.1. Metodología Propuesta. . . . .   | 29 |
| 3.2. Unidad IMU empleada. . . . .   | 31 |
| 3.3. Sistema embebido empleado. . . . .   | 31 |
| 3.4. Interfaz Gráfica de Usuario diseñada. . . . .  | 33 |
| 3.5. Cálculo del espectro TFA. . . . .  | 35 |
| 4.1. Señal de estudio. . . . .  | 40 |
| 4.2. Espectros TFA obtenidos. . . . .   | 41 |
| 4.3. Modos recuperados de la señal sintética. . . . .   | 42 |
| 4.4. $\omega_n$ y $\zeta$ instantáneos de la señal sintética. . . . .   | 43 |
| 4.5. Modos recuperados a partir de la respuesta del modelo FEM. . . . .   | 44 |
| 4.6. $\omega_n$ y $\zeta$ instantáneos del modelo FEM. . . . .  | 45 |
| 4.7. Puente analizado. . . . .  | 46 |
| 4.8. Modos recuperados a partir de la respuesta del Puente. . . . .   | 47 |
| 4.9. $\omega_n$ y $\zeta$ instantáneos del Puente. . . . .  | 48 |
| 4.10. Cafetería de la Facultad de Ingeniería . . . . .  | 49 |
| 4.11. Plano estructural y ubicación de los sensores. . . . .  | 49 |
| 4.12. Colocación del sensor 1 del DAS1. . . . .   | 50 |
| 4.13. Modos recuperados a partir de la respuesta de la Cafetería. . . . .   | 51 |

4.14.  $\omega_n$  y  $\zeta$  instantáneos de la Cafetería. . . . . 51

# Índice de tablas

|   |    |
|---|----|
| 3.1. Características del Acelerómetro LIS331DLH . . . . .           | 30 |
| 3.2. Comandos reconocidos por la GUI. . . . .                       | 33 |
| 4.1. Parámetros de los grados de libertad. . . . .                  | 39 |
| 4.2. Parámetros modales calculados para la señal sintética. . . . . | 40 |
| 4.3. Parámetros modales calculados para el modelo FEM. . . . .      | 44 |
| 4.4. Parámetros modales estimados para el Puente. . . . .           | 47 |
| 4.5. Parámetros modales estimados para la Cafetería. . . . .        | 50 |



# Capítulo 1

## Introducción

Las estructuras civiles son uno de los pilares de la vida moderna, ya que ellas constituyen los elementos medulares de edificios y construcciones en general. Uno de los factores que afecta y deteriora ampliamente a una estructura civil son las señales de vibración, mismas que pueden ser causadas debido al movimiento de personas en el interior de éstas, el paso de vehículos pesados, o en un caso extremo, terremotos. Por ende, el estudio de cómo afectan las señales de vibración a las estructuras permite realizar un mejor diseño de las mismas buscando minimizar el daño que puedan sufrir, con las ventajas que ello conlleva: menores pérdidas económicas y, la más importante de todas: el salvamento de vidas humanas.

El monitoreo de la integridad estructural (*Structural Health Monitoring, SHM*) tiene como fin medir la respuesta dinámica de la estructura civil con el objetivo de realizar una comprobación continua de la integridad del mismo, mediante la obtención de los parámetros modales (características únicas de cada edificio) donde un cambio en alguno de los parámetros indica

una modificación en la integridad del mismo (Amezquita-Sanchez y Adeli, 2014). Para realizar dicha comprobación, es necesario inyectar energía a la estructura; esto se realiza ya sea empleando fuentes artificiales (shakers electromagnéticos, electrohidráulicos, por mencionar algunos), o bien naturales (viento, movimiento de personas o de transporte de carga, terremotos, entre otras). Si se utiliza la primera fuente como excitación, el tamaño de las estructuras en estudio resulta limitado a la cantidad de masa que la fuente pueda mover. Por esta razón, se prefiere utilizar la segunda forma como fuente primaria de excitación; además, no existe costo alguno por hacer uso de una fuente de excitación de este tipo.

En el presente trabajo se propone una metodología para realizar el cálculo de los parámetros modales de un edificio ubicado en la Facultad de Ingeniería del campus San Juan del Río, de la Universidad Autónoma de Querétaro, realizando la instrumentación del mismo, empleando las excitaciones naturales como fuente de energía hacia el edificio. Este trabajo está dividido en 5 capítulos. En el capítulo 1 se presentan los antecedentes, la hipótesis planteada así como los objetivos definidos, la motivación del trabajo y el planteamiento general del problema. Por otra parte, en el capítulo 2 se presenta el fundamento matemático que permite resolver el problema planteado en la sección 1.5. El algoritmo propuesto para la obtención de los parámetros modales se detalla en el capítulo 3; los resultados obtenidos se presentan y discuten en el capítulo 4. Finalmente, algunas conclusiones y prospectivas se enuncian en el capítulo 5.

## 1.1. Antecedentes

Dentro de esta casa de estudios, el área de vibraciones en estructuras civiles ha tomado mayor relevancia en los últimos años. Paz (2009) diseñó y creó una estructura tridimensional tipo Truss de aluminio, analizando el comportamiento vibratorio de la misma. Esta estructura sirvió como base para las investigaciones de Chávez (2010), Amézquita (2012) y Gallardo (2012) quienes incursionaron en el campo del análisis de vibraciones. Chávez (2010) analizó las señales de vibración obtenidas al reemplazar elementos sanos de la estructura por otros que permitieran simular daños por corrosión y fatiga. Amézquita (2012) analizó y diagnosticó diversas fallas de la estructura mediante algoritmos inteligentes y técnicas tiempo-frecuencia. Gallardo (2012) realizó la identificación de fallas en la estructura empleando la transformada de Fourier para localizar las frecuencias características de las fallas. Por otra parte, Arceo (2012) presentó una técnica basada en algoritmos genéticos que permite identificar puntos físicos dañados en un puente, a partir del modelo de elemento finito de la estructura en cuestión.

A nivel internacional, el grupo HSPdigital ha realizado trabajos de monitoreo estructural en los últimos años. Osornio-Rios et al. (2012) presentaron una metodología novedosa para el monitoreo y cuantificación de daños en estructuras civiles tipo Truss empleando una fusión del algoritmo MUSIC con una red neuronal artificial. Una característica que comparten la mayoría de los trabajos mencionados es el uso de fuentes de excitación artificiales; esto que limita el tamaño de las estructuras en prueba, siendo necesario explorar el uso de otras fuentes de excitación. Además, el costo de los excitadores artificiales es otra limitante para su utilización. El uso de excitaciones natu-

rales, tales como el viento, el movimiento de personas, paso de vehículos de carga, por mencionar algunas fuentes, está siendo explorado como medio de excitación debido a su costo (nulo) y a que permite el monitoreo en tiempo real de la estructura (Amezquita-Sanchez y Adeli, 2014). Por esta razón, el uso de la fuente mencionada debe explorarse. Por otra parte, el empleo de esta fuente de excitación provoca que tengan que emplearse técnicas de procesamiento para convertir la respuesta obtenida a la respuesta libre amortiguada (Han et al., 2014). Entre los algoritmos empleados para realizar dicha transformación se encuentra la técnica de decremento aleatorio (*Random Decrement Technique, RDT*), misma que ha sido empleada junto con técnicas de análisis tiempo-frecuencia para la obtención de los parámetros modales de diversos edificios. Wang y Chen (2014) utilizaron la técnica junto con la descomposición analítica para la obtención de los parámetros modales de un edificio de 4 pisos. Yang et al. (2004) utilizaron la técnica junto con la descomposición empírica de modos (*Empirical Mode Decomposition, EMD*) para la identificación modal de un rascacielos de 76 pisos. Vidal et al. (2013) realizaron la cuantificación del cambio que sufrió un edificio en Lorca, Portugal, al ser sometido a un temblor de alta intensidad. ? (?) realizaron pruebas para la detección de los parámetros modales de diversos edificios en Lorca, Portugal. Tanto Han et al. (2014) como Wang et al. (2014) realizaron un estudio comparativo entre la RDT y otras técnicas, encontrando que el uso de la RDT permitió obtener resultados más aproximados a los valores teóricos.

Como se aprecia en las referencias anteriormente mencionadas, se hace uso de diversas técnicas analíticas basadas en subespacios, o bien en

transformadas tiempo-frecuencia a fin de obtener los parámetros ya mencionados. Sin embargo, en el caso de emplear las técnicas analíticas, se asume que el sistema es lineal e invariante en el tiempo, cuestión que no aplica para las estructuras civiles. Por otra parte, las transformadas tiempo-frecuencia empleadas en los trabajos arriba discutidos no pueden identificar con precisión frecuencias cuya separación sea mínima; además, conforme la señal analizada se vuelve más ruidosa, los resultados obtenidos tienen un error creciente. Por esta razón, debe explorarse el uso de nuevas técnicas tiempo-frecuencia que permitan, superar en parte, los problemas anteriormente mencionados.

## 1.2. Descripción del Problema

Una de las áreas de mayor desarrollo en el monitoreo estructural es la obtención de metodologías que permitan determinar los parámetros modales, pues como ya se ha mencionado, el cálculo de éstos permite observar la integridad estructural del edificio. Una de las formas empleadas es la que se basa en los datos obtenidos a partir de vibraciones ambientales.

Para emplear las señales resultantes de la vibración ambiental, es necesario procesar dichas señales, pues las técnicas empleadas para la obtención de los parámetros modales se basan en la respuesta libre. Por otra parte, las señales adquiridas presentan 2 características: (1) son no estacionarias, y (2) son ruidosas. Adicionalmente, la naturaleza de las estructuras civiles ocasiona que las frecuencias naturales se encuentren con poca diferencia entre cada una (Amezquita-Sanchez y Adeli, 2014). A partir de la naturaleza descrita de las señales, es necesario convertirlas en señales monocomponentes

(estacionarias), limitar la influencia del ruido dentro los resultados obtenidos y utilizar técnicas cuya resolución tiempo-frecuencia sea aceptable, pues la intención de todo sistema de monitoreo estructural es detectar cambios instantáneos en los parámetros modales, ya que esto redundaría en una mayor seguridad para los usuarios de un edificio, debido a que los daños serían debidamente detectados y se evitaría mayores costos en la reparación del mismo.

## **1.3. Hipótesis y Objetivos**

### **1.3.1. Hipótesis**

Es posible mejorar la estimación de los parámetros modales hasta ahora reportados de un edificio sometido a excitaciones naturales, al instrumentarlo mediante sensores y realizar el procesamiento de la respuesta del mismo empleando una técnica de análisis digital con mayor inmunidad al ruido que las existentes.

### **1.3.2. Objetivos**

#### **1.3.2.1. Objetivo General**

Proponer una metodología que permita la obtención de los parámetros modales de un edificio a partir de las vibraciones ambientales.

### 1.3.2.2. Objetivos Particulares

1. Realizar la programación de diversas transformadas tiempo-frecuencia, empleando software de simulación numérica, para realizar la obtención de los modos de la respuesta de un edificio.
2. Realizar la programación de diversas técnicas que, a partir de la respuesta a la vibración ambiental, permitan obtener la respuesta libre de un edificio para calcular los parámetros modales de éste.
3. Realizar la validación de las técnicas programadas, empleado señales sintéticas, con el fin de verificar su correcto funcionamiento.
4. Realizar un sistema de adquisición de datos, basado en un FPGA propietario, con el fin de desarrollar un repositorio de datos de las vibraciones medidas.
5. Realizar la validación del sistema de adquisición de datos, realizando mediciones en posiciones cuyos datos sean conocidos, con el fin de verificar su apropiado funcionamiento.
6. Realizar la instrumentación de la cafetería de la Facultad de Ingeniería del campus San Juan del Río de la Universidad Autónoma de Querétaro, empleando acelerómetros, con el fin de medir la respuesta ante vibraciones ambientales.

## 1.4. Justificación

El análisis de señales de vibraciones es un área que ha llamado la atención de numerosos investigadores en los últimos años, debido a las aplicaciones que ha encontrado en diversas ramas de la ingeniería, entre las que destacan el monitoreo estructural, diagnóstico de máquinas eléctricas, entre otras (Osornio-Rios et al., 2012; Garcia-Perez et al., 2011). Un aplicación de los algoritmos desarrollados es la aparición de edificios inteligentes, mismos que son capaces de amortiguar señales de vibración provenientes, por ejemplo, de terremotos, al emplear algoritmos de control capaces de compensar los movimientos de la estructura.

Las propiedades mecánicas de una estructura civil cambian con el transcurso del tiempo, debido a la corrosión, por citar un ejemplo, o por haber sufrido un daño estructural debido a la aplicación de una fuerza para la cual ésta no ha sido diseñada. Los parámetros modales constituyen una de las distintas metodologías que permiten monitorear el estado de una estructura, ya que un cambio en las propiedades mecánicas produce un cambio en alguno de los parámetros modales (en particular la frecuencia natural y el factor de amortiguamiento). Para la obtención de éstos, es necesario excitar la estructura con una señal con el fin de medir su respuesta. Es evidente que, para el monitoreo de estructuras de gran tamaño (como la empleada en el presente trabajo), las fuentes de excitación existentes (excitadores electrodinámicos o electrohidráulicos) son imprácticas, por lo que es necesario considerar el uso de otras fuentes. El uso de las vibraciones producidas por el medio ambiente es una forma muy simple de excitar una estructura, por lo que el estudio de los algoritmos capaces de analizar las señales medidas a partir de éstas es



una necesidad, lo que justifica su estudio.

En particular, las metodologías capaces de obtener los parámetros modales de estructuras civiles a partir de vibraciones ambientales son un área que se encuentra en constante evolución, ya que diversas técnicas que permiten transformar señales no estacionarias, característica principal de la respuesta de una estructura, en señales cuasi estacionarias, han sido propuestas en los últimos años. Una de las características más significativas de las señales de vibración provenientes de una estructura civil es que éstas se encuentran inmersas en ambientes donde la relación señal a ruido (*Signal-to-noise-Ratio*, *SNR*) es baja, por lo que deben ser preprocesadas para limitar la influencia del ruido sobre la recuperación de ésta. Las diversas técnicas empleadas hasta el momento son susceptibles al ruido, por lo que los resultados obtenidos presentan una desviación considerable con respecto a los datos empleados para la validación de las mismas. Este hecho justifica el estudio de técnicas de procesamiento que permitan obtener los parámetros mencionados con anterioridad y que tengan un alto rendimiento en ambientes ruidosos.

## 1.5. Planteamiento General del Problema

En la figura 1.1 se muestra la descripción gráfica del problema detectado y tratado a lo largo del presente capítulo.

Como se aprecia, a partir de las vibraciones ambientales (actividad humana, viento, paso de vehículos pesados, entre otras) se excita una estructura cualquiera. Posteriormente, al instrumentar el edificio, empleado acelerómetros como sensores de medición de vibraciones, se mide la respuesta

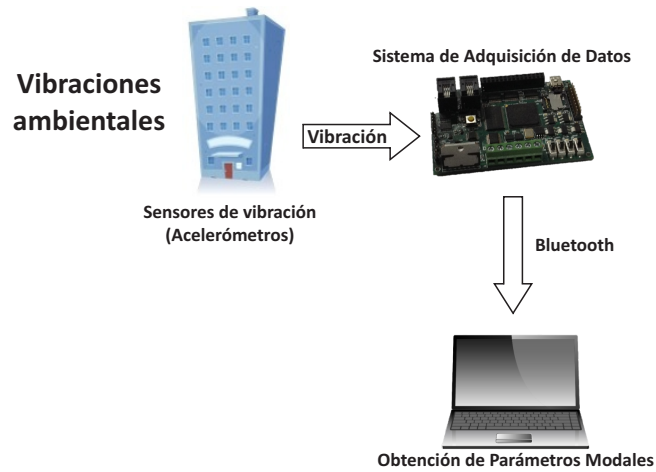


Figura 1.1: Planteamiento General.

del mismo ante las vibraciones mencionadas utilizando un sistema de adquisición de datos (*Data Acquisition System, DAS*) basado en un chip FPGA (*Field Programmable Gate Array*) propietario. El DAS está formado por un sistema embebido personalizado basado en el microprocesador xQ16v7 desarrollado por Morales (2013). A continuación, la medición es transferida desde el DAS hacia la computadora, empleando el protocolo Bluetooth, para ser analizada mediante MATLAB y obtener los parámetros modales realizando la conversión a respuesta libre amortiguada y analizando la conversión con una técnica tiempo-frecuencia de alta resolución.

# Capítulo 2

## Marco Teórico

En este capítulo se presenta una breve revisión del estado del arte así como las herramientas matemáticas necesarias para el desarrollo de la investigación propuesta.

### 2.1. Estado del Arte

Las señales de vibración son uno de los fenómenos más antiguos de los que el ser humano tiene registro, debido a que son parte inherente de la naturaleza. Una vibración es una perturbación mecánica que puede ser causada por fenómenos naturales tales como el viento o los sismos, o bien aquellas generadas por el hombre, como el paso de vehículos pesados, que provoca en un cuerpo movimiento alrededor de su posición de equilibrio (Feldman, 2011). Por tanto, su estudio ha sido uno de los principales campos de investigación para distintas áreas de la ingeniería.

En el área de la ingeniería civil, el análisis de las señales de vibración

permite identificar fallas en las estructuras de manera más rápida y eficiente que empleando otro tipo de métodos (Amézquita, 2012). Por ende, los métodos que permiten el cálculo de éstas se encuentran en evolución constante.

En los últimos años, ha cobrado especial importancia el uso de las mediciones de edificios sometidos a vibraciones ambientales, debido a los recientes terremotos ocurridos en distintas partes del mundo en los últimos 5 años. Técnicas que habían sido propuestas hace 30 o 40 años son empleadas en conjunto con técnicas de análisis de señales no estacionarias y no lineales con el fin de encontrar los parámetros modales de interés en el trabajo. Entre las últimas técnicas desarrolladas se puede encontrar la Descomposición Empírica de Modos, que en conjunto con la técnica Decremental Aleatoria, permiten encontrar las propiedades mencionadas.

En particular, las técnicas de análisis de señales no estacionarias son el área de mayor interés, pues los algoritmos existentes tienen ciertas dificultades para lidiar con señales obtenidas en ambientes sumamente ruidosos. Como se sabe, una estructura civil posee frecuencias naturales muy bajas, por lo que el ruido afecta en gran medida la extracción de la información necesaria para el cálculo. Por tanto, el problema de selección de las técnicas de análisis se ve acentuado por las características de las señales que se desean procesar.

El encontrar algoritmos que tengan mayor inmunidad al ruido, además de ser capaces de identificar frecuencias muy cercanas entre sí, proporcionaría una herramienta de análisis más potente, pues sería posible actualizar modelos teóricos obtenidos con elemento finito con mayor eficiencia. Además, sería el punto de partida para la elaboración de metodologías capaces de predecir,

ubicar y cuantificar un posible daño en la estructura con todos los beneficios que esto conlleva tanto de manera económica como en términos sociales

## 2.2. Estructuras Civiles

Una estructura es un conjunto de elementos resistentes capaz de mantener sus formas y cualidades a lo largo del tiempo, bajo la acción de las cargas y agentes exteriores a que ha de estar sometido.

Según Navarro y Pérez (2009) las estructuras se dividen en los siguientes tipos:

1. Elementos lineales sencillos. En esta clasificación se encuentran:
  - a) Vigas. Son elementos colocados normalmente en posición horizontal que soportan la carga de la estructura y la transmiten hacia los pilares. Están constituidas por uno o más perfiles (son las formas comerciales en que se suele suministrar el acero u otros materiales, el tipo de perfil viene dado por la forma de su sección).
  - b) Pilares. Son elementos resistentes dispuestos en posición vertical, que soportan el peso de los elementos que se apoyan sobre ellos. Cuando presentan forma cilíndrica se les denomina columnas.
2. Estructuras de barras. De esta clase se conocen:
  - a) Estructuras articuladas. Están compuestas por una serie de barras, contenidas en un plano, articuladas entre sí en sus extremos, de forma que constituyan un entramado rígido, entendiéndose como tal aquel que no tiene más movimiento entre sus partículas que el

producido por las pequeñas deformaciones elásticas de las barras (Herrero, 2012).

b) Estructuras reticuladas. Conformadas por un conjunto de barras que concurren a un nudo. Las uniones entre los elementos son rígidas (Navarro y Pérez, 2009).

3. Estructuras laminares. De este tipo son empleadas:

a) Placas. Son elementos estructurales planos en los que una dimensión del elemento, el espesor, es relativamente pequeña en comparación a las otras dos, su largo y ancho (Calderón y Montes, 2009).

b) Cáscaras. Es una estructura con superficie curva, que por lo general es capaz de transmitir cargas en más de dos direcciones hacia los apoyos. Se constituye un componente de alta eficiencia estructural cuando tiene conformación, proporciones y apoyos de modo que transmita las cargas sin doblarse ni torcerse. Su espesor es pequeño en comparación con sus otras dimensiones, pero no suele ser tan delgado como para hacer que las deformaciones sean excesivas (Calderón y Montes, 2009).

## 2.3. Frecuencia Natural

La frecuencia natural ( $\omega_n$ ) es la frecuencia tal que si se emite una vibración a un objeto, éste comienza a vibrar sin que se añada energía al objeto (Amézquita, 2012). Cualquier sistema mecánico puede ser modelado empleando resortes, masas y amortiguadores, como se ilustra en la figura 2.1.

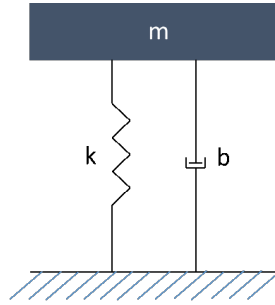


Figura 2.1: Modelo equivalente de un sistema mecánico.

A partir de esta representación, la ecuación que describe el movimiento del sistema, puede obtenerse a partir de los parámetros masa, constante del resorte y de disipación del amortiguador. Esto se traduce en:

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) \quad (2.1)$$

donde  $M$ ,  $C$  y  $K$  representan la masa, amortiguamiento y rigidez; y  $\ddot{x}$ ,  $\dot{x}$ ,  $x(t)$  la aceleración, velocidad y desplazamiento del sistema, respectivamente. Con estos parámetros, la frecuencia natural puede obtenerse empleando la masa y la rigidez, dando como resultado:

$$\omega_n = \sqrt{\frac{K}{M}} \quad (2.2)$$

Es evidente que si la rigidez o la masa del sistema en análisis cambian, la frecuencia natural cambia. En el caso de las estructuras civiles, la utilización de (2.2) resulta complicada, pues la estructura tiene características más complejas; por lo que otros métodos deben usarse. Para el presente trabajo, se emplea el utiliza el enfoque basado en el espectro de Hilbert.

## 2.4. Factor de Amortiguamiento

El factor de amortiguamiento ( $\zeta$ ) es un parámetro fundamental en el campo de las vibraciones, ya que es fundamental en el desarrollo de modelos matemáticos que permiten el estudio y análisis de sistemas vibratorios, como lo son: estructuras metálicas, motores, maquinaria rotativa, entre otros, debido a que todo sistema mecánico tiene la capacidad de disipar energía (Irwin y Graf, 1979). Para el control de vibraciones e impactos en maquinaria industrial, el amortiguamiento se usa como una técnica de manipulación de energía del sistema, ya que se varía la amplitud de la vibración inducida en éste.

Existen diversas maneras de obtenerlo. En el presente trabajo, se utiliza la técnica derivada del espectro de Hilbert, misma que implica el uso de la transformada de Hilbert. Existe una relación entre la magnitud de  $\zeta$  y la frecuencia de resonancia: cuando se presenta un factor pequeño, la frecuencia de resonancia es alta y viceversa. Un caso particular ocurre cuando  $\zeta = 0$ , ya que el sistema incrementa la amplitud de la respuesta de manera infinita debido a que ambas variables son iguales (Amézquita, 2012).

## 2.5. Transformada Hilbert

Para una señal arbitraria,  $x(t)$ , la transformada de Hilbert (HT) puede ser expresada como:

$$\tilde{x}(t) = HT[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.3)$$



El valor que arroja la integral debe ser considerado como un valor principal de Cauchy, ya que puede haber una singularidad en  $t = \tau$  (Feldman, 2011).

Una forma útil de usar la HT es empleando la señal analítica (Valtierra-Rodríguez et al., 2013), misma que se define como:

$$X(t) = x(t) + i\tilde{x}(t) \quad (2.4)$$

donde  $\tilde{x}(t)$  es la HT de  $x(t)$  ( $x(t)$  desfasada  $90^\circ$ ).

Es evidente que (2.4) puede representarse de manera polar, dando como resultado:

$$X(t) = |X(t)| [\cos(\psi(t)) + i \sin(\psi(t))] = A(t)e^{i\psi(t)} \quad (2.5)$$

donde  $A(t)$  se conoce como la amplitud instantánea (o envolvente) (Feldman, 2011) y se obtiene como:

$$A(t) = \pm |X(t)| = \pm \sqrt{x^2(t) + \tilde{x}^2(t)} \quad (2.6)$$

y  $\psi(t)$  es la fase instantánea y puede calcularse usando:

$$\psi(t) = \tan^{-1} \left( \frac{\tilde{x}(t)}{x(t)} \right) \quad (2.7)$$

## 2.6. Cálculo de los parámetros modales

Una vez calculada la HT de la señal en análisis, los parámetros modales (frecuencia natural y factor de amortiguamiento) pueden ser calculados.

### 2.6.1. Frecuencia Natural

La frecuencia instantánea se define como la primera derivada de la fase instantánea, es decir:

$$\omega(t) = \frac{d\psi(t)}{dt} \quad (2.8)$$

El uso de la expresión requiere un preprocesamiento denominado desenrollamiento (*unwrapping*), a fin de obtener una función suavizada (Feldman, 2011). Para realizar dicho procedimiento se utiliza la diferenciación discreta:

$$\Delta\psi_n = \psi_{n+1} - \psi_n = \tan^{-1} \left( \frac{\tilde{x}_{n+1}(t)}{x_{n+1}(t)} \right) - \tan^{-1} \left( \frac{\tilde{x}_n(t)}{x_n(t)} \right) \quad (2.9)$$

simplificando se tiene que:

$$\Delta\psi_n = \tan^{-1} \left( \frac{\tilde{x}_n(t)x_{n+1}(t) - x_n(t)\tilde{x}_{n+1}(t)}{x_n(t)x_{n+1}(t) + \tilde{x}_n(t)\tilde{x}_{n+1}(t)} \right) \quad (2.10)$$

Las expresiones contenidas en el numerador y denominador son los resultados de la multiplicación de 2 números complejos, cuyo ángulo es igual a la frecuencia instantánea de la señal (Feldman, 2011). Al considerar intervalos de una muestra ( $\Delta t = 1$ ), (2.10) se reduce a:

$$\frac{d\psi(t)}{dt} = \Delta\psi_n = \tan^{-1} (X_n X_{n+1}^*) \quad (2.11)$$

Esta expresión resulta ser la menos sensible al ruido de la señal, por lo que es el algoritmo empleado.

### 2.6.2. Factor de Amortiguamiento

A partir de la envolvente instantánea (calculada en (2.6), tomando la parte positiva), es posible calcular el factor de amortiguamiento instantáneo (Laila et al., 2009). La expresión matemática que permite calcular el factor es:

$$\zeta(t) = -\frac{1}{2\pi\omega_n(t)} \frac{\dot{A}(t)}{A(t)} \quad (2.12)$$

donde  $\omega_n$  es el valor calculado con (2.11).

## 2.7. Descomposición Empírica de Modos

La Descomposición Empírica de Modos (*Empirical Mode Decomposition, EMD*) es un método adaptivo propuesto por Huang (Hu et al., 2010) para descomponer señales no lineales y no estacionarias en una serie de señales cuasi-estacionarias de banda limitada, llamadas Funciones de Modo Intrínseco (*Intrinsic Mode Function, IMF*). Cada señal IMF cumple con las siguientes condiciones:

- El número de cruces por cero y el número de extremos debe ser igual o diferir en uno.
- El valor medio de la envolvente definido por el máximo local y el envolvente debe ser cero (Huang et al., 1998).

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

1. Identifique el máximo y el mínimo de la señal  $x(t)$ .

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

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (2.13)$$

Determine si (2.13) cumple con las condiciones enunciadas para ser una IMF. Si no es así, repita los pasos 1 y 2 hasta que  $h_k(t)$  cumpla con éstas. Cuando  $h_k(t)$  cumple las condiciones, entonces la primera IMF se define como:

$$c_1(t) = h_k(t) = IMF1 \quad (2.14)$$

3. Después de obtener el IMF1, reste  $c_1(t)$  de la señal original  $x(t)$  y calcule el residuo de acuerdo a:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (2.15)$$

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

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (2.16)$$

La figura 2.2 resume de manera gráfica el proceso anteriormente descrito.

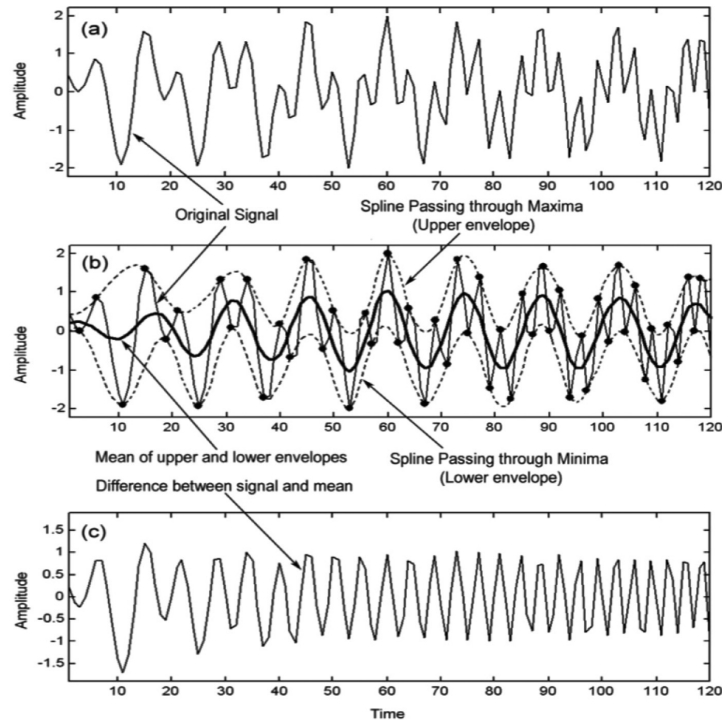


Figura 2.2: Proceso de obtención de las IMF.

## 2.8. Synchrosqueezing Wavelet Transform

La Synchrosqueezing Wavelet Transform (SWT) es una transformada tiempo-frecuencia que se introdujo en el contexto del análisis de señales de audio (Daubechies y Maes, 1996). Se caracteriza por realizar el trabajo de identificación de modos, tal y como lo hace la EMD. Sin embargo, a diferencia de ésta, el algoritmo Synchrosqueezing es robusto al ruido y a errores inducidos por aproximaciones tales como las interpolaciones. Además, permi-

te reconstruir una señal a partir de sus componentes fundamentales (Thakur et al., 2013).

El algoritmo realiza la descomposición de la señal en 3 pasos:

1. La transformada continua Wavelet,  $W_f(a, b)$  de la señal original,  $f(t)$ , es calculada empleado cualquier wavelet madre,  $\Psi$ :

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) a^{-\frac{1}{2}} \Psi \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.17)$$

Donde  $a$  es la escala y  $b$  es el offset de tiempo. Se asume que la wavelet madre tiene un rápido decaimiento y que su transformada de Fourier ( $\hat{\Psi}$ ) es cero en frecuencias negativas y se concentra alrededor de alguna frecuencia positiva (Daubechies et al., 2011). Muchas wavelets tiene estas propiedades. Asumiendo una señal armónica para el análisis,  $h(t)$ , se tiene que su transformada continua wavelet es:

$$W_h(a, b) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} A a^{\frac{1}{2}} \hat{\Psi}(a\Omega) e^{ib\Omega} \quad (2.18)$$

2. Un estimado inicial de la frecuencia FM demodulada,  $\omega_f(a, b)$ , a partir de  $W_f(a, b)$  es obtenido. La representación wavelet de la señal  $h(t)$  (con frecuencia  $\Omega$ ) tendrá su energía esparcida en el plano tiempo-escala alrededor de la línea  $a = \omega_o/\Omega$ . Esta frecuencia se cuadrará en la fase (Daubechies et al., 2011). En estas regiones (donde  $|W_h| > 0$ ), se desea remover el efecto de la wavelet. Al derivar la transformada Wavelet de la función, se estima la frecuencia en el plano tiempo-escala, dando

como resultado:

$$\omega_f(a, b) = \begin{cases} \frac{-i\partial_b W_f(a, b)}{W_f(a, b)} & \text{si } |W_f(a, b)| > 0 \\ \infty & \text{si } |W_f(a, b)| = 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

3. Este estimado es utilizado para colocar la frecuencia en el plano tiempo-frecuencia. Esto se lleva a cabo reasignando energía del plano tiempo-escala al plano tiempo-frecuencia. Esto es posible debido a la propiedad de inversión de la transformada wavelet continua cuando la señal a analizar es real.

## 2.9. Clasificación Múltiple de Señales

El algoritmo de Clasificación Múltiple de Señales (*Multiple Signal Classification, MUSIC*) es una técnica basada en el uso de subespacios empleada por primera vez por Adeli y Jiang en el 2007 para realizar el monitoreo de estructuras civiles.

En general, los algoritmos de subespacio son conocidos como métodos de alta resolución debido a que pueden detectar frecuencias en señales cuya relación señal a ruido (SNR) es muy pequeña (Garcia-Perez et al., 2011). Estos métodos asumen que la señal discretizada en tiempo  $x[n]$  puede ser representada por  $m$  señales senoidales complejas inmersas en ruido,  $e[n]$ , es decir:

$$x[n] = \sum_{i=1}^m \bar{B}_i e^{j2\pi f_i n} + e[n] \quad (2.20)$$

$$\bar{B}_i = |B_i| e^{j\phi_i} \quad (2.21)$$

donde  $N$  es el número de datos de la muestra y  $n = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ ;  $B_i$  es la amplitud compleja de la  $i$ -ésima señal senoidal,  $f_i$  es la frecuencia de la señal senoidal y  $e[n]$  es una secuencia de ruido blanco con media cero y varianza  $\sigma^2$ . El siguiente paso consiste en la descomposición en eigenvectores de  $x[n]$  para obtener dos subespacios ortogonales. La matriz de autocorrelación  $R$  de la señal inmersa en ruido  $x[n]$  es la suma de ella misma con las matrices de autocorrelación del ruido ( $R_s$  y  $R_n$ , respectivamente):

$$R = R_s + R_n = \sum_{i=1}^p |B_i|^2 e(f_i) e^H(f_i) + \sigma_n^2 I \quad (2.22)$$

donde  $p$  es el número de frecuencias, el exponente  $H$  denota la transpuesta Hermitiana,  $I$  es la matriz identidad y  $e^H(f_i)$  es la señal vector dada por:

$$e^H(f_i) = [1 \quad e^{-j2\pi(1)f_i} \quad e^{-j2\pi(N-1)f_i}] \quad (2.23)$$

De la condición de ortogonalidad de ambos subespacios, el pseudo-espectro MUSIC,  $Q$ , está dado por:

$$Q^{MUSIC}(f) = \frac{1}{|e(f)^H V_{m+1}|^2} \quad (2.24)$$

donde  $V_{m+1}$  es el eigenvector de ruido. Esta expresión muestra que los picos se ubican en las frecuencias exactas de las principales componentes senoidales donde el denominador es cero.

Por otra parte, el algoritmo MUSIC no indica claramente cómo cambia la frecuencia a lo largo del tiempo, condición que es crítica en el monitoreo de estructuras civiles. Para poder visualizar este cambio, la señal es separa-



da en bloques y calcula el pseudoespectro para cada uno. A esta estrategia se le denomina como short-time-MUSIC (ST-MUSIC) y provee superficies más regulares, además de mitigar el efecto del ruido y eliminar frecuencias espurias (Garcia-Perez et al., 2011). La figura 2.3 resume de manera gráfica la obtención de la ST-MUSIC, donde en la figura 2.3a muestra una señal sintética generada al combinar 2 ondas senoidales de 10 y 30 Hz, empleando una frecuencia de muestreo de 100 Hz. La señal se divide en bloques de 0.3 s (con 30 muestras), donde cada bloque es analizado con la transformada. Una vez finalizado el análisis, cada pseudoespectro obtenido se combina se crea el espectro ST-MUSIC (figura 2.3b), la cual muestra la evolución de cada frecuencia detectada a lo largo del tiempo.

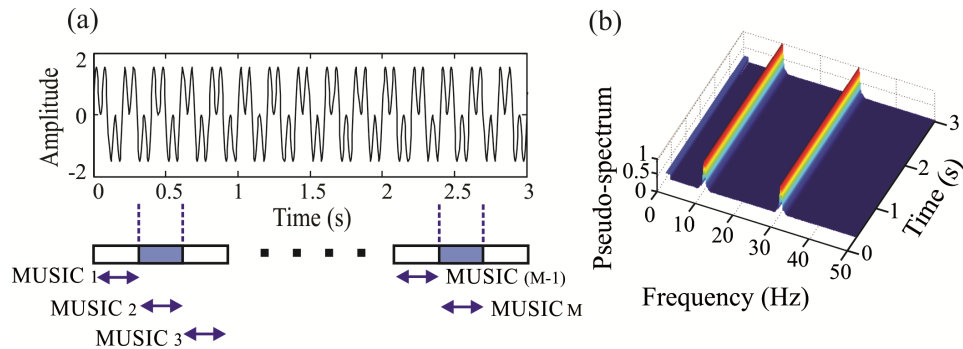


Figura 2.3: Cálculo de la ST-MUSIC. (a) Señal sintética utilizada, (b) Pseudoespectro obtenido

## 2.10. Técnica de Decremento Aleatorio

Los métodos en el dominio del tiempo son una opción a considerar cuando se usan las vibraciones ambientales, dado que necesitan menos muestras para obtener los parámetros modales; además, son más exactos

para analizar frecuencias naturales muy cercanas (He y Fu, 2001). En este sentido, la técnica de Decremento Aleatorio (*Random Decrement Technique, RDT*) usa la respuesta a la excitación ambiental para obtener la respuesta libre amortiguada a partir de las mediciones de la primera. El uso de la RDT aporta las siguientes ventajas: (1) se tiene independencia con respecto a la fuente de excitación (no es necesario conocer la fuente de excitación) y (2) el filtrado de las mediciones ya que la técnica permite remover las respuestas causadas por la velocidad inicial y las fuerzas aleatorias (He y Fu, 2001).

El método asume que la respuesta de una estructura en cualquier instante de tiempo se debe a: (1) un desplazamiento inicial, (2) una velocidad inicial y (3) una fuerza aplicada entre el estado inicial y el instante de tiempo  $t$ . Matemáticamente se expresa como:

$$x(t + t_0) = x(t + t_0)|_{x(t_0)} + x(t + t_0)|_{\dot{x}(t_0)} + x(t + t_0)|_{f(t_0)} \quad (2.25)$$

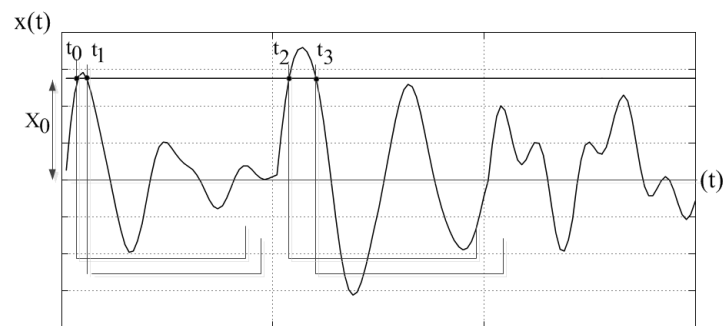
Otra forma de plantear (2.25) es considerar que la respuesta del edificio está dada por un parte aleatoria (el segundo y tercer términos) y por una parte determinística (el primer término). Si se promedian los suficientes segmentos con una misma condición inicial, la parte aleatoria se elimina, quedando la parte determinística, con la característica del decaimiento propio de la respuesta libre amortiguada (o firma randomdec). La firma randomdec ( $\delta(\tau)$ ) se obtiene como:

$$\delta(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(\tau + t_i) \Big|_{y(t_i)=a} \quad (2.26)$$

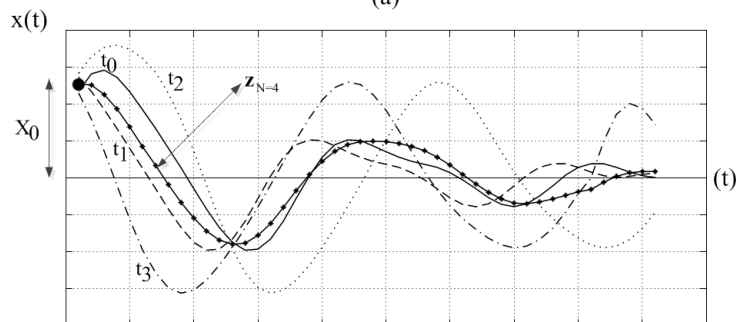
donde  $a$  es la condición inicial. En este trabajo se utilizó el cruce por valor de nivel, cuya expresión matemática es (Rodrigues y Brincker, 2005):

$$a = \sqrt{2}\sigma(x) \quad (2.27)$$

Una representación gráfica de los pasos anteriormente enunciados se muestra en la figura 2.4. Para este ejemplo, se tiene la señal ilustrada en la figura 2.4a, donde la línea obscura representa el nivel de umbral calculado con la (2.27). A partir de éste, se tienen 4 puntos que cumplen con este nivel ( $t_0, t_1, t_2$  y  $t_3$ ). Para cada punto, se toma una cantidad determinada de muestras, obteniendo segmentos de igual longitud (como se muestra en la figura 2.4b, donde cada trazo punteado representa los segmentos de los 4 puntos). Al promediar los mencionados segmentos, se obtiene la firma randomdec (trazo sólido con círculos).



(a)



(b)

Figura 2.4: Proceso de obtención de los segmentos para la firma randomdec.  
 (a) Señal adquirida, (b) Segmentos extraídos

# Capítulo 3

## Metodología Propuesta

En este capítulo se presenta el algoritmo propuesto para la obtención de los parámetros modales a partir de las mediciones de la vibración ambiental. La figura 3.1 resume de manera gráfica la metodología para el desarrollo de esta investigación. Como se aprecia, éste consta de 3 pasos principales: (1) Conversión a respuesta libre amortiguada, (2) Análisis Tiempo-Frecuencia y (3) Cálculo de los parámetros modales. Por otra parte, para poder ejecutar los pasos propuestos, es necesario realizar la adquisición de los datos, actividad realizada con el Sistema de Adquisición de Datos (*Data Acquisition System*, DAS). En las siguientes secciones se presenta la descripción detallada de cada bloque.

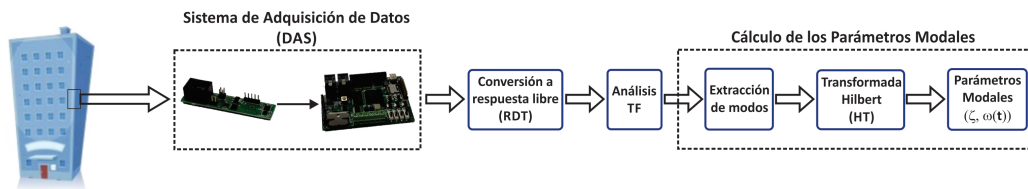


Figura 3.1: Metodología Propuesta.

### 3.1. Sistema de Adquisición de Datos

El sistema de adquisición de datos empleado en el presente trabajo consta de una unidad de medición inercial (*Inertial Measurement Unit, IMU*) junto con la tarjeta DUA-I, ambas diseñadas por investigadores de la Universidad Autónoma de Querétaro. La IMU está compuesta por un acelerómetro triaxial LIS331DLH fabricado por STMicroelectronics, un giroscopio triaxial L3GD20 también fabricado por STMicroelectronics y el microcontrolador PIC16LF1823, manufacturado por Microchip. La IMU utiliza éste último para realizar la comunicación con los sensores, a fin de configurarlos, y servir como interfaz entre el microprocesador y los sensores. Para este trabajo no se emplea el giroscopio debido a que no se miden vibraciones rotacionales. La tabla 3.1 muestra las principales características del acelerómetro empleado.

| Propiedad                 | Valor                    |
|---------------------------|--------------------------|
| Frecuencia de Muestreo    | 1 kHz (máx.)             |
| Rango de medición         | $\pm 2g, \pm 4g, \pm 8g$ |
| Protocolo de Comunicación | SPI, I <sup>2</sup> C    |
| Salida                    | Digital (16 bits)        |

Tabla 3.1: Características del Acelerómetro LIS331DLH

Una de las principales ventajas que tiene el acelerómetro seleccionado es que la salida que otorga es digital, lo que elimina la utilización de las etapas de acondicionamiento analógicas. Además, la frecuencia de muestreo máxima es apropiada para esta aplicación, ya que las frecuencias naturales detectadas usando excitaciones ambientales se encuentran ubicadas a bajas frecuencias. En la figura 3.2 se muestra la IMU empleada.

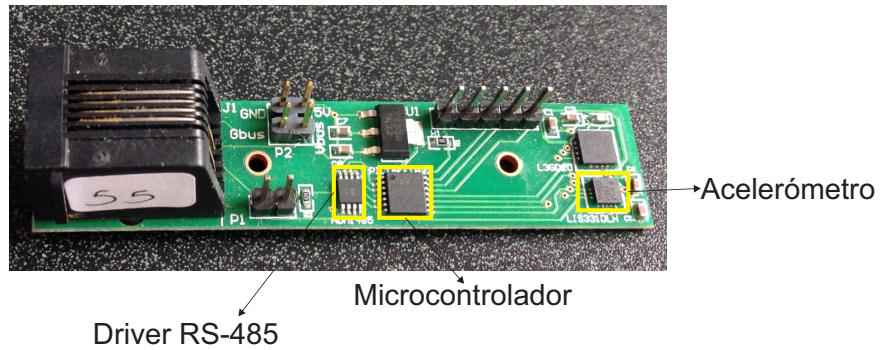


Figura 3.2: Unidad IMU empleada.

Por otra parte, en la tarjeta DUA-I se encuentra el microprocesador embebido xQ16v7 junto con los IP cores necesarios para comunicarse tanto con la IMU como con la computadora. La figura 3.3 resume de manera gráfica la arquitectura del sistema embebido empleado.

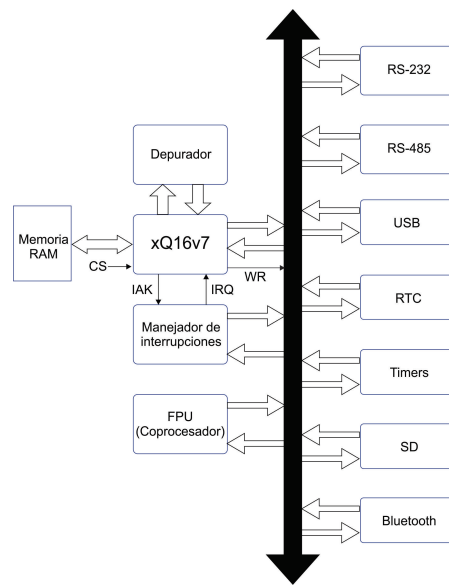


Figura 3.3: Sistema embebido empleado.

El funcionamiento del sistema embebido del DAS se puede resumir

como sigue: El microprocesador envía la instrucción que indica al microcontrolador iniciar el muestreo determinado a la frecuencia deseada (para este trabajo está fija en 1 kHz). Posteriormente, se solicita a cada sensor el valor muestreado por cada eje, mismo que se transfiere utilizando el protocolo RS-485, ideal para comunicaciones a gran distancia. Esta información es guardada en búfer dentro del sistema embebido para ser posteriormente escrita en una tarjeta SD. El sistema tiene la posibilidad de adquirir una cantidad determinada de muestras o bien, haciendo uso de un reloj en tiempo real (*Real-time clock, RTC*) adquirir en periodos de tiempo determinados por el usuario. La comunicación con la computadora, para realizar la transferencia de datos hacia ésta, se realiza de manera inalámbrica vía el protocolo Bluetooth, mismo que emplea la comunicación RS-232 para realizar la ya mencionada transferencia. En la computadora, empleando el software MATLAB, se genera una interfaz de usuario para descargar los datos y, si el usuario desea, realizar algún preprocesamiento. La figura 3.4 muestra la descripción gráfica de la interfaz.

Esta interfaz tiene las opciones de graficar los datos recibidos desde el DAS, hacer el cálculo de la firma randomdec (ajustando el número de puntos que se van a considerar por cada muestra que cumpla con la condición dada por (2.27) ) y aplicar la transformada rápida de Fourier (FFT) a la firma randomdec para cada sensor recibido. Además, permite establecer los parámetros del RTC, así como ajustar el tiempo en que se desea adquirir los datos y, si no se desea mostrar a intervalos de tiempo específicos, la cantidad de muestras que se desea adquirir. En la tabla 3.2 se muestran los comandos que están soportados por el sistema embebido para la recuperación de las muestras.



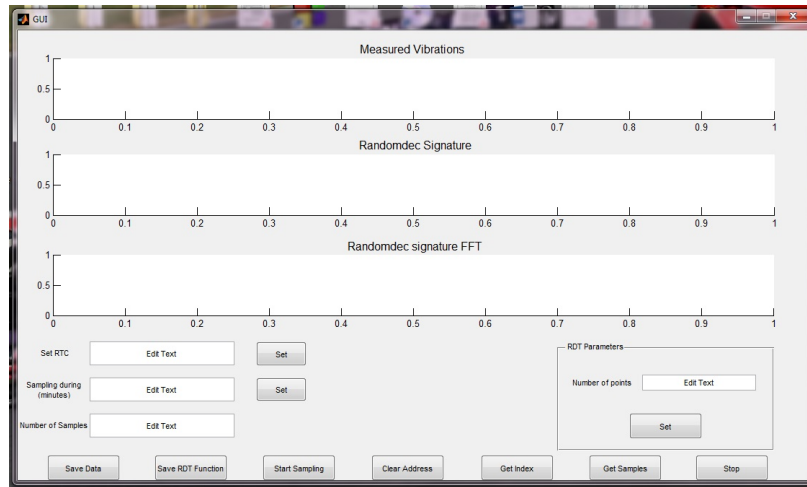


Figura 3.4: Interfaz Gráfica de Usuario diseñada.

| Acción                        | Comando | Botón            |
|-------------------------------|---------|------------------|
| Dirección (segmento de la SD) | \$A     | Address          |
| Configurar RTC                | \$T     | Set RTC          |
| Resetar puntero de lectura    | \$R     | Reset            |
| Leer datos                    | \$N     | Get Data         |
| Adquisición directa           | \$F     | Download         |
| Inicio de monitoreo           | \$S     | Start Monitoring |
| Finalizar monitoreo           | \$P     | Stop             |

Tabla 3.2: Comandos reconocidos por la GUI.

## 3.2. Conversión a respuesta libre amortiguada

Los métodos en el dominio del tiempo son una opción que debe considerarse cuando se emplean las vibraciones ambientales como fuente de excitación para edificios empleados en la vida real; esto se debe a que las

técnicas requieren menos muestras para obtener los parámetros modales del edificio, además de otorgar resultados más exactos al detectar frecuencias naturales cercanas entre sí (He y Fu, 2001). En este sentido, la RDT, como ya se ha mencionado, usa las vibraciones ambientales para obtener la respuesta libre amortiguada a partir de las mediciones obtenidas.

Los pasos necesarios para ejecutar la RDT se enlistan a continuación:

1. Obtener la desviación estándar de la medición a procesar.
2. Aplicar la ecuación (2.27)
3. Ubicar, dentro de la señal a procesar, los puntos que cumplan con el valor obtenido en el paso anterior.
4. Extraer, para cada punto encontrado en el paso anterior, el intervalo seleccionado.
5. Aplicar la ecuación (2.26)

### **3.3. Análisis Tiempo-Frecuencia**

El siguiente paso de la metodología planteada en la figura 3.1 es la utilización de transformadas tiempo-frecuencia a fin de revisar el espectro tiempo-frecuencia-amplitud (TFA) de la respuesta libre amortiguada obtenida en la sección previa. En este sentido, para llevar a cabo el análisis, se emplean 3 técnicas: EMD, ST-MUSIC y la SWT debido a que permiten analizar señales cuya relación señal a ruido (*Signal-to-noise Ratio*, *SNR*) es

muy grande. La figura 3.5 muestra la representación gráfica de los pasos para realizar el mencionado análisis.

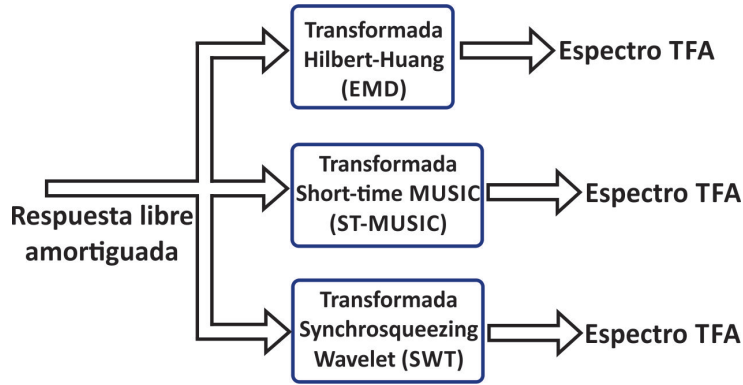


Figura 3.5: Cálculo del espectro TFA.

Como lo indica la figura, la señal obtenida en el paso previo (la respuesta libre amortiguada) es procesada por las tres técnicas mencionadas con anterioridad. Cada una de ellas calcula el espectro ya mencionado, mismo que permite visualizar la evolución de las frecuencias naturales contenidas en la señal de la respuesta libre. En este punto debe aclararse que dos de las técnicas empleadas (HHT y SWT) permiten recuperar los modos contenidos en el espectro FTA, mientras que la ST-MUSIC no permite realizar dicha extracción. En este sentido, puede afirmarse que la transformada ST-MUSIC no permite calcular el factor de amortiguamiento. Sin embargo, debido a los resultados presentados en los trabajos de Osornio-Rios et al. (2012) y Garcia-Perez et al. (2011), la utilización de la misma debe ser considerada, pues la técnica es capaz de detectar frecuencias en ambientes sumamente ruidosos, característica indispensable que deben tener los algoritmos de procesamiento de señales para estructuras civiles (Amezquita-Sanchez y Adeli, 2014).

Para realizar el análisis, para cada transformada deben ser estable-

cidos ciertos parámetros requeridos para su correcto funcionamiento. En el caso de la SWT, la implementación propuesta por Thakur et al. (2013) requiere que, para la obtención del espectro TFA, se defina el *number of voices*,  $n_v$ , empleado para la resolución de frecuencia de la wavelet empleada (Gaussiana); y el valor  $\gamma$ , mismo que se utiliza para determinar el valor mínimo de los coeficientes de la CWT que pueden ser considerados como confiables (no son ruido). Para el primero se utiliza un valor de 32, mientras que para el último se usa el valor sugerido por Thakur et al. (2013) ( $10^{-8}$ ). Por otra parte, para el algoritmo ST-MUSIC se requiere definir el tamaño de la ventana de traslape para realizar el análisis. Para el presente trabajo se utilizó una ventana de 2 segundos.

### 3.4. Cálculo de los Parámetros Modales

Una vez obtenido el espectro TFA, es posible, para aquellos obtenidos con los algoritmos HHT y SWT, recuperar los modos individuales para calcular tanto la frecuencia natural como el factor de amortiguamiento.

En el caso de la SWT, la recuperación de los modos se hace a partir de la estrategia implementada por Thakur et al. (2013). Para esto, se requiere definir tres parámetros: la cantidad de posibles frecuencias existentes en la señal y un par de constantes denominadas  $\lambda$  y *extraction window* ( $ew$ ). En el caso del primer parámetro, si el valor seleccionado excede el número de frecuencias contenidas en la señal, aparecerán modos cuya frecuencia es muy cercana a 0, lo que permite su descarte. Por otra parte, en el caso de los últimos dos parámetros, su selección debe hacerse a través de un profundo

análisis. En este trabajo, se emplean los valores de  $10^9$  y 32, respectivamente; posteriormente, se hace uso de la transformada inversa continua wavelet para obtener los modos. Para el caso de la HHT, los modos extraídos son las IMFs obtenidas mediante el proceso de cernido.

Una vez que los modos son extraídos, se aplica la transformada Hilbert para obtener tanto la fase [(2.7)] y amplitud [(2.6)] instantáneas para posteriormente utilizar (2.11) y (2.12), y así obtener los parámetros modales de cada modo recuperado.

# Capítulo 4

## Experimentación y Resultados

En este capítulo se presentan 3 casos de estudios a fin de verificar el correcto funcionamiento de la metodología propuesta. Antes de hacer algún análisis, se realiza la validación de la metodología descrita en el capítulo 3 utilizando una señal sintética para demostrar las propiedades de la SWT con respecto del ruido y el aumento del umbral de detección en frecuencias muy cercanas entre sí. En el primer caso de estudio, se procesa la respuesta de un modelo de elemento finito de una estructura ubicada en la Universidad de la Columbia Británica para ejemplificar la exactitud de los resultados obtenidos con valores teóricos. Con el objeto de verificar la robustez del algoritmo procesando señales obtenidas de edificios reales, se analizan dos estructuras ubicadas en la autopista México-Querétaro y en la Facultad de Ingeniería, Campus SJR, respectivamente.

## 4.1. Validación

Para demostrar las características atribuidas a la SWT, se utiliza una señal sintética correspondiente a la respuesta libre amortiguada de un sistema de 3 grados de libertad, mismo que se representa mediante:

$$s = \sum_{i=1}^3 A_i e^{2\pi\zeta\omega_n} \cos(2\pi\omega_d t) + n(t) \quad (4.1)$$

Los parámetros que definen a cada grado de libertad se resumen en la tabla 4.1.

| Característica                        | Modo 1   | Modo 2   | Modo 3   |
|---------------------------------------|----------|----------|----------|
| Amplitud ( $A$ )                      |          | 1        |          |
| Frecuencia ( $\omega_n$ )             | 3 Hz     | 3.4 Hz   | 7 Hz     |
| Factor de amortiguamiento ( $\zeta$ ) | 0.008    | 0.01     | 0.005    |
| Frecuencia amortiguada ( $\omega_d$ ) | 2.999 Hz | 3.399 Hz | 6.999 Hz |
| Frecuencia de muestreo ( $f_s$ )      |          | 200 Hz   |          |
| Duración ( $t$ )                      |          | 8 s      |          |

Tabla 4.1: Parámetros de los grados de libertad.

Como se aprecia, la señal utilizada consta de 2 modos muy cercanos entre sí. Para comprobar la inmunidad al ruido, se añade un nivel que permite generar una SNR=1dB. En la figura 4.1 se muestra la señal generada con los niveles de ruido estudiados.

Una vez definida cada señal, se aplica la metodología explicada en el anterior capítulo: se analiza con los algoritmos SWT, HHT y ST-MUSIC para obtener el espectro TFA. Posteriormente, se extraen los modos para recuperar las frecuencias y los factores de amortiguamiento de cada uno. En

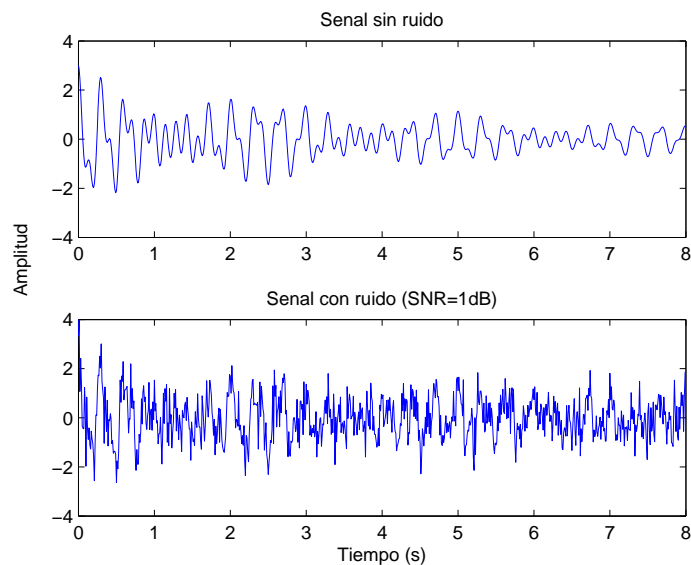


Figura 4.1: Señal de estudio.

la tabla 4.2 se resume los valores de los parámetros obtenidos; mientras que en la figura 4.2 se muestran los espectros TFA de las señales sin (izquierda) y con (derecha) ruido.

| Modo | Valor Teórico   |             | SWT-HT          |             |                 |             | ST-MUSIC        |                 | Error (SWT-HT)  |             | Error (ST-MUSIC) |
|------|-----------------|-------------|-----------------|-------------|-----------------|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|-------------|------------------|
|      |                 |             | Pura            |             | 1dB             |             | Pura            | 1dB             | 1dB             |             | 1dB              |
|      | $\omega_n$ (Hz) | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz) | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz) | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz) | $\omega_n$ (Hz) | $\omega_n$ (Hz) | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz)  |
| 1    | 3.0             | 0.8         | 3.001           | 0.84        | 3.054           | 0.87        | 2.98            | 3.027           | 0.3             | 5.0         | 0.67             |
| 2    | 3.4             | 1.0         | 3.495           | 1.2         | 3.399           | 1.1         | 3.412           | 3.391           | 0.3             | 5.0         | 0.3              |
| 3    | 7               | 0.5         | 6.989           | 0.5         | 6.989           | 0.52        | 7.001           | 6.99            | 0.0             | 0.0         | 0.15             |

Tabla 4.2: Parámetros modales calculados para la señal sintética.

A partir de la figura 3.5 es evidente que la utilización del algoritmo HHT no permite detectar las frecuencias muy cercanas entre sí (inclusive en el caso ideal); por lo que en este punto es válido afirmar que su uso se descarta para este tipo de aplicaciones. Por otra parte, los espectros TFA obtenidos



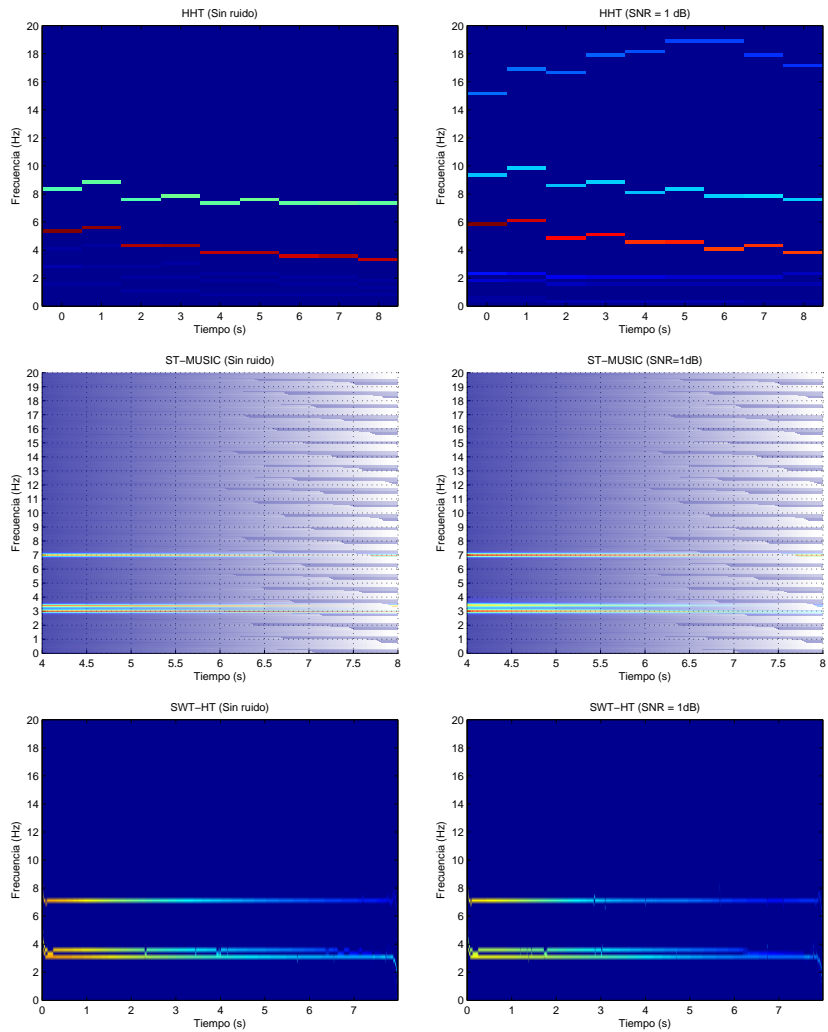


Figura 4.2: Espectros TFA obtenidos.

mediante el uso de los algoritmos SWT y ST-MUSIC validan las propiedades atribuidas: una mayor inmunidad al ruido y una mayor detectabilidad de frecuencias naturales muy cercanas entre sí. Esto se confirma con los modos recuperados de la señal ruidosa, ilustrados en la figura 4.3 (rojo: extraído, azul: original) y con los resultados mostrados en la tabla 4.2 (la evolución

en el tiempo de los parámetros modales se muestra en la figura 4.4), ya que el error máximo obtenido es del 0.3% en el caso de  $\omega_n$  y 5% para  $\zeta$ . De acuerdo a Su et al. (2014), los errores máximos tolerables son del 2% para la frecuencia y 20% para el factor. De esta manera, es posible concluir que los resultados mostrados validan el algoritmo propuesto en el presente trabajo, habilitando su utilización en los restantes casos de estudios a presentar.

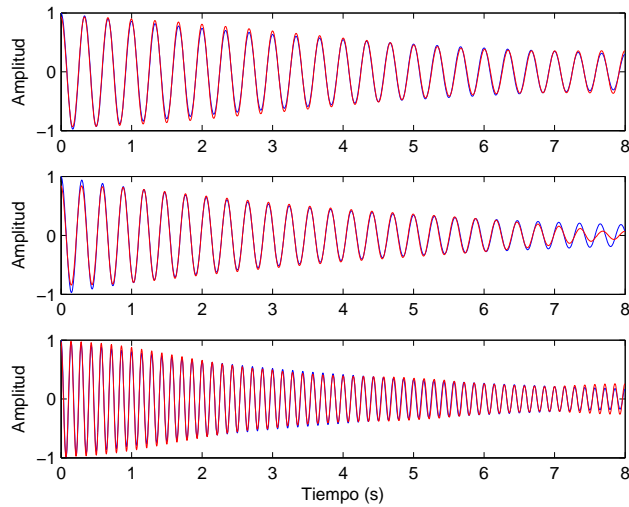


Figura 4.3: Modos recuperados de la señal sintética.

## 4.2. Caso de estudio 1: Validación con un modelo de elemento finito

En este caso de estudio se utiliza el modelo de elemento finito de una estructura civil. Ésta consta de 4 pisos de 2 por 2 vigas de acero. Se encuentra ubicada en la Universidad de la Columbia Británica y fue construida por

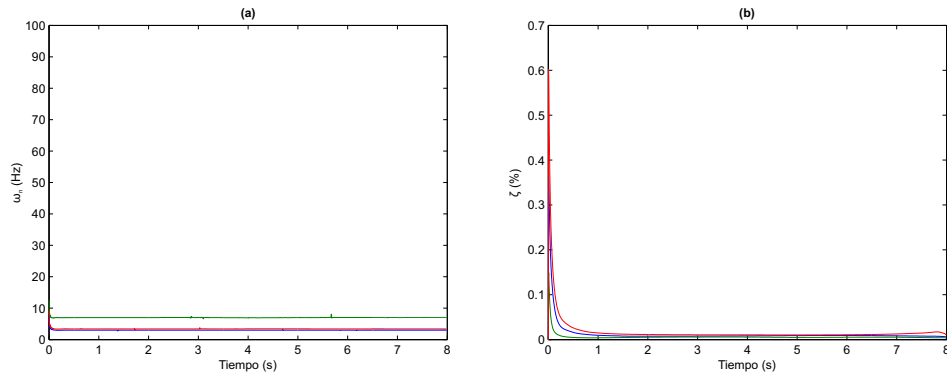


Figura 4.4:  $\omega_n$  y  $\zeta$  instantáneos de la señal sintética.

petición del grupo de trabajo encabezado por la Sociedad Americana de Ingenieros Civiles (*American Society of Civil Engineers, ASCE*); mismo que desarrolló el código empleado. Mayores detalles del modelo de elemento finito de la estructura pueden encontrarse en (Dyke et al., 2001).

La estructura fue excitada utilizando mediciones de vibraciones ambientales de amplio espectro, aplicadas en las direcciones horizontal (x) y vertical (y), usando una red de sensores distribuidos (nodos) a lo largo de los 4 pisos en el plano horizontal (x, y). Se utilizó una frecuencia de muestreo de 500 Hz, obteniéndose 10,000 muestras en 20 s. A cada modo se le asignó un factor de amortiguamiento del 1%. El cálculo de los parámetros modales utilizó 15 (en la dirección x) y 16 (en la dirección y) sensores, respectivamente. Para la obtención de la firma randomdec se utilizó una ventana de 1 s (correspondiente a 500 muestras). En la tabla 4.3 se muestran los parámetros recuperados, mientras que los modos recuperados, la frecuencia y el factor de amortiguamiento instantáneos se muestran en las figuras 4.5 y 4.6, respectivamente.

| Modo | Valor Teórico (FEM)          | SWT-HT      | ST-MUSIC        |
|------|------------------------------|-------------|-----------------|
|      | $\omega_n$ (Hz), (dirección) | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz) |
| 1    | 9.41, (y)                    | 1.0         | 9.407           |
| 2    | 11.79, (x)                   | 1.0         | 11.82           |
| 3    | 25.54, (y)                   | 1.0         | 25.55           |
| 4    | 32.01, (x)                   | 1.0         | 31.95           |
| 5    | 38.66, (y)                   | 1.0         | 38.61           |
| 6    | 48.01, (y)                   | 1.0         | 47.97           |
| 7    | 48.44, (x)                   | 1.0         | 48.5            |
| 8    | 60.15, (y)                   | 1.0         | 60.35           |

Tabla 4.3: Parámetros modales calculados para el modelo FEM.

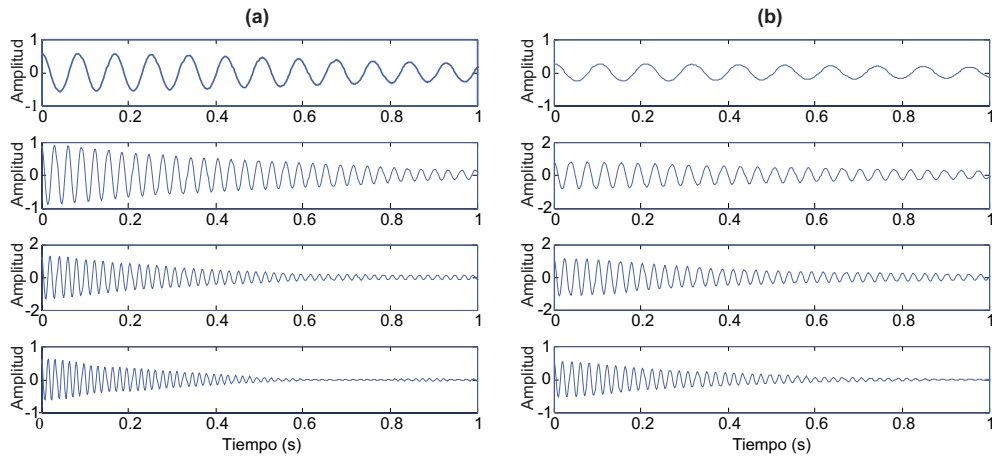


Figura 4.5: Modos recuperados a partir de la respuesta del modelo FEM.

Los resultados mostrados demuestran que la metodología propuesta es altamente efectiva para la detección de los parámetros modales, pues el máximo error obtenido es de 0.33% para  $\omega_n$  y 15% para  $\zeta$ ; con lo que se cumple con la hipótesis planteada. Por otra parte, los valores arrojados por la transformada ST-MUSIC son muy parecidos a los obtenidos con la metodología propuesta; lo que confirma la suposición hecha en el apartado

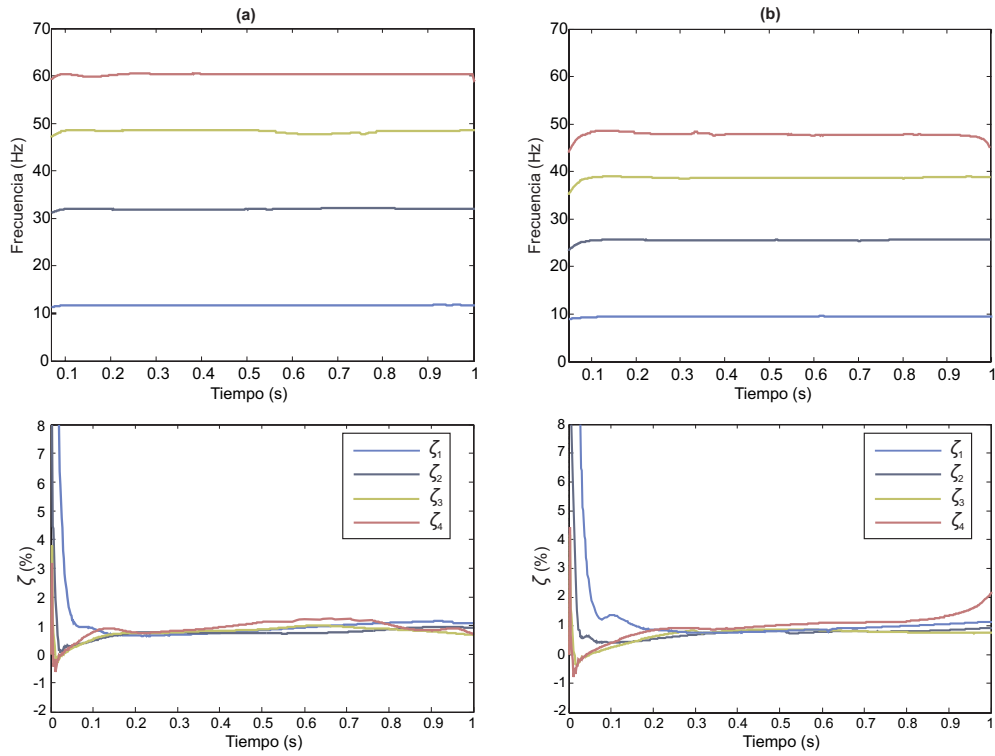


Figura 4.6:  $\omega_n$  y  $\zeta$  instantáneos del modelo FEM.

anterior. Adicionalmente, estos resultados permiten la utilización del algoritmo propuesto para el cálculo de los parámetros modales de edificios reales.

### 4.3. Caso de estudio 2: Análisis de un puente de concreto reforzado

En este caso de estudio se analizan las señales obtenidas de la instrumentación de un puente de concreto reforzado, ubicado en la autopista México-Querétaro (ilustrado en la figura 4.7, parte a). Éste es utilizado para que personas puedan cruzar la autopista con total seguridad. Las mediciones

utilizadas fueron proporcionadas por Camarena-Martinez et al. (2014)



Figura 4.7: Puente analizado.

El puente es excitado mediante el viento y el tráfico que cruza por debajo de él y es monitoreado en línea usando un acelerómetro tri-axial montado en la mitad del puente (como se muestra en la figura 4.7, parte b). Se emplea una frecuencia de muestreo de 100 Hz durante 600 s (10 minutos), con lo que se obtienen 60,000 muestras. Debido a que la excitación genera en su mayoría vibraciones verticales, solamente se emplean los datos provenientes del eje vertical. Para la obtención de la firma randomdec se utilizó una ventana de 5 s (correspondiente a 500 muestras). La tabla 4.4 muestra los parámetros modales estimados, mientras que los modos recuperados, la frecuencia y el factor de amortiguamiento instantáneos se muestran en las figuras 4.8 y 4.9, respectivamente.

De los resultados presentados, se demuestra que la metodología propuesta es capaz de calcular los parámetros modales utilizando señales sumamente ruidosas, lo que confirma los resultados obtenidos en la etapa de validación. Por otra parte, la cantidad de energía otorgada por las excitaciones ambientales no permite, en ocasiones, encontrar todos los modos de la

| Modo | Metodología Propuesta | ST-MUSIC    |                 |
|------|-----------------------|-------------|-----------------|
|      | $\omega_n$ (Hz)       | $\zeta$ (%) | $\omega_n$ (Hz) |
| 1    | 2.55                  | 1.92        | 2.53            |
| 2    | 5.03                  | 0.52        | 5.03            |
| 3    | 9.77                  | 0.61        | 9.81            |
| 4    | 14.63                 | 1.31        | 14.55           |

Tabla 4.4: Parámetros modales estimados para el Puente.

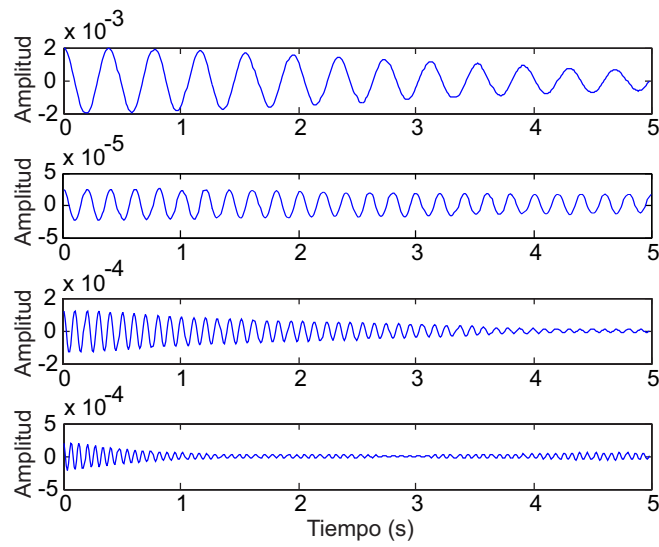


Figura 4.8: Modos recuperados a partir de la respuesta del Puente.

estructura en estudio. De cualquier manera, la metodología propuesta puede encontrar los modos excitados.

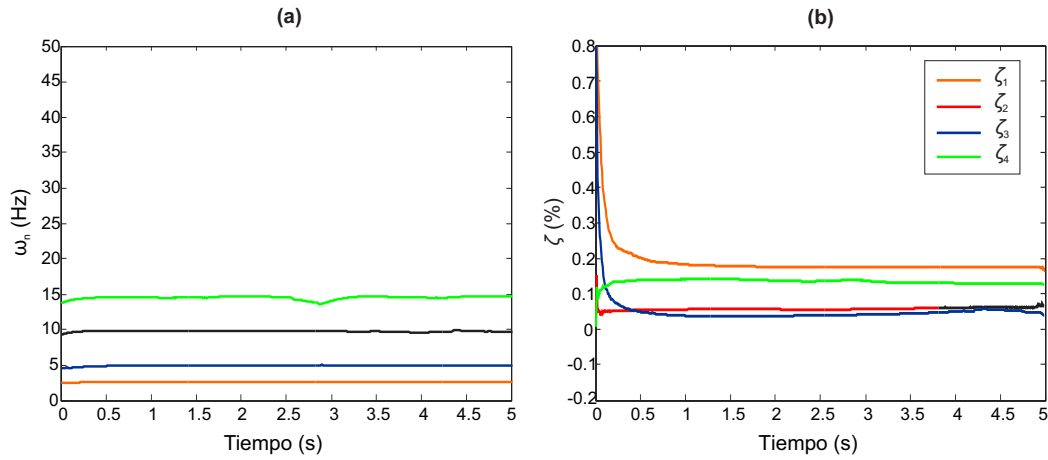


Figura 4.9:  $\omega_n$  y  $\zeta$  instantáneos del Puente.

#### 4.4. Caso de estudio 3: Análisis de la Cafetería de la Facultad de Ingeniería

La cafetería de la Facultad de Ingeniería (mostrada en la figura, ubicada en el campus San Juan del Río de la Universidad Autónoma de Querétaro, brinda el servicio de comedor a los estudiantes de licenciatura y posgrado de ésta y otras facultades en el campus. Estructuralmente, la cafetería consta de una losa de cimentación, entrepiso y el techo. En el presente trabajo, se analiza la losa de entrepiso. Ésta consta de 12 vigas de acero como elementos de soporte del piso superior, formando 4 cuadrados internos. Otras 12 vigas se emplean como auxiliares, donde están colocadas paralelamente al piso. En la figura 4.11 se muestra el plano de la mencionada losa.

El edificio es excitado por el viento, la utilización del mismo (en la planta superior está ubicado el gimnasio de la facultad) por personas y por paso de vehículos en la calle aledaña (Manuel Gómez Morín). El monitoreo





Figura 4.10: Cafetería de la Facultad de Ingeniería

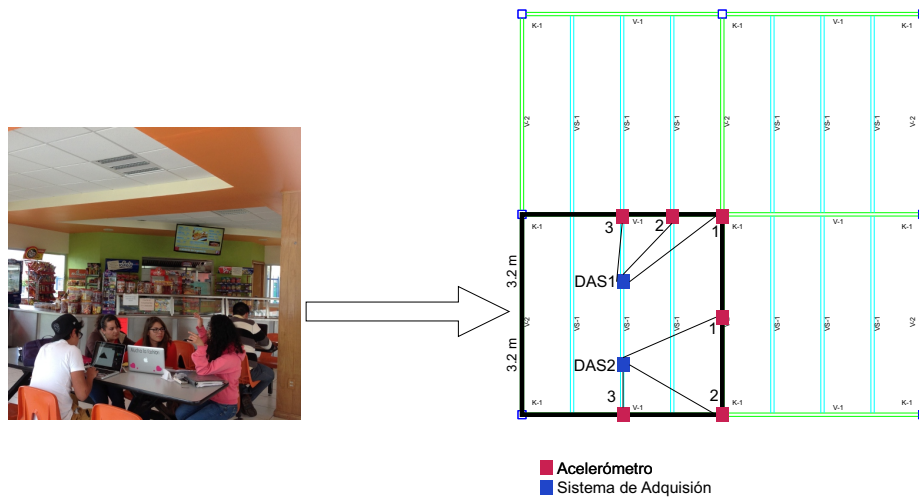


Figura 4.11: Plano estructural y ubicación de los sensores.

se realiza mediante el DAS descrito en la sección 3.1 En la figura 4.12 se muestra el montaje del sensor 1 del DAS1.

Al igual que en el anterior caso de estudio, la excitación inducida provoca movimientos en el eje vertical, por lo que éste se usa para el análisis



Figura 4.12: Colocación del sensor 1 del DAS1.

de las señales de vibración. Se emplea una frecuencia de muestreo de 1 kHz durante 5 minutos, con lo que se obtienen 300,000 muestras. La firma randomdec utiliza una ventana de 4.5 s (correspondiente a 4500 muestras) para su cálculo. La tabla 4.5 muestra los parámetros modales estimadas, mientras que los modos recuperados, la frecuencia y el factor de amortiguamiento instantáneos se muestran en las figuras 4.13 y 4.14, respectivamente.

| Modo | Metodología Propuesta |             |
|------|-----------------------|-------------|
|      | $\omega_n$ (Hz)       | $\zeta$ (%) |
| 1    | 4.01                  | 2.18        |
| 2    | 5.86                  | 1.37        |
| 3    | 8.58                  | 2.28        |
| 4    | 9.64                  | 1.51        |
| 5    | 15.20                 | 1.15        |

Tabla 4.5: Parámetros modales estimados para la Cafetería.

Los resultados obtenidos muestran que la metodología es nuevamente capaz de calcular los parámetros modales. En el caso de  $\omega_n$ , las variaciones

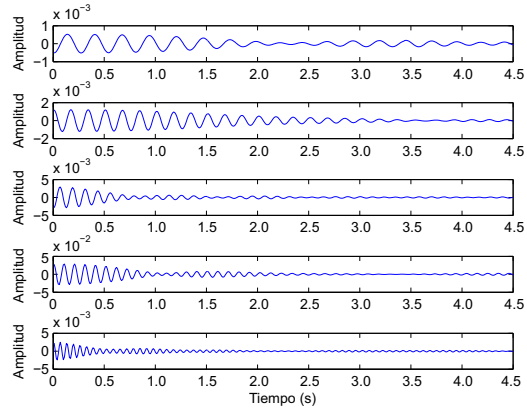


Figura 4.13: Modos recuperados a partir de la respuesta de la Cafetería.

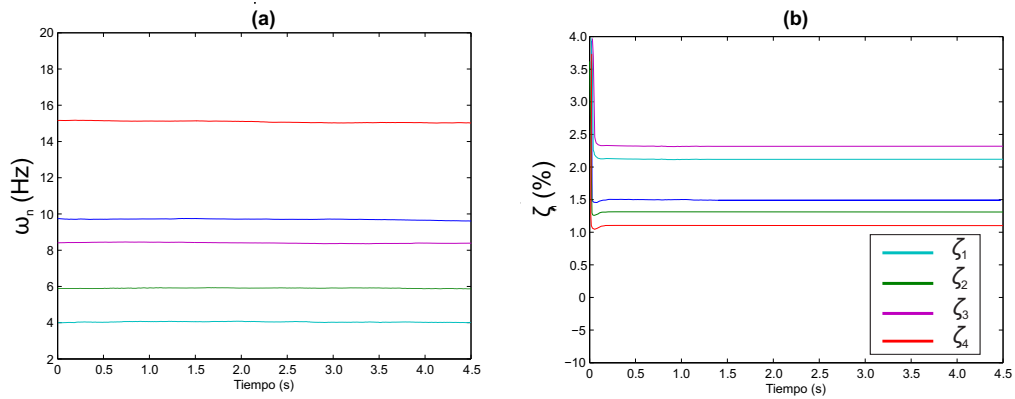


Figura 4.14:  $\omega_n$  y  $\zeta$  instantáneos de la Cafetería.

presentes en la gráfica se deben a que el sistema tiene un rápido decaimiento, es decir, tiene un  $\zeta$  grande, por lo que la señal rápidamente llega a su nivel mínimo; por lo que la ecuación empleada para el cálculo de la frecuencia tiene mayores oscilaciones (se usa una derivada discreta). De cualquier manera, los modos presentes en la señal son extraídos a partir de la señal cuyo contenido de ruido es elevado.

Los casos de estudio presentados reflejan que la metodología pro-

puesta es capaz de extraer los parámetros modales bajo cualquier circunstancia de una manera rápida y precisa, validando la hipótesis hecha.

# Capítulo 5

## Conclusiones y Prospectivas

### 5.1. Conclusiones

Las vibraciones ambientales son uno de los instrumentos que son empleados para la medición de la integridad estructural en estructuras civiles debido a su nulo costo y a que no es necesario cerrar la estructura para su monitoreo; además, permiten el cálculo de la condición tiempo real. Por estas razones, la exploración de metodologías que permitan realizar dicho monitoreo, a través de los parámetros modales, debe ser explorado. En este trabajo se presentó un algoritmo basado en la utilización de la SWT para el cálculo de los parámetros modales empleando las vibraciones ambientales como fuente de excitación. La transformación de la medición a la respuesta libre amortiguada se realiza a través de la RDT; mientras que la extracción de cada modo se realiza empleando la mencionada SWT. Una vez extraídos los modos, se utiliza la HT para calcular los parámetros modales.

A partir de los resultados obtenidos en este trabajo, la hipótesis

planteada fue cumplida a cabalidad, pues se demostró que el algoritmo propuesto tiene una mayor inmunidad al ruido (inherente en este tipo de mediciones) y permite una detección de modos muy cercanos entre sí, lo que permite realizar el cálculo de los parámetros modales de forma simple y efectiva. La demostración de la anterior aseveración está en los casos de estudio reportados, pues en todos ellos los resultados obtenidos son consistentes con los modelos teóricos de las estructuras. Por otra parte, se desarrolló un DAS que permite monitorear estructuras de manera autónoma sin necesidad de realizar un paro en la operación del mismo, pues se emplea el protocolo Bluetooth para realizar la descarga de los datos en la computadora.

## 5.2. Prospectivas

Como prospectiva, queda la posibilidad de realizar el ajuste automático del nivel de umbral utilizado para la RDT, pues permitiría obtener una mayor cantidad de puntos, lo que mejoraría la firma Randomdec y redundaría en una señal más limpia. Otro punto que debería explorarse es el uso de alguna etapa de filtrado, pues como se aprecia en el último caso de estudio, cualquier pequeña oscilación en el modo recuperado provoca grandes variaciones en los parámetros, pues éstos se basan en el uso de derivadas y divisiones.

## Apéndice A

Artículo Publicado en el  
**CONAMTI 2014**



## Estudio comparativo de la identificación de frecuencias naturales en estructuras civiles basado en el algoritmo MUSIC y la transformada Hilbert-Huang

C. A. Perez-Ramirez<sup>#</sup>, J. P. Amezcuita-Sanchez<sup>#</sup>, R. A. Osornio-Rios<sup>#</sup>, R. J. Romero-Troncoso<sup>\*</sup>

<sup>#</sup> HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807, San Juan del Rio, Queretaro, Mexico

<sup>\*</sup> HSPdigital-CA Telematica, DICIS, Universidad de Guanajuato, Carr. Salamanca-Valle de Santiago km 3.5 + 1.8, Palo Blanco, 36885, Salamanca, Guanajuato, Mexico  
cperez@hspdigital.org

**Resumen**—La detección de parámetros modales, tales como frecuencias naturales, de una estructura civil es una tarea sumamente difícil, debido a que la respuesta dinámica de ésta es no lineal, además de ser variante con el tiempo; por lo que los métodos utilizados para extraer estas características deben cumplir con estas condiciones. Algoritmos tales como la transformada Hilbert-Huang (HHT) y sus variantes, son capaces de analizar señales variantes en el tiempo; sin embargo, la selección del algoritmo adecuado puede ser una actividad demandante. Este artículo presenta un estudio comparativo de la identificación de las frecuencias naturales de estructuras civiles basado en la descomposición empírica de modos (EMD) y descomposición empírica de modos por conjuntos (EEMD) combinada con la transformada de Hilbert, conocida como la transformada Hilbert-Huang (HHT), y el algoritmo de clasificación múltiple de señales (MUSIC). Para verificar la precisión de los algoritmos, la señal sintética de la respuesta libre amortiguada es empleada. Los resultados obtenidos muestran que la transformada MUSIC presenta una mayor precisión para estimar las frecuencias naturales, inclusive cuando la señal está embebida en un alto nivel de ruido.

**Palabras Clave**—EEMD, EMD, ST-MUSIC, Identificación de parámetros modales.

**Abstract**—The modal parameters identification, like natural frequencies, of civil structures is a challenging task, since the structure response is known for being non-linear and time-variant; hence, the methods used for extracting the aforementioned parameters must be prepared for dealing with these features. Several algorithms, such as the empirical mode decomposition (EMD) as well as the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) combined with Hilbert transform (HT) known as Hilbert-Huang transform (HHT) have been used to process time-varying signals; but, the technique selection can be a complicated decision-making process for a particular case. This article presents a comparative study of the natural frequencies identification of structures based on the HHT and its variants, and the multiple signal classification (MUSIC) algorithm. To evaluate the performance of the proposed algorithms, the free damped response synthetic signal is used. The obtained results show that MUSIC algorithm outperforms the other two in all the tested conditions, even

the signal is embedded in high-level noise.

**Keywords**—EEMD, EMD, MUSIC, Modal Parameter Identification.

### I. INTRODUCCIÓN

El monitoreo de la integridad de una estructura (MIE) es un área cuyas aplicaciones han sido empleadas en la aeronáutica, ingeniería mecánica, así como en la ingeniería civil, entre otras, porque permite observar la evolución de las características dinámicas de ésta. Es evidente que la modificación de las propiedades físicas de la estructura provoca un cambio en las características dinámicas de la misma (también conocidas como parámetros modales); por lo tanto, la correcta detección de los parámetros modales tales como frecuencias naturales es de vital importancia, ya que esto permite construir modelos analíticos que sean representativos del objeto en estudio [1].

En los últimos años, diversas técnicas y algoritmos han sido propuestos para la detección de los parámetros modales en una estructura civil tales como el método peak-picking [2], la función de frecuencia en respuesta [3], el método de identificación estocástica en subespacios [4], el modelo autoregresivo (AR) multivariable [5], el modelo AR con media móvil (ARMA) [6] y el método de McKelvey [7]. Estos algoritmos asumen que la respuesta de la estructura civil es estacionaria e invariante en el tiempo [8], condiciones que difícilmente se cumplen, pues una estructura es conocida por tener características variantes en el tiempo [9]. Además, los resultados que otorgan se ven limitados debido al ruido inherente de las mediciones adquiridas. Por esta razón, herramientas tales como las transformadas Wavelet (WT) [10], Hilbert-Huang (HHT) [11]-[12] han sido utilizadas para encontrar los parámetros modales. La WT permite realizar el análisis en el plano tiempo-escala de señales transitorias o no estacionarias al descomponer éstas en representaciones tiempo-escala. Una desventaja en el uso de la WT es que el algoritmo



www.hidalgo.gob.mx  
Dom. Conocido S/N, El Saucillo, Huichapan, Hgo., C.P. 42411  
Tels.: 01 (761) 724 80 79 / 724 80 80  
e-mail: iteshu@iteshu.edu.mx



no es lo suficientemente robusto para señales obtenidas en ambientes ruidosos; además, se requieren muchos niveles de descomposición para poder estimar los parámetros antes mencionados [13]. Por otra parte, la HHT permite analizar señales no estacionarias y variantes en el tiempo al descomponer la señal en el plano tiempo-frecuencia. Estas características han demostrado ser más efectivas para realizar la descomposición que empleando la WT [14]. La HHT se basa en 2 pasos: (1) la utilización de la EMD para obtener señales pseudoestacionarias, y (2) el empleo de la transformada Hilbert (HT) para obtener la fase y amplitud de cada descomposición obtenida en el paso 1. Una potencial desventaja del método es la existencia del efecto de la mezcla de modos (*mode mixing effect*), el cual se caracteriza por asignar oscilaciones con el mismo patrón tiempo-escala a diferentes niveles de descomposición [15]. Para evitar tomar ese riesgo, se ha propuesto una mejora a la técnica EMD, denominada EEMD (*ensemble empirical mode decomposition*) que subsana la mencionada característica [16]. Otra técnica que permite obtener las frecuencias naturales es el método denominado MUSIC (*multiple signal classification*) [17], siendo una de sus principales características el ser un algoritmo de alta resolución espectral capaz de procesar señales con una relación señal a ruido muy alta. Como se ha mencionado con anterioridad, la medición de la respuesta dinámica de una estructura civil contiene ruido; además, la separación entre las distintas frecuencias naturales que la componen es pequeña [1], por lo que es necesario explorar diferentes algoritmos que satisfagan las condiciones antes mencionadas. La selección entre los distintos algoritmos existentes puede ser un proceso que consume tiempo, por lo que la evaluación, mediante señales que sean típicas de la respuesta de una estructura civil, de éstas sería deseable.

Este artículo presenta un estudio comparativo de la identificación de las frecuencia naturales de estructuras civiles basado en la descomposición empírica de modos (EMD) y descomposición empírica de modos por conjunto (EEMD) combinada con la transformada de Hilbert conocida como la transformada Hilbert-Huang (HHT) y el algoritmo de clasificación múltiple de señales (MUSIC). Para verificar la precisión de los algoritmos, una señal sintética llamada respuesta libre amortiguada es empleada, además, se añade ruido con el fin de simular las condiciones en las cuales la medición de la respuesta es efectuada.

## II. MARCO TEÓRICO

En esta sección se describe brevemente las transformadas empleadas.

### A. Descomposición Empírica de Modos (EMD)

La EMD es un método adaptivo para analizar señales no lineales y no estacionarias. El algoritmo descompone la señal de vibración en una serie de señales pseudoestacionarias de banda limitada, llamadas Funciones de Modo Intrínseco (*Intrinsic Mode Function, IMF*). Cada señal IMF cumple con las siguientes condiciones: (i) el número de cruces por cero y el número de extremos debe ser igual o diferir en uno, (ii) el valor medio de la envolvente definido por el máximo local y el envolvente debe ser cero [18].

El proceso de obtención de cada IMF se conoce como cernido (*sifting*) mediante los siguientes pasos:

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

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

Determinar si (1) cumple con las condiciones (i) y (ii). Si no es así, repita los pasos 1 y 2 hasta que  $h_k(t)$  cumpla (i) y (ii). Cuando  $h_k(t)$  cumple las condiciones, entonces el primer IMF se define como:

$$c_1(t) = h_k(t) = \text{IMF1} \quad (2)$$

3. Después de obtener el IMF1, reste  $c_1(t)$  de la señal original  $x(t)$  y calcular el residuo de acuerdo a:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (3)$$

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

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

$$R = R_s + R_r = \sum_{i=1}^P |B_i|^2 e^H(f_i) e^H(f_i) + \sigma_n^2 I \quad (7)$$

### B. Descomposición Empírica de Modos por conjuntos (EEMD)

La EEMD es un método adaptivo y asistido con ruido propuesto por [16] con el fin de superar las limitaciones de la EMD y poder dar una solución al problema de la mezcla de modos. El método EEMD define las IMF para un conjunto de pruebas; cada una de las IMF se obtiene al aplicar la EMD a la señal de interés añadiendo ruido blanco con la misma desviación estándar a cada prueba.

De acuerdo a [16], la EEMD se resume en los siguientes pasos:

1. Añadir ruido blanco a los datos que desea procesar.
2. Descomponer los datos modificados en el paso 1 empleando la EMD, descrita en la sección A.
3. Repetir los pasos (1) y (2) hasta el número de conjunto de datos se cumpla. Con cada conjunto de datos genere el ruido blanco que debe sumarse.
4. Estimar la media de las IMF de cada descomposición, para obtener la descomposición final.

### C. Algoritmo MUSIC.

El algoritmo MUSIC es conocido por ser un método de alta resolución espectral capaz de detectar frecuencias en señales cuyo SNR es bajo. El método supone que la señal discreta,  $x[n]$ , puede ser representada como una suma de  $m$  sinusoidales complejas y ruido  $e[n]$ , es decir:

$$x[n] = \sum_{i=1}^m \bar{B}_i e^{j2\pi f_i n} + e[n] \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (5)$$

$$\bar{B}_i = |B_i| e^{j\theta_i} \quad (6)$$

donde  $N$ ,  $B_i$  y  $f_i$  son el número de muestras, la amplitud de la sinusoidal compleja y su frecuencia, respectivamente, y  $e[n]$  es el ruido blanco, con una media de cero y una variancia  $\sigma^2$ . El algoritmo usa la descomposición en eigenvectores de  $x[n]$  para obtener dos subespacios ortogonales. La matriz de autocorrelación  $R$  de la señal  $x[n]$  es la suma de las matrices de autocorrelación de la señal pura  $R_s$  y ruidosa  $R_r$ :

donde  $P$  es el número de frecuencias, el exponente  $H$  denota la transpuesta Hermitiana,  $I$  es la matriz identidad y  $e^H(f_i)$  es la señal en forma de vector dada por:

$$e^H(f_i) = [1 \quad e^{-j2\pi f_i} \quad \dots \quad e^{-j2\pi f_i(N-1)}] \quad (8)$$

De la condición de ortogonalidad de ambos subespacios, el pseudoespectro  $Q$  del vector actual de espacio está dado por:

$$Q^{MUSIC}(f) = \frac{1}{|e(f)^H V_{m+1}|^2} \quad (9)$$

donde  $V_{m+1}$  es el eigenvector de la señal ruidosa. La expresión presenta picos ubicados exactamente en la frecuencia de la componente sinusoidal principal, donde el denominador es igual a 0.

### III. CASO DE ESTUDIO

Con la finalidad de validar la precisión de las transformadas para estimar las frecuencias naturales de estructuras civiles, una señal sintética de vibración libre amortiguada de una estructura de 3 grados de libertad es empleada, misma que es descrita por:

$$s(t) = \sum_{i=1}^3 A_i e^{-2\pi\zeta_i f_i t} \sin(2\pi f_{di} t + \theta_i) + n(t) \quad (10)$$

donde  $A_i$  y  $\theta_i$  son la amplitud y el ángulo de fase de la frecuencia  $i$ , respectivamente,  $f_i$  es la frecuencia natural no amortiguada,  $f_{di} = f_i \sqrt{1 - \zeta_i^2}$  es la frecuencia natural amortiguada,  $\zeta_i$  es el factor de amortiguamiento, y  $n(t)$  es una secuencia de ruido blanco. La señal sintética está compuesta por tres señales sinusoidales de frecuencias  $f_1=3$ ,  $f_2=3.5$ , y  $f_3=5$ Hz (las primeras dos frecuencias son cercanas entre sí). Los siguientes parámetros son elegidos: amplitud  $A_i=1.0$ , factor de amortiguamiento  $\zeta_i=0.01$ , y ángulo de fase  $\theta_i=0$  para las tres frecuencias, y una frecuencia de muestreo de 50 Hz dentro de un periodo de 8s. Dos niveles de ruido son empleados: (a) un nivel moderado, es decir se añade un 10% de ruido para obtener una relación señal a ruido (SNR=10) y (b) un nivel alto de ruido,

un 50% es añadido para tener una SNR=5, son empleados para probar la eficacia e inmunidad al ruido de las transformadas propuestas. En la Fig. 1 se muestran las tres señales generadas.

Una vez que las señales se generaron, éstas son analizadas empleando la HHT en sus dos variantes: EMD y EEMD, así como con el algoritmo MUSIC. En particular, para la EEMD, el número máximo de iteraciones empleado es de 1000, la desviación estándar del ruido blanco es de 0.1. Con respecto a la transformada MUSIC, se emplea un orden 8 y un traslape del 25%. Todas las técnicas empleadas se utilizaron bajo el software Matlab.

#### IV. RESULTADOS

Las primeras 3 IMFs empleando la EMD y EEMD fueron descartadas ya que contenían ruido de alta frecuencia. Dado que

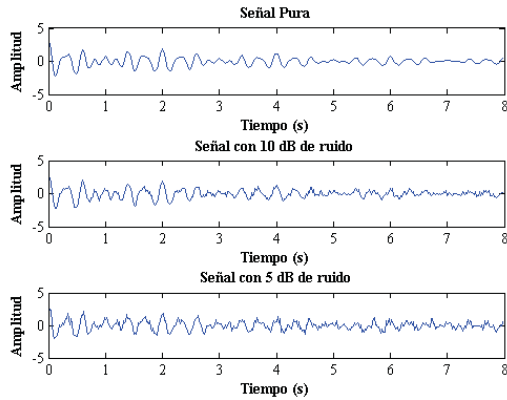


Fig. 1. Señales de los casos de estudio.

la señal de interés se encuentra en el rango de 2.5 a 5 Hz, las IMF 4 a 6 son seleccionadas, ya que contienen la información deseada; por lo tanto, estas IMFs son analizadas empleando la HT para obtener la frecuencia de cada IMF. La Fig. 2 muestra los pseudoespectros normalizados calculados para la señal sin ruido (Fig. 2a) y con ruido añadido de 10 dB, Fig. 2b, y de 5 dB, Fig. 2c.

La Tabla 1 muestra la comparación numérica entre los valores de referencia de la señal sintética y los obtenidos a través de las transformadas EMD, EEMD y MUSIC.

#### A. Discusión.

De la Fig. 2a, es evidente que la transformada MUSIC es brinda una mayor precisión en la identificación de frecuencias naturales, ya que las 3 frecuencias son detectadas, inclusive cuando la señal está embebida en un alto nivel de ruido y presenta frecuencias naturales muy cercanas entre sí. Otro punto que debe destacarse es que el método es capaz de diferenciar la señal deseada del ruido a pesar de la amplitud que se le otorga a cada modo, lo que es relevante pues en la mayoría de las estructuras civiles, existen modos que predominan en mayor medida sobre los restantes; esto significa que la energía (o amplitud) de cada modo es distinta, lo que da como consecuencia, que, para la correcta detección de los modos no dominantes, se deban analizar segmentos de la señal donde pudiera encontrarse éstos. Por otra parte, otra consecuencia directa del hecho anterior es que modos cuya separación sea muy pequeña pueden ser detectados, siendo ésta otra característica de las estructuras civiles [1].

Por el contrario, para los algoritmos EEMD y EMD, los resultados obtenidos muestran que ambos no detectan correctamente los modos muy cercanos entre sí. En el caso de la EMD, los modos muy cercanos son mezclados en uno solo, como se muestra en las Fig. 2b y 2c. La causa por la que esto sucede es el efecto de mezcla de modos (o frecuencias mezcladas), ya que el método es incapaz de diferenciar la energía que brinda cada modo [15], además de esparcirla por una parte de espectro, demostrado con la aparición de pseudocomponentes. Esto da pie a identificar solamente uno de los modos presentes en la señal analizada (como se observa en la tabla I). El problema mencionado se agrava conforme la señal

TABLA I  
FRECUENCIAS NATURALES DETECTADAS

| FRECUENCIAS            | MUSIC     |       |       | EEMD      |        |        | EMD       |       |       |
|------------------------|-----------|-------|-------|-----------|--------|--------|-----------|-------|-------|
|                        | SIN RUIDO | 10    | 5     | SIN RUIDO | 10     | 5      | SIN RUIDO | 10    | 5     |
| $F_1 = 3 \text{ Hz}$   | 3.003     | 3.041 | 2.942 | 3.281*    | 3.281* | 3.219* | 3.031     | 2.094 | 2.214 |
| $F_2 = 3.5 \text{ Hz}$ | 3.503     | 3.467 | 3.503 |           |        |        | 4.156     | 2.486 | 3.156 |
| $F_3 = 5 \text{ Hz}$   | 4.993     | 5.017 | 4.981 | 4.884     | 5.219  | 5.031  | 5.094     | 4.894 | 4.964 |

\* Frecuencias mezcladas.

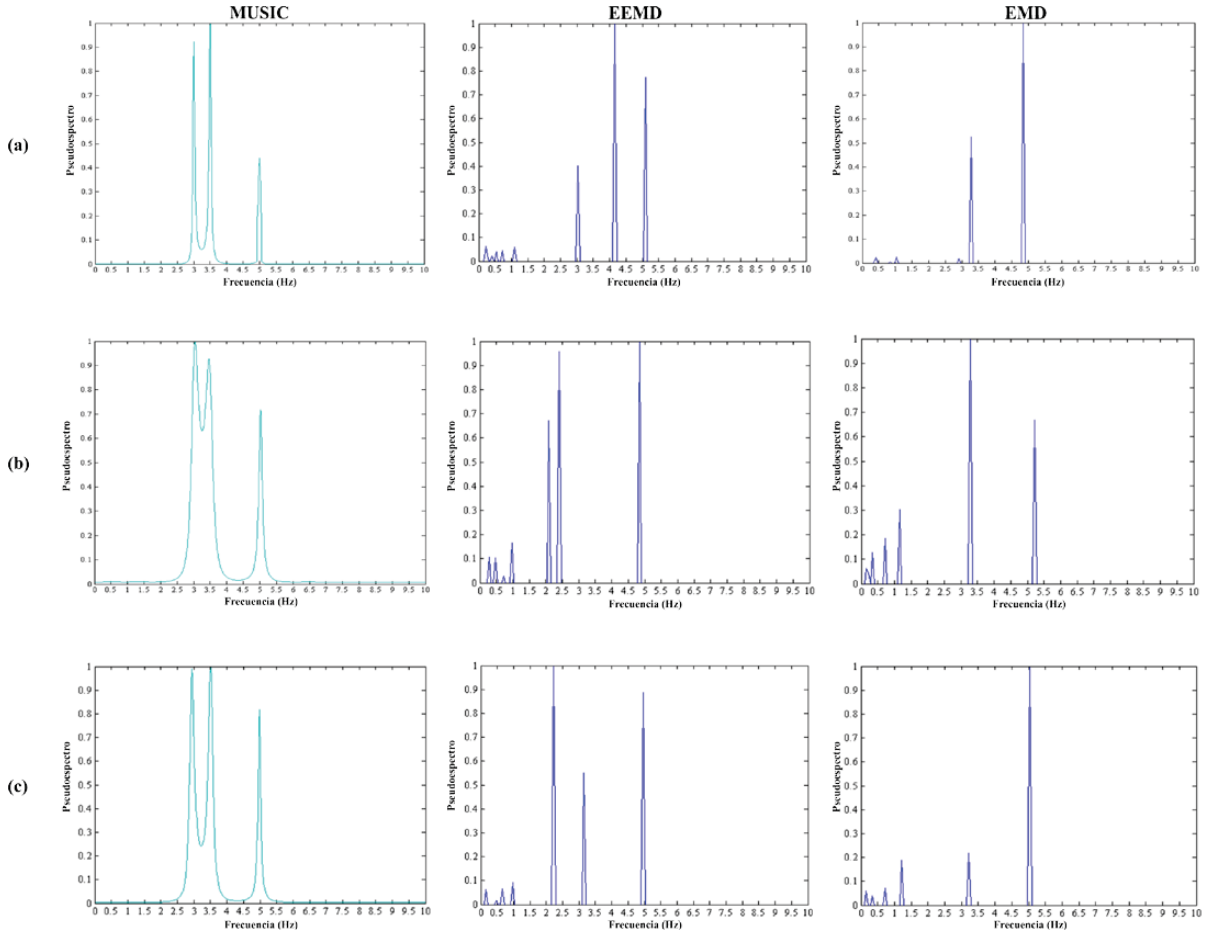


Fig. 2. Pseudoespectro normalizado de las descomposiciones. (a) Señal sin ruido, (b) Señal con 10 dB de ruido, (c) Señal con 5 dB de ruido.

se contamina. Como se ha mencionado, un intento por solucionar el efecto mencionado es empleando la EEMD [16]. Los resultados obtenidos muestran, en primera instancia, que efectivamente la utilización de la técnica permite detectar modos muy cercanos. Sin embargo, el problema no fue solucionado del todo, ya uno de los modos es mal detectado, problema que empeora conforme la señal se vuelve más ruidosa (ver Fig. 2c). Además, la aparición de pseudocomponentes indica que aún parte de la energía de la señal está siendo identificada incorrectamente, siendo el peor de los casos la

correcta identificación de solamente uno de los modos. Sin embargo, el método es capaz de detectar correctamente 2 de los 3 modos insertados en la señal analizada.

## V. CONCLUSIONES

Este artículo presenta un estudio comparativo las técnicas EMD, EEMD y MUSIC para la detección de frecuencias naturales en estructuras civiles. La señal empleada es una señal sintética de vibración libre amortiguada con 3 frecuencias; en dos de ellos la separación es muy pequeña. A la señal generada



le fueron añadidos 2 niveles de ruido con el fin de verificar el rendimiento de las técnicas para señales moderadamente contaminadas (SNR=10) y altamente contaminadas (SNR=5), además del caso sin contaminación. Los resultados obtenidos muestran que el algoritmo MUSIC es altamente robusto y confiable, pues detecta las frecuencias naturales cercanas entre sí, además de poseer una alta inmunidad al ruido, pues el método es capaz de detectar las frecuencias aún en ambientes donde aproximadamente el 50% de la señal está embebida en ruido. Por otra parte, los resultados obtenidos para las técnicas EMD y EEMD muestran que los algoritmos son incapaces de detectar frecuencias naturales cuya separación es muy pequeña, además de poseer una menor inmunidad al ruido.

La transformada MUSIC ha demostrado ser efectiva ante las situaciones más drásticas, por lo que su uso es recomendado para aplicaciones donde las señales cumplan con las condiciones propias de una estructura civil.

#### REFERENCIAS

- [1] R. A. Osornio-Rios, J. P. Amezcua-Sanchez, R. J. Romero-Troncoso y A. Garcia-Perez, "MUSIC-ANN analysis for locating structural damages in a truss-type structure by means of vibrations." *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 27, no. 9, pp. 687-698, 2012.
- [2] W. Hu, Á. Cunha, E. Caetano, F. Magalhães y C. Moutinho, "LabVIEW toolkits for output-only modal identification and long-term dynamic structural monitoring," *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 6, no. 5, pp. 557-574, 2010.
- [3] D. Siringoringo y Y. Fujino, "System identification of suspension bridge from ambient vibration response," *Engineering Structures*, vol. 30, no. 2, pp. 462-477, 2008.
- [4] J. Brownjohn, F. Magalhaes, E. Caetano y A. Cunha, "Ambient vibration re-testing and operational modal analysis of the Humber Bridge," *Engineering Structures*, vol. 32, no. 8, pp. 2003-2018, 2010.
- [5] C. Kim, M. Kawatani y J. Hao, "Modal parameter identification of short span bridges under a moving vehicle by means of multivariate AR model," *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 8, no. 5, pp. 459-472, 2012.
- [6] P. Andersen, R. Brincker y P. Kirkegaard, "Theory of covariance equivalent ARMAV models of civil engineering structures," in *Proceedings of 14th International Modal Analysis Conference*, pp. 518-524, Dearborn, Mich, USA, 1996.
- [7] G. S. Urgessa, "Vibration properties of beams using frequency domain system identification methods," *Journal of Vibration and Control*, vol. 17, no. 9, pp. 1287-1294, 2011.
- [8] X. H. He, X. Hua, Z. Chen y F. Huang, "EMD-based random decrement technique for modal parameter identification of an existing railway bridge," *Engineering Structures*, vol. 33, no. 4, pp. 1348-1356, 2011.
- [9] H. Adeli y X. Jiang, "Dynamic fuzzy wavelet neural network model for structural system identification." *Journal of Structural Engineering*, vol. 132, no. 1, pp. 102-111, 2006.
- [10] B. Yan y A. Miyamoto, "A comparative study of modal parameter identification based on wavelet and Hilbert-Huang transforms," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 21, no. 1, pp. 9-23, 2006
- [11] T. Liu, W. Chiang, C. Chen, W. Hsu, L. Lu y T. Chu, "Identification and monitoring of bridge health from ambient vibration data," *Journal of Vibration and Control*, vol. 17, no. 4, pp. 589-603, 2011.
- [12] H. Jianping, Z. Peijuan y W. Hongtao, "Structural modal parameter identification and damage diagnosis based on Hilbert-Huang transform," *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, vol. 13, no. 1, pp. 101-111, 2014
- [13] S. Chen, J. Liu, and H. Lai, "Wavelet analysis for identification of damping ratios and natural frequencies," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 323, no. 1-2, pp. 130-147, 2009.
- [14] W. Hsu, D. Chiou, C. Chen, M. Liu, W. Chiang y P. Huang, "Sensitivity of initial damage detection for steel structures using the Hilbert-Huang transform method," *Journal of Vibration and Control*, vol. 19, no. 6, pp. 857-878, 2013.
- [15] K.-M. Chang, "Arrhythmia ECG noise reduction by ensemble empirical mode decomposition," *Sensors*, vol. 10, no. 6, pp. 6063-6080, 2010.
- [16] Z. Wu y N. Huang, "Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method," Tech. Rep. Series 193, Center for Ocean-Land-Atmosphere Studies, 2005.
- [17] X. Jiang and H. Adeli, "Pseudospectra, MUSIC, and dynamic wavelet neural network for damage detection of highrise buildings," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 71, no. 5, pp. 606-629, 2007.
- [18] N. Huang, Z. Shen y S. Long, "The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis," in *Proceedings of The Royal Society of London A*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.



www.hidalgo.gob.mx

Dom. Conocido S/N, El Saucillo, Huichapan, Hgo., C.P. 42411

Tels.: 01 (761) 724 80 79 / 724 80 80

e-mail: iteshu@iteshu.edu.mx

## **Apéndice B**

**Artículo Publicado en el IEEE**

**ICMAE 2014**



# Dynamic behavior modeling of civil structures using Wavenets and Neural Networks: A comparative study

C. A. Perez-Ramirez\*, J. P. Amezcuita-Sanchez\*, M. Valtierra-Rodriguez\*, A. Mejia-Barron\*, A. Dominguez-Gonzalez\*, R. A. Osornio-Rios\*, and R. J. Romero-Troncoso†

\*HSPdigital-CA Mecatronica, Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807, San Juan del Rio, Queretaro, Mexico  
Email: {cperez, jamezcuita, mvaltierra, amejia, raosornio}@hspdigital.org

†Facultad de Ingenieria, Universidad Autonoma de Queretaro, Campus San Juan del Rio, Rio Moctezuma 249, Col. San Cayetano, 76807, San Juan del Rio, Queretaro, Mexico  
Email: auredgz@uaq.mx

‡HSPdigital-CA Telematica, DICIS, Universidad de Guanajuato, Carr. Salamanca-Valle km 3.5 + 1.8, Palo Blanco, 36885, Salamanca, Guanajuato, Mexico  
Email: troncoso@hspdigital.org

**Abstract**—Civil structures are known for having a non-linear and time-variant behavior; these features make a challenging task the use of linear methods for modeling the dynamical behavior since they only model time-invariant systems. To overcome this limitation, several approaches based on non-parametric methods have been proposed; however, the selection of the best-suited method for a particular case can be a complicated decision-making process. In this paper, a comparison between dynamic neural networks and wavenets for modeling the dynamic response of a five-bay space truss structure is presented; by using the structure response to a chirp signal, the models are created. Then, the root mean squared value (RMSE) is employed for determining the model that best approximates the dynamic behavior. An experimental study is carried out in order to validate the models efficiency and their accuracy

**Keywords**—Wavenets; Civil Structures; Dynamic Modeling; NARX; TDNN.

## I. INTRODUCTION

Nowadays, the structural health monitoring (SHM) has become an attractive research field [1]. It can be applied in different areas such as mechanic, aeronautic, automotive and civil engineering, among others [2], because it allows observing the structural dynamical characteristics in order to assess the structure condition. In particular, the structural system identification (SSI) used either for monitoring the structural integrity or perform structural control plays a key role in the SHM due to the necessity of obtaining: (1) the structures parameters (e.g. natural frequency, damping ratio, among others) and, (2) the dynamic behavior using a mathematical relationship [3]; yet, they are very difficult tasks because the civil structures are known for having a highly non-linear and time-variant behavior [4]. These conditions makes a tough task the use of linear methods

This work was supported in part by the National Council on Science and Technology (CONACYT), Mexico, under Scholarship: 289377, SEP-CONACYT 222453-2013 project, and CONCYTEQ 2014 grant

for finding the aforementioned relationship since the algorithms can only model time-invariant systems. From this point of view, different solutions based on non-parametric methods have been developed [4]–[7], since they can model both linear and non-linear as well as time-variant systems; besides, they are better suited to process noise-contaminated measurements [4], which makes them suitable for modeling the dynamic behavior of the civil structures where the noisy environments are unavoidable. However, due to the growing number of non-parametric methods, the selection of the best-suited method for a particular case can be a complicated decision-making process; therefore, this approach should be explored in order to provide more information of the best-suited solution. Over the past years, different non-parametric methods have been proposed to model the dynamic behavior of civil structures [4]–[7]. For instance, in [4], a multi-paradigm technique based on the use of a WNN among with the chaos theory is employed for finding a model of a five-floor scaled building. In [5] a Wavelet Neural Network (WNN) is proposed for modeling a five-story steel frame structure; in [6], a Feed-Forward Neural Network (FFNN)-based model having a 4-neuron input layer, 2 5-neuron hidden layers, and 1-neuron output layer architecture, models a three-floor scaled building. Although the results of the aforementioned approaches are remarkable, they use output-only measurements since the excitation source is unknown. This leads to a more complex pre-processing stage for the structure response measurements; hence, the use of a methodology that considers the excitation source would be desirable since a more accurate model can be estimated [7]. In this regard, in [8] a Hammerstein model is used; but, its main drawback is the convergence time [9]; further, as the model is a block-oriented approach, several tests have to be carried out for modeling a structure response that encompass both the non-linear and the linear part with accuracy [10].

Recently, the bee colony algorithm has been proposed for modeling systems [11]; however, the measurements used for construct the algorithm must be noise-free since they are used to adjust the parameters of the model. Moreover, the initial parameters have a greatly influence in the convergence time; thus, a priori knowledge of the system is necessary so the appropriate initial values can be selected. Therefore, a technique that combines time-delay feature for modeling the transient characteristics, among with the use of the excitation source signal, can offer a model with better response. The autoregressive exogenous-based neural network (NARXNN), and the time-delayed-based neural network (TDNN) fulfill the abovementioned characteristics. These algorithms have been used for modeling and forecasting dynamical systems [12]–[16]. In this article, three algorithms, NARXNN, block-based NARX, and TDNN, are investigated for modeling the dynamic response of a five-bay space truss structure in order to provide information about their behavior and performance for thus determining which one is the most appropriate and best-suited algorithm for this purpose. First, the structure is excited with a chirp signal; then, its acceleration response is measured. Next, using the acquired data, the model and its root mean square error (RMSE) are calculated. Finally, using the RMSE value, the comparison between the models is carried out in order to find the one that best approximates the structure response.

## II. MODELS OVERVIEW

This section presents a brief description about the models employed in this article.

### A. Neural Network-based NARX model

The NARX model is a type of discrete non-linear systems which is defined by:

$$y(t) = f(u(t - n_u), \dots, u(t), y(t - n_y), \dots, y(t - 1)) \quad (1)$$

where  $u(t)$  and  $y(t)$  are the input and output of the system, respectively;  $n_u$  and  $n_y$  are the input and output lag, respectively. The function,  $f$ , which maps the relationship between the input and output signals, can be approximated by using any type of nonlinear architecture; when a multilayer perceptron (MLP) is used, the resulting network is known as NARXNN. This network is characterized for having a 2-layer MLP [17]. The hidden layer is formed by multiple neurons that use a nonlinear activation function; the output layer consists in a single neuron where the linear activation function is employed. The output of the network is computed by using a window of past inputs and outputs. It should be noticed that the input and output lags can have a different order. The training algorithm is chosen according the configuration of the model. If a series-parallel scheme is selected, then the network is trained using the classical algorithms since the real output is fed to the model, and no recurrence is used. On the other hand, if a

parallel approach is used, then the network is trained using dynamical algorithms since the model the predicted output is feedback to the model [18]. Figure 1a shows the network architecture.

### B. Time-Delayed-based NN

The TDNN model is also based in the use of a MLP. It was first used for speech recognition [19]. The network uses a 2-layer MLP as the estimator. The hidden layer is compound of several neurons using a nonlinear activation function. The output layer uses one neuron which employs the linear activation function. The output of the network is calculated only using a window of past inputs. On the contrary of the NARXNN, the lags are only used for the input signal and no feedback loops are employed. These features allow training the network using the algorithms for feed forward networks [18]. Figure 1b depicts the model described.

### C. Block-based NARX model

Another approach for the function  $f$  is proposed in [20]. This scheme assumes that previous output measurements,  $y$ , behave in a linear way. Hence, the function  $f$  is obtained by using a combination of linear and nonlinear approximations. The linear approximator is calculated by executing the principal component analysis (PCA) to the window of past inputs and outputs in order to find the ones that contribute the most. With these, a subspace projection matrix is built [21]. On the other hand, for obtaining the nonlinear approximator, a similar procedure is executed. The model output is calculated by adding numerically the values obtained in both approximators, that is:

$$y(t) = L^T(x - r) + d + g(Q(x - r)) \quad (2)$$

where the terms  $L^T(x - r)$  and  $g(Q(x - r))$  are the output of the linear and nonlinear block, respectively; and  $d$  is the offset. In particular,  $L$  and  $Q$  are the linear and nonlinear projection matrices (obtained using the abovementioned procedure),  $x$  is the window of used data, and  $r$  is the mean of  $x$ . It should be noticed that  $g$  can be calculated by any nonlinear function [22]. Figure 1c depicts the structure of the aforementioned model.

## III. PROPOSED METHODOLOGY

The proposed methodology is depicted in Figure 2. It is based on three steps: (1) the structure dynamic response is measured, (2) the model is estimated using the data acquired, and (3) a comparison between the different models responses is performed.

### A. Structure response measurement

To obtain the dynamic response of a 3D truss structure, a chirp signal with start and stop frequencies of 10 and 80 Hz during 40 seconds is used to excite the structure. Then,



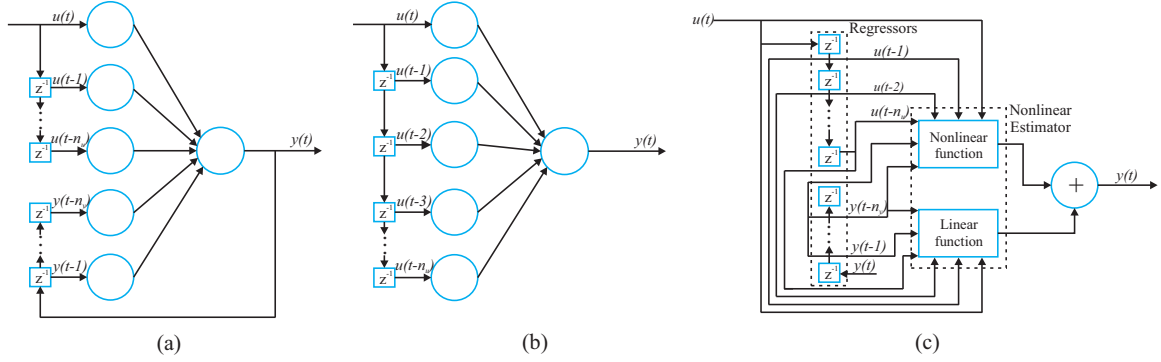


Figure 1. Models employed, (a) NARXNN, (b) TDNN, (c) NARX

the structure response is measured by a 3-axis accelerometer. Later, the measured acceleration is conditioned and stored in a data acquisition system (DAS). Finally, the aforementioned samples are transferred to a personal computer (PC) using the USB protocol. The data obtained from the vertical axis is used to estimate the model, because it contains the most natural frequencies of the structure [1].

### B. Prediction models construction

Once acquired acceleration data, the model is estimated. The excitation data and the acquired data are used as input and output to build the model, respectively. The data are divided into two sets. The first set is used as training set for obtaining the model; the last one is employed as a prediction set. In the case of the NN-based models, the overall set samples are divided randomly in such way that the 70% of the samples are used for training, 15% for validation, and the last 15% for testing the network performance. Both NN use the sigmoid and linear activation functions in the input and output layers, respectively. In the case of the block-based NARX, the nonlinear estimator employed is the wavenet network where the Mexican Hat function is used. Both the NN models as well as the block-based NARX are trained using the Levenberg-Marquardt backpropagation algorithm. The abovementioned models are programmed using the Matlab software.

### C. Comparison between the predicted responses

The information obtained from sensor is used as the model reference. In order to perform a comparison, the RMSE between the model output and the measured response is obtained according to:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (3)$$

where  $\hat{y}_i$  and  $y_i$  are  $i$ -th predicted and measured sample, respectively, and  $N$  is the number of samples. The PC

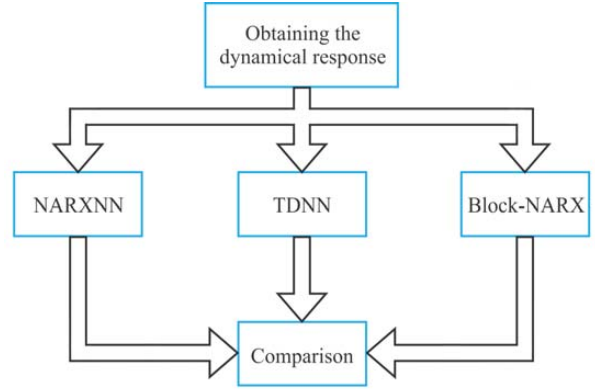


Figure 2. Proposed Methodology.

used for all experimentation has a 3612QM Intel Core i7 processor with 16 GB of RAM. Then, the training and computing times are measured. With these values, the overall comparison is performed.

## IV. EXPERIMENTATION AND RESULTS

In this section, the experimental setup and the results are presented.

### A. Experimental Setup

The experimental setup is shown in Figure 3, where the accelerometer location on the structure is illustrated in Figure 3a; which is a LIS3L021AS4 model from STMicroelectronics with a bandwidth of 750 Hz, a user-selectable full scale of  $2g/6g$ , and a resolution of  $5 \times 10^{-4} g$ . Further, Figure 3b shows the experimental arrangement, which is composed of a 3D five-bay space aluminum truss structure. Each assembled bay is a 0.707 cm cube-shaped structure. The aforementioned structure is excited using a Labworks Model ET-127 electrodynamic shaker, powered

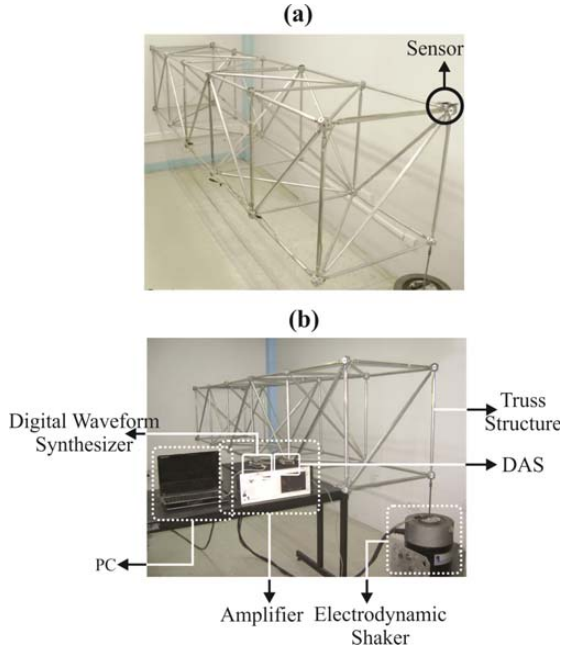


Figure 3. Experimental Setup. (a) Sensor position, (b) Equipment Arrangement.

by a Labworks Model PA-141 linear power amplifier. The amplifier is fed using the scheme proposed in [23], through a digital waveform synthesizer for chirp signal generation. The accelerometer information is digitalized using a 12-bit 4-channel ADS7841 ADC from Texas Instruments. The data acquisition is performed using a portable proprietary DAS with a sampling frequency of 3.2 kHz running on a proprietary FPGA-based system.

### B. Results and Discussion

The number of lags for the input and output signals, as well as the number of neurons and wavelons are chosen experimentally. First, the number of neurons or wavenets (block-based NARX) is set; then, the number of lags is varied from 1 to 50 and from 0 to 50, for the input and output, respectively. Finally, the training accuracy is estimated. Table I resumes the number of neurons as well as the number of lagged input (LI) and output (LO) terms obtained for the models with the best performance.

Figure 4 presents a comparison between measured and estimated acceleration response for the block-based NARX, TDNN, and NARXNN, respectively. Table II presents the RMSE calculated for the three models as well as the as well as the training and computing times. According to the calculated RMSE values, the response obtained from the block-based NARX model is the most accurate because the

predicted response is very similar to the measured response, as can be seen in Fig. 4c. The use of wavelets into SSI algorithms allows performing noise reduction and data compression [4], [23]. These benefits are demonstrated since the network uses the lowest amount of resources in the lagged terms, and the number of elements for the nonlinear estimator, as shown in Table I. The wavelet used has a spatial-spectral zooming property [4], which limits the interaction between the nodes in the hidden layer, and thus improves the response accuracy. Furthermore, the offset term,  $d$ , the last term shown in (2), allows capturing the structure linear characteristics. Further, the required training time for the model is reduced, as shown in Table II, compared with the other used approaches. The required computing time is higher than the NN algorithms since matrix multiplications are required for calculating the predicted value, as shown in (2); but, the block-based NARX model offers the best compromise between the predicted response and accuracy.

On the other hand, the low accuracy of the NN models can be explained due to the use of the sigmoid activation function, which is known for having an infinite energy. This property decreases the general accuracy of the SSI since the interaction effects among the NN nodes increases [4]; further, the neural training process is slowed since more parameters need to be calculated. In particular, the response of the TDNN model, depicted in Figure 4b, shows a good approximation at the beginning of the measured signal; however, the prediction response worsens over time since the model has no capabilities to learn from past predicted values. On the contrary, the NARXNN algorithm is based on predicted values; but, it cannot predict the dynamic response of the structure (Figure 4a), since the same number of lagged terms is used in both input and output. One might think that a special training set alternating samples from the beginning and the end is required in order to improve the response accuracy; nonetheless, the data order in the samples must be preserved to avoid changing the signal frequency content [4].

## V. CONCLUSIONS

A comparative study for modeling the dynamic behavior of a five-bay space truss structure using 3 nonlinear approaches is presented. First, the structure is excited using a chirp signal; then, the structural response is measured. According to the Tables I and II, the model with the best ap-

Table I  
NUMBER OF ELEMENTS USED FOR EVERY MODEL

| Model            | Neurons | LI | LO |
|------------------|---------|----|----|
| Block-based NARX | 16*     | 6  | 3  |
| NARXNN           | 40      | 20 | 20 |
| TDNN             | 30      | 30 | -  |

\*wavenets, - not used

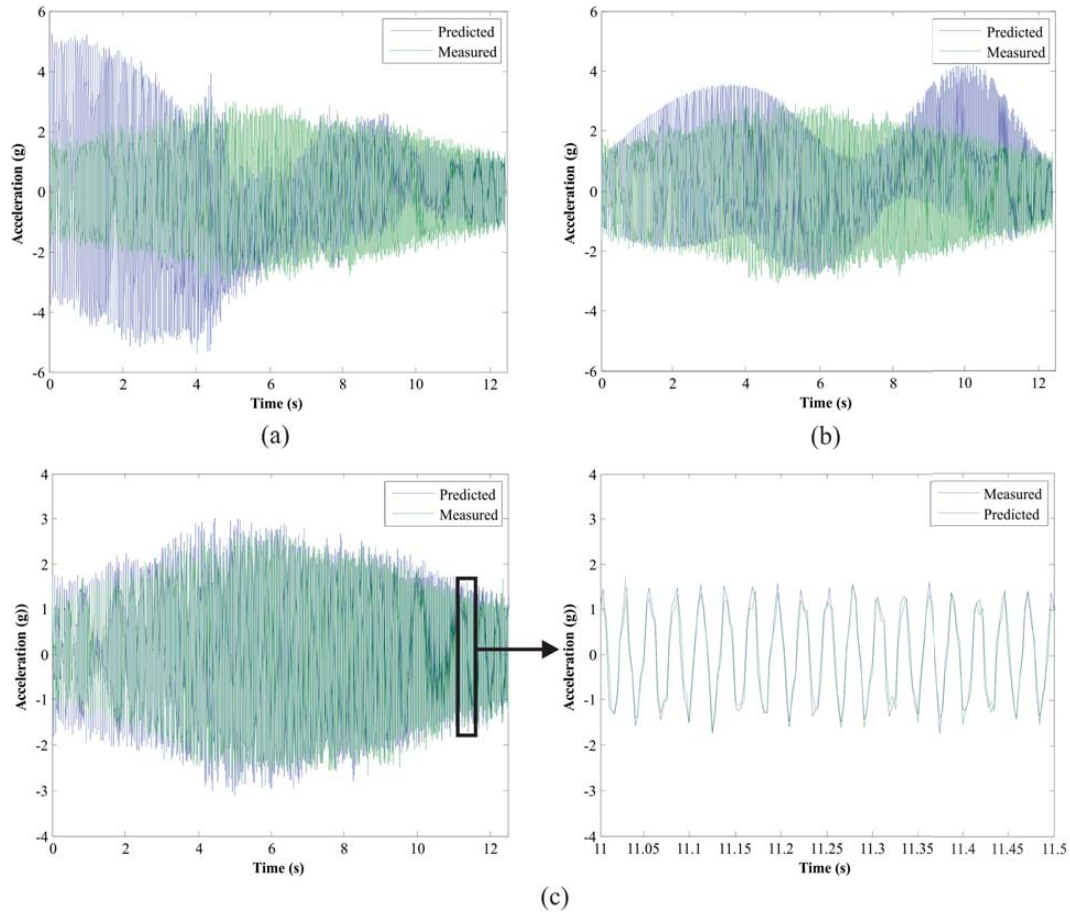


Figure 4. Response obtained from the models, (a) NARXNN, (b) TDNN, (c) Block-based NARX.

Table II  
RMSE VALUES FOR THE USED MODELS

| Model            | RMSE Value | Training Time | Computing Time |
|------------------|------------|---------------|----------------|
| Block-based NARX | 0.3538     | 0.75 s        | 0.64 s         |
| NARXNN           | 1.9475     | 55.6 s        | 0.30 s         |
| TDNN             | 2.2282     | 8.18 s        | 0.24 s         |

proximation to the structure dynamical response is the block-based NARX; since the wavenet network is used as nonlinear approximator, the model takes the advantages of the benefits of employing wavelets such as the data compression and filtering. These advantages make that the aforementioned

model uses the minimum number of lags for both input and output, and hence, the required time for training the model output is faster than the TDNN and NARX models. Moreover, the use of the offset term allows the model to capture correctly the linear characteristics, presented in the structure. In order to improve the accuracy of the NN models prediction, the use of wavelets as activation functions should be explored. According to results obtained, the block-based NARX model is suitable tool to be used in the structure condition monitoring and active structural control. In a future work, the NARX model will be optimized to be implemented in real-time platforms such as the field programmable gate array (FPGA).

## REFERENCES

- [1] R. A. Osornio-Rios, J. P. Amezcua-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," *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 27, no. 9, pp. 687–698, Oct. 2012.
- [2] D. Camarena-Martinez, J. P. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodríguez, 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," *Sci. World J.*, vol. 2014, pp. 1–4, 2014.
- [3] G. Sirca and H. Adeli, "System identification in structural engineering," *Sci. Iran.*, vol. 19, no. 6, pp. 1355–1364, Dec. 2012.
- [4] H. Adeli and X. Jiang, "Dynamic fuzzy wavelet neural network model for structural system identification," *J. Struct. Eng.*, no. January, pp. 102–111, 2006.
- [5] S.-L. Hung, C. S. Huang, C. M. Wen, and Y. C. Hsu, "Nonparametric Identification of a Building Structure from Experimental Data Using Wavelet Neural Network," *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, vol. 18, no. 5, pp. 356–368, Sep. 2003.
- [6] L. Facchini, M. Betti, and P. Biagini, "Neural network based modal identification of structural systems through output-only measurement," *Comput. Struct.*, vol. 138, pp. 183–194, Jul. 2014.
- [7] F. Amini, H. Chen, G. Qi, and J. Yang, "Generalized neural network based model for structural dynamic identification, analytical and experimental studies," in *Proc. Intell. Inf. Syst. IIS'97*. IEEE Comput. Soc, 1997, pp. 138–142.
- [8] M. Rébillat, R. Hajrya, and N. Mechbal, "Nonlinear structural damage detection based on cascade of Hammerstein models," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 48, no. 1-2, pp. 247–259, Oct. 2014.
- [9] F. Alonge, F. D'Ippolito, F. Raimondi, and S. Tumminaro, "Identification of nonlinear systems described by Hammerstein models," in *42nd IEEE Int. Conf. Decis. Control (IEEE Cat. No.03CH37475)*, vol. 4. IEEE, 2003, pp. 3990–3995.
- [10] L. Lauwers and J. Schoukens, "Block-oriented Nonlinear System Identification," ser. Lecture Notes in Control and Information Sciences, F. Giri and E.-W. Bai, Eds. London: Springer London, 2010, vol. 404, ch. 13, pp. 209–225.
- [11] F. Kang, J. Li, and Q. Xu, "Structural inverse analysis by hybrid simplex artificial bee colony algorithms," *Comput. Struct.*, vol. 87, no. 13-14, pp. 861–870, Jul. 2009.
- [12] I. B. Tijani, R. Akmelawati, A. Legowo, and A. Budiyo, "Nonlinear identification of a small scale unmanned helicopter using optimized NARX network with multiobjective differential evolution," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 33, pp. 99–115, Aug. 2014.
- [13] F. A. Ruslan, A. M. Samad, Z. M. Zain, and R. Adnan, "Flood water level modeling and prediction using NARX neural network: Case study at Kelang river," in *2014 IEEE 10th Int. Colloq. Signal Process. its Appl.* IEEE, Mar. 2014, pp. 204–207.
- [14] A. D. Piazza, M. D. Piazza, and G. Vitale, "Estimation and Forecast of Wind Power Generation by FTDNN and NARX-net based models for Energy Management Purpose in Smart Grids," in *Int. Conf. Renew. Energies Power Qual.*, Cordoba, 2014, pp. 1–6.
- [15] H. B. Azad, S. Mekhilef, and V. G. Ganapathy, "Long-Term Wind Speed Forecasting and General Pattern Recognition Using Neural Networks," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 546–553, Apr. 2014.
- [16] Z. Li, M. Hayashibe, C. Fattal, and D. Guiraud, "Muscle Fatigue Tracking with Evoked EMG via Recurrent Neural Network: Toward Personalized Neuroprosthetics," *IEEE Comput. Intell. Mag.*, vol. 9, no. 2, pp. 38–46, May 2014.
- [17] H. T. Siegelmann, B. G. Horne, and C. L. Giles, "Computational capabilities of recurrent NARX neural networks," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. B. Cybern.*, vol. 27, no. 2, pp. 208–15, Jan. 1997.
- [18] J. A. K. Suykens, J. P. L. Vandewalle, and B. L. R. De Moor, *Artificial Neural Networks for Modelling and Control of Non-Linear Systems*. Boston, MA: Springer US, 1996.
- [19] D. Shi, "Time-delay neural network for the prediction of carbonation tower's temperature," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 52, no. 4, pp. 1125–1128, Aug. 2003.
- [20] J. Sjöberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, B. Delyon, P.-Y. Glorennec, H. k. Hjalmarsson, and A. Juditsky, "Non-linear black-box modeling in system identification: a unified overview," *Automatica*, vol. 31, no. 12, pp. 1691–1724, 1995.
- [21] L. Ljung, Q. Zhang, P. Lindskog, A. Iouditski, and R. Singh, "An integrated system identification toolbox for linear and non-linear models," in *Syst. Identif.*, vol. 14, no. 1, Mar. 2006, pp. 931–936.
- [22] J. P. Amezcua-Sanchez, R. A. Osornio-Rios, R. J. Romero-Troncoso, and A. Dominguez-Gonzalez, "Hardware-software system for simulating and analyzing earthquakes applied to civil structures," *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, vol. 12, no. 1, pp. 61–73, Jan. 2012.
- [23] Y. Kim, J. W. Chong, K. H. Chon, and J. Kim, "Wavelet-based ARSVM for health monitoring of smart structures," *Smart Mater. Struct.*, vol. 22, no. 1, pp. 1–12, Jan. 2013.

# Bibliografía

- Amézquita Sánchez, J. P. (2012). *Monitoreo de vibraciones en tiempo real para la detección de daños en estructuras* (Tesis Doctoral). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Amezquita-Sanchez, J. P., y Adeli, H. (2014, octubre). Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures. *Arch. Comput. Methods Eng.*. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s11831-014-9135-7> doi: 10.1007/s11831-014-9135-7
- Arceo Mariñelarena, D. (2012). *Diseño de Algoritmos Genéticos (AG) para la detección de daños en estructuras* (Tesis de Maestría). Univesidad Autónoma de Querétaro.
- Calderón Castillo, S. C., y Montes Soriano, E. B. (2009). *Generalidades del comportamiento de cascarones y placas, y fundamentos del análisis estructural de placas* (Tesis de Licenciatura). Universidad José Simeón Cañas.
- Camarena-Martinez, D., Amezquita-Sanchez, J. P., Valtierra-Rodriguez, M., Romero-Troncoso, R. J., Osornio-Rios, R. A., y Garcia-Perez, A. (2014). EEMD-MUSIC-Based Analysis for Natural Frequencies Identification of Structures Using Artificial and Natural Excitations. *Sci. World J.*, 2014, 1–4. Descargado de <http://www.hindawi.com/journals/tswj/2014/587671/abs/>
- Chávez Romero, R. (2010). *Estudio de daños en estructuras usando análisis modal en un modelo instrumentado* (Tesis de Maestría). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Daubechies, I., Lu, J., y Wu, H.-T. (2011, marzo). Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool. *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 30(2), 243–261. Descargado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/>

S1063520310001016 doi: 10.1016/j.acha.2010.08.002

- Daubechies, I., y Maes, S. (1996). A nonlinear squeezing of the continuous wavelet transform based on auditory nerve models. En *Wavelets med. biol.* (p. 640). CRC Press. Descargado de <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=9N6BYHdDPJIC&pgis=1>
- Dyke, S. J., Bernal, D., Beck, J. L., y Ventura, C. (2001). An experimental benchmark problem in structural health monitoring. En *3rd int. work. struct. heal. monit.* (pp. 1–10). Stanford.
- Feldman, M. (2011). *Hilbert Transform Applications in Mechanical Vibration*. John Wiley & Sons. Descargado de [http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=SrxInm2Kz\\_IC&pgis=1](http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=SrxInm2Kz_IC&pgis=1)
- Gallardo Amaya, A. A. (2012). *Estudio experimental para detectar fallas en estructuras del tipo Truss por medio del análisis vibracional* (Tesis de Licenciatura). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R. d. J., Cabal-Yepez, E., y Osornio-Rios, R. A. (2011, mayo). The Application of High-Resolution Spectral Analysis for Identifying Multiple Combined Faults in Induction Motors. *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 58(5), 2002–2010. Descargado de <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5747206> doi: 10.1109/TIE.2010.2051398
- Han, J., Zheng, P., y Wang, H. (2014, marzo). Structural modal parameter identification and damage diagnosis based on Hilbert-Huang transform. *Earthq. Eng. Eng. Vib.*, 13(1), 101–111. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s11803-014-0215-3> doi: 10.1007/s11803-014-0215-3
- He, J., y Fu, Z.-F. (2001). *Modal Analysis*. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Herrero Pérez, D. (2012). *Ingeniería de Edificación: Apuntes del curso*. (Inf. Téc.). Universidad Politécnica de Cartagena.
- Hu, W.-H., Cunha, A., Caetano, E., Magalhães, F., y Moutinho, C. (2010, octubre). LabVIEW toolkits for output-only modal identification and long-term dynamic structural monitoring. *Struct. Infrastruct. Eng.*, 6(5), 557–574. Descargado de <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15732470903068672> doi: 10.1080/15732470903068672
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., ... Liu, H. H. (1998). The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis. *Proc. Math. Phys. Eng. Sci.*, 454, 903–995. Descargado de <http://www.jstor.org/stable/53161>

- Irwin, J. D., y Graf, E. R. (1979). *Industrial Noise and Vibration Control*. Prentice Hall.
- Laila, D. S., Larsson, M., Pal, B. C., y Korba, P. (2009, julio). Nonlinear damping computation and envelope detection using Hilbert transform and its application to power systems wide area monitoring. En *2009 IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.* (pp. 1–7). IEEE. Descargado de <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5275889> doi: 10.1109/PES.2009.5275889
- Microchip. (2010). *PIC16LF1823 Datasheet*.
- Morales Velázquez, L. (2013). *Aplicaciones con FPGA: Apuntes del curso* (Inf. Téc.). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Navarro Ugena, C., y Pérez Castellanos, J. L. (2009). *Ingeniería Estructural: Apuntes de Clase*. (Inf. Téc.). Universidad Carlos III de Madrid.
- Osornio-Rios, R. A., Amezcua-Sanchez, J. P., Romero-Troncoso, R. J., y Garcia-Perez, A. (2012, octubre). MUSIC-ANN Analysis for Locating Structural Damages in a Truss-Type Structure by Means of Vibrations. *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, 27(9), 687–698. Descargado de <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1467-8667.2012.00777.x> doi: 10.1111/j.1467-8667.2012.00777.x
- Paz Anaya, M. (2009). *Diseño, fabricación y análisis de vibraciones por elemento finito de una estructura tridimensional reconfigurable* (Tesis de Licenciatura). Universidad Autónoma de Querétaro.
- Rodrigues, J., y Brincker, R. (2005). Application of the Random Decrement Technique in Operational Modal Analysis. En *1st int. oper. modal anal. conf.* (pp. 191–200).
- STMicroelectronics. (2009a). *L3GD20 Datasheet*.
- STMicroelectronics. (2009b). *LIS331DLH Datasheet*.
- Su, W. C., Huang, C. S., Chen, C. H., Liu, C. Y., Huang, H. C., y Le, Q. T. (2014, noviembre). Identifying the Modal Parameters of a Structure from Ambient Vibration Data via the Stationary Wavelet Packet. *Comput. Civ. Infrastruct. Eng.*, 29(10), 738–757. Descargado de <http://doi.wiley.com/10.1111/mice.12115> doi: 10.1111/mice.12115
- Thakur, G., Brevdo, E., Fučkar, N. S., y Wu, H.-T. (2013, mayo). The Synchrosqueezing algorithm for time-varying spectral analysis: Robustness properties and new paleoclimate applications. *Signal Processing*, 93(5), 1079–1094. Descargado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168412004240> doi: 10.1016/j.sigpro.2012.11.029

- Valtierra-Rodriguez, M., Romero-Troncoso, R. J., Garcia-Perez, A., y Osornio-Rios, R. A. (2013, noviembre). FPGA-based instantaneous estimation of unbalance/symmetrical components through the Hilbert transform. En *Iecon 2013 - 39th annu. conf. ieee ind. electron. soc.* (pp. 2279–2284). IEEE. Descargado de <http://ieeexplore.ieee.org/articleDetails.jsp?arnumber=6699486> doi: 10.1109/IECON.2013.6699486
- Vidal, F., Navarro, M., Aranda, C., y Enomoto, T. (2013, julio). Changes in dynamic characteristics of Lorca RC buildings from pre- and post-earthquake ambient vibration data. *Bull. Earthq. Eng.*, 12(5), 2095–2110. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s10518-013-9489-5> doi: 10.1007/s10518-013-9489-5
- Wang, Z., y Chen, G. (2014, febrero). Analytical mode decomposition with Hilbert transform for modal parameter identification of buildings under ambient vibration. *Eng. Struct.*, 59, 173–184. Descargado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141029613004872> doi: 10.1016/j.engstruct.2013.10.020
- Wang, Z., Hong, M., Xu, J., y Cui, H. (2014, abril). Analytical and experimental study of free vibration of beams carrying multiple masses and springs. *J. Mar. Sci. Appl.*, 13(1), 32–40. Descargado de <http://link.springer.com/10.1007/s11804-014-1231-4> doi: 10.1007/s11804-014-1231-4
- Yang, J. N., Lei, Y., Lin, S., y Huang, N. (2004). Identification of Natural Frequencies and Dampings of In Situ Tall Buildings using Ambient Wind Vibration Data. *J. Eng. Mech.*, 130(5), 570–577. Descargado de <http://cedb.asce.org/cgi/WWWdisplay.cgi?140884>