

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

**ESCUELA DE POSGRADO
MAESTRÍA EN INGENIERÍA CIVIL**



**PONTIFICIA
UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DEL PERÚ**

**Detección y Localización de Daño Estructural en
Construcciones Históricas de Tierra**

Tesis para optar por el grado de Magíster en Ingeniería Civil

Presentado por:

Gonzalo André Lozano Chávez

Asesor:

Dr. Rafael Aguilar Velez

Lima, 2019

Agradecimientos

Agradezco a mis padres por el apoyo incondicional durante mis años de estudio y por la formación que me brindaron a lo largo de mi vida, gracias a la cual ahora puedo cumplir mis metas. Asimismo, agradezco a mi asesor de tesis, Dr. Rafael Aguilar, por su apoyo y guía durante el proceso de desarrollo de esta tesis. Agradezco, también, a mis compañeros del grupo de investigación Engineering & Heritage por su ayuda desinteresada, y en particular a Giacomo Zonno, quien me brindó su orientación constante. Finalmente, agradezco al Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación tecnológica (CONCYTEC) por la beca otorgada para mis estudios de posgrado en el marco del Convenio de Gestión N° 232-2015 FONDECYT.

Este trabajo fue desarrollado gracias al financiamiento otorgado por el programa Cienciactiva del CONCYTEC en el marco del contrato N° 222-2015 y el financiamiento recibido de la Pontificia Universidad Católica del Perú PUCP y su oficina de fondos DGI-PUCP (Proyecto 349-2016).



Resumen

El monitoreo de salud estructural (SHM, por sus siglas en inglés) está adquiriendo una importancia cada vez mayor en el campo de la ingeniería estructural, ya que permite realizar una evaluación continua del desempeño estructural de una construcción. Esto es posible a través de la identificación de daño en tiempo real cuando se monitorean parámetros sensibles, como las propiedades dinámicas, ya que están íntimamente relacionadas con las propiedades físicas de la estructura. Este conocimiento permite una toma de decisiones más rápida y efectiva en cuanto a mantenimiento e intervención de construcciones existentes, ayudando a su preservación. Además, cobra vital importancia en el caso de la conservación de construcciones históricas al ser un método no destructivo y poco invasivo que brinda un conocimiento esencial para la evaluación de las mismas. Debido a que el Perú cuenta con un amplio número de construcciones de adobe, que representan su patrimonio cultural e histórico y tienen una gran importancia económica por el turismo que generan, necesitan técnicas modernas e innovadoras para su mantenimiento y conservación.

La presente investigación desarrollará un conjunto de metodologías capaces de detectar y localizar daño en estructuras de tierra mediante el monitoreo dinámico de vibraciones ambientales. Esto se realizará mediante la instrumentación de las construcciones usando acelerómetros de alta sensibilidad que permitan extraer de manera continua las propiedades dinámicas a partir de vibraciones sin necesidad de fuentes controladas de excitación. Primero, las metodologías serán validadas utilizando el emblemático caso de estudio del puente Z24, donde se tienen resultados de la identificación de daño. Luego, se aplicarán en una estructura simple consistente en un péndulo invertido de acero, ensayado y dañado progresivamente para comprobar la efectividad y realizar los ajustes necesarios. A continuación, un muro de adobe será ensayado de la misma manera comprobando la aplicabilidad de las metodologías y los problemas que surgen al ser implementadas en una estructura tradicional de adobe. Finalmente, se estudiarán las iglesias de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas y San Juan Bautista de Huaró de gran importancia cultural para el país, las cuales han sido instrumentadas con acelerómetros y presentan un sistema de monitoreo a largo plazo. Se estudiará el cambio de sus propiedades dinámicas, y la ocurrencia de un movimiento sísmico cerca de las iglesias durante el tiempo de monitoreo.

La conservación de construcciones de adobe presenta actualmente un reto para la ingeniería estructural debido a la falta de códigos de construcción en la época en que se construyeron, el poco conocimiento de los procesos constructivos, la alta variabilidad de sus propiedades mecánicas, y el efecto de fenómenos naturales y ambientales. Es importante notar, además, que las variaciones ambientales de temperatura y humedad afectan considerablemente la respuesta dinámica en estructuras de adobe, constituyendo un importante problema la separación de variaciones causadas por estas y las causadas por daño. El desarrollo de metodologías que permitan superar estos problemas se traducirá en herramientas que contribuyan a la identificación oportuna de daño en construcciones históricas, permitiendo un mantenimiento temprano y ayudando a la conservación de las mismas.

Abstract

Structural health monitoring (SHM) is becoming increasingly important in the field of structural engineering, since it allows a continuous assessment of the structural performance of a construction. This is possible through the identification of damage in real time when sensitive parameters, such as dynamic properties, are monitored, since they are intimately related to the physical properties of the structure. This knowledge allows for a faster and more effective decision making in terms of maintenance and intervention of existing buildings, helping to preserve them. In addition, it is vitally important in the case of the preservation of historical buildings as it is a non-destructive and non-invasive method that provides essential knowledge for their assessment. Since Peru has a large number of adobe buildings, which represent its cultural and historical heritage and are of great economic importance for the tourism they generate, they need modern and innovative techniques for their maintenance and preservation.

The present investigation develops a set of methodologies capable of detecting and locating damage in earthen structures through the dynamic monitoring of environmental vibrations. This is done by instrumenting the constructions using high sensitivity accelerometers that allow to continuously extract the dynamic properties from vibrations without the need of controlled sources of excitation. First, the methodologies will be validated using the emblematic study case of the Z24 bridge, where results of the damage identification are available. Then, they will be applied in a simple structure consisting of an inverted steel pendulum, tested and progressively damaged to check their effectiveness and make the necessary adjustments. Next, an adobe wall will be tested in the same way, checking the applicability of the methodologies and the problems that arise when implemented in a traditional adobe structure. Finally, the churches of San Pedro Apóstol de Andahuaylillas and San Juan Bautista de Huaro, of great cultural importance for the country, will be studied. They have been instrumented with accelerometers and have a long-term monitoring system. The change of its dynamic properties and the occurrence of a seismic movement near the churches during the monitoring time will be studied

The conservation of adobe buildings currently presents a challenge for structural engineering due to the lack of building codes at the time they were built, the little knowledge of the construction processes, the high variability of their mechanical properties, and the effect of natural and environmental phenomena. It is also important to note that the environmental variations of temperature and humidity significantly affect the dynamic response in adobe structures, being an important problem the separation of variations caused by these and those caused by damage. The development of methodologies to overcome these problems will result in tools that contribute to the timely identification of damage in historic buildings, allowing early maintenance and helping to preserve them.

Índice General

| | |
|------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| Agradecimientos | I |
| Resumen | II |
| Abstract..... | III |
| Índice General | IV |
| Índice de Figuras | VII |
| Índice de Tablas | XIII |
| CAPÍTULO 1 Introducción | 1 |
| 1.1. Motivación..... | 2 |
| 1.2. Hipótesis | 3 |
| 1.3. Objetivos | 3 |
| 1.4. Metodología y Organización de la Tesis | 3 |
| 1.5. Resultados | 5 |
| CAPÍTULO 2 Revisión del Estado del Arte | 6 |
| 2.1. Introducción..... | 7 |
| 2.1.1. Características Sensibles al Daño..... | 7 |
| 2.1.2. Clasificación de la Identificación de Daño | 8 |
| 2.2. Monitoreo Dinámico de Estructuras..... | 9 |
| 2.2.1. Metodologías Para el Análisis de Vibraciones..... | 10 |
| 2.2.2. Identificación de Parámetros Modales | 12 |
| 2.3. Detección de Daño | 21 |
| 2.3.1. Influencia de los Factores Ambientales en la Respuesta Dinámica | 22 |
| 2.3.2. Metodologías Existentes | 22 |
| 2.3.3. Casos de Estudio | 26 |
| 2.4. Localización de Daño | 41 |
| 2.4.1. Metodologías existentes | 42 |
| 2.4.2. Casos de Estudio | 45 |
| 2.5. Conclusiones | 52 |
| CAPÍTULO 3 Metodologías de Detección y Localización de Daño | 54 |

| | | |
|-------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.1. | Introducción..... | 55 |
| 3.2. | Detección de Daño Usando Modelos predictivos Auto Regresivos con Variable Exógena (ARX)..... | 55 |
| 3.2.1. | Descripción de la Metodología | 55 |
| 3.2.2. | Validación en el Puente Z24 | 56 |
| 3.2.3. | Validación en un Péndulo Invertido de Acero | 57 |
| 3.3. | Detección de Daño Usando Análisis de Componentes Principales (PCA) . | 62 |
| 3.3.1. | Descripción de la Metodología | 62 |
| 3.3.2. | Validación en el Puente Z24 | 62 |
| 3.3.3. | Validación en un Péndulo Invertido de Acero | 63 |
| 3.4. | Localización de Daño | 64 |
| 3.4.1. | Descripción de la Metodología | 64 |
| 3.4.2. | Validación en un Péndulo Invertido de Acero | 64 |
| 3.5. | Conclusiones | 65 |
| | | |
| CAPÍTULO 4 | Aplicación en un Muro de Adobe Tradicional | 68 |
| 4.1. | Introducción..... | 69 |
| 4.2. | Descripción del Ensayo | 69 |
| 4.3. | Detección de Daño | 73 |
| 4.3.1. | Modelos ARX | 73 |
| 4.3.2. | Modelos de PCA | 77 |
| 4.3.3. | Análisis Comparativo..... | 77 |
| 4.4. | Localización de Daño | 78 |
| 4.5. | Conclusiones | 79 |
| | | |
| CAPÍTULO 5 | Casos de Estudio: Iglesias de Andahuaylillas y Huaro | 81 |
| 5.1. | Introducción..... | 82 |
| 5.2. | Secuencia Sísmica Registrada | 82 |
| 5.3. | Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas | 83 |
| 5.3.1. | Descripción Arquitectónica y Estructural | 83 |
| 5.3.2. | Sistema de Monitoreo a Largo Plazo | 84 |
| 5.3.3. | Estudio de las Propiedades Dinámicas en el Tiempo..... | 86 |
| 5.3.4. | Detección de Daño | 87 |

| | | |
|-------------------------|--------------------------------------------------------|------------|
| 5.4. | Iglesia San Juan Bautista de Huaro | 94 |
| 5.4.1. | Descripción Arquitectónica y Estructural | 94 |
| 5.4.2. | Sistema de Monitoreo a Largo Plazo | 94 |
| 5.4.3. | Estudio de las Propiedades Dinámicas en el Tiempo..... | 95 |
| 5.4.4. | Detección de Daño | 96 |
| 5.5. | Conclusiones | 102 |
| CAPÍTULO 6 | Conclusiones | 103 |
| Referencias..... | | 106 |



Índice de Figuras

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1.1: Daño en construcciones históricas por falta de mantenimiento oportuno: (a) daño por lluvias (Roblero, 2009) y (b) daño por movimientos sísmicos (Instituto Nacional de Cultura, 2007). | 2 |
| Figura 2.1: Clasificación de la Identificación de Daño por niveles | 9 |
| Figura 2.2: Ejemplos de mecanismos de excitación forzada: (a) sistema de caída de peso (www.ecer.com), (b) martillos de impacto (www.pcb.com) y (c) vibrador de masa excéntrica (www.vstcorp.com, Maria Masciotta, 2015) | 11 |
| Figura 2.3: Clasificación de los Métodos de Identificación Modal de Solo Salida (Adaptado de: Cunha & Caetano, 2005) | 15 |
| Figura 2.4: Aplicación del método PP: (a) Torre Heritage Court en estudio, (b) Funciones ANPSD y (c) y dos formas modales identificadas (Cunha & Caetano, 2005) | 16 |
| Figura 2.5: Esquema del algoritmo del método de FFD (Adaptado de Aguilar, 2010) | 17 |
| Figura 2.6: Aplicación del método FDD: (a) Puente Vasco de Gama en estudio, (b) Espectro de Valores singulares y frecuencias de resonancia identificadas (B. Peeters et al., 2002). | 18 |
| Figura 2.7: Esquema del algoritmo del método SSI-Data (Adaptado de Luís F. Ramos et al., 2013; Zonno et al., 2018) | 19 |
| Figura 2.8: Aplicación del método SSI-data 1: a, b) columnas de adobe analizadas, c) acelerómetros piezoeléctricos instalados, d) diagrama de estabilización y e) frecuencias identificadas (Chácara et al., 2014) | 20 |
| Figura 2.9: Aplicación del método SSI-data 2: a) muro de adobe sometido a ensayos OMA y puntos de medición, b) acelerómetro ubicado en un punto de medición, (c) central de adquisición de datos y (d) diagrama de estabilización obtenido por el método (Aguilar et al., 2015) | 21 |
| Figura 2.10: Ejemplo de arquitectura de una CNN convencional (Abdeljaber et al., 2017) | 26 |
| Figura 2.11: Identificación de daño en el puente Z24: (a) fotografía del puente y (b) aplicación de daño por asentamiento en una de las columnas (Maeck & De Roeck, 2003). | 26 |
| Figura 2.12: Detección de daño en el puente Z24 utilizando modelos ARX lineales: residuos e intervalos de confianza al 95% en la (a) primera, (a) segunda, (b) tercera y (d)cuarta frecuencia identificada (Bart Peeters & De Roeck, 2000) | 28 |
| Figura 2.13: Detección de daño en el puente Z24 utilizando (a) PCA lineal y (b) Kernel PCA | 28 |
| Figura 2.14: Puente Henrique Infante: (a) fotografía del puente y (b) croquis del puente con el sistema de monitoreo implementado (Magalhães et al., 2012) | 29 |
| Figura 2.15: Monitoreo dinámico en el puente Henrique Infante: (a) frecuencias naturales identificadas y (b) modelos ARX de la tercera frecuencia en función de la temperatura (Magalhães et al., 2012) | 30 |
| Figura 2.16: Escenarios de daño simulados mediante métodos numéricos en el puente Henrique Infante (Magalhães et al., 2012) | 31 |

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 2.17: Detección de daño con modelos de PCA en el puente Henrique Infante para 5 escenarios simulados: (a) estado sin daño, (b) DS1, (c) DS2, (d) DS3 y (e) DS4 (Magalhães et al., 2012) | 31 |
| Figura 2.18: Especímen de turbina de aeronave para la obtención de los datos experimentales (Villamizar et al., 2014) | 32 |
| Figura 2.19: Correspondencia entre los parámetros estadísticos T^2 y Q para la detección de daño: (a) para todos los escenarios de daño y (b) con acercamiento (Villamizar et al., 2014) | 32 |
| Figura 2.20: Estructura marítima ensayada: (a) estructura en el laboratorio y (b) plataforma instrumentada con acelerómetros (Elshafey et al., 2010) | 33 |
| Figura 2.21: Arquitectura de la red neuronal utilizada (Elshafey et al., 2010) | 33 |
| Figura 2.22: Comparación del indicador de daño N en diferentes escenarios de daño: (a) miembro dañado y estructura sometida a ruido blanco y (b) daños en la base y estructura sometida a carga aleatoria de Pierson-Moskowitz (Elshafey et al., 2010) | 34 |
| Figura 2.23: Torre de reloj de Mogadouro: (a) y (b) vista de la torre dañada antes de la intervención y (c) la torre después de los trabajos de reforzamiento (L F Ramos & Lourenço, 2007) | 35 |
| Figura 2.24: Sistema de monitoreo de la torre de Mogadouro: (a) y (b) ubicación de los sensores y (c) software de procesamiento de la señal (L F Ramos & Lourenço, 2007) | 35 |
| Figura 2.25 Detección de daño con modelos ARX en la torre de Mogadouro: (a) frecuencias predichas por el modelo y (b) errores en la predicción e intervalos de confianza (L F Ramos & Lourenço, 2007). | 36 |
| Figura 2.26: Réplicas de estructuras históricas de mampostería para la detección de daño: (a) arco y (b) muro (Luís F Ramos et al., 2006)..... | 37 |
| Figura 2.27: Reducción en las frecuencias naturales en comparación con el estado sin daño en (a) el arco y (b) el muro (Luís F Ramos et al., 2006) | 37 |
| Figura 2.28: Detección de daño en el campanario de San Frediano: (a) La basílica de San Frediano y (b) estación de monitoreo sísmico (Azzara et al., 2018)..... | 38 |
| Figura 2.29: Errores en la predicción con modelos ARX para el campanario de San Frediano: (a) primera, (b) segunda y (c) tercera frecuencia (Azzara et al., 2018) | 39 |
| Figura 2.30: Detección de daño en el campanario de San Frediano: modelo de PCA lineal (a) durante todo el tiempo de monitoreo y (b) acercamiento luego del terremoto de Amatrice; y modelo de PCA Kernel (c) durante todo el tiempo de monitoreo y (d) acercamiento luego del terremoto de Amatrice (Azzara et al., 2018)..... | 40 |
| Figura 2.31: Campanario de San Pietro: (a) fotografía de la torre y (b) esquema del sistema de SHM (Ubertini et al., 2018) | 40 |
| Figura 2.32: Detección de daño en el campanario de San Pietro: estadística T^2 e intervalo de confianza en (a) todo el tiempo de monitoreo y (b) acercamiento luego de los terremotos (Ubertini et al., 2018) | 41 |
| Figura 2.33: Localización de daño en el puente Z24 por actualización de modelos numéricos: formas modales del modo 5 para el estado (a) sin daño y (b) dañado, y (c) reducción en la rigidez a flexión a lo largo del puente (Maeck et al., 2001) | 46 |
| Figura 2.34: Localización de daño en el puente Z24 con el método de densidad espectral: (a) Valores de MAC para la configuración dañada y sin daños, y (b) localización de daño alrededor de los nodos instrumentados (M. G. Masciotta et al., 2014). | 46 |

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 2.35: Localización de daño en una viga metálica: (a) estructura instrumentada en laboratorio y (b) indicadores de daño en los distintos nodos de la viga (Koo et al., 2008) | 47 |
| Figura 2.36: Localización de daño en edificios tipo corte: valores del CFMSS para el ejemplo numérico de 8 pisos en (a) escenario de daño 1 y (b) escenario de daño 2 (Zhu et al., 2011)..... | 47 |
| Figura 2.37: Arquitectura de la red neuronal utilizada para la localización de daño en una gradería metálica (Abdeljaber et al., 2017) | 48 |
| Figura 2.38: Localización de daño en una gradería metálica: (a) estructura instrumentada en laboratorio y (b) resultados de la localización de daño (Abdeljaber et al., 2017)..... | 48 |
| Figura 2.39: Estructura a escala ensayada: (a) fotografía en el laboratorio, (b) vista isométrica del modelo y (c) configuración del ensayo (Villalpando et al., 2016) | 49 |
| Figura 2.40: Resultados de la identificación de daño en el edificio a escala: (a) cambio de las frecuencias con el tiempo y (b) comparación del daño real con el predicho en cada nivel (Villalpando et al., 2016) | 50 |
| Figura 2.41: Identificación de daño en un módulo de vivienda de mampostería sin refuerzo: (a) estructura en el laboratorio y (b) vibrador de masa excéntrica para la aplicación de daño (Oyarzo-vera et al., 2014) | 50 |
| Figura 2.42: Localización de daño en un módulo de vivienda de mampostería sin refuerzo usando MAC: comparación (a) del escenario de daño 1 con el escenario sin daño, (b) de los escenarios de daño 2 y 1, (c) de los escenarios de daño 3 y 2 y (d) de los escenarios de daño 4 y 2 (Oyarzo-vera et al., 2014). | 51 |
| Figura 2.43: Chimenea histórica de mampostería: (a) fotografía de la estructura y (b) configuración del ensayo y puntos de medición (M. Masciotta et al., 2014) | 51 |
| Figura 2.44: Localización de daño en chimenea histórica de mampostería utilizando el método de densidad espectral (M. Masciotta et al., 2014)..... | 52 |
| Figura 3.1: Comparación entre la frecuencia medida (azul) y predicha (anaranjado) en el puente Z24 para el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto modo de vibración. | 56 |
| Figura 3.2: Errores en la predicción del modelo ARX desarrollado para el puente Z24 e intervalos de confianza para el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto modo de vibración..... | 57 |
| Figura 3.3: Péndulo de acero para la validación de las metodologías desarrolladas: (a) croquis de la estructura y (b) estructura en el lugar de ensayo. | 58 |
| Figura 3.4: Equipo de medición para la realización de programa experimental: (a) acelerómetro uniaxial PCB 393B31 (PCB Piezotronics, 2016), (b) sistema DAQ NI SCXI-1000 (National Instruments, 2016) y (c) sensor HOBO de temperatura y humedad (MicroDAQ LTD, 2017) | 58 |
| Figura 3.5: Ensayos en el péndulo invertido de acero: (a) modelo 2d de la estructura y distribución de acelerómetros, (b) péndulo instrumentado en la ubicación del ensayo, (c) escenario de daño DS1, (d) DS2, (e) DS3 a 1.15 m de altura y (f) DS3 a 0.55 m de altura..... | 59 |
| Figura 3.6: Identificación modal en el péndulo invertido de acero: (a) evolución de las frecuencias naturales en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) cuarta forma modal | 60 |

| | |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 3.7: Frecuencias medidas y estimadas con modelos ARX para el péndulo invertido: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia | 61 |
| Figura 3.8: Residuos e intervalos de confianza para con modelos ARX para el péndulo invertido de acero: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia..... | 62 |
| Figura 3.9: Detección de daño en el puente Z24 con modelos de PCA, sin considerar ciclos de hielo-deshielo: parámetros (a) Q y (b) T^2 | 63 |
| Figura 3.10: Detección de daño en el puente Z24 con modelos de PCA, considerando ciclos de hielo-deshielo: parámetros (a) Q y (b) T^2 | 63 |
| Figura 3.11: Detección de daño con modelos de PCA en el péndulo invertido de acero: parámetros (a) Q y (b) T^2 | 64 |
| Figura 3.12: Localización de daño en el péndulo invertido de acero: escenarios de daño (a) DS1, (b) DS2 y (c) DS3 | 65 |
| Figura 4.1: Muro de adobe tradicional ensayado: (a) antes de la instrumentación, (b) modelo isométrico de la distribución de acelerómetros en el muro (c) después de la instrumentación | 70 |
| Figura 4.2: Ensayos de daño en el muro de adobe: (a) plan de ensayos y (b) muro luego de los ensayos..... | 70 |
| Figura 4.3: Resultados de los modos numéricos del muro de adobe | 71 |
| Figura 4.4: Identificación modal en el muro tradicional de adobe: (a) evolución de las frecuencias naturales en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) cuarta forma modal | 72 |
| Figura 4.5: Evolución de los parámetros ambientales del muro de adobe durante el período de monitoreo: (a) temperatura ambiental externa y (b) humedad relativa externa | 72 |
| Figura 4.6: Evolución de la humedad absoluta durante el tiempo de monitoreo | 73 |
| Figura 4.7: Frecuencias medidas y estimadas con modelos ARX para el péndulo invertido: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia | 74 |
| Figura 4.8: Residuos e intervalos de confianza para con modelos ARX para el péndulo invertido de acero: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia..... | 75 |
| Figura 4.9: Detección de daño con modelos de PCA en el muro tradicional de adobe: parámetros (a) Q y (b) T^2 | 77 |
| Figura 4.10: Localización de daño en el muro tradicional de adobe: escenarios de daño (a) DS1, (b) DS2 y (c) DS3 | 79 |
| Figura 5.1: (a) Mapa de intensidad teórica del evento sísmico (Instituto Geofísico del Perú, 2018) y (b) mapa geográfico que muestra la distancia desde el epicentro hasta la iglesia (Google, 2018)..... | 82 |
| Figura 5.2: Aceleraciones registradas durante el evento sísmico por el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto acelerómetro y (e) comparación con el espectro de respuesta de la norma peruana E.030. | 83 |
| Figura 5.3: Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) vista de la fachada (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018) y (b) esquema en planta (adaptado de Castillo et al., 2012) | 84 |
| Figura 5.4: Parámetros ambientales para la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) temperatura externa ambiental (T_{ext}), (b) humedad relativa externa (H_{ext}), (c) temperatura interna promedio ($T_{intprom}$), (d) humedad interna promedio ($H_{intprom}$) y (e) humedad absoluta promedio (H_{abs}^{prom}) | 85 |

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 5.5: Ubicación de los acelerómetros en la estructura: (a) muro sur, (b) muro norte, (c) sensor de aceleraciones EpiSensor ES-U2 y (d) distribución de sensores en planta (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018)..... | 86 |
| Figura 5.6: Identificación modal en la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) evolución de las cuatro frecuencias naturales más identificadas en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) sexta forma modal | 87 |
| Figura 5.7: Comparación de las frecuencias medidas y estimadas utilizando los diferentes parámetros ambientales como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas | 89 |
| Figura 5.8: Comparación de los residuos utilizando los diferentes parámetros ambientales variables independientes del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas..... | 90 |
| Figura 5.9: Residuos relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas | 91 |
| Figura 5.10: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de Andahuaylillas | 92 |
| Figura 5.11: Residuos relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas durante el evento sísmico | 93 |
| Figura 5.12: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de Andahuaylillas durante el evento sísmico | 93 |
| Figura 5.13: Iglesia de San Juan Bautista de Huaró: (a) vista general de la iglesia y (b) esquema en planta con la ubicación de los acelerómetros para el sistema de monitoreo dinámico a largo plazo (Zonno, Aguilar, Castañ, et al., 2018). | 94 |
| Figura 5.14: Parámetros ambientales para la iglesia San San Juan Bautista de Huaró: (a) temperatura externa ambiental (T_{ext}), (b) humedad relativa externa (H_{ext}), (c) temperatura interna promedio ($T_{intprom}$), (d) humedad interna promedio ($H_{intprom}$) y (e) humedad absoluta promedio (H_{abs}^{prom}) | 95 |
| Figura 5.15: Identificación modal en la iglesia San Juan Bautista de Huaró: (a) evolución de las cuatro frecuencias naturales más identificadas en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) quinta forma modal | 96 |
| Figura 5.16: Comparación de las frecuencias medidas y estimadas utilizando los diferentes parámetros ambientales como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaró | 97 |
| Figura 5.17: Comparación de los residuos utilizando los diferentes parámetros ambientales variables independientes del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaró | 98 |
| Figura 5.18: Errores relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaró..... | 99 |

Figura 5.19: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de San Juan Bautista de Huaru 100

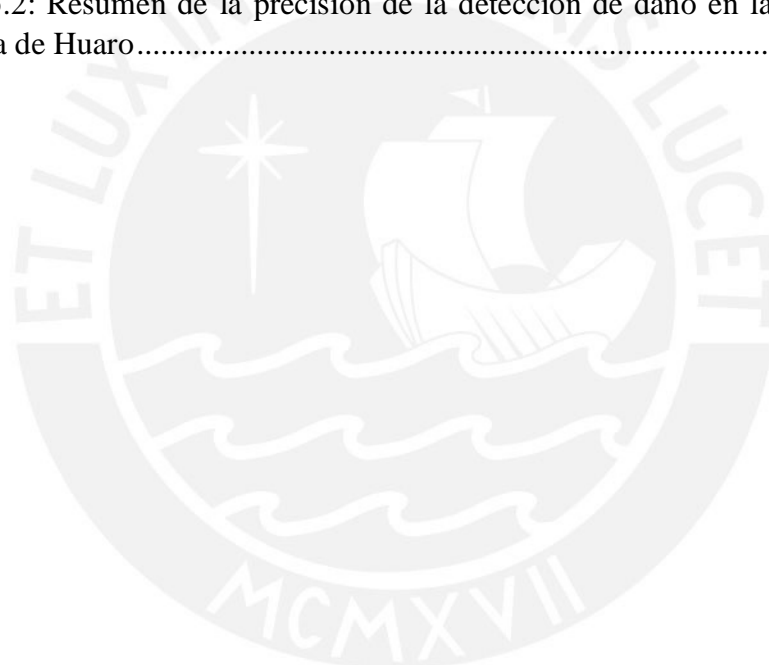
Figura 5.20: Errores relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaru durante el evento sísmico 100

Figura 5.21: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de San Juan Bautista de Huaru durante el evento sísmico 101



Índice de Tablas

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabla 2.1: Clasificación de los Métodos más Usados para el Análisis Modal de Entrada-Salida (Adaptado de Maria Masciotta, 2015)..... | 13 |
| Tabla 2.2: Clasificación de los Métodos más Usados para el Análisis Modal de Solo Salida (Adaptado de Maria Masciotta, 2015) | 14 |
| Tabla 2.3: Escenarios de daño en el puente Z24 (Adaptado de Maeck & De Roeck, 2003) | 26 |
| Tabla 3.1: Escenarios de daño en el péndulo invertido de acero | 59 |
| Tabla 3.2: Resumen de la precisión de la detección de daño en el péndulo invertido de acero | 66 |
| Tabla 4.1: Escenarios de daño en el muro tradicional de adobe | 71 |
| Tabla 4.2: Resumen de la detección de daño en el muro tradicional de adobe..... | 77 |
| Tabla 5.1: Resumen de la precisión de la detección de daño en la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas | 92 |
| Tabla 5.2: Resumen de la precisión de la detección de daño en la iglesia San Juan Bautista de Huaro..... | 101 |



CAPÍTULO 1

Introducción



1.1. Motivación

La conservación de estructuras históricas y la evaluación de su seguridad estructural es un problema de gran importancia debido a que constituyen parte de la identidad de un país, poseen un gran valor cultural y turístico, y, además, se encuentran expuestas a un considerable riesgo. Esto se debe a que estas construcciones se ven afectadas por el paso del tiempo, la acción humana y la ocurrencia de fenómenos naturales, como movimientos sísmicos, el viento y la lluvia. Adicionalmente, evaluar su estado estructural representa un gran reto de ingeniería debido a factores como el poco conocimiento de las propiedades de los materiales y los procesos constructivos de la época y la falta de códigos de construcción y procedimientos estandarizados cuando estas fueron construidas. La falta de mantenimiento oportuno y la detección tardía de daños pueden llevar a la destrucción y pérdida de las construcciones históricas por los factores mencionados anteriormente, como se muestra en la Figura 1.1.



Figura 1.1: Daño en construcciones históricas por falta de mantenimiento oportuno: (a) daño por lluvias (Roblero, 2009) y (b) daño por movimientos sísmicos (Instituto Nacional de Cultura, 2007).

La presente investigación propone la implementación de métodos de Monitoreo de Salud Estructural (SHM, por sus siglas en inglés) basados en vibraciones ambientales que permitan la detección y localización automática del daño que pueda ocurrir en dichas estructuras. Esto permitirá una evaluación continua del estado de la estructura, contribuyendo a una mejor y más rápida toma de decisiones en cuanto a labores de intervención y conservación. Además, estas técnicas cumplen con los principios de mínima intrusión y reparación de la filosofía moderna de conservación de construcciones históricas (ICOMOS, 2003). A lo largo del tiempo, se han realizado estudios e investigaciones en identificación de daño utilizando monitoreo dinámico, como es resumido en (De Roeck, 2003; Doebling, Farrar & Prime, 1998; Charles R. Farrar & Doebling, 1997; Moughty & Casas, 2017). Sin embargo, poca investigación se ha realizado para el caso de su aplicación en construcciones históricas hechas en tierra (M. Masciotta et al., 2014; Luís F Ramos et al., 2006). La particularidad de este tipo de construcciones es que se ven afectadas de manera importante por los factores ambientales como las variaciones de temperatura y humedad, y esto se ve reflejado en su respuesta dinámica, pudiendo ocultar los cambios debidos a daño estructural, y representando un reto adicional en el proceso de identificación de daño.

El SHM representa el presente y futuro de la ingeniería estructural en cuanto a la evaluación de construcciones existentes, debido a las posibilidades que brinda. Es una técnica no destructiva que permite la obtención de manera continua y automática de

las propiedades dinámicas, posibilitando la realización de una evaluación estructural rápida y precisa mediante la calibración y actualización de modelos numéricos. Además, su estudio en construcciones de tierra, brindará un mayor conocimiento del comportamiento en el tiempo y la influencia de los factores ambientales en este sistema estructural, permitiendo el uso adecuado de sistemas de monitoreo en construcciones históricas. Se espera que la presente investigación brinde una metodología práctica que pueda ser aplicada en combinación con técnicas de monitoreo de vibraciones ambientales en construcciones existentes y, en particular, históricas de tierra para la detección y localización geométrica del daño estructural en el estado más temprano posible, antes de que este se agrave. Esto se traducirá en posteriores estrategias optimizadas de evaluación, intervención y reparación de dichas estructuras, brindando soluciones modernas al problema de la conservación de construcciones históricas.

1.2. Hipótesis

Es posible implementar metodologías automatizadas para la detección y localización de daño en estructuras de tierra instrumentadas con sistemas de monitoreo de vibraciones ambientales, que sean prácticas en su aplicación, presenten un adecuado nivel de precisión en sus resultados y, además, sean consistentes con la filosofía de mínima intrusión.

1.3. Objetivos

El objetivo principal de la tesis es contribuir a la conservación de estructuras históricas de tierra mediante el desarrollo de una metodología para la detección y localización de daño basada en el análisis continuo de la respuesta dinámica ante vibraciones ambientales.

Para lograr dicho objetivo se realizarán los siguientes objetivos específicos:

1. Implementar y validar una metodología que permita la detección de daño mediante el análisis de las propiedades dinámicas de una estructura.
2. Implementar y validar una metodología que permita la localización de daño al analizar los datos recopilados por los diferentes sensores.
3. Aplicar las metodologías propuestas en casos de estudio de laboratorio y reales.

1.4. Metodología y Organización de la Tesis

En primer lugar, se realizó una revisión del estado del arte de la identificación de daño mediante monitoreo dinámico de vibraciones ambientales. Para esto, primero se revisaron las características sensibles al daño, es decir, los parámetros que presentan variación al ocurrir daño estructural, y los criterios generales para la clasificación del proceso de identificación de daño. Luego, se realizó una recopilación de las metodologías existentes de monitoreo dinámico de estructuras, sus diferencias y consideraciones. En esta sección se estudió principalmente la utilización de algoritmos de identificación automática de parámetros modales, ya que será la metodología que se utilizará para procesar las mediciones en la presente investigación. Seguidamente, se realizó una recopilación de las principales técnicas de detección y de localización de daño, sus ventajas y diferencias, y se exponen algunos casos de estudio importantes, dando especial énfasis al caso de construcciones históricas de tierra.

A continuación, se realiza la descripción de las tres metodologías que se usaron para el proceso de detección de daño: 1) modelos predictivos Auto Regresivos de variable eXógena (ARX, por sus siglas en inglés), 2) modelos de Análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) y 3) modelos de redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés). Los dos primeros métodos utilizan los datos procesados de las aceleraciones mediante una rutina de identificación modal automática basada en un enfoque de agrupación jerárquica (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018). Estos se validan utilizando los datos del estudio de identificación de daño en el puente Z24 en Suiza, que fue instrumentado con acelerómetros y dañado progresivamente, para comparar los resultados obtenidos y comprobar la efectividad de los modelos desarrollados. Por otro lado, el último utiliza directamente los datos de las aceleraciones en bruto medidas por cada uno de los acelerómetros. Las tres metodologías fueron aplicadas en un péndulo de acero invertido y dañado progresivamente en el laboratorio, con el fin de validar los modelos desarrollados, identificar dificultades en su uso y realizar las correcciones necesarias.

Seguidamente, se realiza la descripción de las metodologías utilizadas para la localización de daño. Estas se dividen en metodologías basadas en la forma modal, que se ha obtenido utilizando el método de identificación modal automática, y entre las que se encuentran el método de los parámetros (PM, por sus siglas en inglés) y el método de cambios en la matriz de flexibilidad (CFM, por sus siglas en inglés); y el método usando CNN, que trabaja con las aceleraciones en bruto. Estos métodos fueron validados, de la misma manera que con la detección de daño, utilizando el péndulo invertido de acero ensayado en el laboratorio.

Una vez las metodologías fueron desarrolladas y validadas se pasó a la aplicación en el caso de estudio de un muro de adobe tradicional. Para esto, se instrumentó con acelerómetros un muro en el laboratorio y se realizó daño progresivo luego de monitorearlo durante nueve días en un estado sin daño. Luego, las metodologías de detección y localización de daño fueron aplicadas. Los resultados obtenidos fueron comentados y se realizó un análisis comparativo de las diferentes metodologías, identificando sus ventajas y desventajas, así como los casos en que es más conveniente aplicar cada una de ellas.

Finalmente, se estudiaron los casos de las iglesias de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas y San Juan Bautista de Huaro, importantes construcciones históricas de adobe pertenecientes a la ruta del barroco andino, ubicadas en Cusco. Estas iglesias cuentan con un sistema de monitoreo a largo plazo por vibraciones ambientales. Se estudió su respuesta dinámica en el tiempo y se aplicaron las metodologías para comprobar si se detecta la ocurrencia de daño en el tiempo que han sido instrumentadas, así como el análisis de un evento sísmico que ocurrió cerca de la ubicación de las iglesias durante el tiempo de estudio.

La organización de la tesis se detalla a continuación:

Capítulo 1: Introducción. Se expone la motivación para la realización de la tesis, los objetivos de la misma y la metodología utilizada, así como la organización del trabajo.

Capítulo 2: Revisión del Estado del Arte. En este capítulo se exponen y clasifican las investigaciones realizadas referentes a identificación de daño mediante monitoreo dinámico. Se describen casos de estudio de detección y localización de daño, con especial énfasis en construcciones históricas de adobe.

Capítulo 3: Metodologías de Detección y Localización de Daño. Las técnicas utilizadas en la presente investigación para la detección y localización de daño son descritas y explicadas. Se describe, también, la validación de las mismas utilizando el caso de estudio del puente Z24 y un péndulo invertido de acero ensayado en laboratorio.

Capítulo 4: Aplicación en un Muro de Adobe Tradicional. En este capítulo, las metodologías desarrolladas para la detección y localización de daño son aplicadas en el caso de estudio de un muro de adobe tradicional construido en el laboratorio. Se realiza el análisis comparativo de la efectividad y ventajas de las diferentes metodologías.

Capítulo 5: Casos de Estudio: Iglesias de Andahuaylillas y Huaró. Las metodologías son aplicadas en el sistema de monitoreo a largo plazo de dos emblemáticas iglesias de adobe ubicadas en Cusco. Se realiza el estudio de un movimiento sísmico ocurrido cerca de las iglesias durante el tiempo de monitoreo.

Capítulo 6: Conclusiones. Para finalizar el trabajo de investigación, en este capítulo se resumen las conclusiones de la tesis, sus aplicaciones, dificultades, y trabajo futuro a realizarse en el tema.

1.5. Resultados

Como resultado de esta tesis se publicó el siguiente artículo en una importante revista científica internacional:

Rafael Aguilar, Giacomo Zonno, Gonzalo Lozano, Rubén Borosc hek & Paulo B. Lourenço (2019) Vibration-Based Damage Detection in Historical Adobe Structures: Laboratory and Field Applications, International Journal of Architectural Heritage, DOI: 10.1080/15583058.2019.1632974

CAPÍTULO 2

Revisión del Estado del Arte

Resumen:

En este capítulo se exponen y clasifican las investigaciones realizadas referentes a identificación de daño mediante monitoreo dinámico. El capítulo empieza con los antecedentes y marco teórico de la identificación de daño, las características estructurales sensibles a este y la forma de clasificación del mismo. A continuación, las metodologías existentes para el monitoreo dinámico son descritas, así como las técnicas para la extracción de los parámetros modales a partir de la medición de aceleraciones. Finalmente, se recopilan las metodologías existentes para la detección y localización de daño y algunos casos de estudio y aplicaciones realizadas alrededor del mundo, dando especial énfasis a los limitados estudios realizados en construcciones de tierra.

2.1. Introducción

El problema de la conservación de estructuras mediante un monitoreo continuo que permita la identificación oportuna de anomalías, con el objetivo de tomar medidas de intervención y prevención ha sido estudiado ampliamente en años recientes. Tener un registro continuo del estado de salud estructural brinda la posibilidad de detectar daño en el estado más temprano posible para realizar mantenimiento a tiempo, evitando que se comprometa la seguridad de la misma y reduciendo costos de reparación (Belostotsky & Akimov, 2016). Esto cobra vital importancia en el caso de construcciones importantes, como edificios de gran altura, edificaciones esenciales o construcciones patrimoniales.

Los sistemas de SHM basados en vibraciones, parten del hecho de que la respuesta dinámica de una estructura, y las propiedades que se desprenden de esta, son una función de sus propiedades físicas y estructurales (Charles R. Farrar & Doebling, 1997). Por esta razón, las variaciones detectadas en el registro de acelerómetros ubicados en una construcción pueden servir para identificar cambios ocasionados por daño. La norma peruana de diseño sismorresistente (Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento, 2018), exige la implementación de estaciones acelerométricas en edificios de gran altura o aislados, debido a la importancia de estos. Sin embargo, esta normativa no siempre se cumple, y no se hace uso de todo el conocimiento que puede ser extraído de estas mediciones.

Este enfoque se distingue de otras técnicas para la identificación y evaluación de daño, como métodos acústicos, magnéticos y radiografía, debido a que estos requieren del conocimiento de la existencia de daño y su ubicación para poder ser ejecutados (Charles R. Farrar & Doebling, 1997; Zapico & González, 2006), mientras que las técnicas tratadas en esta investigación buscan detectar y localizar el daño sin tener información previa de su existencia. Intuitivamente, se podría pensar que esto se puede lograr mediante una simple inspección visual, sin embargo, esta resulta muchas veces poco confiable, debido a que las zonas donde se produce daño son muchas veces inaccesibles o el daño es invisible al ojo humano (Kasinos, Palmeri & Lombardo, 2015). Además, la inspección e identificación visual en estructuras puede ser un trabajo complicado y costoso, además de requerir un alto nivel técnico (Abdeljaber et al., 2017). El monitoreo de la respuesta dinámica de una estructura a vibraciones ambientales como método para la identificación de daño tiene como ventaja que es posible su automatización y evaluación a tiempo real y de manera remota y continua (He et al., 2016).

2.1.1. Características Sensibles al Daño

Para empezar, se necesitan conocer las características estructurales de interés para la identificación del daño. Las frecuencias naturales y sus variaciones son el primer parámetro a observar para determinar la ocurrencia de daño. Una disminución en las frecuencias naturales es asociada a una pérdida de rigidez en la estructura, que puede deberse al deterioro o daño en alguno de sus componentes (Bart Peeters & De Roeck, 2000). Estos parámetros puede ser detectados al procesar la señal de los acelerómetros mediante diferentes técnicas; algunas simples como el método de Selección de Picos (Peak Picking Method), en el dominio de la frecuencia, o más refinadas como la

Identificación de Subespacio Estocástico (Stochastic Subspace identification), en el dominio del tiempo (Aguilar, 2010). Estos métodos serán tratados con más detalle en la sección 2.2.2. El estudio de las frecuencias naturales es de gran utilidad para la detección de daño, pero más difícilmente utilizable para la localización, excepto en estructuras simples o regulares (Moughy & Casas, 2017).

El amortiguamiento modal es otro parámetro de posible interés, debido a que el agrietamiento de una sección produce un mayor amortiguamiento. Sin embargo, no es un parámetro tan confiable debido a que las desviaciones registradas en sus mediciones son muy grandes (Moughy & Casas, 2017).

Por otro lado, las formas modales representan un parámetro más confiable, debido a que se ven afectadas en menor medida por los factores ambientales, y la información espacial puede ser utilizada para la localización geométrica del daño (Casas & Moughy, 2017). La aplicación de los coeficientes de Modal Assurance Criterion (MAC) y Coordinate Modal Assurance Criterion (COMAC) que representa la relación entre dos formas medidas son útiles para este propósito (Barbosa, Cury & Vilela, 2004). Sin embargo, también pueden indicar la ocurrencia de daño cuando esto no ha pasado o ser poco sensibles al mismo (Moughy & Casas, 2017). Este parámetro también puede ser analizado con la ayuda de modelos de elementos finitos calibrados (Doebeling et al., 1998).

Las curvaturas modales, es decir, la segunda derivada de las formas modales, también son útiles debido a la relación que existe entre estas y la rigidez a flexión de una estructura (Casas & Moughy, 2017). Como es mostrado en (Zhu, Li & He, 2011), este parámetro presenta una fuerte relación con la matriz de rigidez de una estructura y es altamente sensible al daño. Sin embargo, este método es difícil de aplicar debido a la gran cantidad de sensores que deben ser colocados en la estructura (Moughy & Casas, 2017).

2.1.2. Clasificación de la Identificación de Daño

En primer lugar, el daño ocurrido o esperado en una estructura puede ser clasificado como lineal o no lineal. Un ejemplo de daño no lineal es cuando se producen grietas que se abren y cierran y cambian el comportamiento de la estructura (Doebeling et al., 1998).

La forma como se procesan la data da lugar a la clasificación de métodos paramétricos y no paramétricos. Los métodos paramétricos son los más comunes y procesan las aceleraciones medidas para obtener parámetros modales. Los métodos no paramétricos trabajan directamente con las aceleraciones y las procesan mediante métodos estadísticos para identificar daño directamente (Abdeljaber et al., 2017). Un enfoque no paramétrico requiere menos esfuerzo computacional, y no se pierde información pues se trabaja directamente con las aceleraciones medidas, pero es más difícil de implementar (Doebeling et al., 1998).

Por otro lado, se puede clasificar en métodos basados y no basados en modelos, si es que para la detección de daño se realizan modelos en elementos finitos. Estos modelos son calibrados y actualizados con la información recopilada del monitoreo (Charles R. Farrar & Doebeling, 1997).

Finalmente, se puede clasificar la identificación de daño en cuatro niveles: 1) Determinación de la presencia de daño en la estructura, 2) Nivel 1 más determinación de la ubicación geométrica del daño, 3) Nivel 2 más cuantificación de la magnitud del daño, y 4) Nivel 3 más predicción del tiempo de vida útil restante para la estructura (Doebling et al., 1998; C. R. Farrar & Worden, 2007). Un esquema de la clasificación de la identificación de daño por niveles se muestra en la Figura 2.1. La presente investigación se enfocará principalmente en los niveles 1 y 2, resaltados en la figura.

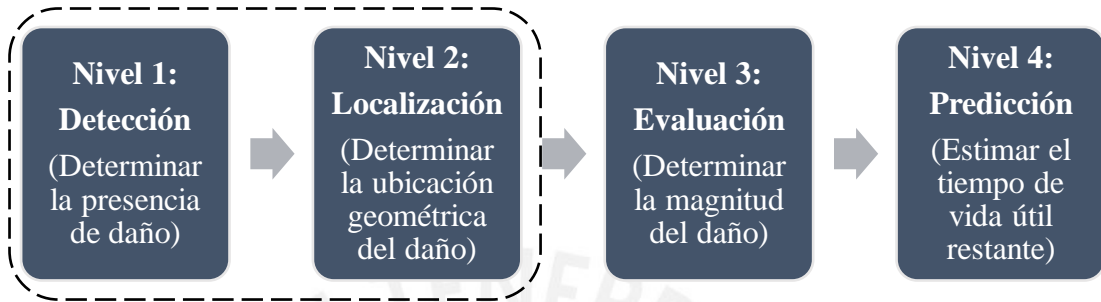


Figura 2.1: Clasificación de la Identificación de Daño por niveles

2.2. Monitoreo Dinámico de Estructuras

Los sistemas de monitoreo dinámico de estructuras se utilizan desde la década de 1980 (C. R. Farrar & Worden, 2007), y presenta diferentes aplicaciones modernas en la ingeniería civil. Estos sistemas fueron desarrollados con el fin de estudiar de manera experimental la dinámica de construcciones importantes, especialmente edificios altos y puentes. De esta manera, la obtención de la respuesta dinámica experimental puede ser utilizada para evaluar la precisión de modelos numéricos y comparar las respuestas teóricas con las reales para diferentes tipos de excitaciones y calibrar modelos para la realización de un análisis estructural que represente la realidad de una manera más cercana (Charles R. Farrar & Doebling, 1997).

En el campo de la ingeniería aeronáutica, el monitoreo dinámico ha sido utilizado desde inicios de los años de 1980 para la identificación de daño en transbordadores espaciales en superficies de la estructura inaccesibles debido a que se encontraban ocultas con blindajes contra el calor (C. R. Farrar & Worden, 2007). La aplicación del monitoreo dinámico para estrategias de identificación de daño se empezó a estudiar en ingeniería mecánica e ingeniería civil, desarrollándose estudios en casos emblemáticos como el del puente Z24 en Suiza, desarrollándose en el campo de estudio del SHM (Sinou, 2009).

Para la medición de la respuesta dinámica se utilizan sensores capaces de convertir las vibraciones de la estructura en señales eléctricas que pueden ser almacenadas o procesadas. Para esto, es común el uso de acelerómetros, medidores de velocidad o desplazamientos (Aguilar, 2010). Los sensores deben ser seleccionados dependiendo de su sensibilidad, rango de frecuencias y comodidad de uso debido al tamaño y peso. En este sentido, sismómetros que registran velocidades son utilizados para estudios de microzonificación debido a que captan de manera precisa las vibraciones de bajas frecuencias de los estratos de suelo (Otani, 2004). En el caso del monitoreo estructuras civiles es común el uso de acelerómetros debido a su reducido tamaño, bajo costo y alta sensibilidad en el rango de las frecuencias naturales de las mismas.

Un Sistema de Adquisición de Datos (DAQ, por sus siglas en inglés) se utiliza con el fin de amplificar, filtrar o convertir de analógica a digital la señal medida por los acelerómetros para que pueda ser utilizada (Aguilar, 2010). La señal en bruto adquirida por los sistemas DAQ luego puede ser analizada y procesada (Maria Masciotta, 2015).

2.2.1. Metodologías Para el Análisis de Vibraciones

El proceso para analizar las vibraciones estructurales puede ser dividido en análisis mediante vibraciones forzadas y mediante vibraciones ambientales. Ambos métodos presentan ventajas según el tipo de aplicación que se realice, como será explicado a continuación.

Para la elección de los puntos en los que se instrumentará una estructura, es importante realizar un análisis preliminar mediante modelos numéricos o analíticos, que brinden una idea aproximada de los modos y formas modales que presentará la estructura al someterse a vibración libre. Mientras mayor sea el número de acelerómetros disponibles, más precisos serán los resultados. Sin embargo, los acelerómetros que se dispongan se deben colocar de tal forma que midan el movimiento de puntos representativos, como los de mayor amplitud en los modos de vibración más importantes (Chácara, 2013)

2.2.1.1. Análisis Mediante Vibraciones Forzadas

Los métodos basados en vibraciones forzadas utilizan una excitación de entrada (input) para la estructura, y miden la respuesta de salida (output), para estimar los parámetros modales de la misma. Por esta razón, estos métodos se conocen como técnicas de identificación de entrada-salida (input-output). Estas técnicas buscan obtener las propiedades dinámicas durante un tiempo de ensayo determinado y limitado, por lo que no cuentan con la posibilidad de ser sistemas de monitoreo continuo y automático (Maria Masciotta, 2015).

Los algoritmos desarrollados por este método son más simples y de fácil aplicación, siendo desarrollada su base teórica y ensayos desde la década de 1960 (Cunha, A.; and Caetano, 2006). Además, la señal de salida obtenida presenta una mayor amplitud, energía y menor cantidad de ruido, siendo posible una identificación más precisa con dispositivos de menor sensibilidad. Por otro lado, la utilización de los dispositivos de excitación hace que los ensayos de identificación dinámica sean más caros, la aplicación más difícil debido al tamaño de los mecanismos, y exista el riesgo de dañar a las estructuras al excitarlas. Además, es más difícil simular en laboratorio y bajo condiciones controladas las condiciones que se producen durante el estado operativo de la construcción (Maria Masciotta, 2015).

Para el análisis mediante vibraciones forzadas de estructuras civiles se utilizan diferentes tipos de mecanismos de excitación, entre los que se encuentran martillos de impacto, sistemas de caída de peso o vibradores como los de masa excéntrica. Estos dispositivos deben ser elegidos según el tipo de estructura a instrumentar y la cantidad de energía necesaria para excitarla de manera adecuada, así como el rango de frecuencias de interés. Algunos de estos dispositivos de excitación se muestra en la Figura 2.2.



Figura 2.2: Ejemplos de mecanismos de excitación forzada: (a) sistema de caída de peso (www.ecer.com), (b) martillos de impacto (www.pcb.com) y (c) vibrador de masa excéntrica (www.vstcorp.com, Maria Masciotta, 2015)

2.2.1.2. Análisis Mediante Vibraciones Ambientales

El análisis de vibraciones utilizando únicamente vibraciones ambientales es conocido como Análisis Modal Operacional (OMA, por sus siglas en inglés) es un método más reciente para la identificación de las propiedades modales. Para esto, se utilizan sensores de alta sensibilidad que miden y registren las vibraciones ocasionadas en la estructura durante su uso operativo (Cunha, A.; and Caetano, 2006). Las vibraciones medidas son mayormente imperceptibles para los usuarios, y son las causadas por las vibraciones del suelo debido al movimiento de las placas tectónicas, al movimiento de personas y vehículos dentro de la estructura y en las cercanías, el impacto del viento, las excitaciones causadas por los diferentes equipos electromecánicos con los que puede contar la estructura y otras fuentes de naturaleza aleatoria. Estas vibraciones conforman una señal de entrada desconocida que es considerada como un proceso estocástico estacionario de ruido blanco Gaussiano, que presenta aproximadamente la misma cantidad de energía en todas el rango de frecuencias de interés (Chácara, 2013). Por esta razón, esta técnica es clasificada como métodos de identificación modal de solo salida (output-only).

La ventaja de este método es que se aplica durante su uso operativo, es decir, no se requiere de un tiempo de ensayo determinado, sino que el monitoreo puede ser continuo y a largo plazo, sin necesidad de que la estructura deje de operar en su uso normal. Esto es especialmente útil al implementar sistemas de identificación de daño, debido a que permite que el monitoreo se realice a tiempo real, permitiendo la evaluación continua del estado de salud de la estructura en estudio. Por otro lado, estos sistemas son de aplicación más fácil, al no tener que elegir métodos de excitación

efectivos para la construcción que se evalúa, además de no existir el riesgo de generar daños no deseados (Gentile & Saisi, 2013), siendo compatible con la filosofía moderna de conservación de construcciones históricas (ICOMOS, 2003). La dificultad que se presenta es la poca energía de la señal de entrada y el alto nivel de ruido que las mediciones pueden presentar, ocasionando que sea necesario utilizar métodos más sofisticados de identificación y equipos de mayor sensibilidad (Cunha & Caetano, 2005).

2.2.2. Identificación de Parámetros Modales

Para la identificación de los parámetros modales (frecuencias naturales, amortiguamientos y formas de modales) de una estructura con un sistema de monitoreo dinámico, existen diferentes métodos con diferente nivel de automatización y complejidad, y que pueden ser clasificados como métodos de entrada-salida, y métodos de solo salida, si lo que se mide son vibraciones forzadas o vibraciones ambientales, respectivamente.

Los métodos de análisis de entrada-salida utilizan estimaciones de la Función de Respuesta de Frecuencia (FRF, por sus siglas en inglés), representada por $H(\omega)$ y de la Función de Respuesta de Impulso (IRF, por sus siglas en inglés) (Maria Masciotta, 2015). La primera es una función compleja que relaciona las transformadas de Fourier de la respuesta $Q(\omega)$ y de la excitación $P(\omega)$. La Ecuación 2.1 indica la expresión para calcular esta función, donde k es la rigidez de la estructura, ω es la frecuencia circular natural de vibración, ω_D es la frecuencia circular amortiguada y ξ es el ratio de amortiguamiento (Chopra, 2007).

$$H(\omega) = \frac{Q(\omega)}{P(\omega)} = \frac{1}{k} \frac{1}{1 - \left(\frac{\omega}{\omega_D}\right)^2 + j[2\xi\left(\frac{\omega}{\omega_D}\right)]} \quad \text{Ecuación 2.1}$$

La segunda es una función que permite calcular la respuesta estructural frente a excitaciones de corta duración de amplitud normalizada a 1, permitiendo dividir la excitación total que afecta a la estructura en pequeños intervalos superpuestos, y es representada por $h(t)$. Esta función puede ser calculada con la Ecuación 2.2. Finalmente, la Ecuación 2.3 brinda una relación entre estas dos funciones, que, al determinarse permite estimar la respuesta en el tiempo de una estructura frente a una excitación determinada.

$$h(t) = \frac{1}{m\omega_D} e^{-\xi\omega t} \text{sen}\omega_D t \quad \text{Ecuación 2.2}$$

$$H(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)e^{-j\omega t} dt \quad \text{Ecuación 2.3}$$

Los métodos para la identificación modal basadas en vibraciones forzadas y señales de entrada-salida se muestran y clasifican, así como la nomenclatura comúnmente usada para referirse a ellos, en la Tabla 2.1. Estos van desde métodos simples como el de Selección de Picos (PP), basados en algoritmos de un único grado de libertad (SDOF por sus siglas en inglés) hasta métodos con formulaciones más complejas basados en sistemas de varios grados de libertad (MDOF por sus siglas en inglés). Se dividen principalmente en dos grandes grupos, los que trabajan con las señales en el

dominio de la frecuencia, y los que lo hacen en el dominio del tiempo, como se muestra en la Tabla 2.1 (M. G. Masciotta et al., 2014).

Tabla 2.1: Clasificación de los Métodos más Usados para el Análisis Modal de Entrada-Salida (Adaptado de Maria Masciotta, 2015)

| Dominio | Técnica de Identificación | Nomenclatura | Tipo de Formulación |
|----------------|-----------------------------------------------------|---------------------|----------------------------|
| Frecuencia | Selección de Picos | PP | Indirecta (SDOF) |
| | Ajuste Circular | CF | |
| | Método Inverso | IM | |
| | Fracción Racional Polinomial | RFP | Indirecta (MDOF) |
| | Poli-Referencia en el Dominio de la Frecuencia | PRFD | |
| | Exponencial Complejo en el Dominio de la Frecuencia | CEFD | |
| Tiempo | Auto Regresivo de Media Móvil | ARMA | Directa (SDOF) |
| | Dominio en el Tiempo Ibrahim | ITD | Indirecta (MDOF) |
| | Algoritmo de Identificación de Eigensistema | ERA | |
| | Exponencial Complejo de Mínimos Cuadrados | LSCE | |
| | Exponencial Complejo | CE | |
| | Poli-Referencia Exponencial Complejo | PRCE | |

En el caso de los métodos de identificación de parámetros modales basados en vibraciones ambientales y señales de solo salida (OMA), se considera a la señal de excitación como un proceso estocástico estacionario de ruido blanco Gaussiano. Esto es una aproximación suficientemente buena para los propósitos de estimación (Cunha, A.; and Caetano, 2006). De esta manera, se puede considerar a la excitación real como la señal de salida de un filtro adecuado excitado con ruido blanco (Cunha & Caetano, 2005).

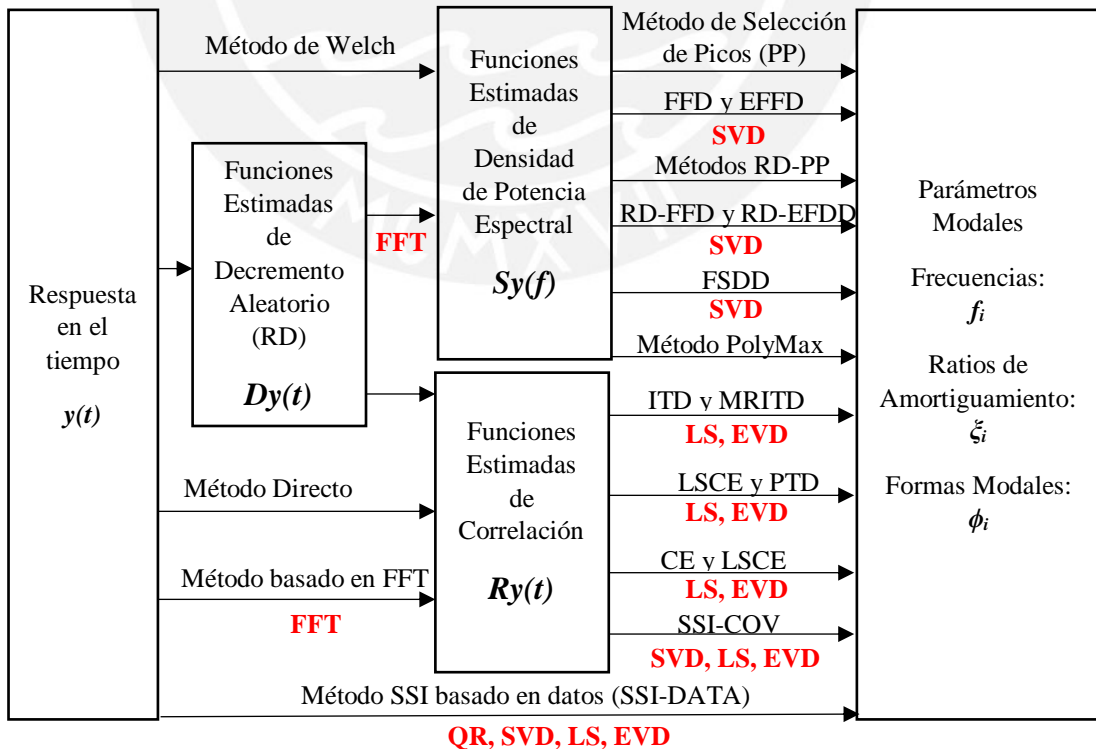
De la misma manera que en el caso de los métodos de entrada-salida, en este caso se clasifica principalmente en los métodos en el dominio de la frecuencia (no paramétricos) y en el dominio del tiempo (paramétricos) (Chácara, 2013). Los primeros se basan en la utilización de funciones promedio normalizadas de densidad de potencia espectral (ANPSDs, por sus siglas en inglés) y funciones de transferencia utilizando todos los puntos de medición. Estos métodos pueden ser refinados mediante la aplicación de la Descomposición de Valores Singulares (SVD, por sus siglas en inglés) del espectro de respuesta, para desacoplar la estructura en sistemas de un solo grado de libertad, o la posterior aplicación de la transformada de Fourier inversa en los mismos. Los segundos se apoyan en la utilización de modelos matemáticos para idealizar la respuesta dinámica, con el fin de que estos representen de la manera más fiel posible a los datos experimentales. Estos métodos pueden ser aplicados de manera directa a las series de tiempo discretas, usando un algoritmo de Transformada Rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés), o utilizando el método de Decremento Aleatorio (RD, por sus siglas en inglés). Entre estos, el método de Identificación de Subespacio Estocástico basado en datos (SSI-DATA), permite la aplicación directa a las series de tiempo de la respuesta medida (Cunha & Caetano, 2005), y será tratado con más detalle en la sección 2.2.2.3. La Tabla 2.2 muestra la clasificación de los

métodos más relevantes para el análisis modal con vibraciones ambientales y datos de solo salida.

Tabla 2.2: Clasificación de los Métodos más Usados para el Análisis Modal de Solo Salida (Adaptado de Maria Masciotta, 2015)

| Dominio | Técnica de Identificación | Nomenclatura | Tipo de Estimación |
|--------------------------------|---------------------------------------------------------------|--------------|---------------------------------------------------|
| Frecuencia (No-paramétrico) | Selección de Picos | PP | Funciones de Densidad de Potencia Espectral |
| | Descomposición en el Dominio de la Frecuencia | FDD | |
| | Descomposición en el Dominio de la Frecuencia Mejorada | EFDD | |
| | Descomposición Espacial en el Dominio de la Frecuencia | FSDD | |
| | Método PolyMax | PolyMax | |
| Tiempo (Paramétrico) | Auto Regresivo de Media Móvil | ARMA | Funciones de Correlación |
| | Dominio en el Tiempo Ibrahim | ITD | |
| | Exponencial Complejo | CE | |
| | Exponencial Complejo de Mínimos Cuadrados | LSCE | |
| | Poli-Referencia Exponencial Complejo | PRCE | |
| | Algoritmo de Identificación de Eigensistema | ERA | |
| | Identificación de Subespacio Estocástico basado en covarianza | SSI-COV | |
| | Identificación de Subespacio Estocástico basado en datos | SSI-DATA | |

Los métodos de solo salida, su clasificación y técnicas numéricas que utilizan se muestran esquemáticamente en la Figura 2.3.



| |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>Técnicas Numéricas Utilizadas:</p> <ul style="list-style-type: none"> • FFT: Transformada Rápida de Fourier • SVD: Descomposición de Valores Singulares • LS: Ajuste por Mínimos Cuadrados • EVD: Descomposición Por Valores Propios • QR: Descomposición Ortogonal |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

Figura 2.3: Clasificación de los Métodos de Identificación Modal de Solo Salida (Adaptado de: Cunha & Caetano, 2005)

A continuación, algunos de los métodos más utilizados serán descritos de manera detallada, así como las ventajas y dificultades en su aplicación.

2.2.2.1. Método de Selección de Picos (PP)

Es importante el estudio de este método por ser el más simple y de más fácil aplicación. Utiliza las ANPSDs, estimadas con métodos como el de Welch, o métodos basados en la transformada de Fourier para convertir la señal en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia (Braun, Ewins & Rao, 2002). Luego, los máximos de estas funciones calculadas son seleccionados e identificados como las frecuencias naturales de vibración de la estructura (Chácara, 2013). Para la estimación de las relaciones de amortiguamiento se pueden utilizar métodos como el método de mitad de potencia de ancho de banda, basada en el decremento logarítmico de la señal, y las formas modales pueden ser estimadas con las funciones de transferencia en los valores de las frecuencias naturales identificadas (Aguilar, 2010).

La principal ventaja de este método es su fácil y rápida utilización, permitiendo obtener estimaciones rápidas y realizar pre-procesamiento de datos sin necesidad de desarrollar algoritmos refinados. En cuanto a lo negativo, la identificación de los picos puede ser subjetiva, especialmente al elegir entre varios valores altos cercanos en las funciones de densidad de potencia espectral. Además, las frecuencias excitadas por una mayor amplitud en la señal de entrada pueden ser confundidas con frecuencias naturales de vibración de la estructura, obteniéndose modos de vibración falsos, dependiendo en gran medida de la calidad de la señal de entrada. Si no se identifican las frecuencias naturales de manera correcta, la identificación de las formas modales también será incorrecta, al estimarse deflexiones operacionales en lugar de estas (B. Peeters & De Roeck, 1999a). Finalmente, el amortiguamiento calculado por este método es poco confiable debido a la alta variabilidad que puede presentar (Aguilar, 2010).

Un ejemplo de la aplicación del método PP en una estructura sometida a un monitoreo de vibraciones ambientales se muestra en la Figura 2.4. La Torre Heritage Court ubicada en Vancouver, Canadá, fue estudiada por Ventura & Horyna (2000). Se consideró una pre-combinación de señales en direcciones ortogonales para identificar los efectos de torsión y se calcularon las funciones de ANPSD (Figura 2.4.b), así como una alta resolución de procesamiento para separar modos cercanos. Se observa que el método otorgó resultados adecuados, permitiendo identificar los parámetros modales. Posteriormente, la aplicación de métodos de FFD y SSI permitieron validar la exactitud de los resultados, brindando mejor precisión en la estimación del

amortiguamiento, y siendo capaces de identificar los parámetros modales de manera automática (Cunha & Caetano, 2005).

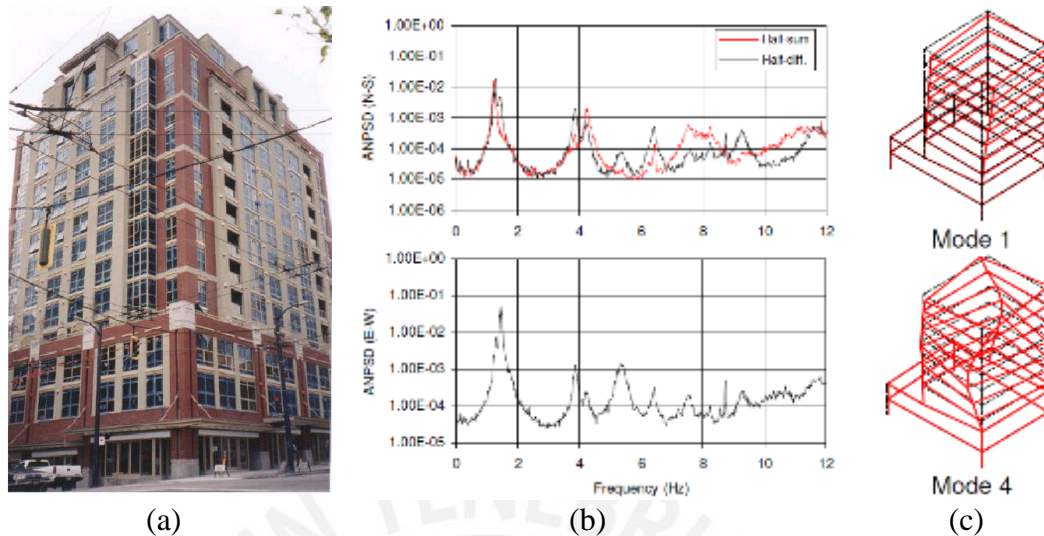


Figura 2.4: Aplicación del método PP: (a) Torre Heritage Court en estudio, (b) Funciones ANPSD y (c) y dos formas modales identificadas (Cunha & Caetano, 2005)

2.2.2.2. Descomposición en el Dominio de la Frecuencia (FFD)

La técnica FFD desarrollada y explicada por Brincker, Zhang & Andersen (2000). Es una técnica en el dominio de la frecuencia de amplio uso debido a su simplicidad y capacidad de automatización, brindando resultados más refinados que con el método de PP y eliminando algunas de sus desventajas (Rune Brincker, 2007).

Este método se apoya en la utilización de la SVD de la matriz de valores espectrales, descomponiéndola, de esta manera, en un conjunto de funciones de densidad espectral, correspondiente cada una a sistemas SDOF equivalentes. Los resultados de este proceso son exactos para las hipótesis de que la señal de entrada es ruido blanco con misma energía en el rango de frecuencias analizado, la estructura presenta bajos niveles de amortiguamiento, y las formas modales son aproximadas para modos cercanos. De no cumplirse algunas de estas hipótesis, el método brinda resultados aproximados, de mayor precisión que los obtenidos con el método PP (Rune Brincker et al., 2000).

El método ha sido presentado en una forma mejorada denominada *Enhanced Frequency Domain Decomposition* (EFDD, por sus siglas en inglés) (R. Brincker, Ventura & Andersen, 2001), con el fin de obtener mejores estimaciones del amortiguamiento estructural. Esta variación aplica una FFT inversa a la función de densidad espectral para cada forma modal identificada (Chácara, 2013; L F Ramos & Lourenço, 2007).

La Figura 2.5 muestra un esquema del algoritmo del método de FFD. Al considerar a la señal de entrada como un proceso estacionario estocástico de ruido blanco Gaussiano, la función FRF se estima utilizando la expresión del recuadro 2 de la figura. Luego, en el tercer recuadro se calcula la SVD de la matriz de densidad espectral. Finalmente, los picos de la respuesta espectral son identificados como frecuencias de resonancia de la estructura (Luís F Ramos, 2007).

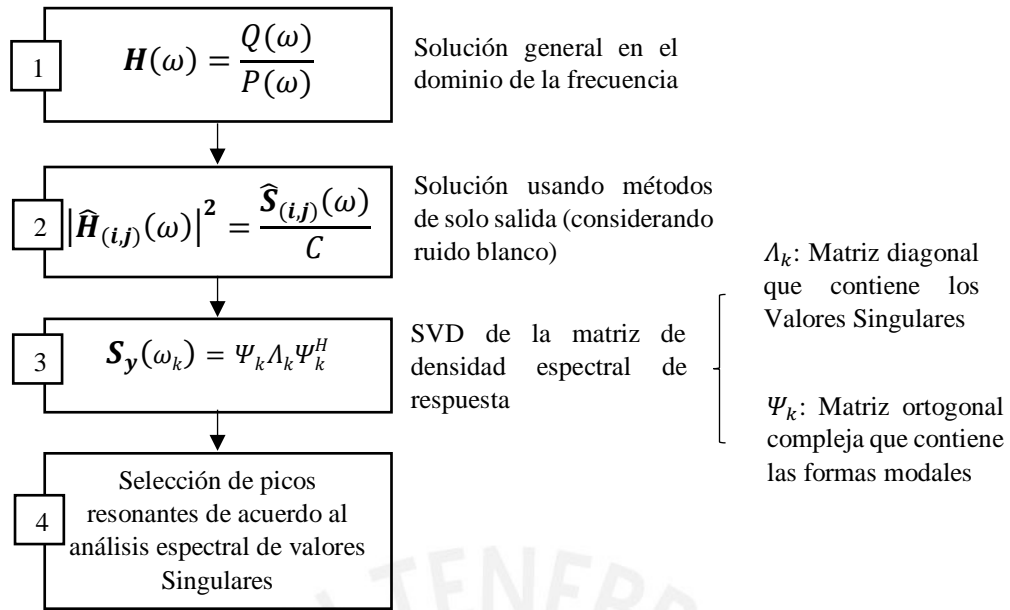


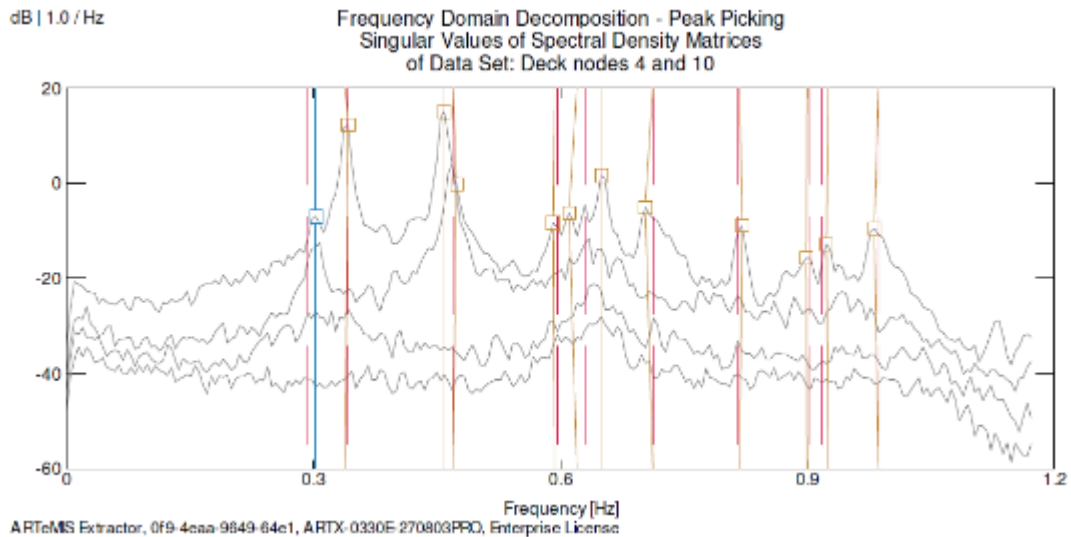
Figura 2.5: Esquema del algoritmo del método de FFD (Adaptado de Aguilar, 2010)

Un ejemplo de la aplicación del método FFD se muestra en la Figura 2.6., en el caso de estudio del puente Vasco da Gama en Lisboa (B. Peeters et al., 2002). Una vista de la estructura se muestra en la Figura 2.6.a. Se aplicó un sistema de monitoreo por vibraciones ambientales en el puente instrumentando 58 puntos durante períodos de 16 minutos en la cubierta y las torres mediante un sistema inalámbrico. La señal se procesó utilizando el método de FDD. La Figura 2.6.b muestra el espectro obtenido al realizar la SVD de la matriz de valores espectrales, de donde se pueden obtener las frecuencias de resonancia de la estructura (Cunha & Caetano, 2005).

El método de identificación modal utilizado brindó buenos resultados para la obtención de modos laterales, verticales y torsionales de vibración en el rango de 0-1Hz. El análisis comparativo con otros métodos como el PP y el SSI mostró una identificación precisa de las frecuencias de naturales, factores de amortiguamiento y formas modales.



(a)



(b)

Figura 2.6: Aplicación del método FDD: (a) Puente Vasco de Gama en estudio, (b) Espectro de Valores singulares y frecuencias de resonancia identificadas (B. Peeters et al., 2002).

2.2.2.3. Identificación de Subespacio Estocástico (SSI)

El método SSI fue propuesto inicialmente por Van Overschee & De Moor (1991) y modificado en el método conocido como SSI-data (basado en datos) por B. Peeters & De Roeck (1999b). A diferencia de los estudiados previamente, este método trabaja en el dominio del tiempo, siendo un método robusto, que requiere de mayor capacidad computacional, es menos simple y amigable al usuario, pero que permite la identificación de los parámetros modales a una mayor resolución. Adicionalmente, esta técnica es utilizada debido a su alta precisión, estabilidad y convergencia. El método trabaja con los datos en bruto captados por los sensores, analizando las series de tiempo mediante un modelo matemático que minimiza la desviación entre los resultados medidos y los predichos (Luís F. Ramos et al., 2013; Luís F Ramos, 2007).

El algoritmo para la aplicación de este método se muestra en la Figura 2.7. Se empieza a partir la solución en tiempos discretos de un modelo determinístico-estocástico y de espacio estacionario. Esta ecuación es simplificada en el caso de la solución para un método de solo salida, como se muestra en el cuadro 2, considerando a la señal de entrada como ruido blanco Gaussiano (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018). El objetivo principal del método es la identificación de las matrices A y C , que contienen información sobre las frecuencias, amortiguamientos y formas modales de la estructura analizada (Chácará, 2013). Para esto, se construye la matriz de Hankel (h) con los datos medidos, y esta es posteriormente descompuesta mediante una factorización LQ en el producto de dos matrices, para posteriormente descomponer una parte de este producto es descompuesto utilizando SVD (Zonno et al., 2017). A continuación, en el cuadro 6, se selecciona el orden n del sistema para dividir en dos los valores singulares obtenidos. Este valor debe ser estimado en un rango determinado, mediante procesos iterativos que permitan establecer el valor óptimo, ya que la selección de un valor muy alto permite la obtención de un mayor número de modos, pero puede ocasionar la identificación de modos numéricos falsos (Aguilar, 2010). Para cada orden seleccionado, se construye la matriz de observabilidad

extendida, como se muestra en el cuadro 7, permitiendo la estimación de las matrices A y C (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018).

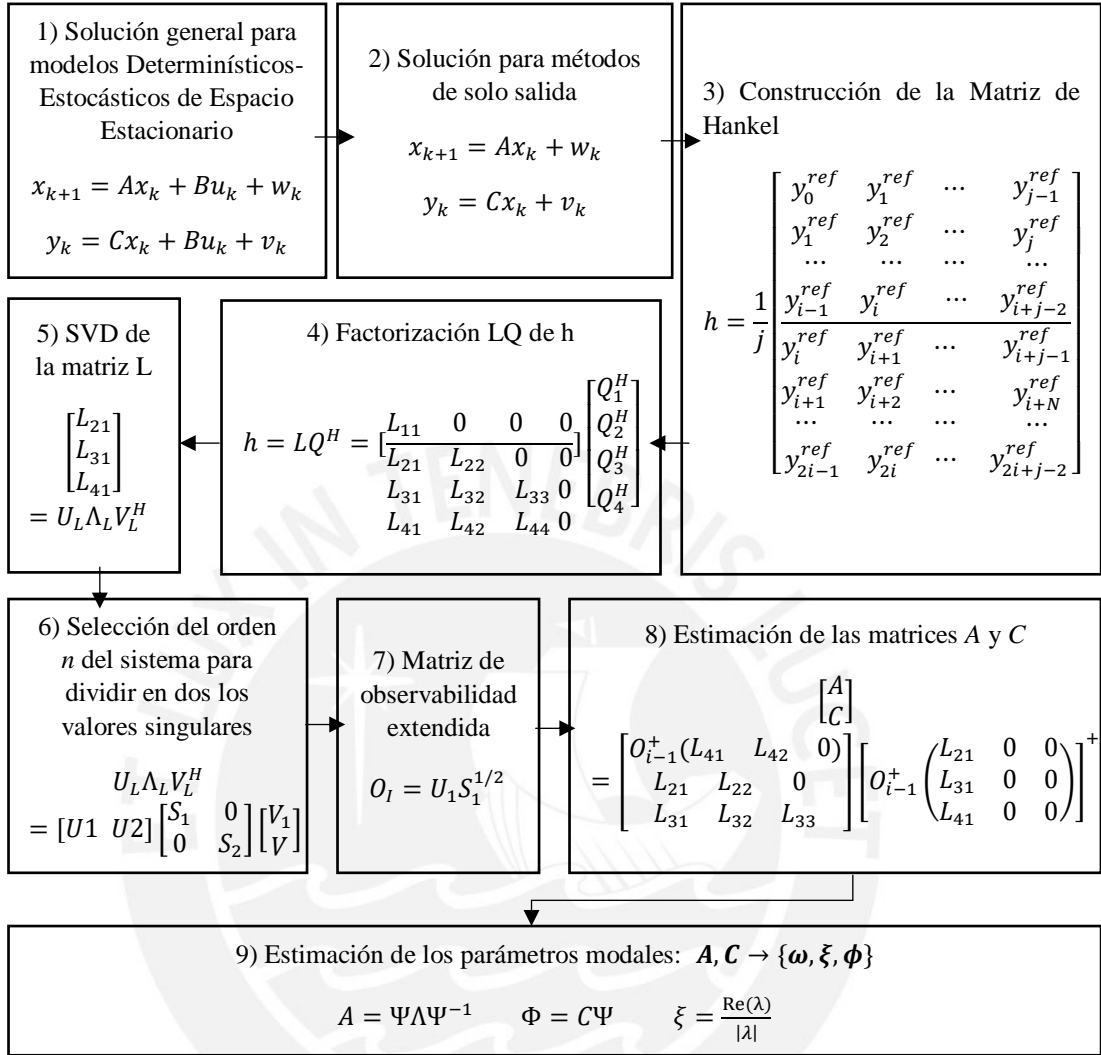


Figura 2.7: Esquema del algoritmo del método SSI-Data (Adaptado de Luís F. Ramos et al., 2013; Zonno et al., 2018)

Los resultados del método SSI-data suelen presentarse en un diagrama de estabilización. Este consiste en mostrar los polos identificados con cada uno de los órdenes seleccionados en el proceso iterativo. De esta manera, los polos que corresponden a modos de vibración físicos son identificados por aparecer a valores numéricos muy cercanos, mientras que los modos numéricos poco confiables tienden a dispersarse en un rango más amplio (Aguilar, 2010).

Para ilustrar la aplicación del método SSI-data, se mostrará el caso de la identificación modal frente a vibraciones ambientales se mostrarán los casos de estudio de la estructura de adobe de dos complejos arqueológicos peruanos. Estos fueron instrumentados con acelerómetros y, luego de tomar mediciones de las vibraciones ambientales se utilizó un algoritmo de solo salida para la identificación automática de los parámetros modales. Los resultados del análisis luego fueron utilizados para la calibración de modelos numéricos con fines de evaluación y diagnóstico estructural.

El primer caso es el de cuatro columnas de adobe ubicadas en el complejo arqueológico Huaca de la Luna (Chácara et al., 2014), ubicado en la costa norte del Perú, y considerado como una de las construcciones patrimoniales más importantes y representativas del período prehispánico. Las columnas de adobe estudiadas se muestran en la Figura 2.8.a y b. El acelerómetros piezoeléctricos utilizados para el sistema de monitoreo dinámico se muestran en la Figura 2.8.c instalados en una de las columnas. Se muestran los resultados de la aplicación del método SSI-data en la columna 2, donde se obtuvo el diagrama de estabilización y las cuatro frecuencias naturales identificadas mostradas en las Figura 2.8.d y e respectivamente.

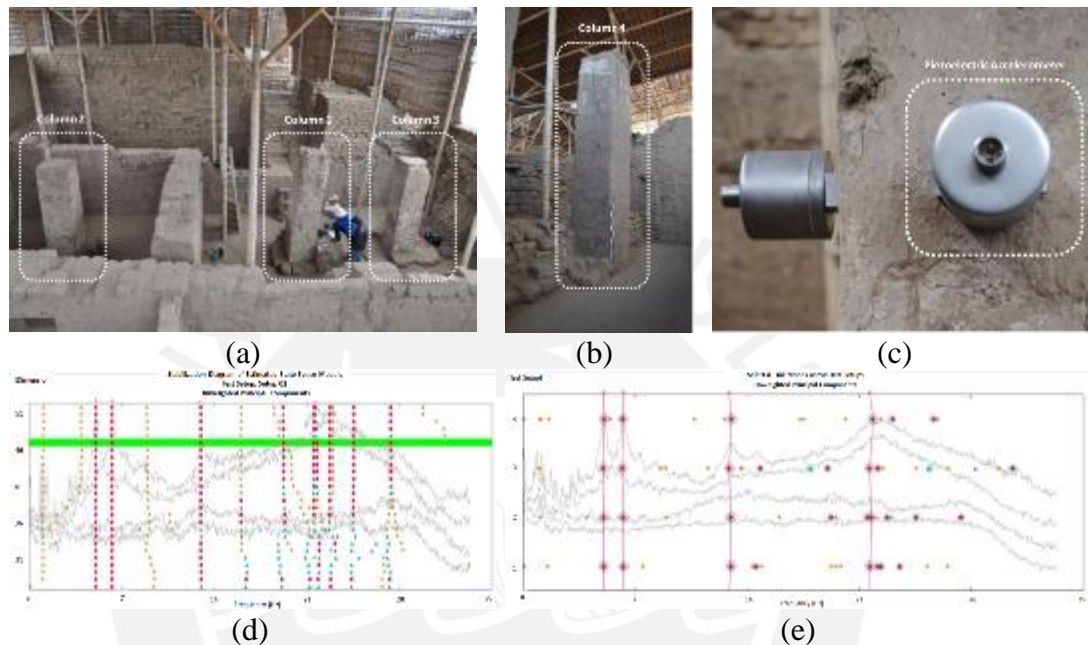


Figura 2.8: Aplicación del método SSI-data 1: a, b) columnas de adobe analizadas, c) acelerómetros piezoeléctricos instalados, d) diagrama de estabilización y e) frecuencias identificadas (Chácara et al., 2014)

El segundo caso es el del complejo arqueológico de Chokepukio ubicado en Cusco (Aguilar et al., 2015). Se realizaron ensayos OMA en un muro de adobe para la identificación de los parámetros modales. Debido a las limitaciones en el número de acelerómetros y sistemas DAQ, se consideraron siete arreglos de cuatro acelerómetros en cada uno en los puntos indicados en la Figura 2.9.a. Se utilizaron dos sensores de referencia que se mantuvieron en todos los arreglos y dos sensores móviles para captar el comportamiento de los diferentes puntos de interés. Se muestra también el acercamiento de un acelerómetro en uno de los puntos de medición (Figura 2.9.b) y la tarjeta DAQ y la central de adquisición de datos conformada por una tarjeta DAQ de cuatro entradas y una computadora portátil (Figura 2.9.c). Los datos obtenidos fueron procesados de manera preliminar utilizando el método PP y luego de manera automatizada con método SSI-data, identificándose 7 modos de vibración bien definidos, las frecuencias naturales, factores de amortiguamiento y formas modales asociadas a cada uno de estos, como se muestra en el diagrama de estabilización de la Figura 2.9.d. Los resultados fueron utilizados posteriormente para la calibración de modelos numéricos utilizados para una evaluación estructural.

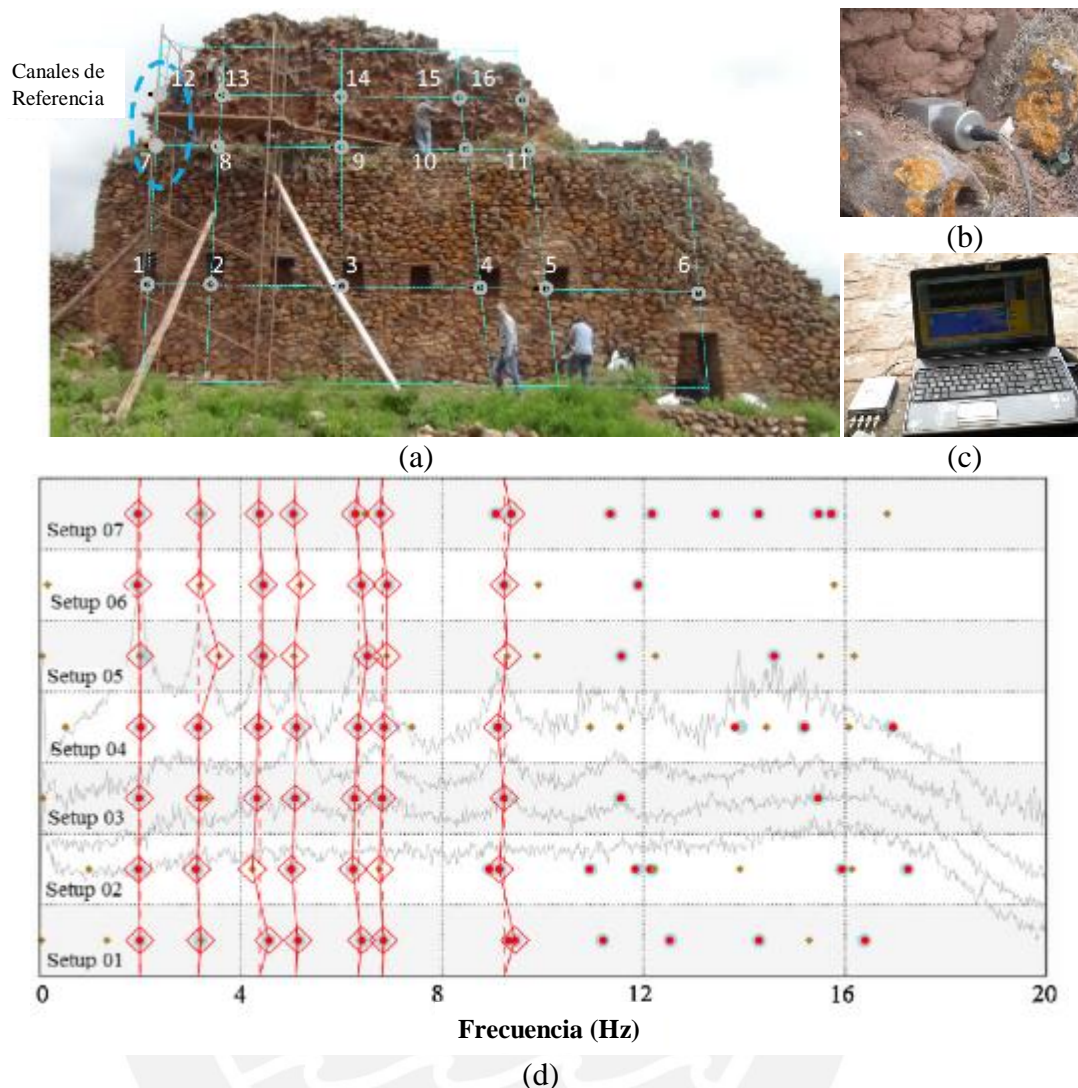


Figura 2.9: Aplicación del método SSI-data 2: a) muro de adobe sometido a ensayos OMA y puntos de medición, b) acelerómetro ubicado en un punto de medición, (c) central de adquisición de datos y (d) diagrama de estabilización obtenido por el método (Aguilar et al., 2015)

2.3. Detección de Daño

La detección de daño, es decir, la determinación de la existencia del mismo en una estructura puede ser lograda mediante la variación de la respuesta dinámica en una magnitud mayor a la normal. Esto puede ser fácilmente entendido si se conoce que los parámetros dinámicos son una función de las propiedades físicas y estructurales, como la masa y la rigidez (Sung, Koo & Jung, 2014). De esta manera, una disminución en la rigidez debido a la aparición de daño en elementos estructurales de una construcción se verá reflejada en una consecuente disminución de las frecuencias naturales, aumento del amortiguamiento o variación en las formas modales (Lin & Fajri, 2017). El problema surge debido a que existen otros factores aparte del daño que hacen variar de la misma forma a la respuesta dinámica y que pueden encubrir el mismo o generar alertas cuando este no ha ocurrido, como los cambios debido a factores ambientales (Koo, Lee & Yun, 2008).

2.3.1. Influencia de los Factores Ambientales en la Respuesta Dinámica

Diferentes investigaciones han mostrado que las variaciones en la respuesta dinámica debido a cambios factores ambientales como temperatura y humedad pueden llegar a ser nada despreciables en algunos casos mayores a los ocasionados por daño estructural (Yan et al., 2005). Conociendo que un aumento en la temperatura de un material ocasiona un ablandamiento reflejado en la disminución del módulo de elasticidad, se puede entender la necesidad de separar esta variación de la ocasionada por daño que debe ser evaluado o intervenido (Maria Masciotta, 2015).

Estudios muestran que las frecuencias varían entre 3 y 8% al ocurrir daño, mientras que varían habitualmente entre 3 y 4% por cambios de temperatura. Sin embargo, al ocurrir condiciones ambientales extremas, como el congelamiento de los apoyos, las frecuencias pueden variar hasta entre 40 y 50%, siendo estos cambios un orden de magnitud mayores a los esperados por daño estructural y presentando un comportamiento altamente no lineal (Bart Peeters & De Roeck, 2000). Es por esto, que primero se debe buscar predecir las variaciones por factores ambientales y operacionales, para poder separarlas de las ocasionadas por daño (Magalhães, Cunha & Caetano, 2012).

Para afrontar este problema, el desarrollo de modelos predictivos que relacionen los factores ambientales con los cambios en la respuesta dinámica han sido estudiados (Kullaa, 2011). Estos modelos requieren de una gran complejidad debido a que estas relaciones son no lineales y geoméricamente no uniforme debido a la inercia térmica de los materiales, que ocasiona que los cambios de temperatura y, consecuentemente de rigidez no sean uniformes en toda la estructura (Delgadillo et al., 2017). A continuación, se detallarán algunas de las formas de afrontar este problema.

2.3.2. Metodologías Existentes

2.3.2.1. Modelos Regresivos

Al realizar el monitoreo por largos períodos de tiempo de una estructura, se pueden realizar modelos estadísticos predictivos entrenando un modelo con datos como las frecuencias naturales y las temperaturas externas o internas de la estructura (Luís F Ramos, 2007). Para realizar esta tarea, los modelos más simples que correlacionan una variable dependiente con una independiente son las regresiones lineales y multilineales (MLRM, por sus siglas en inglés) para el caso de varias variables independientes (Delgadillo Ayala, 2017). La Ecuación 2.4 muestra la ecuación general para este tipo de modelos simplificados (Kottegoda & Rosso, 2008), donde Y es la variable independiente de respuesta, x son las variables dependientes, β son los coeficientes de regresión y ϵ es el error asociado a la observación.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_{p-1} x_{p-1} + \epsilon \quad \text{Ecuación 2.4}$$

Esta ecuación puede ser escrita matricialmente como se muestra en la Ecuación 2.5. Los valores de los coeficientes de regresión se pueden estimar mediante procesos numéricos iterativos que reduzcan el error, o con la fórmula general para modelos lineales con el método de mínimos cuadrados mostrada en la Ecuación 2.6

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad \text{Ecuación 2.5}$$

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad \text{Ecuación 2.6}$$

Estos modelos pueden servir para realizar estimaciones rápidas y con bajo coste computacional, pero como se mencionó anteriormente, la relación altamente no lineal de la respuesta dinámica con los factores ambientales ocasiona que sea conveniente utilizar modelos de mayor complejidad. Se ha demostrado que los modelos ARX proveen una buena predicción al relacionar las frecuencias modales con las temperaturas medidas (Delgadillo et al., 2017; Bart Peeters & De Roeck, 2000). Estos modelos se pueden entender como MLRM que tienen como variables independientes a valores pasados de las variables analizadas que han sido determinadas por medición.

Por ejemplo, en el caso de la construcción de un modelo que relacione una frecuencia con la temperatura, la variable dependiente sería la frecuencia en el instante t , y las variables dependientes serían la misma frecuencia medida en instantes $t-1$, $t-2$, hasta $t-n_a$, y las temperaturas medidas en los instantes $t-n_t$, $t-n_t-1$, hasta $t-n_t-n_b+1$. De esta manera el modelo considera que la frecuencia en un instante dado depende de las características en instantes anteriores, modelando de esta forma la inercia térmica de la estructura, estableciendo correlaciones entre el pasado y el presente (Nguyen et al., 2014). Para la realización de estos modelos se deben estimar los parámetros n_t , n_b , y n_a . Los dos primeros indican hasta qué tan atrás en el tiempo se puede considerar una correlación entre el estado actual y el pasado y el tercero indica el retraso con el que la variable independiente ocasiona un cambio en la dependiente, y deben ser estimados mediante procesos iterativos que optimicen el modelo (Bart Peeters & De Roeck, 2000). La expresión general de estos modelos se muestra en la Ecuación 2.7, donde y_k es la variable dependiente de salida, u_k es la variable de entrada y e_k es el ruido o error en la medición, en el tiempo k .

$$a_0 y_k + a_1 y_{k-1} + \dots + a_{n_a} y_{k-n_a} = b_1 u_{k-n_k} + \dots + b_{n_b} u_{k-n_k-n_b+1} + e_k \quad \text{Ecuación 2.7}$$

Debido a que los modelos lineales algunas veces no pueden reflejar de manera suficientemente precisa las relaciones estudiadas, modelos más complejos, polinómicos y no lineales también pueden ser una opción para realizar estas estimaciones (Moughty & Casas, 2017). Para esto, se pueden desarrollar modelos ARX no lineales e implementarlos para obtener una predicción más adecuada. La expresión mostrada en la Ecuación 2.8 define este tipo de modelos. En este caso, la función f es una función no lineal estimada mediante métodos numéricos iterativos (Zhang & Ljung, 2004).

$$y_k = f[y_{k-1}, \dots, y_{k-n_a}, u_{k-n_k}, u_{k-n_k-n_b+1}] + e_k \quad \text{Ecuación 2.8}$$

Una vez que se desarrolla un modelo predictivo adecuado con los datos de una etapa de entrenamiento, se pueden definir rangos de confiabilidad en la predicción de los valores futuros de la variable de salida. El error en esta predicción puede ser limitado por intervalos de confianza entre los que se considera que este puede estar sin que haya cambios no considerados por las variables de entrada medidas. Para el caso de la detección de daño, el modelo predice las futuras frecuencias naturales, conociéndose los factores ambientales, y si la frecuencia medida escapa de estos rangos definidos,

es probable que haya ocurrido daño debido a que se han presentado cambios que no se deben a las variables de entrada consideradas (Bart Peeters & De Roeck, 2000). La Ecuación 2.9 indica una forma para estimar estos intervalos de confianza, donde \tilde{y} es el valor medio de la variable de salida durante la etapa de entrenamiento, σ_y es la desviación estándar del error o residuo de la predicción, y $t_{\alpha/2}$ es un factor obtenido de la distribución de probabilidad de T-Student (Bart Peeters & De Roeck, 2000).

$$[\tilde{y} - t_{\alpha/2}\sigma_y, \tilde{y} + t_{\alpha/2}\sigma_y] \quad \text{Ecuación 2.9}$$

2.3.2.2. *Análisis de Componentes Principales (PCA)*

Existen también métodos basados en el reconocimiento de patrones de cambios en las frecuencias que permiten la separación de cambios ocurridos por efectos ambientales y daño estructural. Esto puede ser logrado mediante el análisis de componentes principales (PCA) o análisis de factores (FA) (Moughty & Casas, 2017). El primero será tratado y descrito a continuación, por haber demostrado buenos resultados con fines de detección de daño mediante monitoreo dinámico (Reynders, Wursten & De Roeck, 2014).

PCA es un método estadístico que utiliza la información redundante de un conjunto de variables correlacionadas y las transforma en un nuevo conjunto de variables no correlacionadas, reduciendo la dimensionalidad del problema (Penha & Hines, 2001). Puede ser interpretado como proyectar los datos \mathbf{X} de una dimensión alta, con cada muestra representada como \mathbf{x}_i , en un nuevo espacio simplificado y de menor dimensionalidad utilizando una matriz de transformación \mathbf{P} (Mujica et al., 2011). Por ejemplo, si se tuvieran datos dispersos en tres dimensiones que forman de manera aproximada un plano inclinado, luego de ser aplicada la transformación, el nuevo espacio de estudio sería un espacio bidimensional limitado por el plano generado por los datos.

Para el caso del problema de detección de daño, el número de variables, el número de frecuencias naturales, es la dimensión del problema; por lo tanto, el número de componentes principales utilizadas en el modelos debe ser menor que el número de frecuencias estudiadas (Villamizar et al., 2014). Se utiliza una matriz de datos con las frecuencias detectadas obtenidas mediante identificación modal para construir un modelo de dimensionalidad reducida. El modelo puede ser desarrollado con los datos de solo salida, es decir, sin conocer las variables ambientales correlacionadas con las frecuencias, ya que esta correlación puede ser predicha sin información de la variable de entrada a la que se responde, (Reynders et al., 2014). De esta manera, los modelos de PCA minimizan la influencia de factores externos, como la temperatura, y también de variables desconocidos o no medidas como la humedad, viento e intensidad de las vibraciones, ya que estas presentan un patrón de correlación que puede ser detectado durante la etapa de entrenamiento del modelo (Magalhães et al., 2012).

Una vez que el modelo de PCA ha sido desarrollado en la etapa de entrenamiento, la variación en la etapa de validación con respecto a lo que puede ser esperado debido a los factores que influenciaron la primera etapa puede ser cuantificado utilizando principalmente dos parámetros estadísticos: Q y T^2 de Hotelling. De esta manera, el

modelo puede ser usado en los nuevos datos medidos para detectar cambios debido a daño estructural que no estaba presente durante la etapa de entrenamiento.

El parámetro Q mide la falta de ajuste del modelo respecto a los nuevos datos que no pueden ser explicados con el modelo desarrollado (Penha & Hines, 2001). Indica qué tan bien se aproxima cada muestra a lo predicho por el modelo al medir el residuo entre la muestra y su proyección sobre el espacio simplificado. Puede ser calculado con la Ecuación 2.10 (Mujica et al., 2011).

$$Q = \mathbf{x}_i(\mathbf{I} - \mathbf{P}\mathbf{P}^T)\mathbf{x}_i^T \quad \text{Ecuación 2.10}$$

Por otro lado, el parámetro T^2 de Hotelling mide la variación de la nueva muestra dentro del modelo de PCA desarrollado. Es una generalización del parámetro t de Student (Mujica et al., 2011), y puede ser calculado con la expresión indica en la Ecuación 2.11, donde \mathbf{L} es una matriz diagonal que representa la covarianza de la matriz transformada de datos nuevos. Los cambios ocurridos en la estructura que no se deben a factores ambientales y operacionales pueden ser detectados calculando estas estadísticas y comparándolas con las obtenidas durante el período de entrenamiento (Penha & Hines, 2001).

$$T^2 = \mathbf{x}_i\mathbf{P}\mathbf{L}^{-1}\mathbf{P}^T\mathbf{x}_i^T \quad \text{Ecuación 2.11}$$

Cuando la correlación entre variables medidas y desconocidas es altamente no lineal, los modelos PCA lineales pueden no funcionar correctamente y no detectar fallas. También se han desarrollado métodos PCA no lineales. Uno de estos métodos se conoce como Kernel PCA. Considera el hecho de que a veces las correlaciones entre variables no se encuentran en dimensiones inferiores, sino que pueden encontrarse en un nuevo espacio, posiblemente de mayor dimensión (Alcala & Qin, 2010; Azzara et al., 2018). Una vez que se identifica el nuevo espacio, se pueden calcular los índices de variación para detectar fallas (Reynders et al., 2014). Además del índice T^2 descrito anteriormente, el índice SPE se define como la norma al cuadrado de los componentes residuales (Alcala & Qin, 2010) y se puede calcular con la expresión de la Ecuación 2.12.

$$SPE = \mathbf{x}_i^T\mathbf{P}\mathbf{P}^T\mathbf{x}_i \quad \text{Ecuación 2.12}$$

2.3.2.3. *Redes Neuronales Convolucionales*

Las CNN han sido utilizadas para detectar daño debido a que permiten la detección de patrones característicos de las vibraciones durante un período de entrenamiento del modelo (C. R. Farrar & Worden, 2012). A diferencia de los métodos anteriormente tratados, este es clasificado como un método no paramétrico debido a que es utilizado con los datos en bruto de la aceleración, omitiendo el tiempo y costo computacional requerido en el proceso de identificación modal (Abdeljaber et al., 2017).

Estos modelos están compuestos por distintas capas ocultas en las que los datos son procesados mediante convoluciones que realizan transformaciones matemáticas para predecir o etiquetar valores futuros, extrayendo las características de interés del conjunto de datos (Elshafey, Haddara & Marzouk, 2010). Los valores predichos son comparados con las mediciones en una etapa de entrenamiento para refinar el modelo

con procesos iterativos. Para esto, un modelo de CNN debe tener una arquitectura de capas que realizan operaciones como normalización, reducción de dimensionalidad y regresiones. Un ejemplo de arquitectura de una CNN se muestra en la Figura 2.10. Esta toma como datos de entrada una imagen caracterizada por la combinación de los valores RGB de cada píxel, y pasa por seis capas ocultas, que van reduciendo la dimensionalidad de los datos, manteniendo únicamente las características de interés para la clasificación, y que finalmente otorga un vector de salida que clasifica la imagen (Abdeljaber et al., 2017).

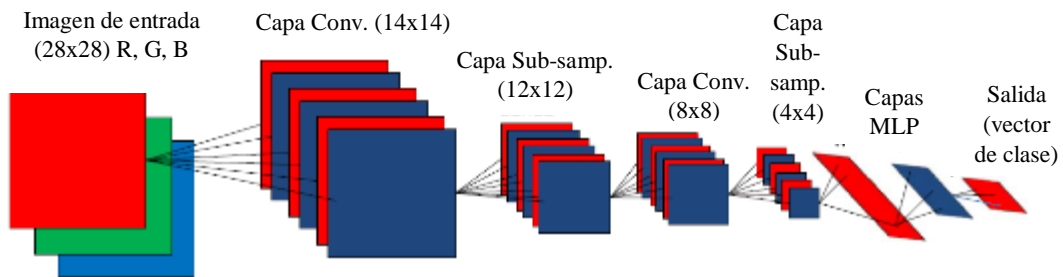


Figura 2.10: Ejemplo de arquitectura de una CNN convencional (Abdeljaber et al., 2017)

2.3.3. Casos de Estudio

En esta sección se mencionarán y describirán diferentes casos de estudio realizados alrededor del mundo con el fin de identificar daño con algunas de las metodologías explicadas anteriormente. Se comentarán los resultados obtenidos y las dificultades que afrontaron. Adicionalmente, se buscará enfatizar en el reducido número de casos de estudio de detección de daño en construcciones históricas de tierra.

2.3.3.1. Puente Z24

El puente Z24 en Suiza es uno de los casos de identificación de daño más emblemáticos. Este puente, antes de ser demolido fue instrumentado y sometido a ensayos de OMA durante un período de más de un año, luego de lo cual se le fue aplicando daño en distintas etapas. Los escenarios de daño y las fechas en las que fueron realizados se resumen en la Tabla 2.3. La Figura 2.11 muestra una fotografía del puente, y la aplicación del daño en las columnas, ocasionando un asentamiento.

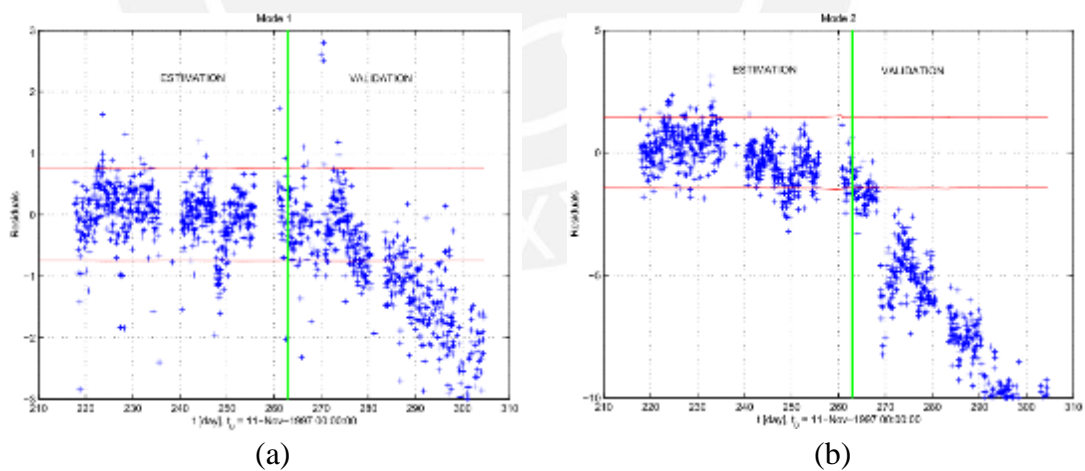


Figura 2.11: Identificación de daño en el puente Z24: (a) fotografía del puente y (b) aplicación de daño por asentamiento en una de las columnas (Maeck & De Roeck, 2003).

Tabla 2.3: Escenarios de daño en el puente Z24 (Adaptado de Maeck & De Roeck, 2003)

| # del Escenario | Fecha | Descripción del escenario |
|-----------------|----------|---------------------------------|
| 1 | 04/08/98 | Primera medida de referencia |
| 2 | 09/08/98 | Segunda medida de referencia |
| 3 | 10/08/98 | Asentamiento de columna de 20mm |
| 4 | 12/08/98 | Asentamiento de columna de 40mm |
| 5 | 17/08/98 | Asentamiento de columna de 80mm |
| 6 | 18/08/98 | Asentamiento de columna de 95mm |
| 7 | 19/08/98 | Giro de la cimentación |
| 8 | 20/08/98 | Tercera medida de referencia |

Bart Peeters & De Roeck, (2000) realizaron un estudio de la influencia de las variaciones ambientales en el puente antes de ser dañado, con el fin de detectar la aparición del mismo luego de los escenarios de daño. Se tomaron las medidas de las frecuencias naturales y la temperatura, pero surgió el problema de que era muy difícil desarrollar un modelo estadístico adecuado si se consideraban todos los datos. Esto se debió a que durante el ciclo de hielo y deshielo se producía el congelamiento de los apoyos, ocasionando una relación no lineal de comportamiento muy difícil de predecir. Por estas razones, se optó por eliminar la parte de la data en la que se llegaban a temperaturas bajo cero de los datos de entrenamiento. Entonces, se desarrollaron modelos ARX lineales para predecir las futuras frecuencias naturales conociendo la temperatura. Se definieron intervalos de confianza del 95% y cuando el error en la predicción escapaba de estos límites, se pudo concluir que había ocurrido daño estructural. Estos límites y la variación de los errores entre lo predicho y lo medido se puede observar en la Figura 2.12. Se observa que los modelos desarrollados logran detectar de manera adecuada la ocurrencia de daño, al exceder los residuos a los límites establecidos por los intervalos de confianza. Esta variación es más pronunciada en el segundo modo (Figura 2.12.b), lo que significa que el daño aplicado tiene una mayor influencia en esta forma de vibrar de la estructura.



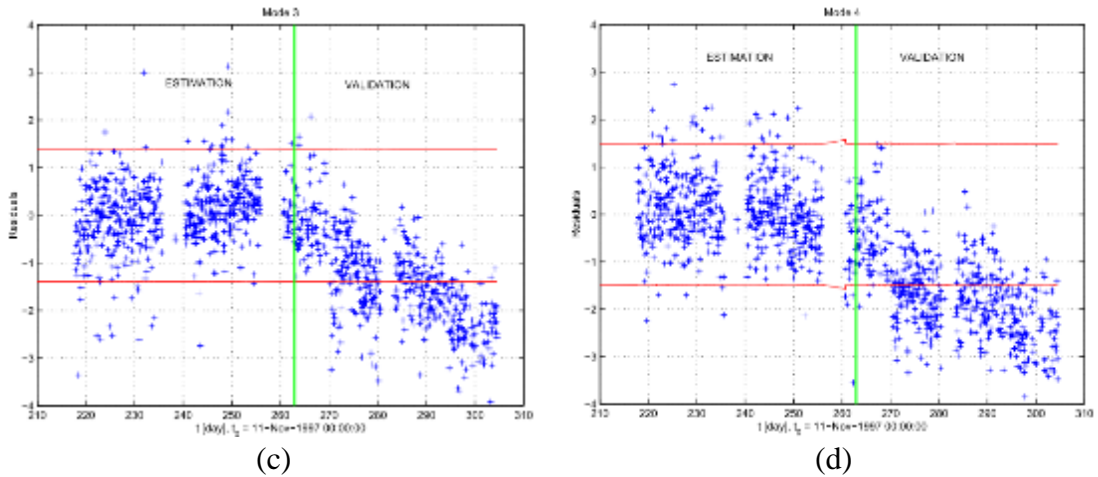


Figura 2.12: Detección de daño en el puente Z24 utilizando modelos ARX lineales: residuos e intervalos de confianza al 95% en la (a) primera, (a) segunda, (b) tercera y (d)cuarta frecuencia identificada (Bart Peeters & De Roeck, 2000)

Reynders et al. (2014) realizaron un estudio en el que pudieron realizar la detección de daño en el puente Z24 utilizando modelos de PCA. Este método eliminaba las componentes ambientales y operacionales de la medición, siendo necesaria únicamente la medición de los factores sensibles al daño y no la medición de las temperaturas u otros factores. En este caso se comparó el método clásico de PCA con una variación no lineal denominada Kernel PCA. A diferencia del modelo ARX, en se consideraron los datos completos, es decir, también los ciclos de hielo-deshielo de marcado comportamiento no lineal. La Figura 2.13 muestra los resultados de la identificación de daño. Los puntos azules corresponden a la parte de entrenamiento del modelo en un estado sin daño, los puntos verdes corresponden a una parte de validación sin daños y los puntos rojos corresponden a la parte luego de ocurrido el daño. Se puede observar en la Figura 2.13.a los resultados del análisis con un modelo de PCA lineal, observándose picos altos en la parte de entrenamiento ocasionados por ciclos de hielo y deshielo. Esto podría ocasionar la confusión de estos ciclos como daño estructural, o ignorar el daño, especialmente en los primeros estados, por presentar variaciones de la magnitud encontrada en el período sin daño. Por otro lado, se observa en la Figura 2.13.b que el modelo de Kernel PCA reduce de manera significativa los errores detectados durante la primera etapa. Esto resultó un modelo muy adecuado para realizar las predicciones utilizando únicamente los datos de las frecuencias naturales, siendo fácil identificar los daños, por errores en la estimación.

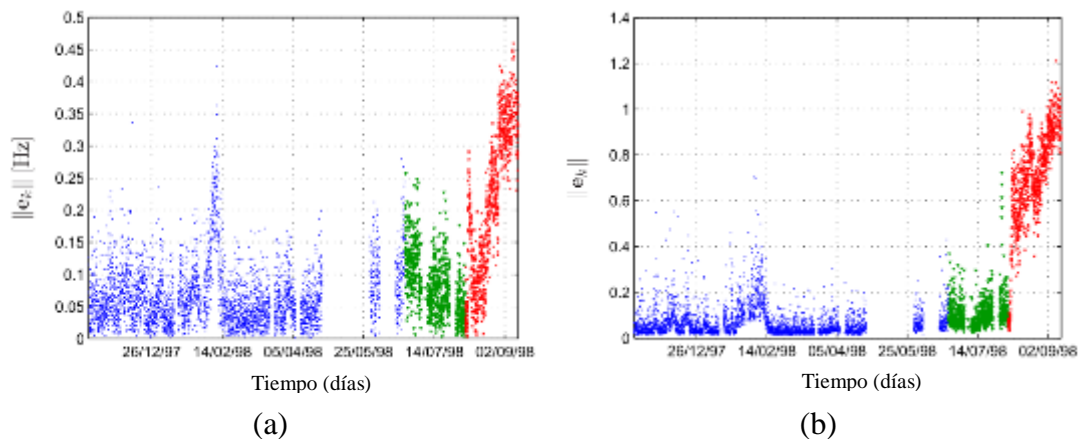


Figura 2.13: Detección de daño en el puente Z24 utilizando (a) PCA lineal y (b) Kernel PCA

2.3.3.2. Puente Henrique Infante

Magalhães et al. (2012) realizaron la detección automatizada de daño en el puente en arco Henrique Infante (Figura 2.14.a) ubicado en la ciudad de Porto, Portugal, al tomar mediciones durante más de dos años. Se instrumentó el puente con acelerómetros y sensores de temperatura en cuatro secciones diferentes respectivamente según el croquis mostrado en la Figura 2.14.b para realizar el monitoreo frente a vibraciones ambientales considerando el efecto de los cambios de temperatura. Estos sensores fueron utilizados para obtener los datos de estimación durante la etapa de entrenamiento de los modelos y posteriormente realizar predicciones frente a escenarios de daño.

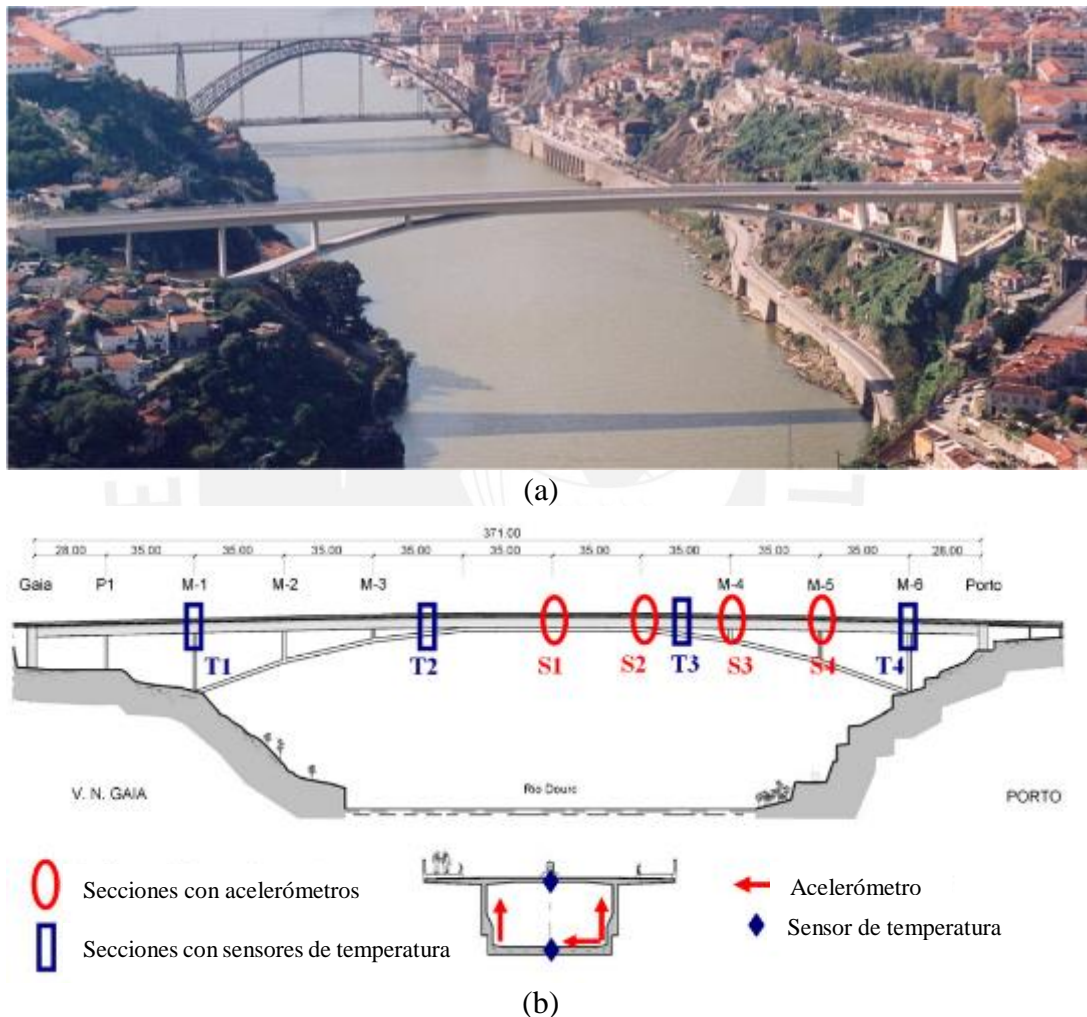


Figura 2.14: Puente Henrique Infante: (a) fotografía del puente y (b) croquis del puente con el sistema de monitoreo implementado (Magalhães et al., 2012)

Se estudió la variación de los parámetros debido a la operatividad de la estructura y los cambios ambientales. La Figura 2.15.a muestra las doce frecuencias naturales identificadas utilizando procedimientos de identificación modal basadas en métodos FDD y SSI-cov. En la Figura 2.15.b se muestra un acercamiento a la tercera frecuencia natural, observándose la variación que presenta en el tiempo por los cambios de temperatura y las distintas cargas a las que está sometida a lo largo del día, que ocasionan cambios en la masa de la estructura. En esta figura también se observan tres modelos predictivos ARX de diferente complejidad. El modelo SM3 es el que

proporciona una predicción más precisa de la variación de esta frecuencia. Estos modelos regresivos fueron desarrollados para cada una de las frecuencias naturales identificadas con el fin de explicar las variaciones de estos parámetros durante la etapa de operatividad del puente y fueron utilizados posteriormente en conjunto con modelos de PCA para la detección de daño.

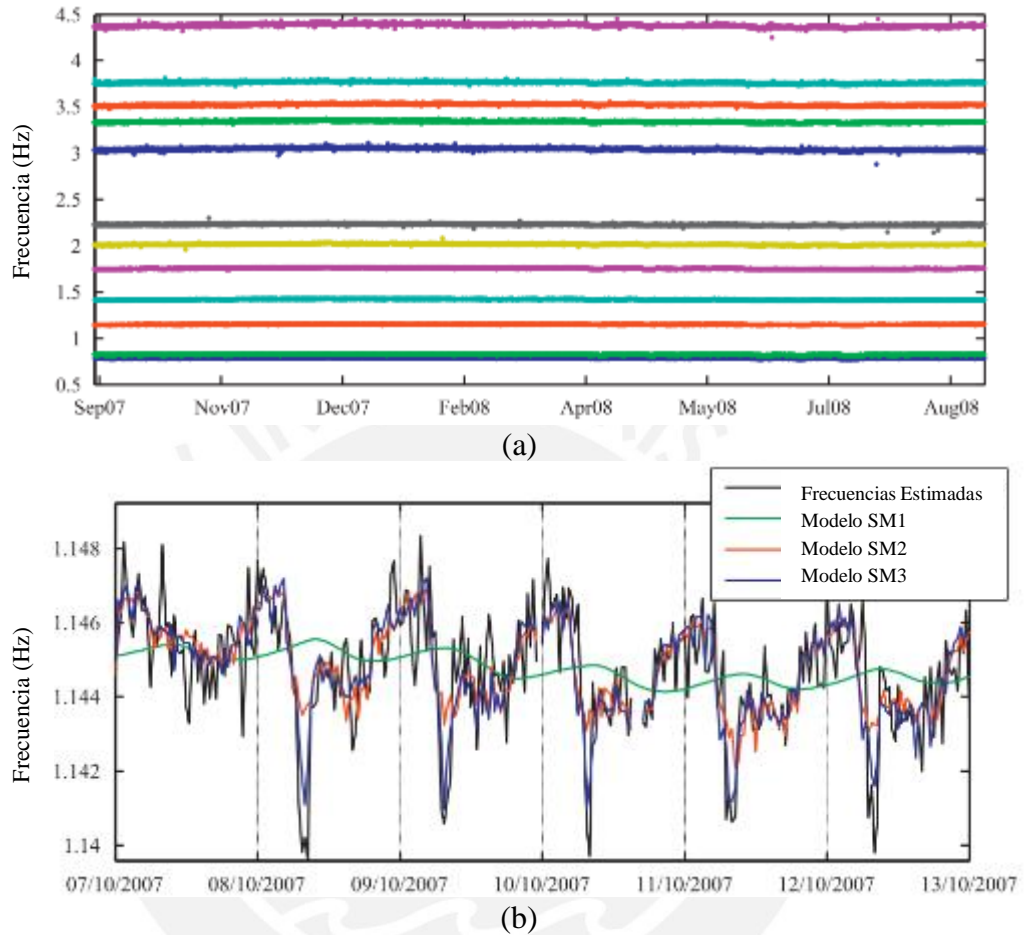


Figura 2.15: Monitoreo dinámico en el puente Henrique Infante: (a) frecuencias naturales identificadas y (b) modelos ARX de la tercera frecuencia en función de la temperatura (Magalhães et al., 2012)

En este caso, los escenarios de daño fueron simulados mediante métodos numéricos en los 4 puntos y extensiones indicadas en la Figura 2.16. Finalmente, se utilizaron los modelos ARX para eliminar el efecto de los cambios de temperatura de las frecuencias naturales. Con esta respuesta dinámica procesada se utilizó un modelo de PCA para los 5 escenarios simulados. La Figura 2.17 muestra la estadística T^2 de Hotelling para estos escenarios. En los casos del daño simulado, el tiempo de aplicación del mismo se limita por la línea vertical punteada. Se observa que los modelos desarrollados son capaces de detectar con adecuada precisión la ocurrencia del daño en el puente.

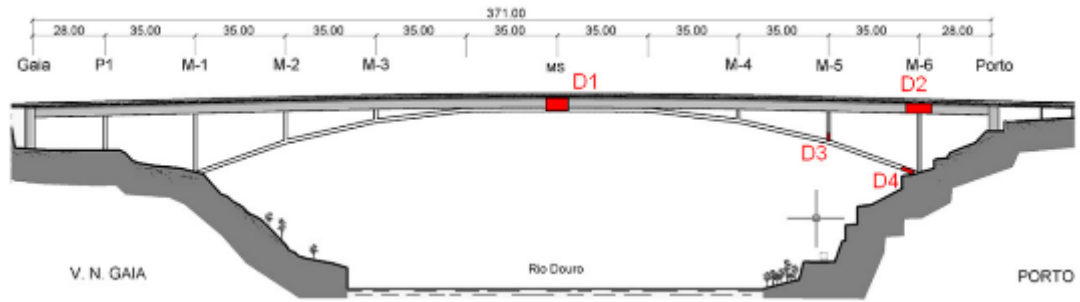


Figura 2.16: Escenarios de daño simulados mediante métodos numéricos en el puente Henrique Infante (Magalhães et al., 2012)

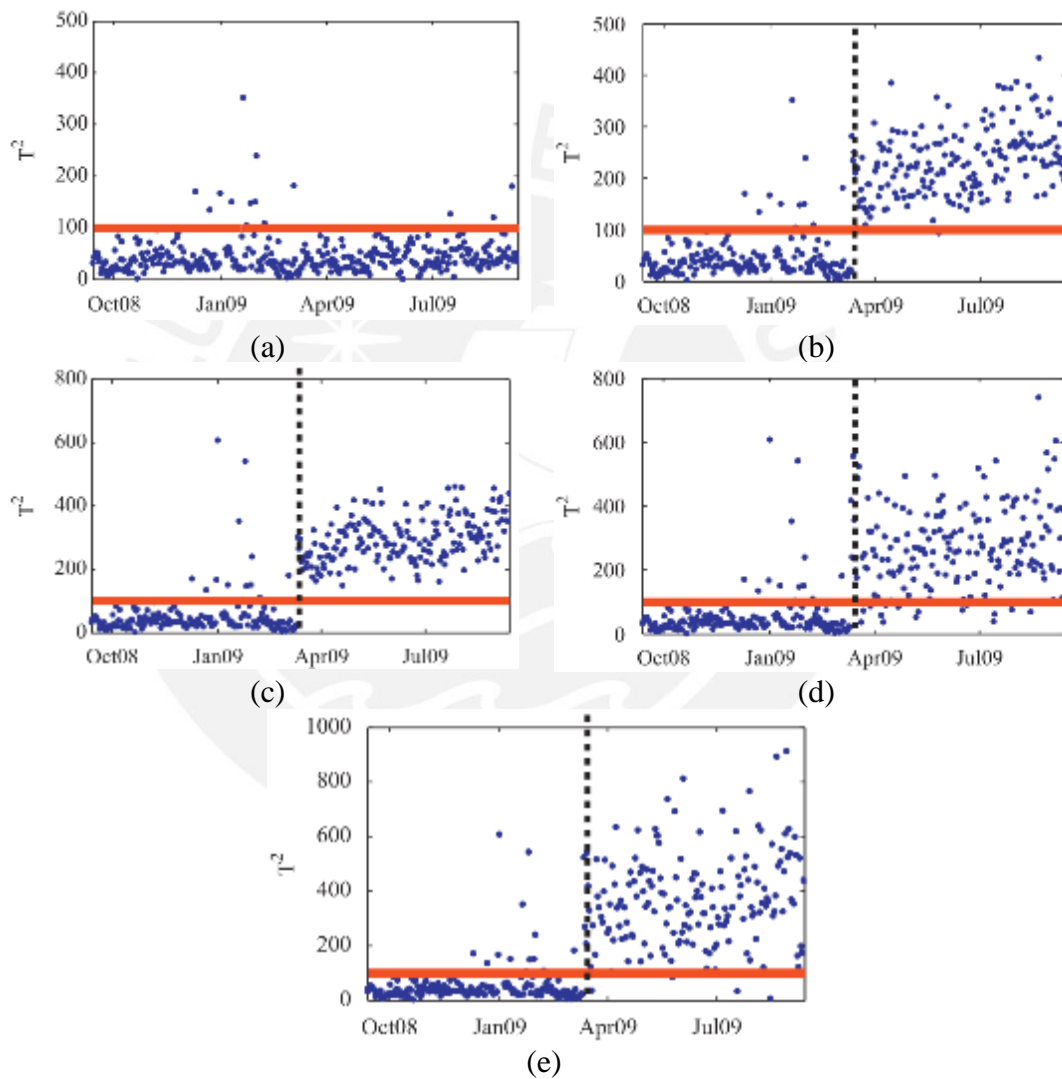


Figura 2.17: Detección de daño con modelos de PCA en el puente Henrique Infante para 5 escenarios simulados: (a) estado sin daño, (b) DS1, (c) DS2, (d) DS3 y (e) DS4 (Magalhães et al., 2012)

2.3.3.3. Componente de Turbina de Aeronave

Los sistemas de identificación de daño en ingeniería aeronáutica basados en monitoreo dinámico han sido ampliamente estudiados. Villamizar et al. (2014) realizaron estudios de identificación de daño en un componente de turbina de aeronave, implementando un sistema de SHM y algoritmos de PCA. El espécimen utilizado para los ensayos es la cuchilla de la turbina mostrada en la Figura 2.18.

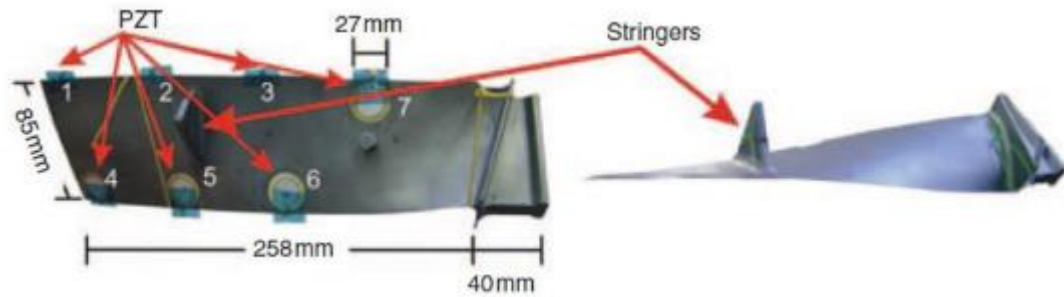


Figura 2.18: Especimen de turbina de aeronave para la obtención de los datos experimentales (Villamizar et al., 2014)

Se construyó una matriz con el conjunto de datos obtenido de las mediciones de vibraciones en el estado sin daño, con lo que se entrenaron y desarrollaron modelos de PCA. Los datos utilizados para el entrenamiento del modelo son etiquetados como datos originales, y los datos del caso sin daño y nueve escenarios de daño fueron utilizados para la validación del modelo. Los resultados son presentados en la

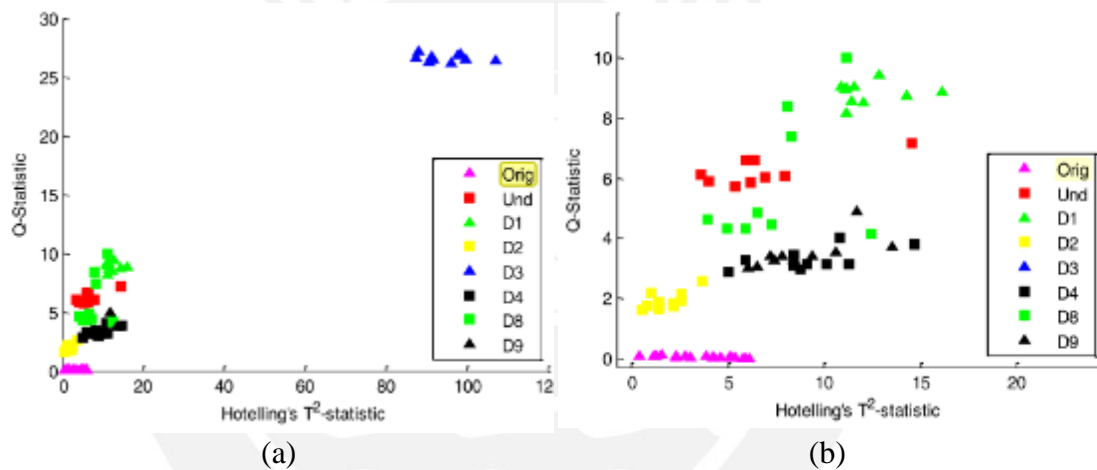
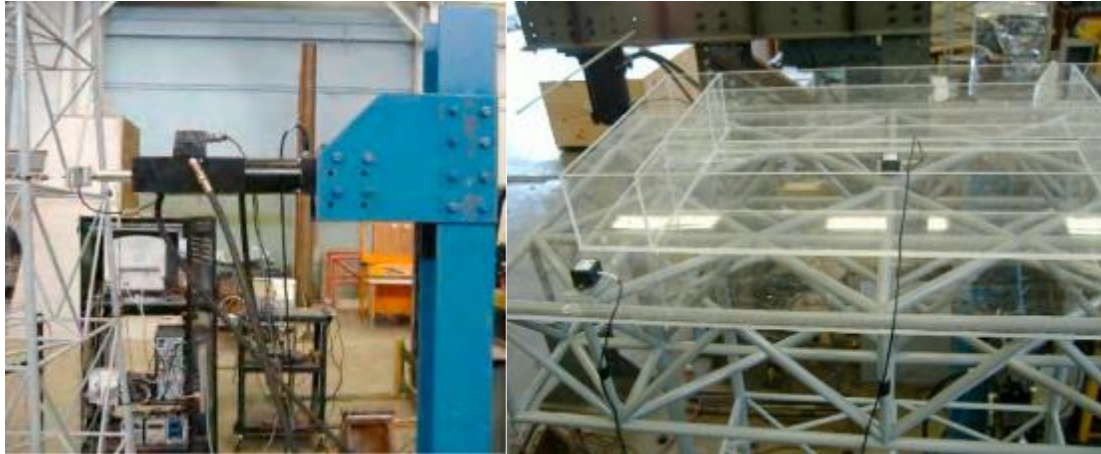


Figura 2.19: Correspondencia entre los parámetros estadísticos T^2 y Q para la detección de daño: (a) para todos los escenarios de daño y (b) con acercamiento (Villamizar et al., 2014)

2.3.3.4. Estructura Marítima

Otra aplicación ampliamente difundida de los sistemas de SHM es en estructuras marítimas como plantas petroleras. Elshafey et al. (2010) realizaron la detección de daño en una estructura destinada a una plataforma marítima utilizando modelos de redes neuronales apoyados en la técnica de decrecimiento aleatorio (RD). Se construyó la estructura a escala en el laboratorio (Figura 2.20.a) y se instrumentó la plataforma con acelerómetros (Figura 2.20.b). Luego de esto, se tomaron las mediciones de aceleración en bruto, siendo posible prescindir de la identificación de los parámetros modales, gracias a que la técnica utilizada basada en redes neuronales es un método no paramétrico.



(a) (b)
 Figura 2.20: Estructura marítima ensayada: (a) estructura en el laboratorio y (b) plataforma instrumentada con acelerómetros (Elshafey et al., 2010)

La arquitectura del modelo de redes neuronales desarrollado para la detección de daño en la estructura se muestra en la Figura 2.21. Esta toma como parámetros de entrada los desplazamientos y velocidades obtenidas a partir de las señales de aceleraciones procesadas con la técnica de RD. Luego, ingresa en una capa oculta que calcula un único valor de un parámetro indicador de daño denominado N . La red fue entrenada durante la etapa sin daños de la estructura para poder predecir el comportamiento dinámico y detectar errores ocasionados por la aparición de daño estructural.

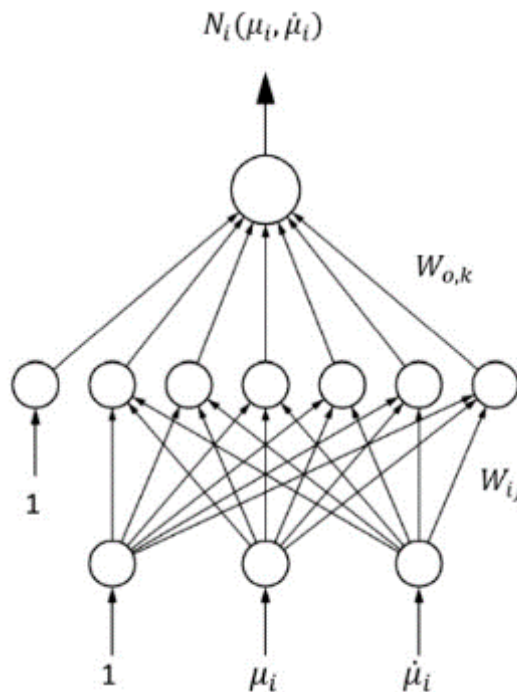


Figura 2.21: Arquitectura de la red neuronal utilizada (Elshafey et al., 2010)

La estructura fue sometida a vibraciones forzadas con dos tipos de señales de excitación: ruido blanco y señal aleatoria de Pierson-Moskowitz. A continuación, se realizaron diferentes escenarios de daño en laboratorio con el fin de determinar si el modelo de redes neuronales es capaz de detectarlo. La Figura 2.22.a muestra la variación del indicador N al aplicarse daño en uno de los miembros de la estructura y

someterla a una señal de ruido blanco. Se observa que el parámetro se aleja del obtenido para la etapa sin daños conforme la magnitud del daño aumenta. En la Figura 2.22 se muestra la variación de este parámetro al someter a la estructura a daño en su base, soltando los pernos de anclaje de la misma y excitándola con una señal aleatoria de Pierson-Moskowitz. Se observa que en este caso el daño es fácilmente detectable a partir del aflojamiento de dos de los pernos de la base. Se puede concluir que la facilidad del modelo para detectar los daños depende de la señal que excita la estructura y de la magnitud del daño aplicado.

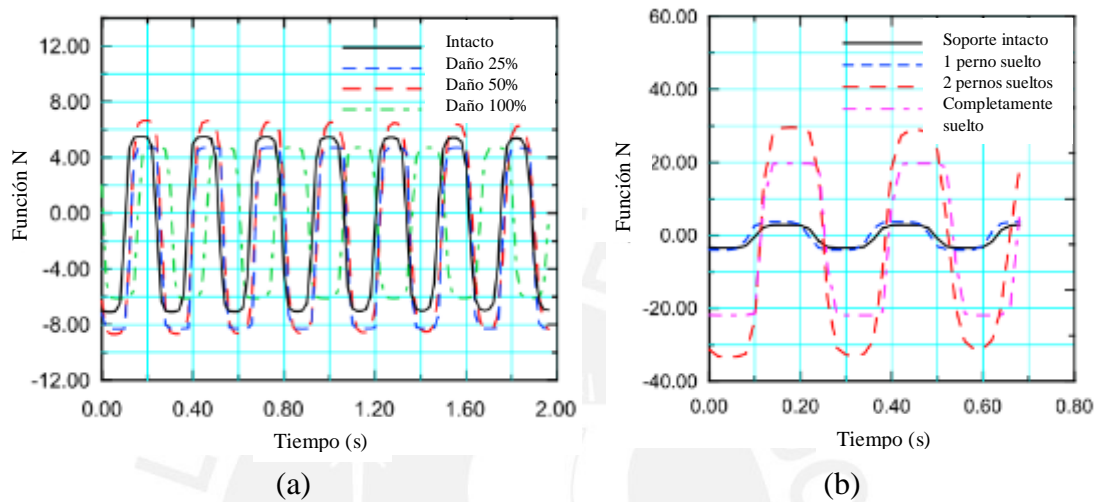


Figura 2.22: Comparación del indicador de daño N en diferentes escenarios de daño: (a) miembro dañado y estructura sometida a ruido blanco y (b) daños en la base y estructura sometida a carga aleatoria de Pierson-Moskowitz (Elshafey et al., 2010)

2.3.3.5. Torreo de Mampostería de Mogadouro

Entre el limitado número de investigaciones de identificación de daño en construcciones históricas de daño, se tiene el estudio realizado por L F Ramos & Lourenço (2007). En este caso, se estudió la torre de reloj de Mogadouro (Figura 2.23.a) ubicada en la ciudad del mismo nombre en el noreste de Portugal y hecha de mampostería. Esta torre se encontraba dañada en gran medida por el paso del tiempo y la falta de mantenimiento, como se observa en las grietas en la Figura 2.23.b. Por esta razón, se realizó la evaluación estructural utilizando modelos de elementos finitos calibrados con resultados de ensayos de OMA y el posterior reforzamiento de la estructura (Figura 2.23.c).



Figura 2.23: Torre de reloj de Mogadouro: (a) y (b) vista de la torre dañada antes de la intervención y (c) la torre después de los trabajos de reforzamiento (L F Ramos & Lourenço, 2007)

Luego de las labores de mantenimiento, se instaló un sistema de monitoreo a largo plazo con acelerómetros y ensayos de OMA. Para esto, se colocaron acelerómetros y sensores de temperatura y humedad relativa como se muestran en la Figura 2.24.a y b, con el fin de desarrollar modelos que relacionen las frecuencias naturales identificadas con las variaciones de los factores ambientales medidos. Esta señal fue procesada utilizando una rutina desarrollada en LabVIEW (National Instruments, 2006) basada en el método SSI como se muestra en la Figura 2.24.c.

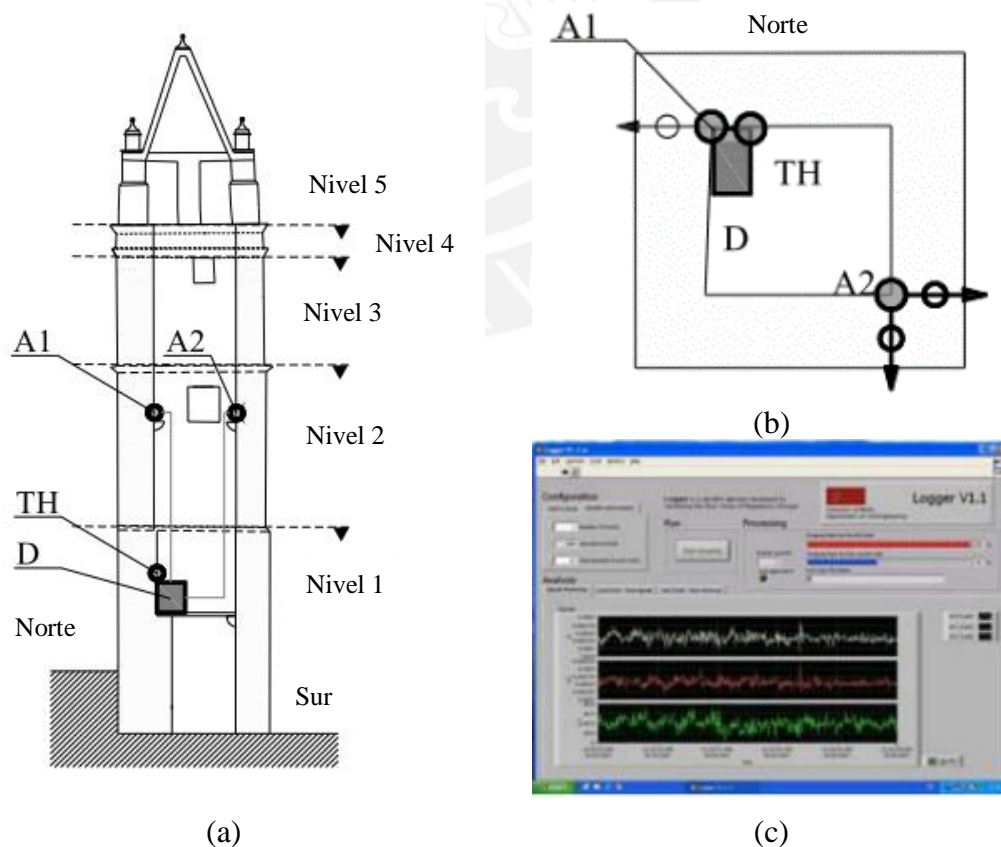


Figura 2.24: Sistema de monitoreo de la torre de Mogadouro: (a) y (b) ubicación de los sensores y (c) software de procesamiento de la señal (L F Ramos & Lourenço, 2007)

Finalmente, con los datos obtenidos experimentalmente se desarrollaron modelos ARX predictivos para las frecuencias naturales. La Figura 2.25.a muestra la variación en el tiempo de la frecuencia natural normalizada, junto a los valores predichos por el modelo ARX desarrollado. Se observa que existe un adecuado ajuste y aproximación entre lo predicho y lo medido experimentalmente. Por otro lado, en la Figura 2.25.b se observan la distribución de residuos o errores en la predicción, así como los límites establecidos por intervalos de confianza al 95%.

Se observa que el error entre las frecuencias medidas y predichas luego de la intervención en la torre se encuentran dentro de los rangos aceptables definidos por el modelo predictivo, lo que significa que no se ha producido daño hasta el momento. El sistema de monitoreo a largo plazo tiene la finalidad de tomar y procesar de manera continua estos datos, con el fin de que, de producirse daño, este pueda ser detectado en el estado más temprano posible, excediendo los errores a los intervalos de confianza. De esta manera, se busca facilitar una intervención oportuna y evitar que la magnitud del mismo incremente por falta de mantenimiento como ha ocurrido en el pasado.

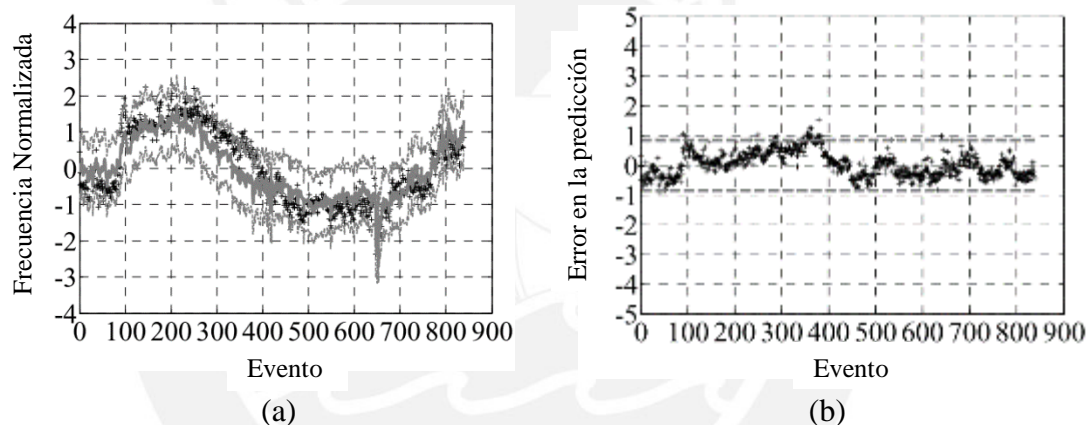


Figura 2.25 Detección de daño con modelos ARX en la torre de Mogadouro: (a) frecuencias predichas por el modelo y (b) errores en la predicción e intervalos de confianza (L F Ramos & Lourenço, 2007).

2.3.3.6. Arco y Muro de Mampostería

Otro estudio de identificación de daño en estructuras de mampostería fue el realizado por Luís F Ramos et al. (2006). En este caso, se construyeron réplicas de estructuras históricas en la forma de un muro y una bóveda (Figura 2.26), las cuales fueron instrumentadas con acelerómetros y sensores de temperatura y humedad y posteriormente sometidas a escenarios de daño progresivo con carga incremental en el laboratorio.

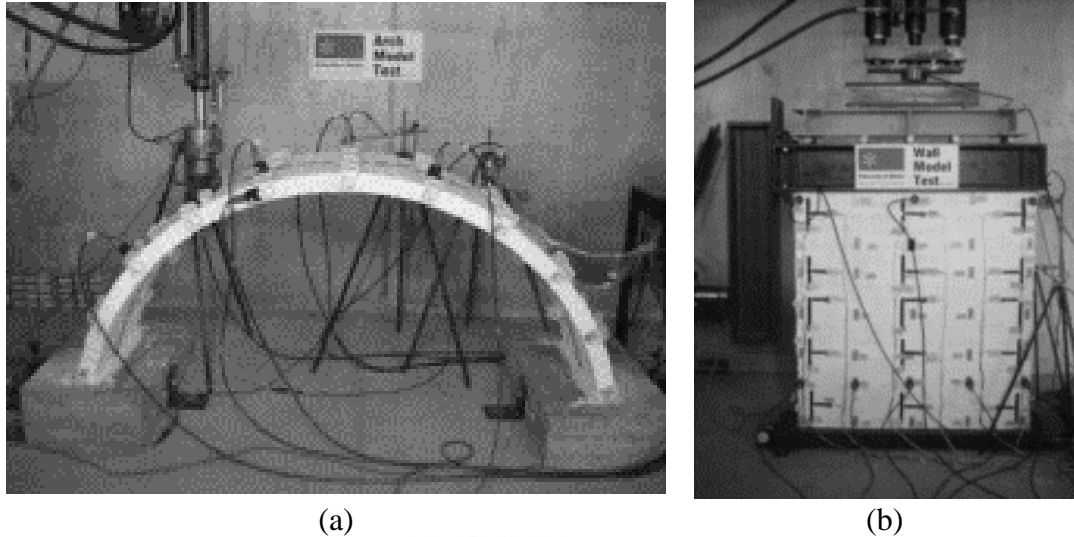


Figura 2.26: Réplicas de estructuras históricas de mampostería para la detección de daño: (a) arco y (b) muro (Luís F Ramos et al., 2006)

Se realizó la identificación de los parámetros modales de las estructuras ensayadas mediante dos métodos SSI distintos, presentándose buenos resultados en ambos. De esta manera, se identificaron 7 modos de vibración en el modelo de arco y 4 en el muro. Finalmente, se evaluó la sensibilidad de las frecuencias naturales frente a la ocurrencia de daño, observándose una reducción significativa en las mismas, especialmente en las frecuencias más bajas. De esta manera, se pudo concluir que estudiando de manera directa las frecuencias naturales mediante un sistema de SHM se puede detectar la aparición de daño estructural.

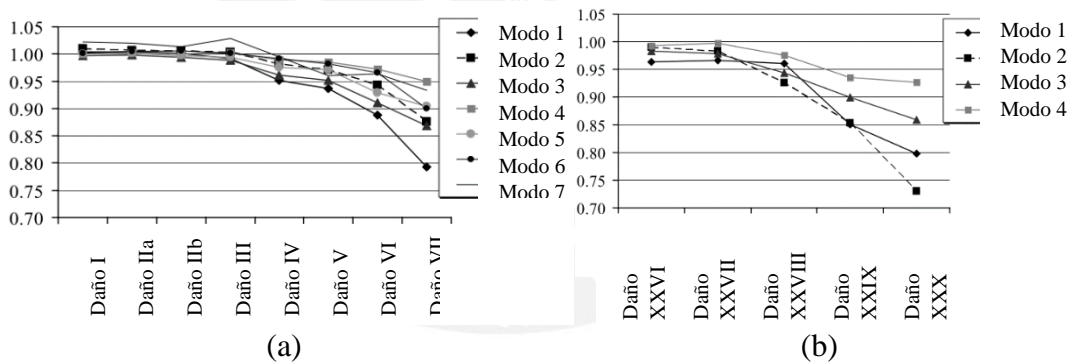


Figura 2.27: Reducción en las frecuencias naturales en comparación con el estado sin daño en (a) el arco y (b) el muro (Luís F Ramos et al., 2006)

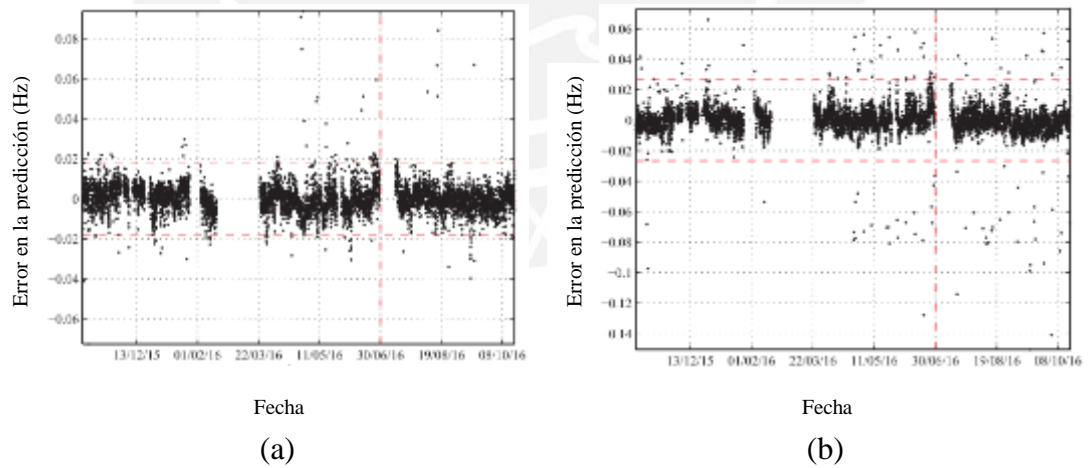
2.3.3.1. Campanario de Mampostería de San Frediano

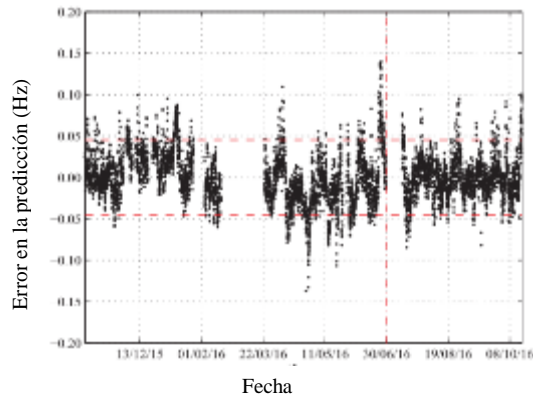
Un reciente estudio realizado por Azzara et al. (2018) estudió la influencia de los factores ambientales en la respuesta dinámica del campanario de mampostería de San Frediano ubicado en Lucca, Italia. Para esto, se instrumentó la torre (izquierda de la Figura 2.28.a) con cuatro estaciones sismométricas triaxiales como la mostrada en la Figura 2.28.b y se registraron medidas de vibraciones y temperatura durante un período de un año. Estos registros fueron procesados utilizando el método de SSI para la identificación de los parámetros modales.



Figura 2.28: Detección de daño en el campanario de San Frediano: (a) La basílica de San Frediano y (b) estación de monitoreo sísmico (Azzara et al., 2018)

A continuación, se construyeron modelos ARX que relacionan las frecuencias medidas con la temperatura para predecir valores futuros de las mismas. El 24 de agosto del 2016, mientras el sistema de SHM de la torre estaba funcionando, se produjo un movimiento sísmico en la localidad italiana de Amatrice de magnitud 6.0, a 400 km del campanario. A pesar de que la señal fue atenuada en gran medida por la distancia, este ocasionó ligeros daños por agrietamiento. La Figura 2.29 muestra los errores en la predicción para las tres primeras frecuencias usando modelos ARX. Se observa que estos errores se encuentran en su mayor parte dentro de los intervalos de confianza, con lo que se puede concluir que estos modelos no son capaces de detectar los daños por ser muy pequeños.





(c)

Figura 2.29: Errores en la predicción con modelos ARX para el campanario de San Frediano: (a) primera, (b) segunda y (c) tercera frecuencia (Azzara et al., 2018)

Finalmente, se desarrollaron modelos de PCA lineales y Kernel no lineales para la detección del daño ocurrido por el terremoto. La Figura 2.30 muestra que los modelos encuentran una ligera desviación en las predicciones una vez que ocurre el movimiento sísmico (puntos verdes), sin embargo este también es pequeño. El modelo de PCA Kernel logra detectar una mayor variación en estas nuevas mediciones después del daño, pero debido a la baja intensidad de las aceleraciones que llegaron hasta el lugar en el que se ubica el campanario, se concluye que este daño es ligero y posiblemente despreciable. Sin embargo, muestra la capacidad del método PCA de alertar incluso en pequeños daños.

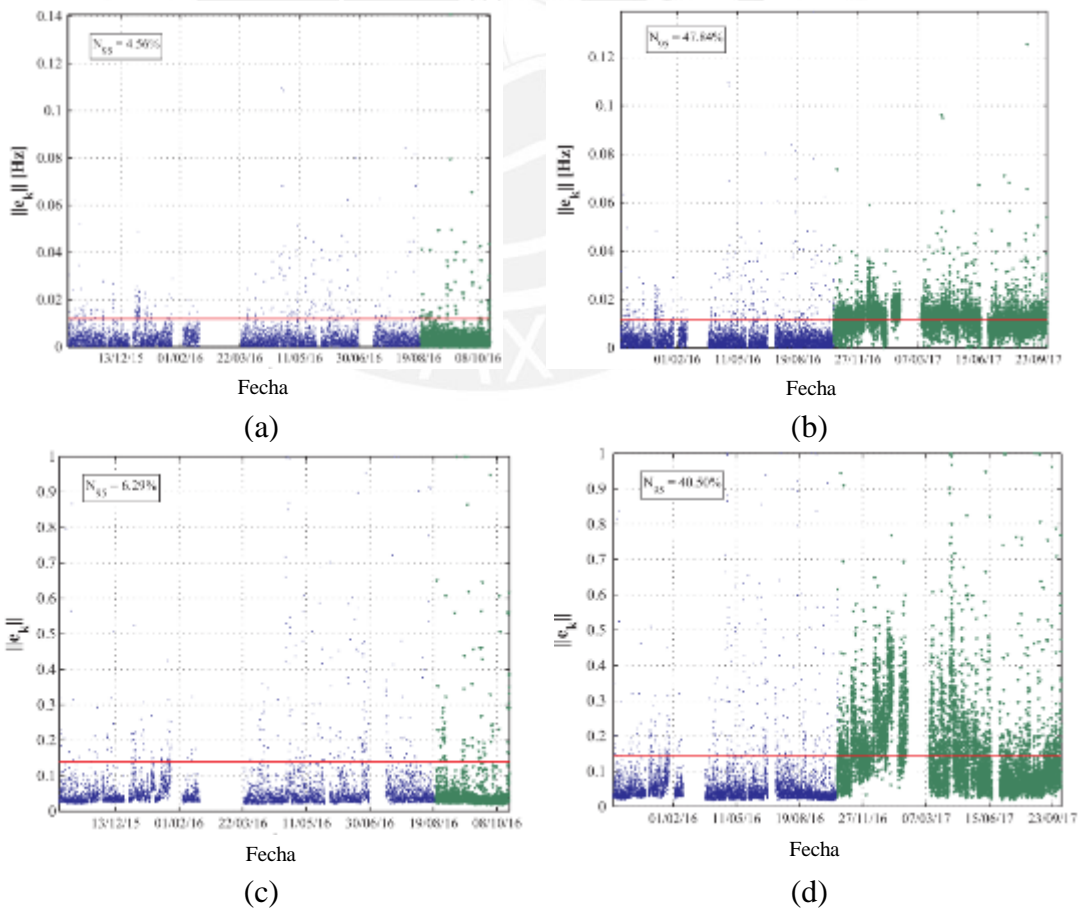


Figura 2.30: Detección de daño en el campanario de San Frediano: modelo de PCA lineal (a) durante todo el tiempo de monitoreo y (b) acercamiento luego del terremoto de Amatrice; y modelo de PCA Kernel (c) durante todo el tiempo de monitoreo y (d) acercamiento luego del terremoto de Amatrice (Azzara et al., 2018)

2.3.3.2. Campanario de Mampostería de San Pietro

Finalmente, se presenta el caso de estudio del campanario de Mampostería de San Pietro (Figura 2.31.a) en Perugia, Italia . Este fue instrumentado con un sistema de SHM (Figura 2.31.b), con acelerómetros y sensores de temperatura en humedad (A , T y ϕ respectivamente, en el esquema).

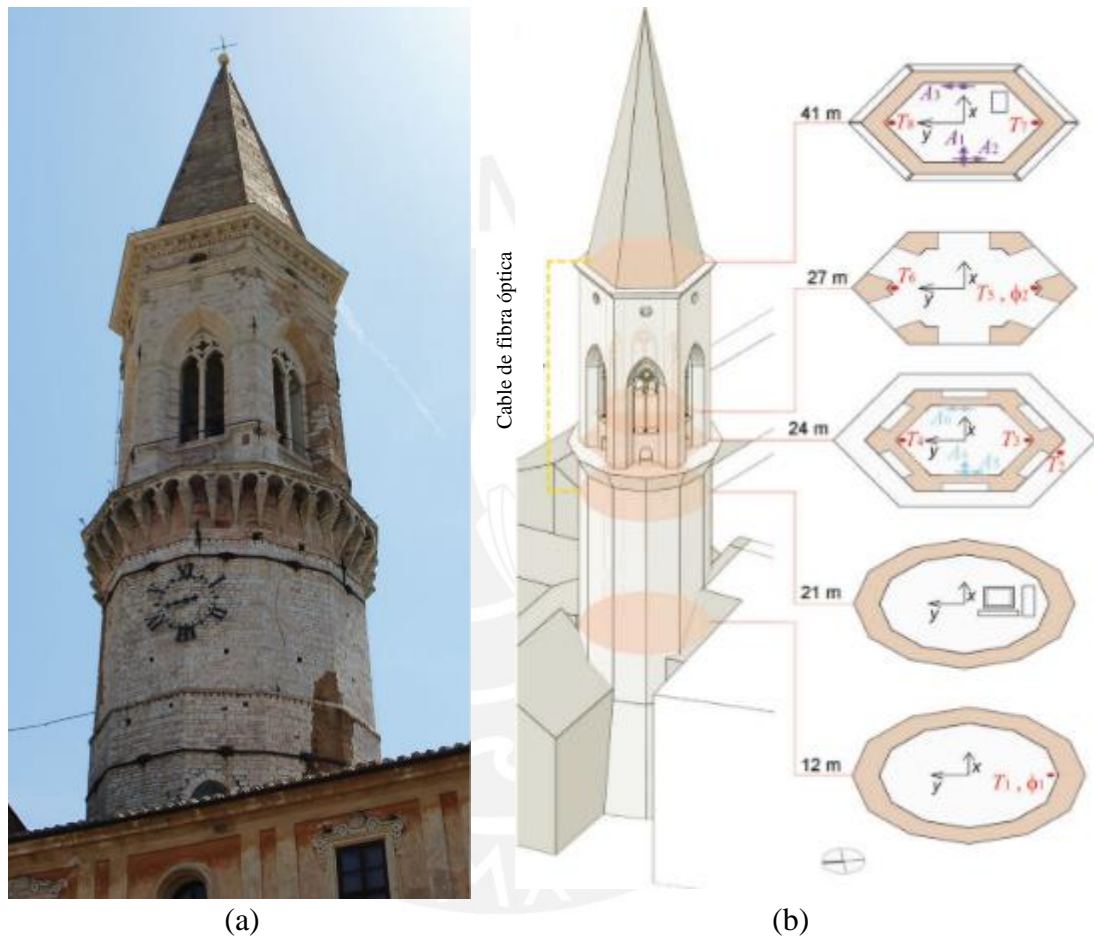


Figura 2.31: Campanario de San Pietro: (a) fotografía de la torre y (b) esquema del sistema de SHM (Ubertini et al., 2018)

El sistema de SHM fue instalado en diciembre del 2015 y tomó mediciones de manera continua de la respuesta dinámica de la estructura, procesándolas con el método SSI para la identificación de los parámetros modales. El 24 de agosto, 26 y 30 de octubre ocurrieron los terremotos de Acumoli, Ussita y Norcia, respectivamente, el primero con epicentro a 85 km y los dos últimos a 70 km. Las vibraciones ocasionadas por las aceleraciones del terremoto ocasionaron un ligero daño por agrietamiento en una parte de la estructura. Para la detección de daño se desarrollaron modelos de PCA, entrenados durante un período de un año. La figura Figura 2.32.a muestra el valor de la estadística T^2 de Hotelling y el límite del intervalo de confianza durante todo el período de monitoreo. En la Figura 2.32.b se aprecia un acercamiento de la misma luego de la ocurrencia de los terremotos.

Se puede observar que el modelo de PCA es capaz de detectar la ocurrencia de daño en la estructura. Estos datos luego fueron utilizados para realizar modelos de elementos finitos calibrados para una evaluación y diagnóstico estructural.

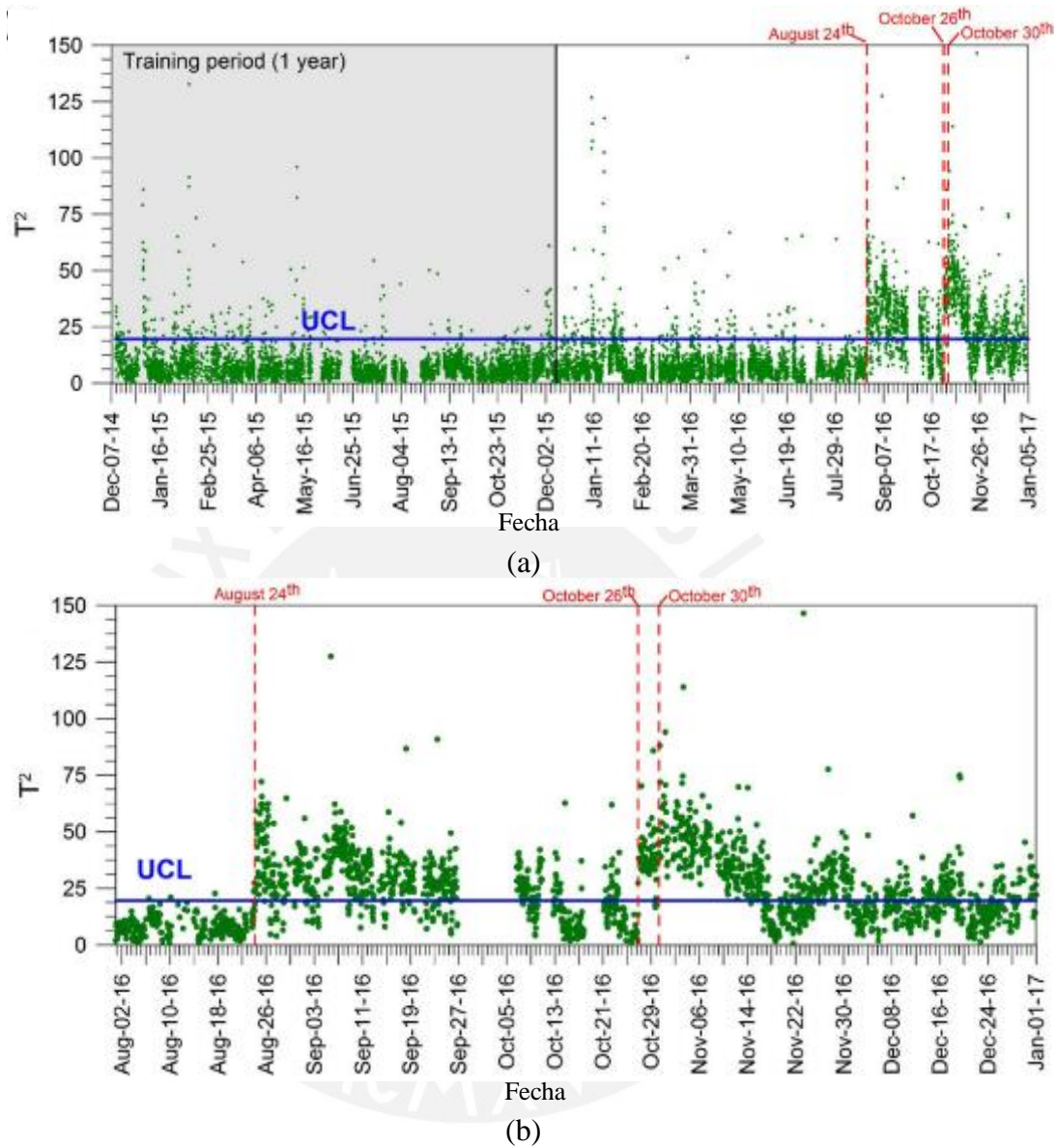


Figura 2.32: Detección de daño en el campanario de San Pietro: estadística T^2 e intervalo de confianza en (a) todo el tiempo de monitoreo y (b) acercamiento luego de los terremotos (Ubertini et al., 2018)

2.4. Localización de Daño

La localización geométrica del daño en una estructura corresponde al segundo nivel de identificación de daño y requiere de una mayor cantidad de información que en el primer nivel (Worden et al., 2008). Esto ocasiona que se requiera de un número adecuado de sensores que registren el comportamiento dinámico de la estructura en estudio. Diferentes métodos han sido desarrollados a lo largo de los años con el fin de localizar el daño una vez ha ocurrido, con el fin de permitir un mantenimiento adecuado y a tiempo.

2.4.1. Metodologías existentes

2.4.1.1. Método Basados en Formas Modales

Las formas modales son consideradas como un buen parámetro para la evaluación del estado de una estructura, debido a que no se ven afectadas por los cambios ambientales de la misma manera que las frecuencias naturales (Moughty & Casas, 2017). Estas también son más sensibles a los daños locales, pero necesitan de un adecuado número de puntos de medición para ser caracterizadas de manera correcta (Maria Masciotta, 2015).

Un parámetro ampliamente utilizado para comparar dos formas modales es el Criterio de Certeza Modal (MAC, por sus siglas en inglés). Este parámetro es un indicador estadístico que compara dos formas estimadas, por ejemplo, de un estado sin daño y uno dañado, e indica el nivel de consistencia o similitud entre ambos (Aguilar, 2010). La Ecuación 2.13 indica la forma de calcular este parámetro conociéndose dos formas modales. El vector φ corresponde a la forma modal estimada, n es el número de puntos medidos, la notación *dam* indica el estado dañado y *und* el estado sin daños. Un valor de 1 para el MAC indica que ambas formas modales coinciden de manera exacta.

$$MAC = \frac{|\sum_{j=1}^n \varphi_j^{dam} \varphi_j^{und}|^2}{\sum_{j=1}^n \varphi_j^{und^2} \sum_{j=1}^n \varphi_j^{dam^2}} \quad \text{Ecuación 2.13}$$

Otro parámetro utilizado con el fin de comparar formas modales es el MAC coordinado (COMAC, por sus siglas en inglés). Este relaciona las formas modales para un punto de medición i determinado, con el fin de identificar los grados de libertad que contribuyen negativamente a la similitud de los vectores comparados. La Ecuación 2.14 indica la expresión para calcular este parámetro, donde m es el número de formas modales estimadas (Maria Masciotta, 2015).

$$COMAC_i = \frac{|\sum_{j=1}^m \varphi_{i,j}^{dam} \varphi_{i,j}^{und}|^2}{\sum_{j=1}^m \varphi_{i,j}^{und^2} \sum_{j=1}^m \varphi_{i,j}^{dam^2}} \quad \text{Ecuación 2.14}$$

Un método simple para determinar un indicador de daño en los puntos de medición considerados en una estructura en estudio es el Método de los Parámetros (PM, por sus siglas en inglés). Este método es deducido para una viga agrietada por flexión, obteniéndose un valor alto de este indicador de daño en los puntos donde existe mayor probabilidad de encontrar daño estructural (Dong et al., 1994). La Ecuación 2.15 indica una expresión para calcular este parámetro, donde ω es la frecuencia natural circular correspondiente al modo de vibración j .

$$DamInd PM = \sum_{j=1}^m \left[\varphi_j^{dam} \left(\frac{\omega_j^{und}}{\omega_j^{dam}} \right) - \varphi_j^{und} \right] \quad \text{Ecuación 2.15}$$

A partir de la información de las formas modales, se pueden obtener características de interés para la localización de daño como las curvaturas modales (Pandey, Biswas & Samman, 1991), correspondientes a la segunda derivada de las primeras. Se puede comprender la relación de este parámetro con la localización de daño si se considera la

Ecuación 2.16 de deformación por flexión, que relaciona la rigidez en flexión y el momento actuante con la curvatura (Abdel Wahab, 2001). Esto

indica que al presentarse un incremento en la curvatura modal de una estructura se puede asociar a una disminución en la rigidez a flexión de dicho punto, probablemente ocasionada por daño (Moughty & Casas, 2017).

$$v'' = \varphi'' = M/EI \quad \text{Ecuación 2.16}$$

Una aproximación basada en el teorema de la diferencia central para calcular la curvatura modal a partir de los datos de las formas modales estimadas se muestra en la Ecuación 2.17, donde L es la distancia entre los puntos i e $i+1$ (Maria Masciotta, 2015).

$$\varphi'' = \frac{\varphi_{i+1} - 2\varphi_i + \varphi_{i-1}}{L^2} \quad \text{Ecuación 2.17}$$

Otro parámetro basado en las formas modales utilizado para la localización de daño es el obtenido mediante el método de Cambios en la Matriz de Flexibilidad diagonal (CFM, por sus siglas en inglés). Este indicador de daño puede ser calculado en cada punto con la expresión de la Ecuación 2.18, donde el vector \varnothing es la forma modal normalizada al multiplicarla por el factor α , que depende de la matriz de masa de la estructura y se puede calcular con la expresión de la Ecuación 2.19 (Maria Masciotta & Lourenço, 2014).

$$DamInd\ CFM = diag\left\{\sum_{j=1}^m \left[\frac{1}{\omega_j^{dam^2}} \varnothing_j^{dam} \varnothing_j^{damT} \right] - \sum_{j=1}^m \left[\frac{1}{\omega_j^{und^2}} \varnothing_j^{und} \varnothing_j^{undT} \right]\right\} \quad \text{Ecuación 2.18}$$

$$\alpha = \frac{1}{\sqrt{\varnothing^T \cdot M \cdot \varnothing}} \quad \text{Ecuación 2.19}$$

2.4.1.2. Actualización de Modelos Numéricos

Un método simple y ampliamente utilizado es el de actualización de modelos numéricos. Este consiste en la utilización de modelos de la estructura, basados en técnicas como la de elementos finitos, que pueden ser calibrados luego de que se detecta el daño, con el fin de encontrar los posibles puntos de ocurrencia de daño, al acercarse la respuesta del modelo a la de los resultados experimentales (Doebbling et al., 1998).

Esto se puede lograr mediante la utilización de procesos iterativos que varíen las propiedades de la estructura modelada hasta que coincida con los resultados obtenidos de las mediciones luego de ocurrido el daño (Maeck, Peeters & Roeck, 2001). Para esto, una función objetivo es elegida y optimizada con procedimientos numéricos iterativos. La Ecuación 2.20 indica esta función de penalidad que busca minimizarse al actualizar el modelo numérico. En esta, δz es la discrepancia entre los parámetros modales medidos en campo y la solución por elementos finitos, $\delta \theta$ es la perturbación en los parámetros desconocidos que se actualizan en el modelo y S es el Jacobiano de la matriz de sensibilidad, que contiene las derivadas de los parámetros modales z con respecto a los parámetros desconocidos θ (Maeck et al., 2001). Técnicas de optimización y aprendizaje de máquina pueden ser utilizadas para realizar estos procedimientos de manera automatizada (C. R. Farrar & Worden, 2012).

$$S\delta\theta - \delta z = 0 \quad \text{Ecuación 2.20}$$

2.4.1.3. Método de la Máxima Entropía

Un método reciente y de mayor complejidad es el basado en el principio de máxima entropía, que utiliza la información de las frecuencias naturales y las formas modales obtenida para el caso sin daño y dañado. Este es un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en una aproximación lineal del principio de máxima entropía en conjunto con los parámetros modales identificados con monitoreo dinámico (Villalpando et al., 2016).

Las expresiones que permiten el cálculo de los indicadores de daño parten de la utilización de un vector de observación Y^j que representa el estado de daño j de la estructura y un vector de características X^j que indica las características dinámicas asociadas al mismo estado de daño. Estos vectores tienen una distribución de probabilidad conjunta $P_{X, Y}$. Una aproximación lineal toma los N puntos más cercanos al punto de prueba X y representa el vector con la combinación lineal de la Ecuación 2.21, donde ω_j son funciones de peso. Las funciones de peso son obtenidas utilizando algoritmos de optimización como el de mínimos cuadrados, para poder determinar \hat{Y} que representa los valores estimados de Y , con la expresión indicada en la Ecuación 2.22.

$$X = \sum_{j=1}^N \omega_j X \cdot X^j \cdot X, \sum_{j=1}^N \omega_j X = 1 \quad \text{Ecuación 2.21}$$

$$\hat{Y} = \sum_{j=1}^N \omega_j X \cdot Y^j \cdot X \quad \text{Ecuación 2.22}$$

El principio de máxima entropía, también utilizado para determinar los pesos es utilizado de manera alternativa para obtener resultados positivos, ya que los negativos carecen de significado físico. El principio es enunciado en la Ecuación 2.23 y sujeto a las restricciones de la Ecuación 2.24, donde es una distribución inicial para los pesos que funciona como una primera estimación y puede ser calculada con la Ecuación 2.25.

$$\max_{p \in \mathbb{R}_+^N} \left[H(\omega) = - \sum_{j=1}^N \omega_j(X) \ln \left(\frac{\omega_j(X)}{m_j(X)} \right) \right] \quad \text{Ecuación 2.23}$$

$$\sum_{j=1}^N \omega_j(X) \tilde{X}^j = 0, \sum_{j=1}^N \omega_j(X) = 1 \quad \text{Ecuación 2.24}$$

$$m_j(X) = e^{-\beta_j \|\tilde{x}^j\|^2} \quad \text{Ecuación 2.25}$$

Donde $\beta_j = g/h_j^2$. g es un parámetro que controla el radio Gaussiano anterior a X^j , y h_j es la distancia euclidiana n -dimensional entre los puntos vecinos. A partir de estas ecuaciones se resuelve el problema de optimización del principio de máxima entropía utilizando multiplicadores de Lagrange, resultando en indicadores de daño en los puntos medidos en la estructura (Villalpando et al., 2016).

2.4.1.4. Método de Densidad Espectral

El método de localización de daño por Densidad Espectral (Maria Masciotta, 2015) utiliza la matriz de densidad de potencia espectral, denotada por $S_X(\omega)$ es calculada con la Ecuación 2.26 de valores propios. En esta expresión, $\Lambda(\omega)$ es una matriz diagonal que contiene los valores propios del sistema en orden decreciente,

Ψ_X es una matriz compleja que contiene vectores propios mutuamente ortogonales como columnas, y $\Psi_X^T(\omega)^*$ es la transpuesta de la conjugada de la última.

$$S_X(\omega) = \Psi_X(\omega)\Lambda(\omega)\Psi_X^T(\omega)^* \quad \text{Ecuación 2.26}$$

Los valores y vectores propios obtenidos mediante la expresión de densidad espectral son utilizados posteriormente para calcular el índice de daño en los puntos de medición con la Ecuación 2.27. En esta expresión Ψ_j denota el vector propio y λ_j su correspondiente valor propio, m representa el rango de frecuencias y n el número del modo de vibración.

$$\Delta\Psi = \sum_{j=1}^n \left| \left| \sum_{i=1}^m \left[\Psi_j^{dam}(\omega_i) \sqrt{\lambda_j^{dam}(\omega_i)} \right] \right| - \left| \sum_{i=1}^m \left[\Psi_j^{und}(\omega_i) \sqrt{\lambda_j^{und}(\omega_i)} \right] \right| \right| \quad \text{Ecuación 2.27}$$

Este parámetro que depende en conjunto de los valores y vectores propios del sistema permite obtener un indicador de la localización del daño y una aproximación de la magnitud del mismo, incursionando en el tercer nivel de la identificación de daño. Este indicador puede ser comparado entre un estado dañado y uno sin daño, o entre múltiples estados de daño para identificar los cambios aparecidos entre estos (Maria Masciotta, 2015).

2.4.1.5. Redes Neuronales Convolucionales

De la misma manera que para la detección de daño, se pueden utilizar modelos basados en CNN para detectar variaciones en la respuesta dinámica de cada sensor en particular. De esta manera, los acelerómetros utilizados en un sistema de SHM pueden ser entrenados y analizados separadamente para detectar la ocurrencia de daño en las cercanías de los mismos y estableciendo un índice de daño en cada uno de los puntos de medición (Abdeljaber et al., 2017). A diferencia de los otros métodos, este es un método no paramétrico que puede ser implementado sin la necesidad de utilizar algoritmos de identificación modal.

2.4.2. Casos de Estudio

2.4.2.1. Puente Z24

Se han realizado, también, estudios de localización de daño en el puente Z24. Los primeros fueron realizados por Maeck et al. (2001) utilizando algoritmos de actualización de modelos numéricos de elementos finitos. De esta manera, se obtuvieron modelos que reflejaban el comportamiento medido en la estructura real. La Figura 2.33 muestra las formas modales para el modo 5 en los casos sin daño y con daño obtenidas en los modelos de elementos finitos desarrollados luego de realizar la actualización iterativa con los resultados experimentales. En este caso, por ser una estructura que puede ser considerada unidimensional, la rigidez a flexión fue iterada hasta lograr la convergencia. La Figura 2.33.c muestra la reducción de la rigidez a flexión a lo largo del puente, con lo que se concluye que el daño probablemente se haya producido en los puntos con mayor reducción de rigidez.

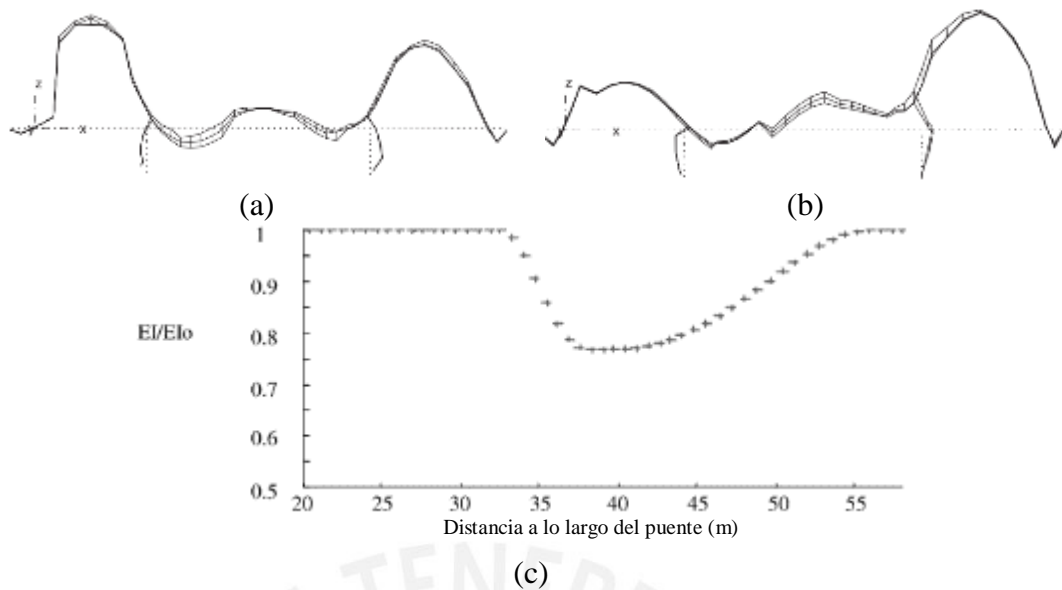


Figura 2.33: Localización de daño en el puente Z24 por actualización de modelos numéricos: formas modales del modo 5 para el estado (a) sin daño y (b) dañado, y (c) reducción en la rigidez a flexión a lo largo del puente (Maeck et al., 2001)

Por otro lado, M. G. Masciotta et al. (2014) realizaron un estudio de detección y localización de daño en el puente Z24. En este caso, se utilizó un modelo de elementos finitos calibrado para ayudar al proceso de identificación de daño simulando estados diferentes estados de daño y excitaciones forzadas. Se estudiaron los resultados de densidades de potencia espectral y su relación con el contenido de frecuencias y se analizaron los valores de MAC (Figura 2.34.a), permitiendo la localización del daño alrededor de los puntos medidos. Algunos de estos resultados se muestran en la Figura 2.34.b, donde se indica el índice de daño obtenido en cada uno de los puntos analizados, siendo los de mayor valor donde más probablemente se encuentre el daño.

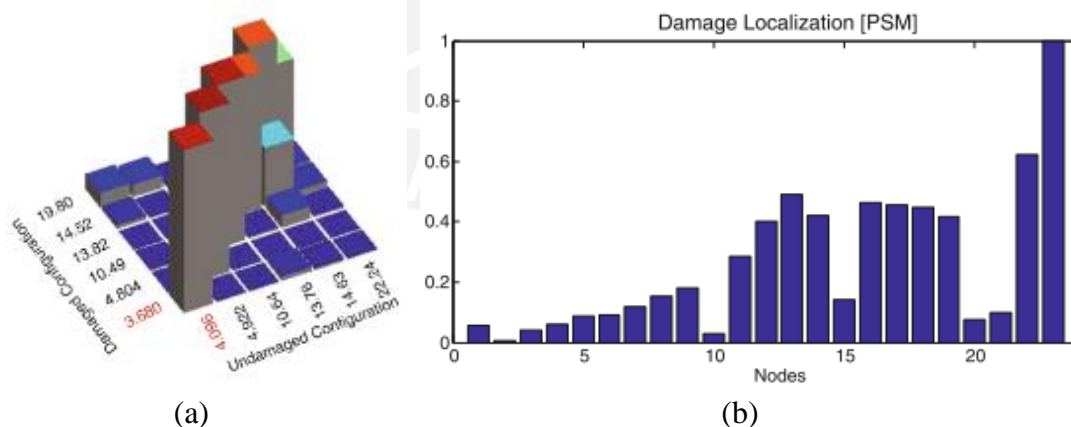


Figura 2.34: Localización de daño en el puente Z24 con el método de densidad espectral: (a) Valores de MAC para la configuración dañada y sin daños, y (b) localización de daño alrededor de los nodos instrumentados (M. G. Masciotta et al., 2014).

2.4.2.2. Viga metálica

Koo et al. (2008) realizaron el estudio de una viga metálica instrumentada y posteriormente dañada mediante ensayos de laboratorio. En este caso la localización del daño se logró mediante el estudio de la flexibilidad modal. Para esto fue necesario un gran número de acelerómetros, y las mediciones de las temperaturas ambientales.

De esta manera se pudieron obtener correlaciones que permitían ubicar el daño inducido, utilizando los datos procesados a partir de la identificación modal e indicadores de daño en cada uno de los puntos de medición a partir de ecuaciones basadas en la curvatura de los modos de vibración. La Figura 6 muestra la estructura instrumentada y el gráfico de ubicación del daño.

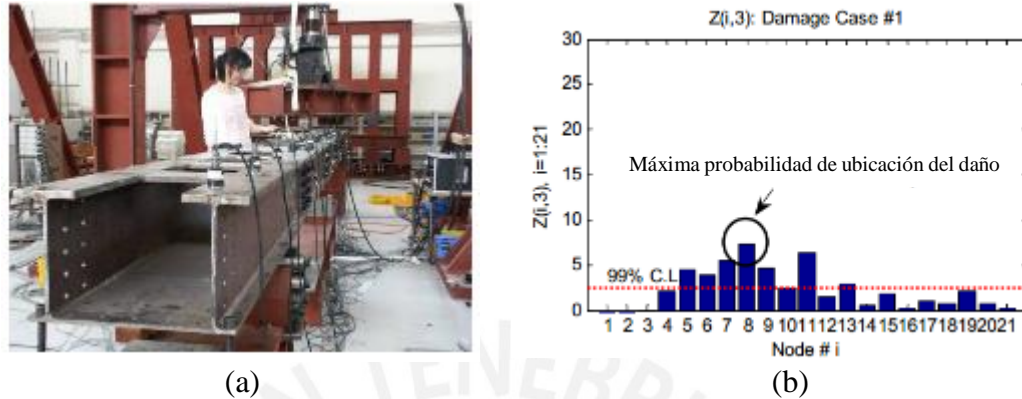


Figura 2.35: Localización de daño en una viga metálica: (a) estructura instrumentada en laboratorio y (b) indicadores de daño en los distintos nodos de la viga (Koo et al., 2008)

2.4.2.3. Edificios Tipo Corte

Zhu et al. (2011) realizaron en el 2011 una investigación de la detección de daños en edificios tipo corte de varios pisos utilizando un estudio paramétrico y los cambios en la pendiente de la forma del primer modo (CFMSS, por sus siglas en inglés). Primero, se realizó un análisis de sensibilidad mediante un estudio teórico de la influencia de los parámetros de interés en la matriz de rigidez de la estructura. De esta manera, se determinaron coeficientes para relacionar la magnitud de los cambios en la pendiente de la forma del primer modo con los daños en la estructura. Se desarrolló un algoritmo iterativo que permite la identificación de daño con los cambios en estos parámetros y fue aplicado en un estudio numérico de un edificio de ocho pisos y en un modelo experimental de un edificio de tres pisos. La localización de los daños fue correctamente identificada utilizando únicamente la forma modal del primer modo, concluyéndose que puede ser aplicado en casos reales. En la figura 7, se muestran los valores de CFMSS para dos escenarios de daño. Un valor positivo de CFMSS significa daño detectado en dicho piso.

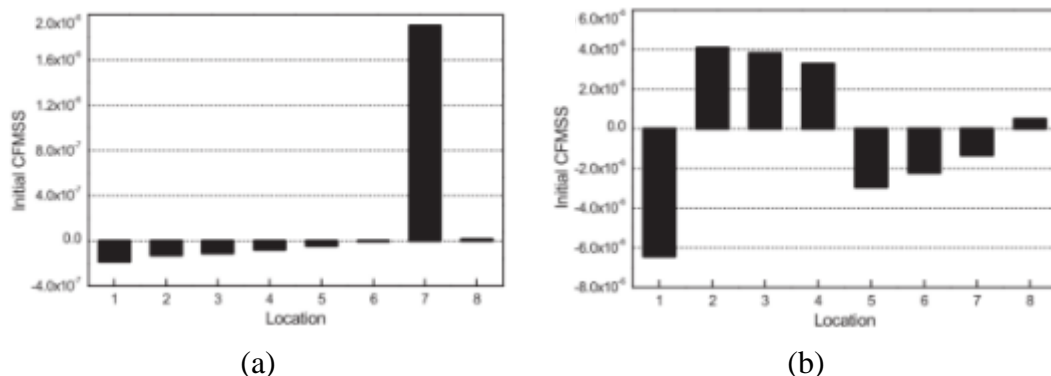


Figura 2.36: Localización de daño en edificios tipo corte: valores del CFMSS para el ejemplo numérico de 8 pisos en (a) escenario de daño 1 y (b) escenario de daño 2 (Zhu et al., 2011).

2.4.2.4. Gradería de Metálica de Estadio en Qatar

En la Universidad de Qatar (Abdeljaber et al., 2017) se realizó la simulación de la gradería de un estadio, que se instrumentó y ensayó en laboratorio. Se realizó un estudio de detección y localización de daño mediante la utilización de una red neuronal conformada por sensores unidireccionales en una estructura metálica de las graderías de un estadio y un análisis no paramétrico. La Figura 2.37 muestra la arquitectura de la red desarrollada para la identificación de daño mediante el análisis de las aceleraciones en bruto. Esta fue entrenada utilizando el método conocido como Back-Propagation para la optimización de los pesos en las capas intermedias.

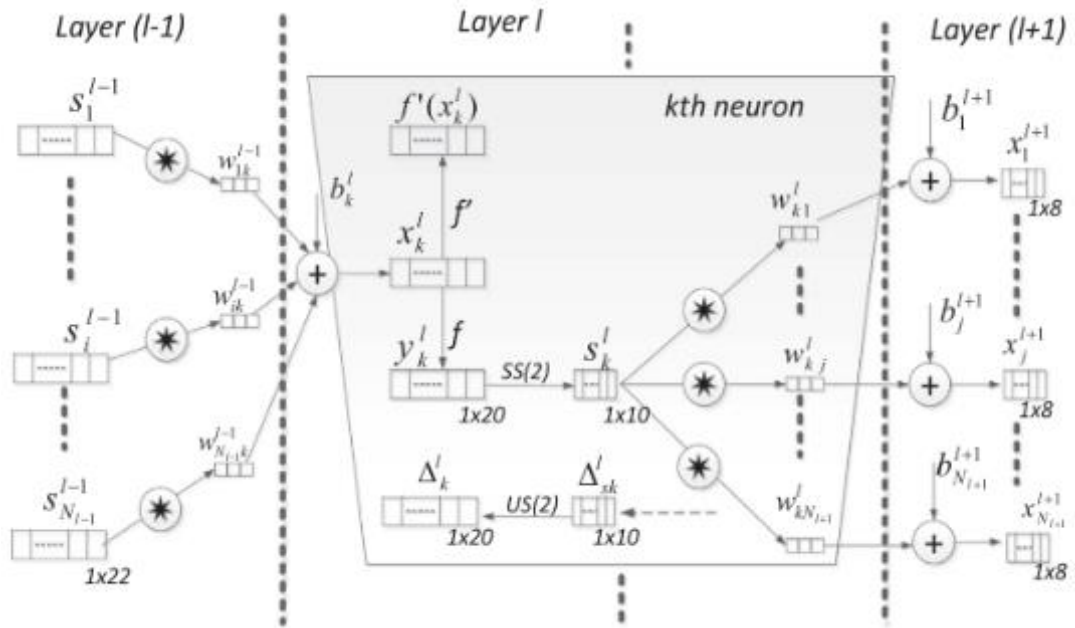


Figura 2.37: Arquitectura de la red neuronal utilizada para la localización de daño en una gradería metálica (Abdeljaber et al., 2017)

Posteriormente, se realizaron daños ligeros en los nodos de la estructura, donde se localizaban los sensores, aflojando los pernos de conexión para probar la eficacia del modelo desarrollado. Los sensores fueron capaces de detectar los daños al aplicarse excitaciones aleatorias en la estructura, obteniéndose una muy adecuada localización de los mismos. La Figura 4 (a) muestra la estructura construida en el laboratorio, y (b) muestra el gráfico de probabilidad de ubicación del daño luego de ser inducido.

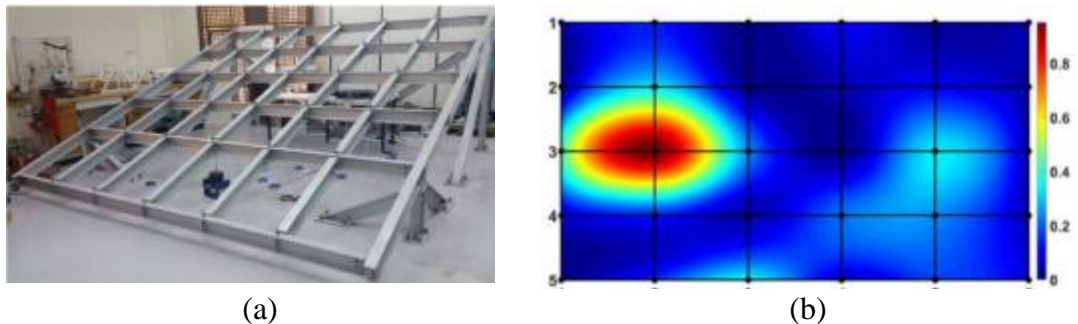


Figura 2.38: Localización de daño en una gradería metálica: (a) estructura instrumentada en laboratorio y (b) resultados de la localización de daño (Abdeljaber et al., 2017)

2.4.2.5. Edificio a Escala de Seis Niveles

Villalpando et al. (2016) realizaron un estudio de detección y localización de daño en un edificio metálico a escala construido y ensayado en laboratorio (Figura 2.39.a y b). Este fue instrumentado con acelerómetros en ambas direcciones horizontales y sometido a ensayos en mesa vibratoria según el esquema mostrado en la Figura 2.39.c y posteriormente dañado en sus diferentes niveles con el fin de identificar el daño con un sistema de SHM basado en vibraciones.

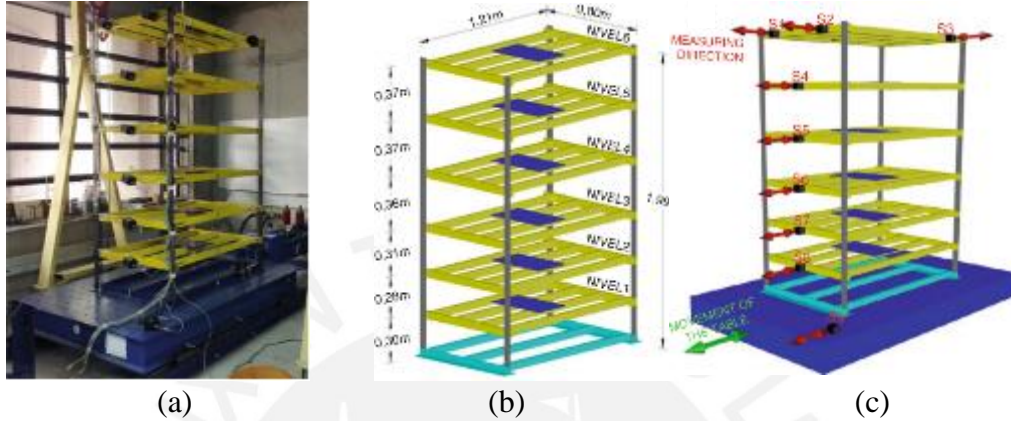


Figura 2.39: Estructura a escala ensayada: (a) fotografía en el laboratorio, (b) vista isométrica del modelo y (c) configuración del ensayo (Villalpando et al., 2016)

Para la identificación de los parámetros modales se utilizó el método SSI-cov. Las frecuencias naturales identificadas en el tiempo y su variación conforme se aplican los escenarios de daño se muestra en la Figura 2.40.a. Puede observarse como el daño se refleja claramente en los modos superiores con una disminución de la rigidez de los mismos. Esto significa que con fines de detección de daño la identificación de modos superiores puede ser útil, necesitándose para este fin un adecuado número de sensores y métodos de identificación modal robustos. Por otro lado, la Figura 2.40.b muestra la comparación entre la magnitud del daño aplicado (con líneas punteadas) en comparación con el identificado con el método de máxima entropía. Se observa que existe una correlación entre el daño real y el predicho, pero que existen errores en la estimación de la magnitud del mismo y errores menores en la ubicación.

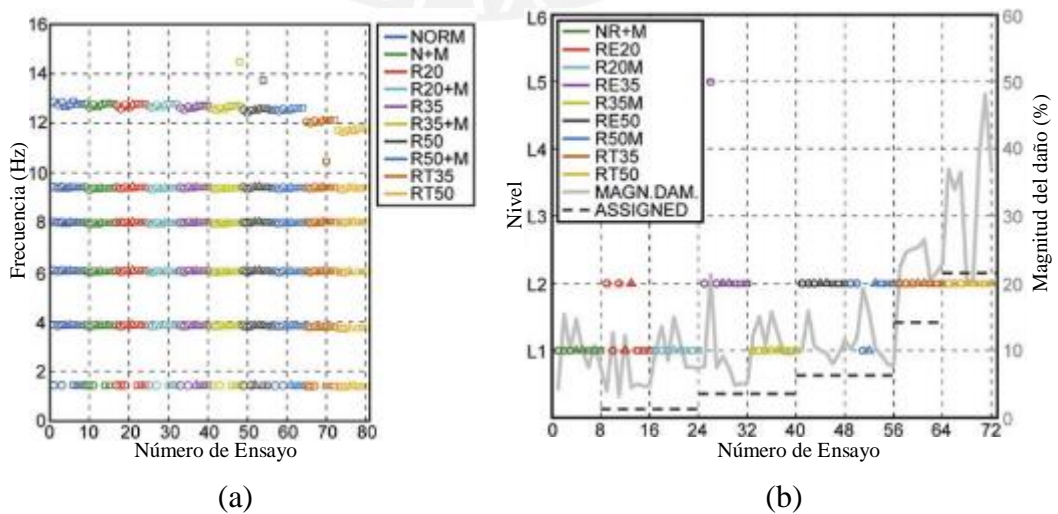


Figura 2.40: Resultados de la identificación de daño en el edificio a escala: (a) cambio de las frecuencias con el tiempo y (b) comparación del daño real con el predicho en cada nivel (Villalpando et al., 2016)

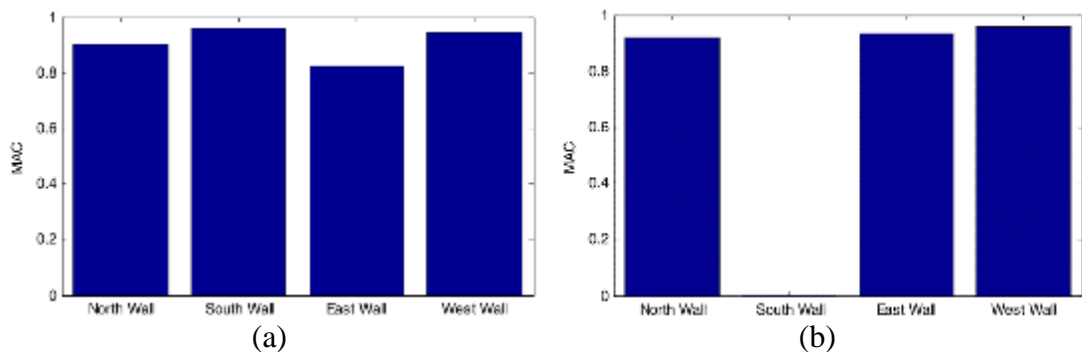
2.4.2.6. Módulo de Vivienda de Mampostería sin Refuerzo

Para el caso de estudios de localización de daño en estructuras de mampostería, Oyarzo-vera, Ingham & Chouw (2014) realizaron un estudio de identificación de daño mediante monitoreo dinámico en un módulo de vivienda de mampostería sin refuerzo (Figura 2.41.a). Esta estructura fue instrumentada con acelerómetros para la identificación de parámetros modales con el método SSI y posteriormente dañada utilizando excitaciones dinámicas aplicadas con un vibrador de masa excéntrica (Figura 2.41.b).



Figura 2.41: Identificación de daño en un módulo de vivienda de mampostería sin refuerzo: (a) estructura en el laboratorio y (b) vibrador de masa excéntrica para la aplicación de daño (Oyarzo-vera et al., 2014)

Para la detección de daño se analizaron las frecuencias naturales identificadas y su disminución al ocurrir daño. La reducción fue detectada en los cuatro muros que conforman al módulo ensayado debido a la gran magnitud de las vibraciones y el daño causado consecuentemente. Por otro lado, para la localización de daño se utilizó la comparación del parámetro MAC en cada uno de los cuatro muros. Los resultados muestran poca precisión en este método para localizar el muro en el que ha ocurrido daño, así como poca precisión en la determinación de la magnitud del daño. Los resultados del MAC en los muros para los distintos escenarios de daño se muestran en la Figura 2.42. El estudio concluye que una disminución del MAC en menos de 0.85 puede ser clasificada como daño.



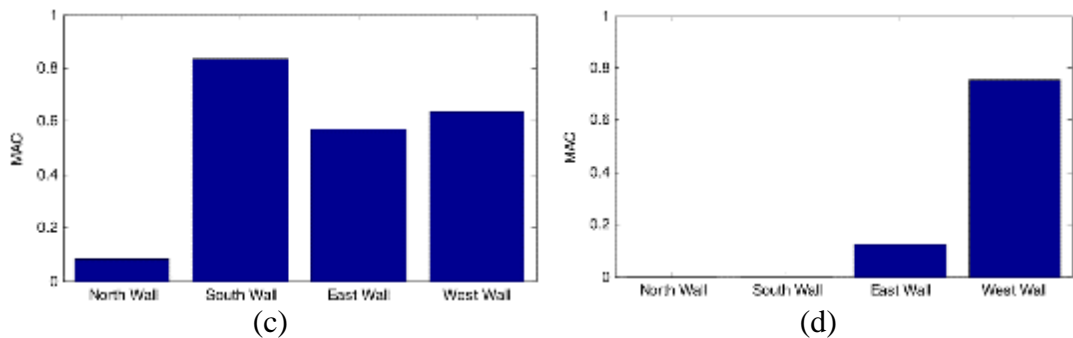


Figura 2.42: Localización de daño en un módulo de vivienda de mampostería sin refuerzo usando MAC: comparación (a) del escenario de daño 1 con el escenario sin daño, (b) de los escenarios de daño 2 y 1, (c) de los escenarios de daño 3 y 2 y (d) de los escenarios de daño 4 y 2 (Oyarzo-vera et al., 2014).

2.4.2.7. Chimenea Histórica de Mampostería

Finalmente, se muestra el caso de una chimenea histórica de mampostería ubicada en Guimarães, Portugal, y estudiada por M. Masciotta et al. (2014). En este caso, la chimenea se encontraba dañada por el paso del tiempo y la ocurrencia de fenómenos naturales como el impacto de truenos. Por esta razón se instrumentó la estructura con un sistema de SHM basado en vibraciones ambientales y se realizó la intervención para repararla. De esta manera, se obtuvieron los datos de la respuesta dinámica de la estructura dañada (antes de la intervención) y de la estructura sin daño (luego de la intervención) para la realización de estudios de investigación de daño. La Figura 2.43.a muestra una fotografía de la chimenea antes de las labores de intervención, y la Figura 2.43.b muestra la configuración de los ensayos OMA y la ubicación de los sensores a lo largo de la altura. Los parámetros modales obtenidos para el monitoreo dinámico fueron identificados utilizando el método SSI.

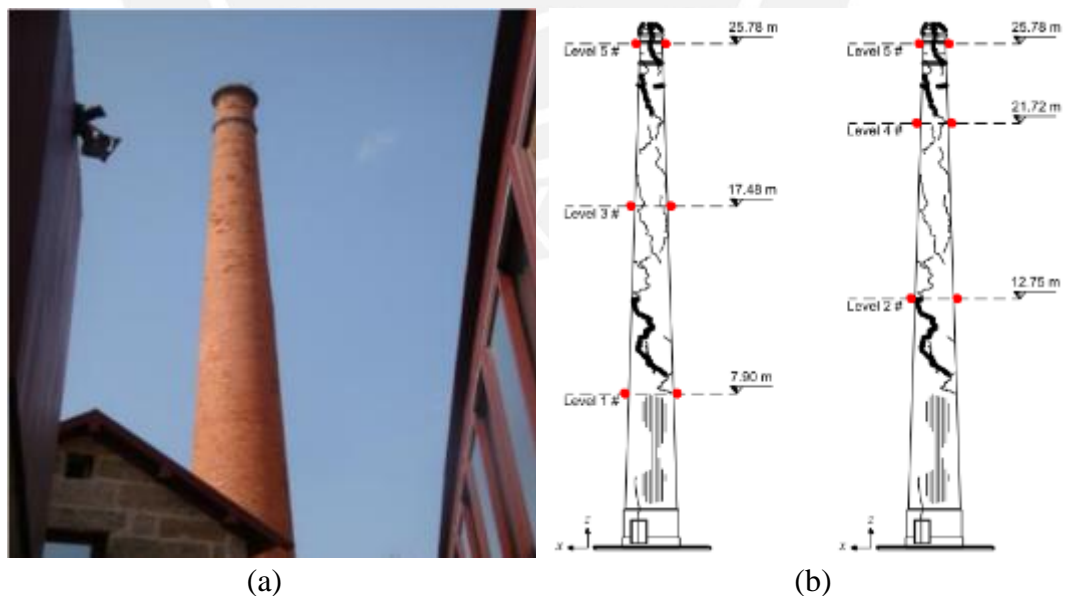


Figura 2.43: Chimenea histórica de mampostería: (a) fotografía de la estructura y (b) configuración del ensayo y puntos de medición (M. Masciotta et al., 2014)

Se utilizó el método de densidad espectral para el cálculo de los índices de daño en los nodos de la estructura (Figura 2.44), concluyéndose que el método es adecuado para una localización aproximada del daño. Además, se comparó con otros métodos

basados en formas y curvaturas modales, obteniéndose una mayor efectividad con el método propuesto.

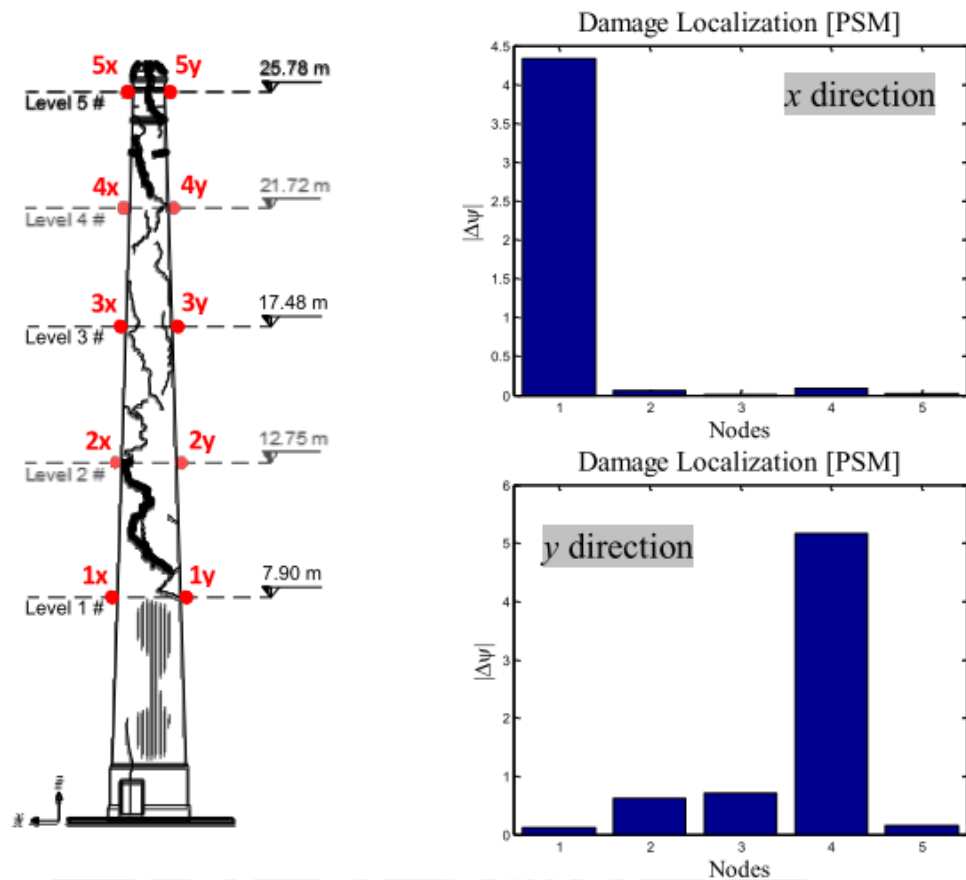


Figura 2.44: Localización de daño en chimenea histórica de mampostería utilizando el método de densidad espectral (M. Masciotta et al., 2014)

2.5. Conclusiones

De este capítulo se puede concluir que existen diferentes métodos de SHM que pueden ser clasificados en base a distintos criterios. Para lograr una adecuada identificación del daño estructural es importante tener conocimiento de los factores a los que está expuesta la construcción, como variaciones de temperatura y cambios en las condiciones de los apoyos. Estos métodos varían en su complejidad y ventajas, por lo que es conveniente seleccionar los métodos más adecuados de acuerdo al caso de estudio y a la disponibilidad de datos de campo y herramientas como modelos de elementos finitos. Además, la comparación de distintas metodologías permite la determinación de las técnicas más adecuadas según el caso.

Los métodos explicados en este capítulo permiten la detección y localización de daño estructural en construcciones instrumentadas con sensores de vibraciones, siendo posible de esta manera realizar intervenciones y mantenimiento oportuno y manteniendo el principio de mínima intrusión. Este proceso puede ser utilizado para detectar de manera rápida los daños ocasionados por eventos como sismos, y se puede aplicar en estructuras de importancia como las construcciones históricas para realizar un diagnóstico rápido que ayude a tomar decisiones de intervención para preservar dichas construcciones. Sin embargo, se puede notar el limitado número de casos de

estudio en construcciones históricas de tierra, por lo que es importante la realización de estudios en este campo para determinar qué técnicas son más efectivas y las dificultades que se puedan encontrar en su aplicación.



CAPÍTULO 3

Metodologías de Detección y Localización de Daño

Resumen:

En este capítulo se realiza la descripción de las tres metodologías que se usaron para el proceso de detección de daño. Se empieza describiendo la forma de realización de los modelos Auto Regresivos de variable eXógena (ARX, por sus siglas en inglés). Esta metodología es validada utilizando los datos del puente Z24 y los ensayos de laboratorio realizados en una estructura de péndulo invertido de acero, utilizando los datos de las frecuencias extraídas mediante la identificación modal automática y las temperaturas ambientales registradas. A continuación, se sigue el mismo proceso para los modelos de Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés), el cual calcula parámetros de desviación en los datos a partir de un período de entrenamiento del modelo. Esta metodología es validada de la misma manera que la primera, pero utilizando únicamente los datos de las frecuencias identificadas, sin utilizar las medidas de la temperatura. Finalmente, se describe la forma en la que se utilizarán los métodos de localización de daño basados en formas modales, y su posterior validación en la estructura simple del péndulo invertido de acero. De esta manera, se establece la efectividad de las metodologías a utilizarse, se identifican los problemas y se realizan las correcciones necesarias.

3.1. Introducción

Para el primer nivel de identificación de daño, se seleccionaron y aplicaron metodologías que permitan la determinación de la ocurrencia del mismo. En el caso de construcciones históricas de adobe este problema se ve agravado por la alta y compleja correlación entre factores ambientales y propiedades dinámicas. Por esta razón, se desarrollarán modelos que tomen en consideración estos factores y permitan la distinción de las variaciones causadas por estos y las causadas por daño estructural.

En base a los modelos con mejores resultados mencionados en el capítulo 2, se desarrollarán modelos que logren encontrar correlaciones entre los factores ambientales y la respuesta dinámica de estructuras. Estos resultados serán validados con los datos del emblemático caso del puente Z24 y con ensayos de laboratorio.

La localización de la posición geométrica del daño en una estructura corresponde al segundo nivel de identificación de daño. Esta tarea requiere de una mayor cantidad de información que la detección y de un número adecuado de sensores que permitan identificar de manera adecuada las formas de vibrar de la construcción en estudio. La literatura reporta mayores dificultades y un menor nivel de precisión en los resultados al intentar determinar la ubicación geométrica del daño estructural (C. R. Farrar & Worden, 2007; Villalpando et al., 2016), por lo que se espera que los resultados obtenidos puedan servir como una estimación inicial y se puedan identificar formas para mejorarla.

Se determinarán índices de daño en los puntos de medición de la estructura mediante dos métodos basados en las formas de vibración obtenidas de la identificación modal. Estos se validarán utilizando un péndulo de acero, al ser una estructura simple y unidimensional, para verificar la precisión de las mismas. Determinar la ubicación del daño detectado en el primer nivel de identificación permitirá la realización de labores de mantenimiento adecuadas, al saber qué partes de la estructura han sido afectadas por daño.

3.2. Detección de Daño Usando Modelos predictivos Auto Regresivos con Variable Exógena (ARX)

3.2.1. Descripción de la Metodología

Los modelos predictivos ARX fueron descritos en la sección 2.3.2.1. Para la detección de daño con estos modelos se utilizaron para correlacionar independientemente cada frecuencia natural identificada (variable de salida) con la temperatura ambiental externa (variable de entrada). Existen estudios en los que se considera la temperatura interna en diferentes puntos de la estructura, pero se encuentra evidencia de que una correlación directa con la temperatura externa puede ser encontrada si el modelo tiene la complejidad adecuada (Delgadillo et al., 2017).

Se optó por la utilización de modelos ARX no lineales debido a que mostraron un nivel de ajuste mayor que los modelos lineales y porque la relación entre la temperatura externa y las frecuencias naturales identificadas es altamente no lineal. Para el desarrollo de estos modelos, la función no lineal (Zhang & Ljung, 2004) fue estimada utilizando el System Identification Toolbox de Matlab (The Mathworks Inc, 2006). Se

estimó el número óptimo de parámetros regresores de manera iterativa utilizando los datos de la frecuencia en una etapa de entrenamiento del modelo.

Finalmente, para la detección de daño, se determinaron los intervalos de confianza al 95% para el error en la predicción con la expresión de la Ecuación 2.9. De esta manera, al tener un error que exceda estos límites establecidos se puede concluir la ocurrencia de daño en la estructura.

3.2.2. Validación en el Puente Z24

Se obtuvieron los datos de la identificación de los parámetros modales en el puente Z24 gracias a la colaboración de los profesores Luis Ramos, Edwin Reynders y Guido De Roeck de la universidad de Minho en Portugal. Se desarrollaron modelos ARX no lineales que relacionen la temperatura externa con cada una de las cuatro frecuencias naturales identificadas, como fue descrito en la sección 3.2.1. Los datos considerando corresponden únicamente a la parte luego de los ciclos de hielo y deshielo debido a la dificultad de estos modelos para predecir el comportamiento no lineal de estos, como se explicó en la sección 2.3.3.1. La Figura 3.1 muestra la comparación entre las frecuencias predichas por el modelo ARX y las medidas experimentalmente. La línea verde vertical indica la separación entre las etapas de entrenamiento y validación del modelo. Se observa que los modelos presentan una adecuada predicción para los cuatro modos durante la etapa de entrenamiento. Sin embargo, luego de la ocurrencia de daño se observa una notable variación entre lo predicho y lo medido, especialmente en el segundo modo.

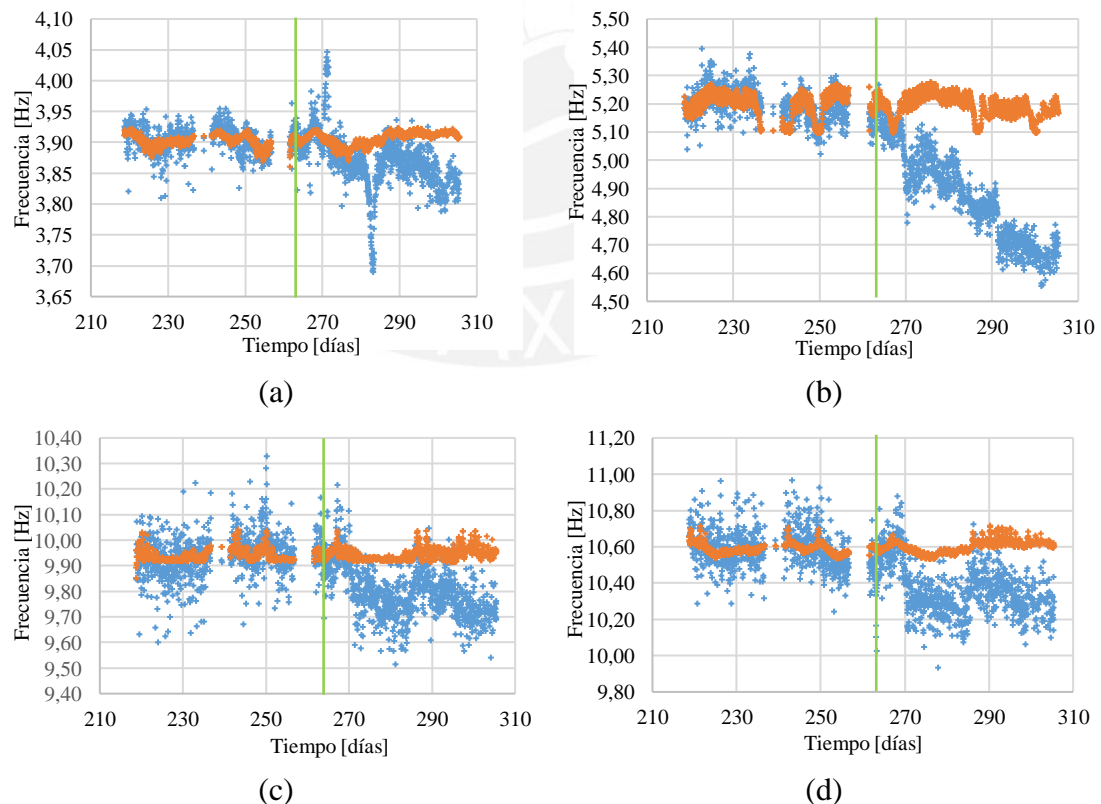


Figura 3.1: Comparación entre la frecuencia medida (azul) y predicha (anaranjado) en el puente Z24 para el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto modo de vibración.

A continuación, se calculan los residuos como errores en la predicción y se establecen los intervalos de confianza como fue explicado en la sección anterior. La Figura 3.2 muestra los residuos normalizados en el porcentaje de la frecuencia en estudio, como se realizó por Bart Peeters & De Roeck (2000) y los intervalos de confianza calculados al 95% limitados por las líneas horizontales rojas. La línea vertical verde indica la separación entre la etapa de entrenamiento y validación del modelo y la línea vertical anaranjada indica el momento en el que se aplicó daño a la estructura. Si se comparan estos resultados con los mostrados en la Figura 2.12 y reportados por Bart Peeters & De Roeck (2000) se observa una gran similitud en la detección de daño, incluso sabiendo que en dicho estudio se desarrollaron modelos ARX lineales y en el presente trabajo se realizaron modelos no lineales. Se aprecia, también, que algunas de las frecuencias identificadas son capaces de reflejar el daño ocurrido en la estructura de manera más clara que otras. Los buenos resultados muestran que la metodología seleccionada es capaz de detectar daño en las frecuencias naturales identificadas conociendo la temperatura ambiental.

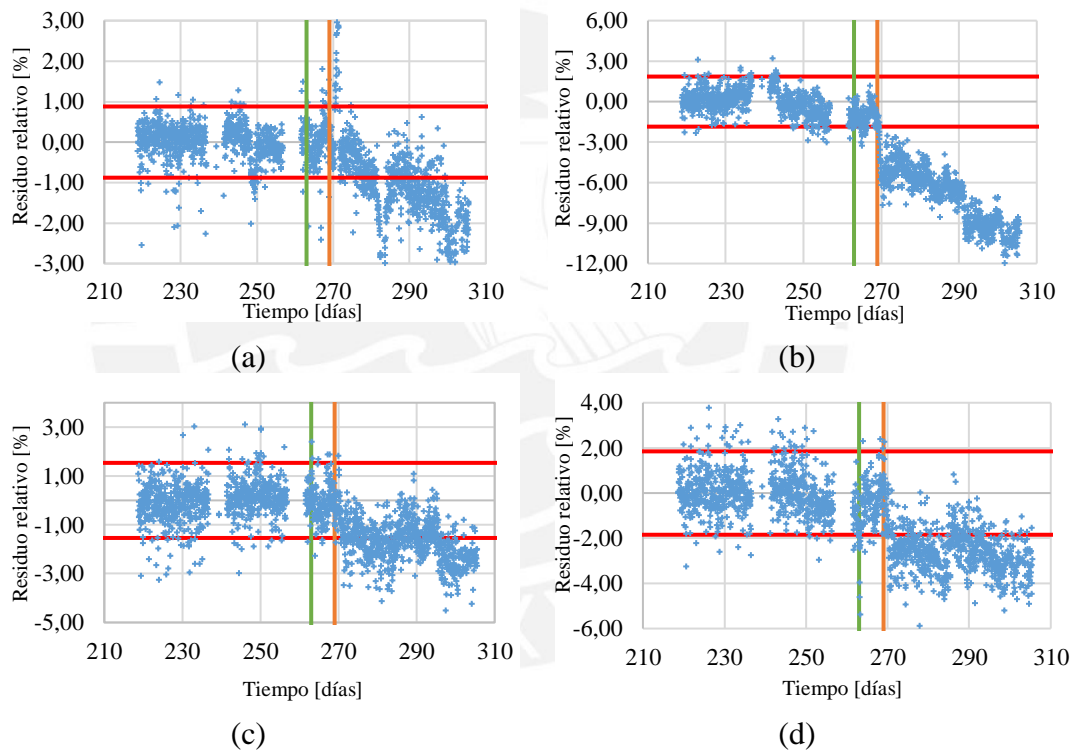


Figura 3.2: Errores en la predicción del modelo ARX desarrollado para el puente Z24 e intervalos de confianza para el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto modo de vibración

3.2.3. Validación en un Péndulo Invertido de Acero

Para validar la metodología desarrollada también con ensayos de laboratorio, se ensayó una estructura simple unidimensional conformada por un péndulo invertido de acero de 1.85 m de altura. La Figura 3.3.a muestra un croquis bidimensional de la estructura en sus dos caras y un corte de la sección transversal y la Figura 3.3.b muestra una foto de la estructura en el lugar de ensayo en el laboratorio.

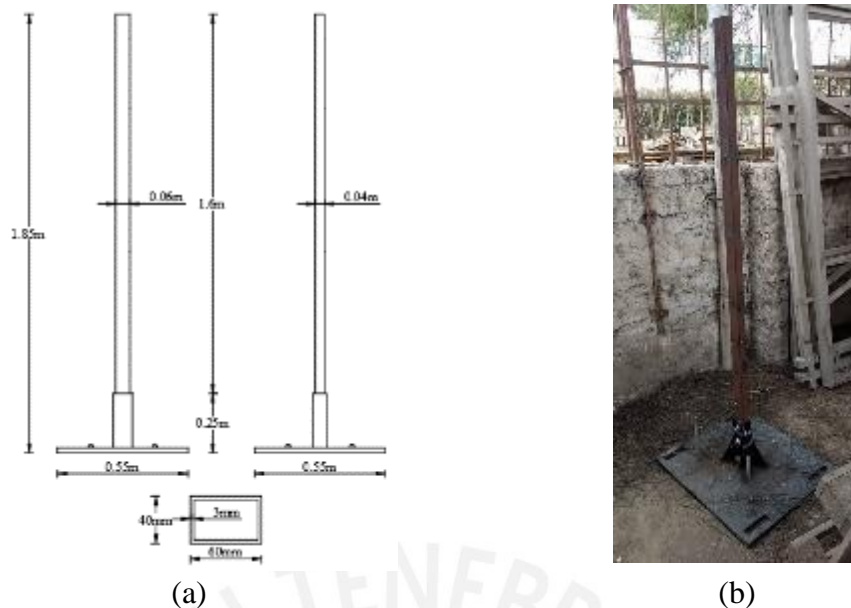


Figura 3.3: Péndulo de acero para la validación de las metodologías desarrolladas: (a) croquis de la estructura y (b) estructura en el lugar de ensayo.

Para medir las aceleraciones y realizar los ensayos OMA frente a vibraciones ambientales para la identificación modal, se utilizaron 15 acelerómetros uniaxiales, modelo PCB 393B31 con una sensibilidad de 10.14V/g, un rango de frecuencias entre 0.1 y 200 Hz y un peso de 210g (Figura 3.4.a) (PCB Piezotronics, 2016). Estos acelerómetros fueron conectados a un sistema DAQ multicanal modelo NI SCXI-100 (National Instruments, 2016), con dos tarjetas de adquisición de datos para ocho canales de aceleración cada una (Figura 3.4.b). Estos sensores fueron programados para que midan las aceleraciones por vibraciones ambientales durante diez minutos cada hora, a una tasa de muestreo de 256 Hz. Adicionalmente, durante el experimento, la temperatura ambiental fue registrada con un Registrador de Humedad y Medidor por Inicio (HOBO, por sus siglas en inglés) (Figura 3.4.c) (MicroDAQ LTD, 2017), para obtener la correlación entre la temperatura medida y la respuesta dinámica de la estructura ensayada, con el fin de detectar daño.

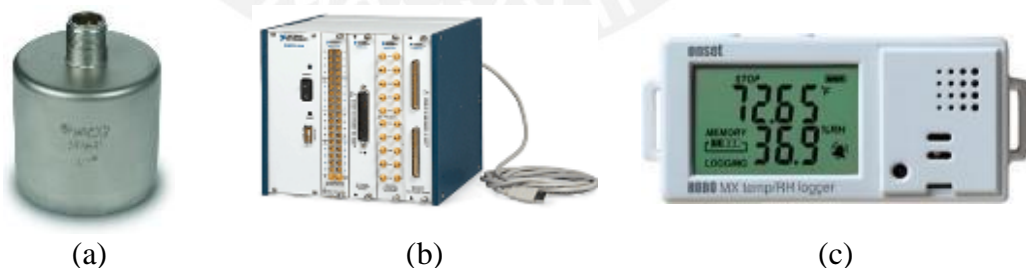


Figura 3.4: Equipo de medición para la realización de programa experimental: (a) acelerómetro uniaxial PCB 393B31 (PCB Piezotronics, 2016), (b) sistema DAQ NI SCXI-1000 (National Instruments, 2016) y (c) sensor HOBO de temperatura y humedad (MicroDAQ LTD, 2017)

La estructura fue instrumentada con 10 acelerómetros a cinco alturas diferentes y en ambas direcciones, como se muestra en la Figura 3.5.a, con el propósito de obtener una buena aproximación de las formas modales durante el proceso de identificación dinámica. El péndulo se midió durante 8 días para tener un registro del comportamiento dinámico durante la etapa sin daños, y luego se realizaron cortes horizontales con un taladro con una broca de 1/4" de diámetro, reduciendo la sección

transversal en una ubicación determinada. Las etapas de daño se muestran en la Figura 3.5.b, c, d, e y f, y se explican en la Tabla 3.1. Es importante tener en cuenta que la altura de 1.15 m de los dos primeros escenarios de daño se coloca a la misma altura que la tercera fila de acelerómetros y la altura de 0.55 m. en la primera fila de acelerómetros, contando de abajo hacia arriba. La tabla muestra la cantidad de días desde el comienzo del monitoreo en que se realizó el daño, el nombre del escenario de daño y una descripción del mismo. Las descripciones muestran el porcentaje de la sección transversal que se retiró a través de cortes al aplicar el daño estructural.

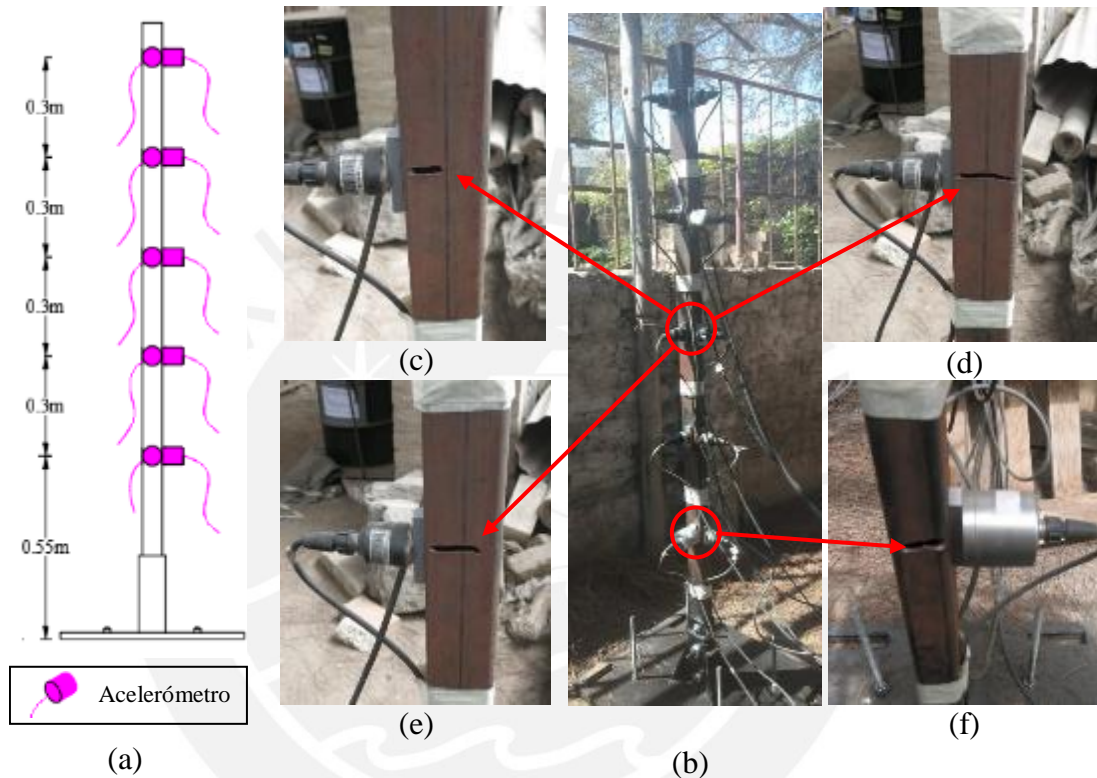


Figura 3.5: Ensayos en el péndulo invertido de acero: (a) modelo 2d de la estructura y distribución de acelerómetros, (b) péndulo instrumentado en la ubicación del ensayo, (c) escenario de daño DS1, (d) DS2, (e) DS3 a 1.15 m de altura y (f) DS3 a 0.55 m de altura

Tabla 3.1: Escenarios de daño en el péndulo invertido de acero

| Escenario de daño | Días | Descripción |
|-------------------|-------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| UD | 0-8 | Sin daño |
| DS1 | 8-12 | Reducción de 10% de sección a una altura de 1.15 m en la dirección X |
| DS2 | 12-14 | Reducción adicional de 10% de sección a una altura de 1.15 m en la dirección X |
| DS3 | 14 | Reducción adicional de 10% de sección a una altura de 1.15 m en la dirección X y reducción de 10% de sección a una altura de 0.55 m en la dirección Y |

La estructura fue monitoreada por un tiempo total de 14 días. Cuatro frecuencias fueron detectadas utilizando un algoritmo de identificación modal automática basado en el método SSI-data y con un enfoque de agrupamiento jerárquico para la

clasificación de los parámetros detectados (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018). Al observar la evolución de las frecuencias a lo largo del tiempo de monitoreo en la Figura 3.6, se puede apreciar que las dos primeras frecuencias detectadas permanecen constantes, mientras que una ligera disminución puede ser apreciada en la tercera y cuarta frecuencia. Utilizando el software ARTEMIS (SVS, 2006), las formas modales de los cuatro primeros modos pueden ser visualizadas en la Figura 3.6. El eje X corresponde a la dirección mayor de 60 mm y el eje Y a la dirección menor de 40 mm. El primer y tercer modo corresponden a flexión en la dirección Y, mientras que el segundo y cuarto modo corresponden a flexión en la dirección X. Los modos detectados correspondientes a una combinación de flexión en X y Y fueron despreciados para los propósitos del estudio.

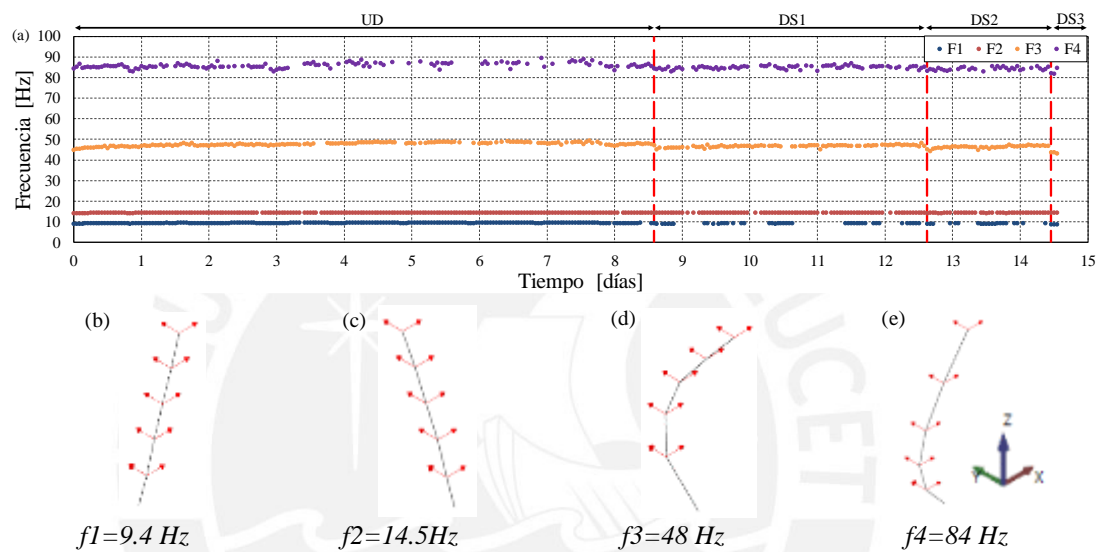
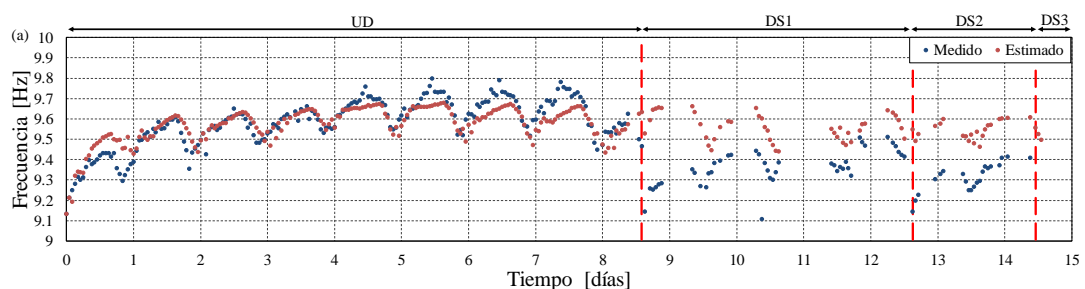


Figura 3.6: Identificación modal en el péndulo invertido de acero: (a) evolución de las frecuencias naturales en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) cuarta forma modal

Se desarrollaron modelos predictivos no lineales ARX utilizando un proceso iterativo para obtener los coeficientes óptimos para correlacionar las frecuencias con la temperatura externa. Los datos del estado sin daño fueron utilizados para el entrenamiento de los modelos, y el estado dañado se utilizó para la etapa de validación, buscando que los modelos sean capaces de detectar el daño. La Figura 3.7 muestra el cambio en el tiempo de las frecuencias identificadas con experimentalmente en comparación con las predichas por el modelo ARX desarrollado. Se muestra que la estimación se acerca de manera adecuada a los resultados medidos en la mayor parte de los datos. Luego de aplicados los escenarios de daño se observa una variación por errores en la predicción, que puede ser asociada a daño estructural.



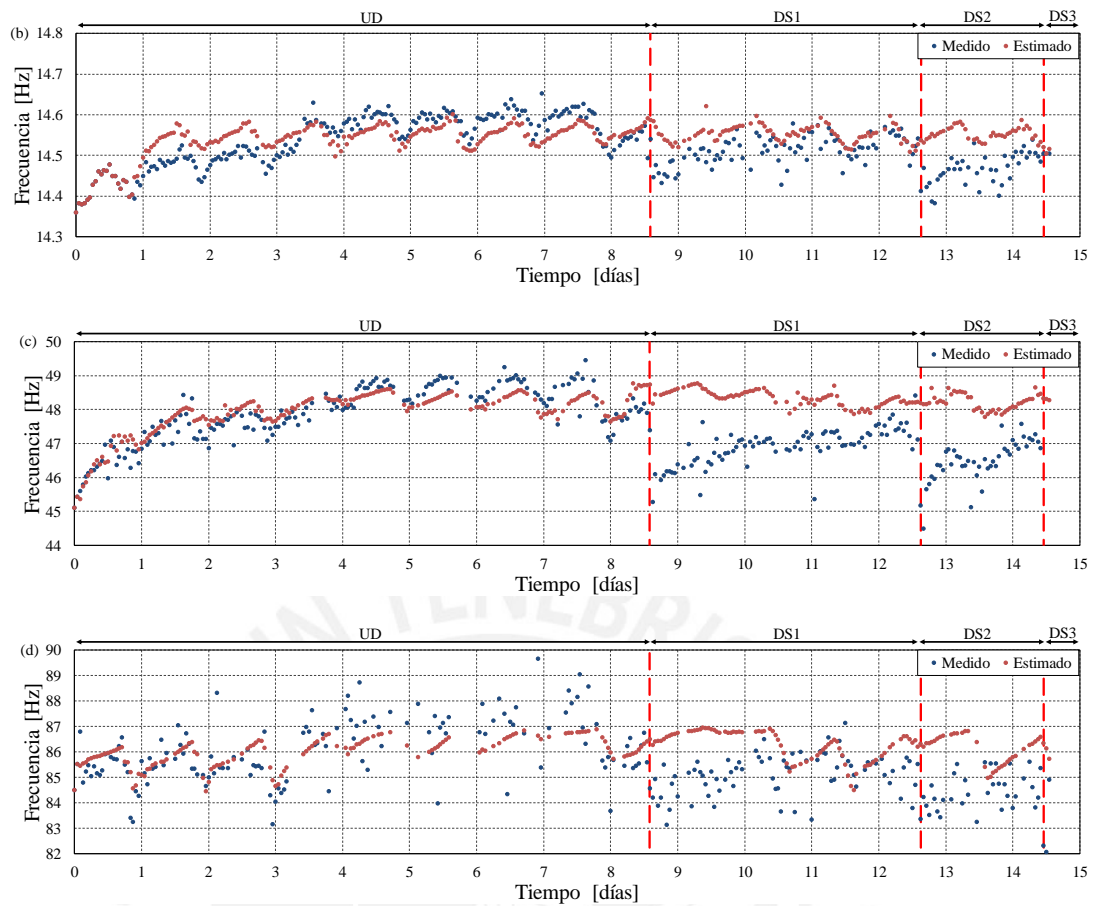
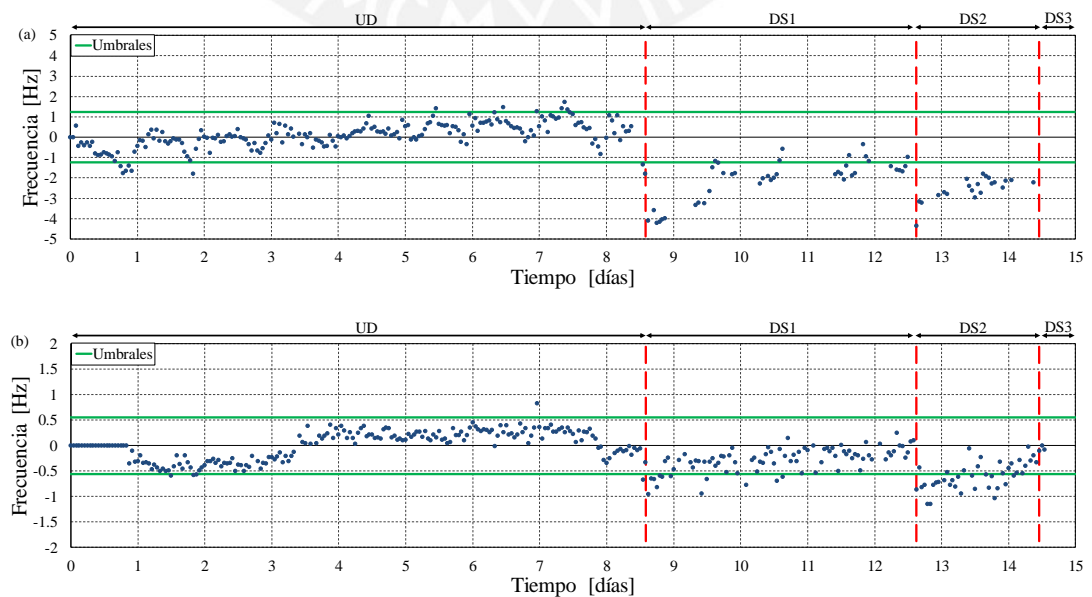


Figura 3.7: Frecuencias medidas y estimadas con modelos ARX para el péndulo invertido: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia

Con estos resultados, se puede calcular los residuos por errores en la predicción y establecer umbrales de seguridad con intervalos de confianza al 95%, como se muestra en la Figura 3.8. Se observa que los errores en las frecuencias del primer y tercer modo exceden de manera notoria los intervalos definidos, alertando de la ocurrencia de daño en la estructura.



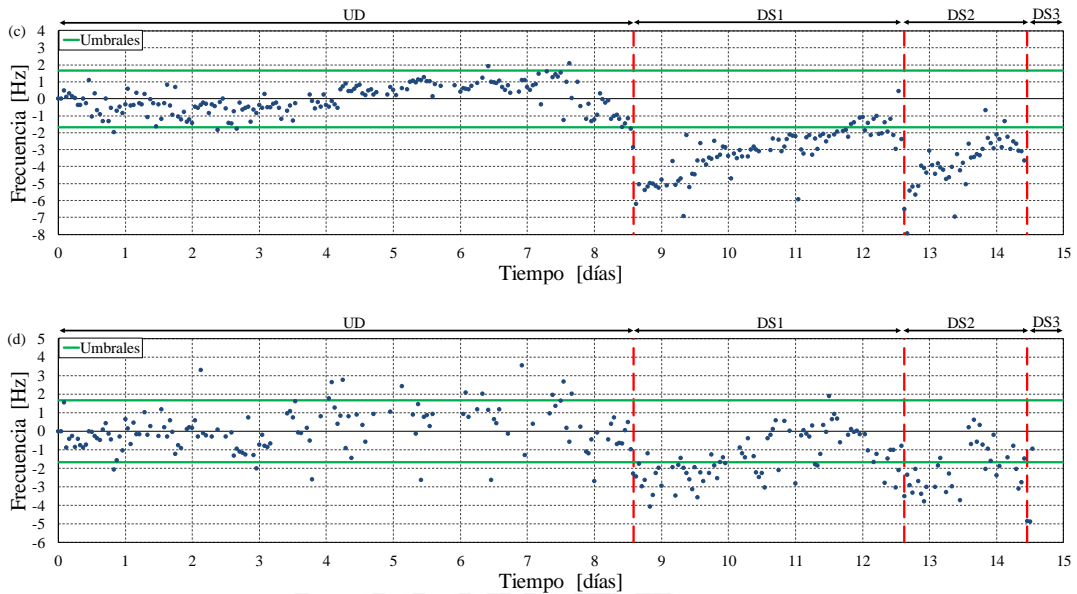


Figura 3.8: Residuos e intervalos de confianza para con modelos ARX para el péndulo invertido de acero: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia

3.3. Detección de Daño Usando Análisis de Componentes Principales (PCA)

3.3.1. Descripción de la Metodología

El análisis de errores mediante análisis de componentes principales fue descrito en la sección 2.3.2.2. Para la detección de daño utilizando esta metodología, se utilizaron matrices con los datos de las frecuencias naturales identificadas, considerando datos de solo salida, es decir, sin utilizar los datos de las condiciones ambientales. Se dividieron las matrices de frecuencias en una etapa de entrenamiento previa al daño, donde los patrones de variabilidad de las mismas debido a las condiciones ambientales puedan ser detectados, y una etapa de validación en la que ocurren los escenarios de daño. Las ecuaciones para la reducción de dimensionalidad fueron calculadas utilizando un algoritmo desarrollado en Matlab (The Mathworks Inc, 2006).

Luego de calcular las matrices de dimensionalidad reducida de las frecuencias naturales, se calculó la variabilidad en los parámetros con los indicadores Q y T^2 . Finalmente, se estableció un umbral para los intervalos de confianza al 95%, considerando que los datos siguen una distribución de T-Student. Los datos que sobrepasen el umbral definido pueden ser considerados como posible daño estructural.

3.3.2. Validación en el Puente Z24

Se utilizaron los datos de las frecuencias identificadas en el puente Z24 para la detección de daño utilizando modelos de PCA. Inicialmente, se trabajó con los datos reducidos al período en el que no se consideran los ciclos de hielo y deshielo debido a la dificultad para considerar la influencia de estos en el modelo por su relación altamente no lineal con las frecuencias (Reynders et al., 2014). Los resultados de este análisis se muestran la Figura 3.9.

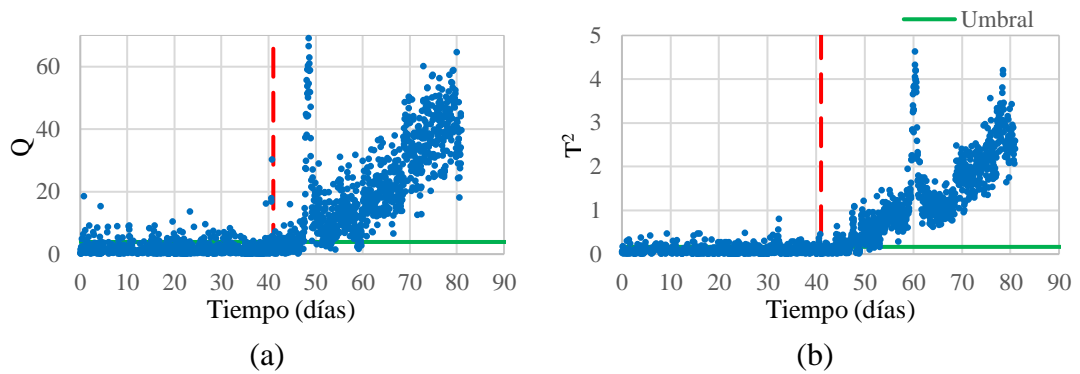


Figura 3.9: Detección de daño en el puente Z24 con modelos de PCA, sin considerar ciclos de hielo-deshielo: parámetros (a) Q y (b) T^2

Se puede observar que el modelo detecta una notoria variación luego de la ocurrencia de daño, excediendo en gran medida el umbral establecido por ambos parámetros. Por esto razón, se puede concluir que el modelo de PCA es adecuado para la detección de daño en el caso del puente Z24.

A continuación, se construyó un modelo considerando los datos del tiempo total de monitoreo, es decir, considerando los ciclos de hielo y deshielo que afectan en gran medida a las frecuencias naturales debido al congelamiento de los apoyos. Los resultados de este nuevo análisis se muestran en la Figura 3.10.

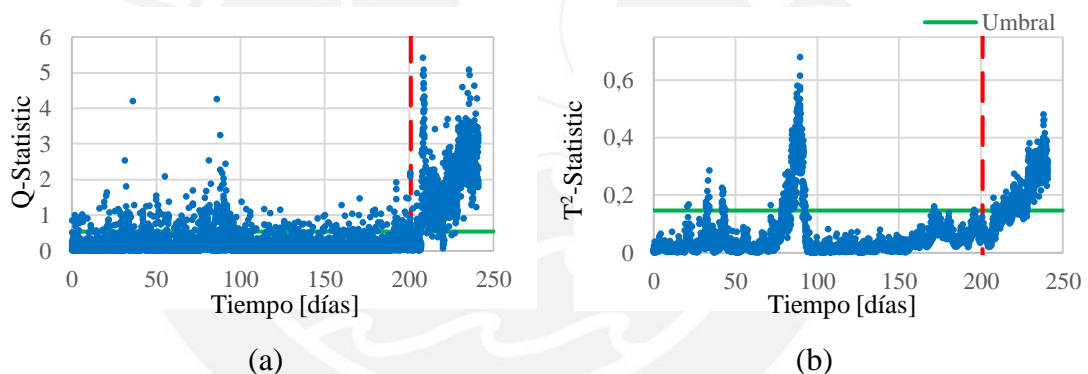


Figura 3.10: Detección de daño en el puente Z24 con modelos de PCA, considerando ciclos de hielo-deshielo: parámetros (a) Q y (b) T^2

Se observa que los parámetros presentan una variabilidad mucho mayor que en el caso anterior. Durante el ciclo de hielo-deshielo, la estadística T^2 muestra un pico mayor a los detectados durante la etapa con daños. Se concluye que el modelo es capaz de detectar daños debido al exceso del umbral definido. Sin embargo, también detecta falsos positivos debido a los ciclos de hielo-deshielo. Este problema podría ser corregido desarrollando modelos de mayor complejidad como los de Kernel PCA.

3.3.3. Validación en un Péndulo Invertido de Acero

De la misma manera, se utilizaron los datos del péndulo invertido de acero para comprobar la capacidad del modelo de detectar daño. La Figura 3.11 muestra los resultados de este análisis.

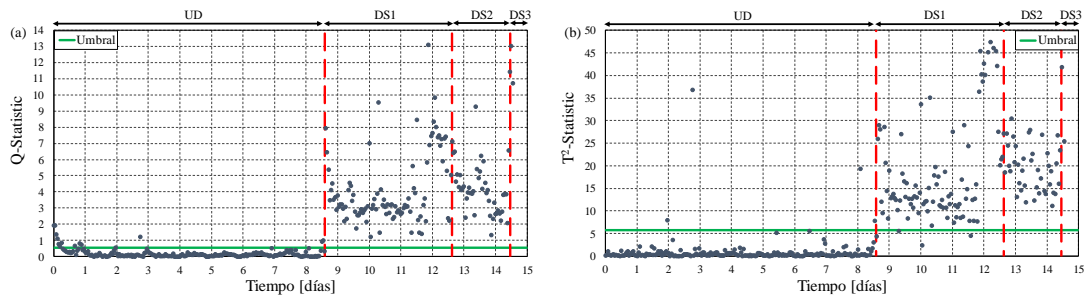


Figura 3.11: Detección de daño con modelos de PCA en el péndulo invertido de acero: parámetros (a) Q y (b) T^2

Se puede observar que, a partir de la aparición de daño, limitado cada escenario por las líneas rojas verticales, se produce un incremento de los parámetros, siendo posible la detección de daño en el péndulo. Se aprecia un exceso del umbral definido desde el estado de daño DS1, por lo que el modelo desarrollado es suficientemente sensible como para detectar el daño más leve que se produjo en la estructura.

3.4. Localización de Daño

3.4.1. Descripción de la Metodología

La dinámica de una estructura de varios grados de libertad en vibración libre es caracterizada por una combinación de las formas modales. Cada punto de medición puede ser caracterizado por la amplitud de la forma modal en cada modo de vibración. Las variaciones en las formas modales pueden ser utilizadas para calcular índices de daño en los puntos de medición, según diferentes metodologías y consideraciones. Estos índices de daño se utilizarán como indicadores relativos de la probabilidad de ubicar daño en un punto determinado, no siendo de interés para los propósitos de la investigación la magnitud del mismo.

Estos métodos, el Método de los Parámetros (PM) y el de Cambios en la Matriz de Flexibilidad (CFM) fueron descrito en la sección 2.4.1.1. Para el cálculo de los índices de daño se realizó la interpolación cúbica de las formas modales identificadas utilizando Matlab (The Matworks Inc, 2006) y considerando las condiciones de borde de la estructura en estudio. El índice fue calculado en las direcciones X y Y con las formas modales identificadas en el estado sin daño y en cada escenario de daño por ambos métodos y fue graficado utilizando gráficos de contorno.

3.4.2. Validación en un Péndulo Invertido de Acero

Los resultados del ensayo descrito en la sección anterior se utilizaron para la validación de las metodologías de localización de daño. Se consideraron las condiciones de borde del péndulo como fijo en la base, con desplazamiento y curvatura nula en este punto y se realizó la interpolación cúbica de la forma modal a lo largo de la altura. Los índices de daño calculados por ambas metodologías se muestran en un gráfico de contorno en ambas direcciones a lo largo de la longitud de la estructura en la Figura 3.12. Las zonas rojas corresponden a las de mayor probabilidad de daño y el daño real en la estructura se encuentran señaladas con rectángulos de bordes rojos.

Se observa que para los escenarios de daño DS1 y DS2, que tienen la misma ubicación y únicamente varían en magnitud, ambos métodos brindan una idea aproximada de la

localización, indicando que el daño está ubicado probablemente en la zona superior del péndulo. Se observa que para el PM se obtienen los mejores resultados, debido a que el daño afecta de manera significativa los modos de flexión en este sentido. Para el caso del DS3, se obtienen resultados igualmente buenos para la detección del daño superior. Sin embargo, ambos métodos fallan al ubicar el daño inferior aplicado a 0.55 m de la base. Las razones pueden deberse a la poca magnitud del daño y a la dificultad de estos métodos para detectar la ubicación del daño en múltiples puntos.

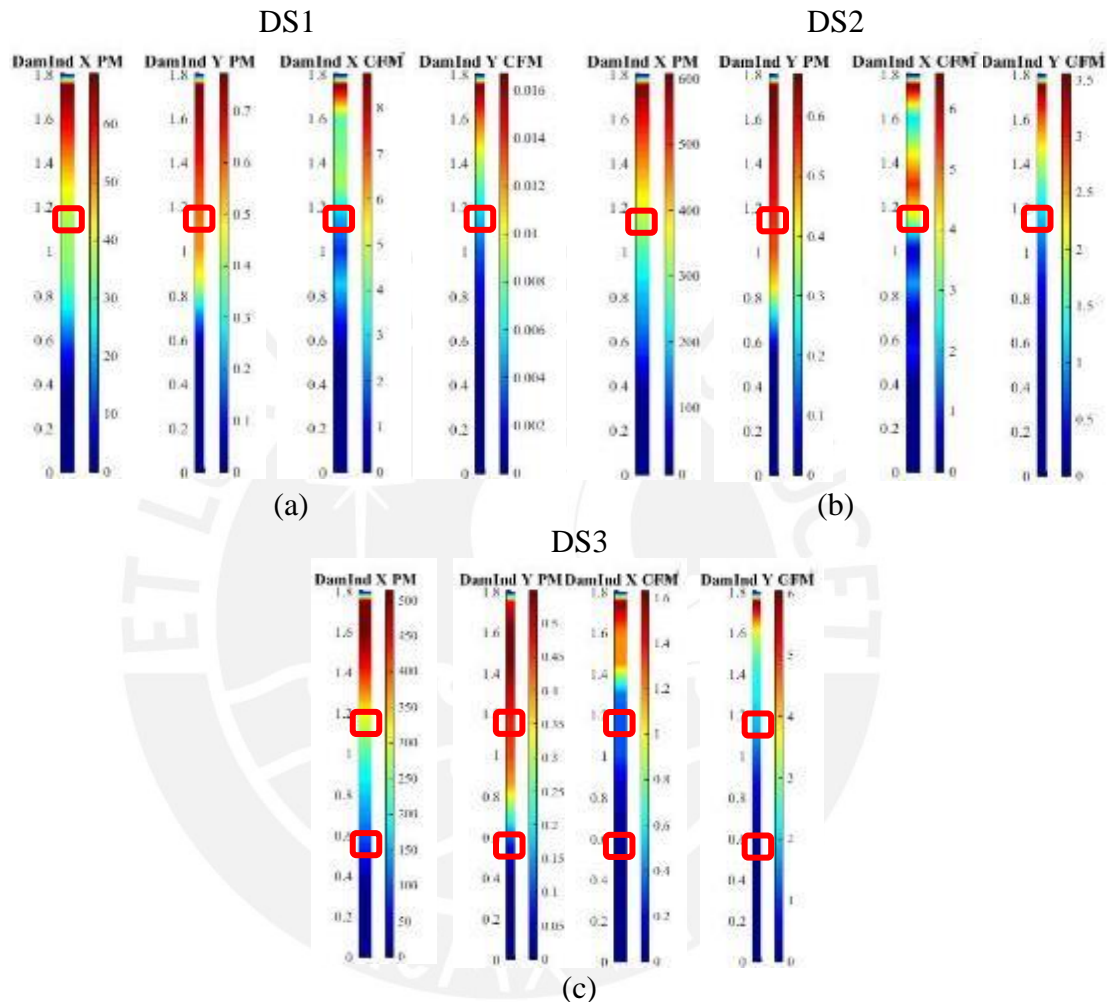


Figura 3.12: Localización de daño en el péndulo invertido de acero: escenarios de daño (a) DS1, (b) DS2 y (c) DS3

3.5. Conclusiones

Se realizó la descripción del procedimiento para detectar daño utilizando metodologías de modelos ARX y de PCA. Estas metodologías permiten establecer correlaciones entre las frecuencias naturales identificadas y determinar intervalos de confianza, los cuales, de ser excedidos, indican la presencia de daño estructural.

Primero, los modelos fueron validados utilizando los datos del puente Z24. Para los modelos de ARX desarrollados se obtuvieron modelos muy similares a los reportados por Bart Peeters & De Roeck (2000), obteniéndose una detección adecuada del daño. Por otro lado, utilizando modelos de PCA se obtuvieron resultados satisfactorios si no se consideran los ciclos de hielo-deshielo. Al considerar estos últimos, el desarrollo de

modelos adecuados se vuelve un problema de mayor complejidad, logrando los modelos desarrollados detectar el daño, pero obteniéndose falsos positivos durante los ciclos de congelamiento de los apoyos, que producen cambios muy elevados en las frecuencias naturales de la estructura. Este problema puede ser tenido en cuenta si se estudia el ciclo anual de cambios ambientales y su relación con las frecuencias de la estructura, para esperar estos cambios y desarrollar estrategias que permitan separarlos de los ocasionados por daño estructural.

Luego, se ensayó en el laboratorio una estructura simple compuesta por un péndulo invertido de acero, al cual se le aplicó daño progresivo con el fin de validar las metodologías estudiadas. Los resultados muestran resultados satisfactorios tanto para los modelos ARX como para los de PCA. La precisión de estos modelos para detectar daño, así como para no indicar falsos positivos en el péndulo de acero se muestran en la Tabla 3.2. Esta tabla indica el porcentaje de puntos clasificados correctamente, como dañados o no dañados, según corresponda. La parte indicada como “dañado” corresponde a todos los estados de daño en conjunto, mientras que los estados DS1, DS2 y DS3 indican la precisión en cada uno de estos estados de daño de manera independiente.

Tabla 3.2: Resumen de la precisión de la detección de daño en el péndulo invertido de acero

| | ARX | | | | PCA | |
|-----|---------|--------|---------|--------|---------|---------|
| | Modo 1 | Modo 2 | Modo 3 | Modo 4 | Q | T^2 |
| UD | 93.53% | 97.52% | 96.69% | 92.70% | 98.06% | 93.20% |
| DS1 | 76.32% | 13.95% | 88.37% | 24.36% | 95.88% | 98.97% |
| DS2 | 100.00% | 56.10% | 95.45% | 47.06% | 100.00% | 100.00% |
| DS3 | 100.00% | 0.00% | 100.00% | 66.67% | 100.00% | 100.00% |

Se observa que todos los modelos indican un número bajo de falsos positivos. Los modelos ARX ofrecen una alta precisión para la detección de daño en los modos 1 y 3, correspondientes a la flexión en Y, que son en este caso los que fueron afectados de mayor manera por el daño. Los modelos PCA sintetizan la información de todos los modos de vibración en estadísticas únicas, por lo que presentan una ventaja al detectar el daño de manera más directa. Estos modelos presentan la ventaja de trabajar con menos información, al prescindir de los datos de la temperatura u otros parámetros ambientales. Sin embargo, los modelos ARX son útiles para conocer el comportamiento dinámico de la estructura, su relación con los parámetros ambientales y cómo el daño afecta físicamente a la estructura, al ver como cada uno de los modos se ven afectados de manera individual. Es importante notar que la precisión de los modelos desarrollados en el péndulo de acero indica la capacidad de estos al detectar daño incluso teniendo períodos cortos de monitoreo utilizados para entrenarlos. Sin embargo, el período de monitoreo debe incluir todos los cambios ambientales que se espera que sufra la estructura durante el tiempo de análisis para que los modelos puedan captar de manera adecuada los cambios producidos por estos en la respuesta dinámica.

Finalmente, se describieron y validaron las técnicas para la localización geométrica del daño en el péndulo invertido de acero. Se observó que, en esta estructura simple, los métodos desarrollados brindan una localización aproximada del daño. El PM, a pesar de ser el de más simple formulación, fue el que otorgó los resultados más cercanos a la realidad, en la dirección que se ve más afectada por el daño estructural. Esta puede ser utilizada en el caso de una estructura real como una primera aproximación para una evaluación estructural más detallada que permita labores adecuadas de intervención.



CAPÍTULO 4

Aplicación en un Muro de Adobe Tradicional

Resumen:

En este capítulo se describe la aplicación de las metodologías desarrolladas al caso de estudio de un muro de adobe tradicional. Para esto, se instrumentó con acelerómetros un muro en el laboratorio y se realizó daño progresivo luego de monitorearlo durante nueve días en un estado sin daño. Luego, las metodologías de detección y localización de daño fueron aplicadas. Los resultados obtenidos fueron comentados y se realizó un análisis comparativo de las diferentes metodologías, identificando sus ventajas y desventajas, así como los casos en que es más conveniente aplicar cada una de ellas.

4.1. Introducción

El SHM basado en vibraciones es una técnica fundamental para la identificación temprana de daño y posterior selección de labores adecuadas de intervención y mantenimiento. Sin embargo, su aplicación en estructuras tradicionales de tierra, como las que conforman el patrimonio cultural del país no ha sido suficientemente investigada. Las construcciones de tierra son altamente sensibles a los cambios ambientales como la temperatura y la humedad, lo que puede hacer variar de manera significativa su respuesta dinámica y hacer más difícil el proceso de identificación de daño.

Por esta razón, en este capítulo se estudiará el comportamiento dinámico frente a vibraciones ambientales de un muro tradicional de adobe. Se realizó el monitoreo con acelerómetros y sensores de temperatura, y la extracción de los parámetros modales. A continuación, se aplicó daño estructural de manera progresiva en diferentes ubicaciones en el muro. Finalmente, se utilizaron las metodologías descritas y validadas en el capítulo anterior para la detección y localización de daño. De esta manera se podrá determinar la efectividad de las mismas al aplicarse en una construcción tradicional de adobe, característica del patrimonio histórico peruano y las dificultades que se esperan en su aplicación en casos reales.

4.2. Descripción del Ensayo

Un muro tradicional de adobe con dimensiones de 0.40x1.55x2.10 m fue construido en el laboratorio con un sobrecimiento de concreto de 0.30 m de altura en la base (Figura 4.1.a). Para la construcción del mismo se siguieron los procedimientos constructivos tradicionales utilizados en las construcciones de la costa y característicos de las construcciones históricas de tierra.

El muro fue instrumentado con 15 acelerómetros para poder caracterizar sus parámetros modales, las frecuencias y formas de vibración, y la variación de las mismas. El equipo utilizado fue el mismo que se usó en el péndulo de acero y que fue descrito en la sección 3.2.3. Los acelerómetros fueron distribuidos en tres capas de cuatro acelerómetros cada una, a cada tercio del muro, uno de estos en la dirección del plano y tres en la dirección perpendicular al mismo. Los acelerómetros son nombrados A1-A15. Esta distribución se muestra en el esquema de la Figura 4.1.b. El muro fue instrumentado, como se muestra en la Figura 4.1.c y monitoreado durante nueve días antes de aplicarse daño estructural.

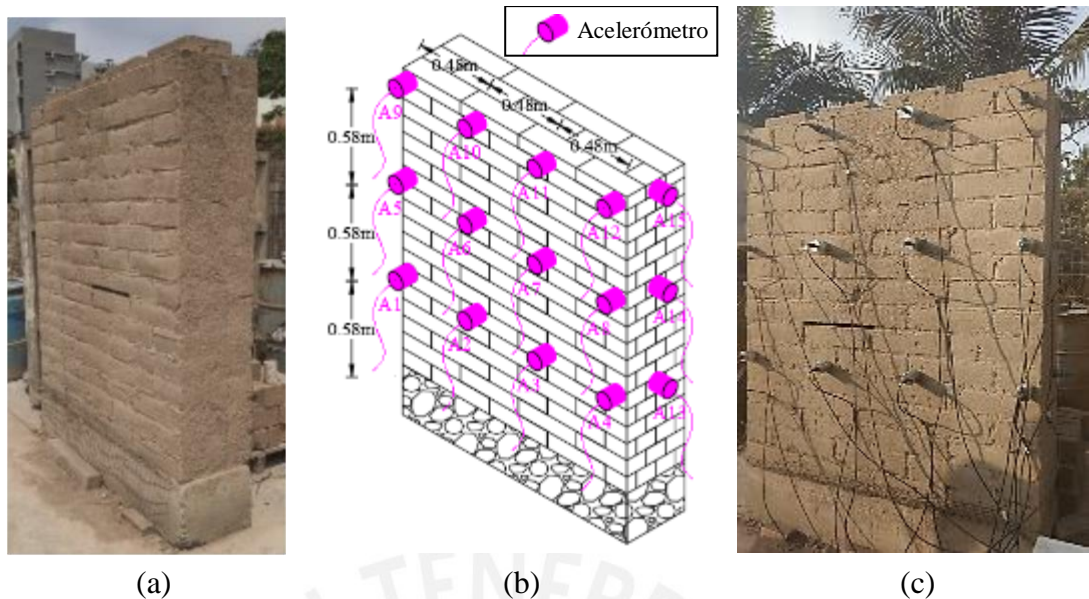


Figura 4.1: Muro de adobe tradicional ensayado: (a) antes de la instrumentación, (b) modelo isométrico de la distribución de acelerómetros en el muro (c) después de la instrumentación

El daño estructural fue aplicado en el muro utilizando un taladro comercial con una broca de ½" de diámetro y 0.40 m de largo. Se realizaron seis perforaciones horizontales de 0.40 m de ancho y de profundidad igual al espesor total del muro en el mortero a diferentes ubicaciones. Estos cortes son enumerados en tres etapas de daño, DS1, DS2 y DS3, como se muestra en la Figura 4.2.a. Esta figura también muestra un daño preexistente en verde, que representa el estado de daño actual que caracteriza a muchas construcciones históricas. La Figura 4.2.b muestra el muro en la ubicación del ensayo luego de que se aplicó el daño. Los escenarios de daño para el muro, el tiempo en el que se aplicaron y su descripción se muestra en la Tabla 4.1.

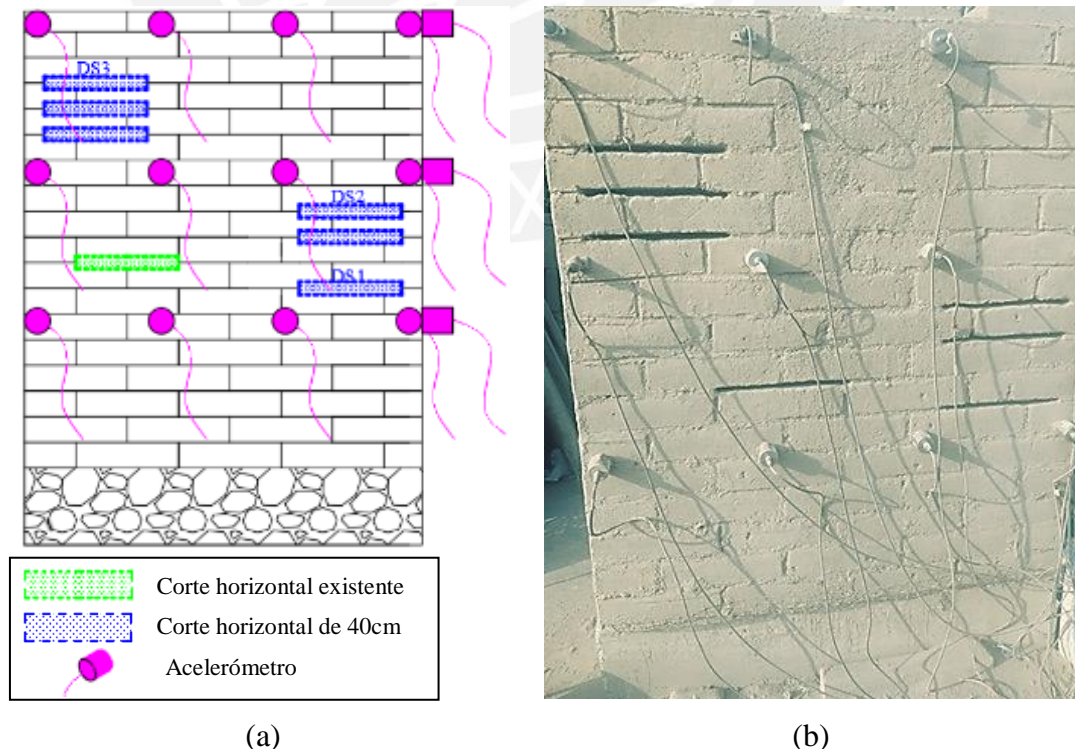


Figura 4.2: Ensayos de daño en el muro de adobe: (a) plan de ensayos y (b) muro luego de los ensayos

Para la selección adecuada de la ubicación de los sensores se realizó un modelo numérico donde se obtuvieron las frecuencias y formas modales. Estas se compararán con los resultados del análisis modal para verificar que se obtienen los resultados esperados. Los resultados de los modos numéricos se muestran en la Figura 4.3.

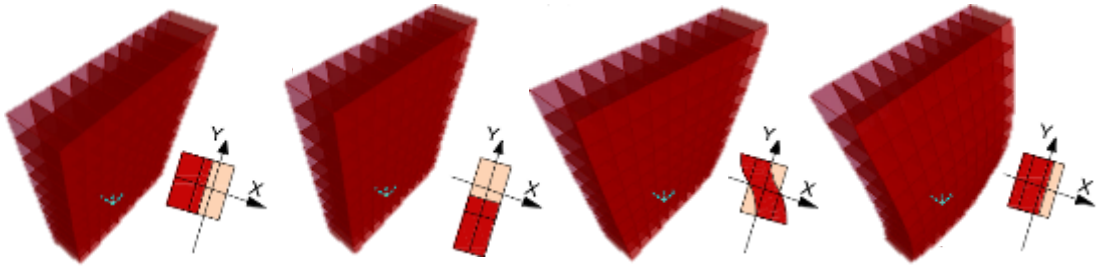


Figura 4.3: Resultados de los modos numéricos del muro de adobe

Tabla 4.1: Escenarios de daño en el muro tradicional de adobe

| Escenario de Daño | Días | Descripción |
|-------------------|-------|----------------------------------------------------------------------------|
| UD | 0-8 | Corte de 40 cm a 1.1 m de altura, lado izquierdo (daño existente) |
| DS1 | 8-12 | Corte horizontal de 40 cm a 1 m de altura, lado derecho |
| DS2 | 12-14 | Corte horizontal de 40 cm a 1.2 m y 1.3 m de altura, lado derecho |
| DS3 | 14-21 | Corte horizontal de 40 cm a 1.6 m, 1.7 m y 1.8 m de altura, lado izquierdo |

La estructura fue monitoreada frente a vibraciones ambientales y la respuesta dinámica fue procesada utilizando el algoritmo de identificación modal automática para obtener los parámetros dinámicos. La Figura 4.4 muestra la evolución en el tiempo de las cuatro frecuencias naturales identificadas y, delimitado por las líneas verticales negras, el tiempo en el que los escenarios de daño son aplicados. Las variaciones debido a la temperatura son observables; cada día, al aumentar la temperatura, la rigidez del material se reduce y, por lo tanto, las frecuencias identificadas decrecen. Este ciclo es notorio especialmente en el segundo modo de vibración. La figura muestra también las formas modales de los cuatro modos identificados, visualizadas utilizando el software ARTEMIS (SVS, 2006). Se observa que estas formas modales corresponden adecuadamente con las estimadas numéricamente y que se mostraron en la Figura 4.3. El primer y cuarto modos corresponden a flexión en la dirección perpendicular al plano del muro, el segundo modo corresponde a la flexión en la dirección del muro y el tercer modo corresponde a torsión. También se puede observar que la cuarta frecuencia es la única que decae de manera notoria luego de aplicado el daño.

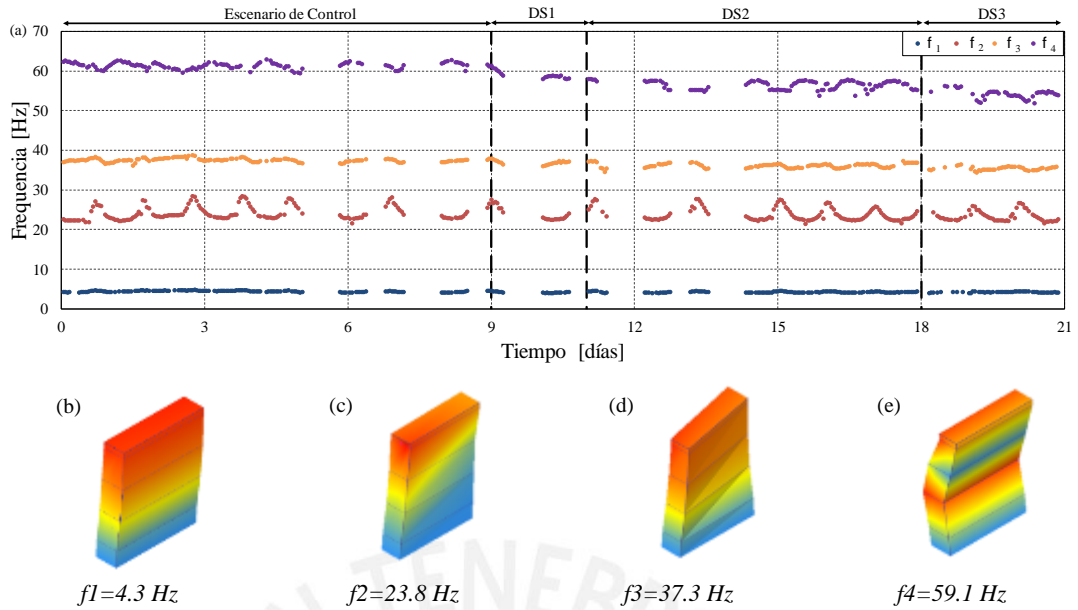


Figura 4.4: Identificación modal en el muro tradicional de adobe: (a) evolución de las frecuencias naturales en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) cuarta forma modal

Se registraron los parámetros ambientales durante el tiempo de monitoreo para la realización de los modelos predictivos. La Figura 4.5 muestra la temperatura ambiental y la humedad relativa externas registradas para el muro de adobe.

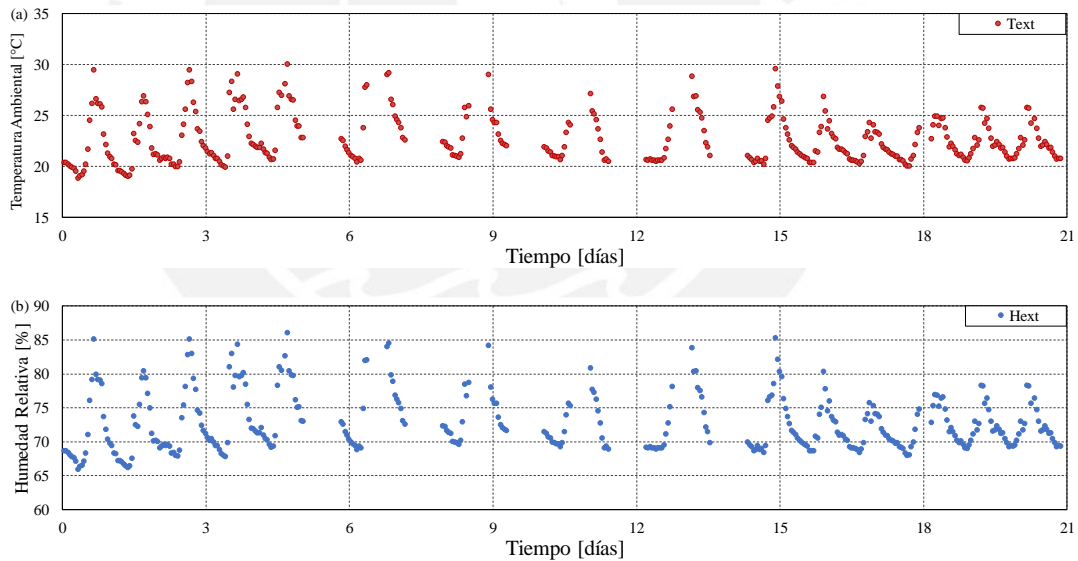


Figura 4.5: Evolución de los parámetros ambientales del muro de adobe durante el período de monitoreo: (a) temperatura ambiental externa y (b) humedad relativa externa

La humedad absoluta fue luego evaluada como un único parámetro ambiental para ser considerado como variable independiente en el proceso de detección de daño con modelos ARX. La humedad absoluta (HAbs) es un parámetro que incluye información tanto de la temperatura como de la humedad relativa y es definida como la masa de vapor de agua por unidad de volumen (Bolton, 1980). La humedad absoluta se calcula en g/cm^3 de acuerdo con:

$$H_{abs} = MM \cdot n = MM \cdot \frac{PV}{R(273.15+T)} \quad \text{Ecuación 4.1}$$

$$P = 6.112 \cdot e^{\frac{17.67 \cdot T}{T+243.5}} \cdot RH$$

Ecuación 4.2

donde MM , n , P , V , R , T y RH son la masa molecular de agua, la cantidad de gas en moles, la presión, el volumen analizado, la constante del gas, la temperatura del gas en °C y la humedad relativa, respectivamente. Los resultados de la humedad absoluta para el tiempo completo de monitoreo se muestran en la Figura 4.6. Como se muestran, variaciones de hasta 15 g/cm^3 se registran con una clara atenuación en los últimos días de monitoreo.

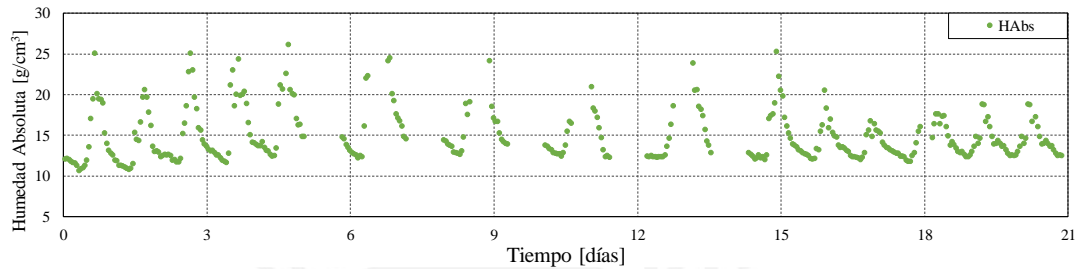


Figura 4.6: Evolución de la humedad absoluta durante el tiempo de monitoreo

4.3. Detección de Daño

Se describirá la aplicación de los métodos desarrollados para detectar la presencia de daño en el muro y sus resultados. De esta manera, se busca determinar a partir de qué escenario el daño es detectable, la precisión de los métodos desarrollados y realizar un análisis comparativo de los mismos, identificando las ventajas, desventajas y dificultades encontradas.

4.3.1. Modelos ARX

Se desarrollaron modelos ARX no lineales utilizando un proceso iterativo para identificar los coeficientes óptimos para la regresión con las variables en estudio, utilizando el System Identification Toolbox de Matlab (The Mathworks Inc, 2006). Se realizaron modelos utilizando como variable independiente a la temperatura ambiental y la humedad relativa externas. El estado sin daño fue utilizado para el entrenamiento del modelo y el estado dañado para la validación. La Figura 4.7 muestra las frecuencias medidas y las estimadas con los modelos ARX. Los estados de daño se limitan con las líneas verticales negras. Se observa que las frecuencias predichas se aproximan a las estimadas de manera adecuada, pero al ocurrir daño se presenta una notable variación en las frecuencias de los modos tres y cuatro, por lo que se puede concluir que estos son los que se ven afectados de mayor manera por el daño.

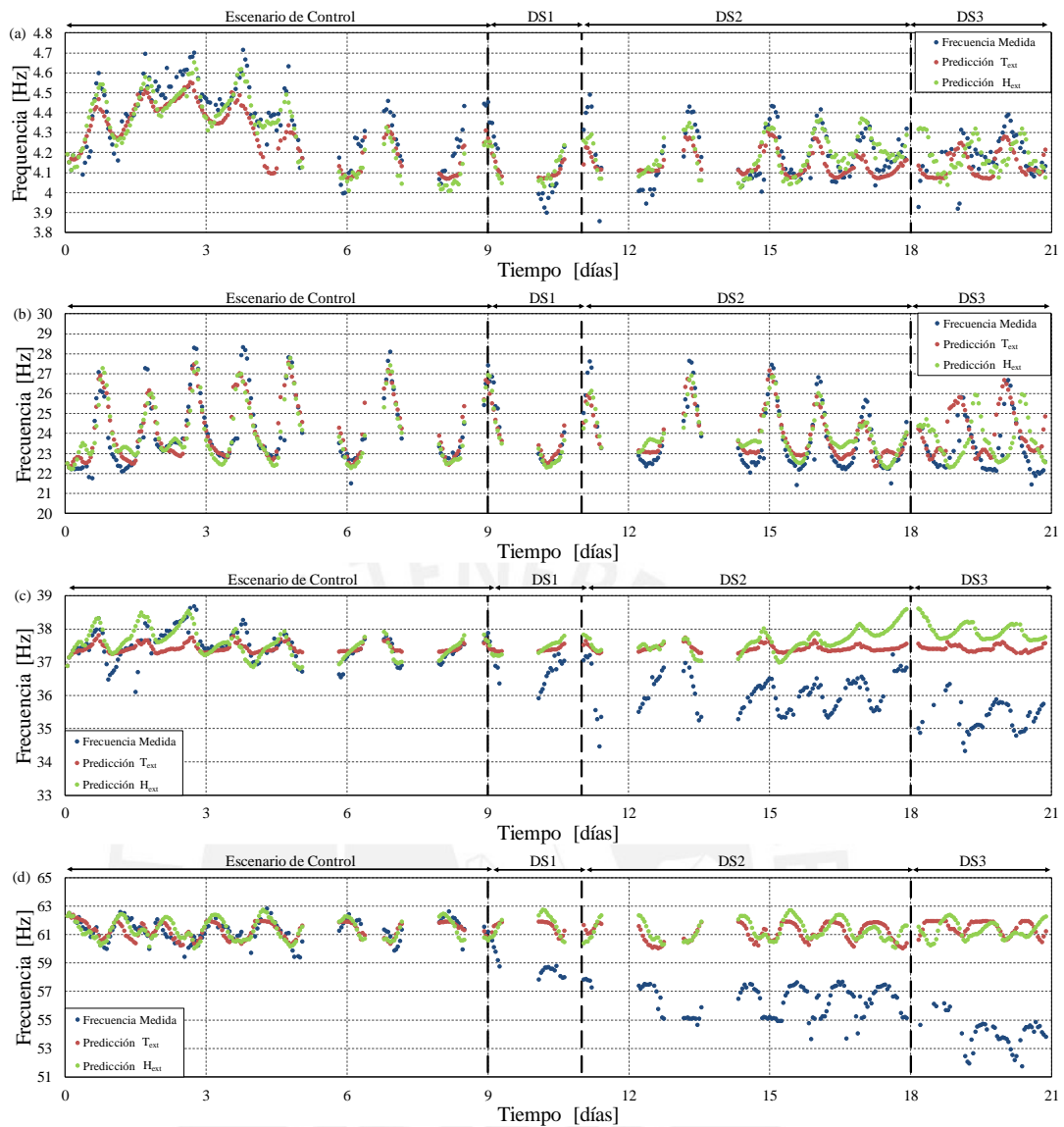


Figura 4.7: Frecuencias medidas y estimadas con modelos ARX para el péndulo invertido: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia

Con estos resultados se pueden calcular los residuos para cada una de las frecuencias identificadas y establecer umbrales con intervalos de confianza al 95%. Esto se muestra en la Figura 4.8. Se puede observar que, como se apreciaba al comparar las frecuencias medidas y predichas, los intervalos de confianza son excedidos notoriamente para las frecuencias del tercer y cuarto modo. Sin embargo, se observa que los dos primeros modos no detectan esta variación, por lo que se concluye que es importante tener un registro de la variación de frecuencias de los modos superiores debido a que no todos los modos de vibración se ven afectados por el daño estructural.

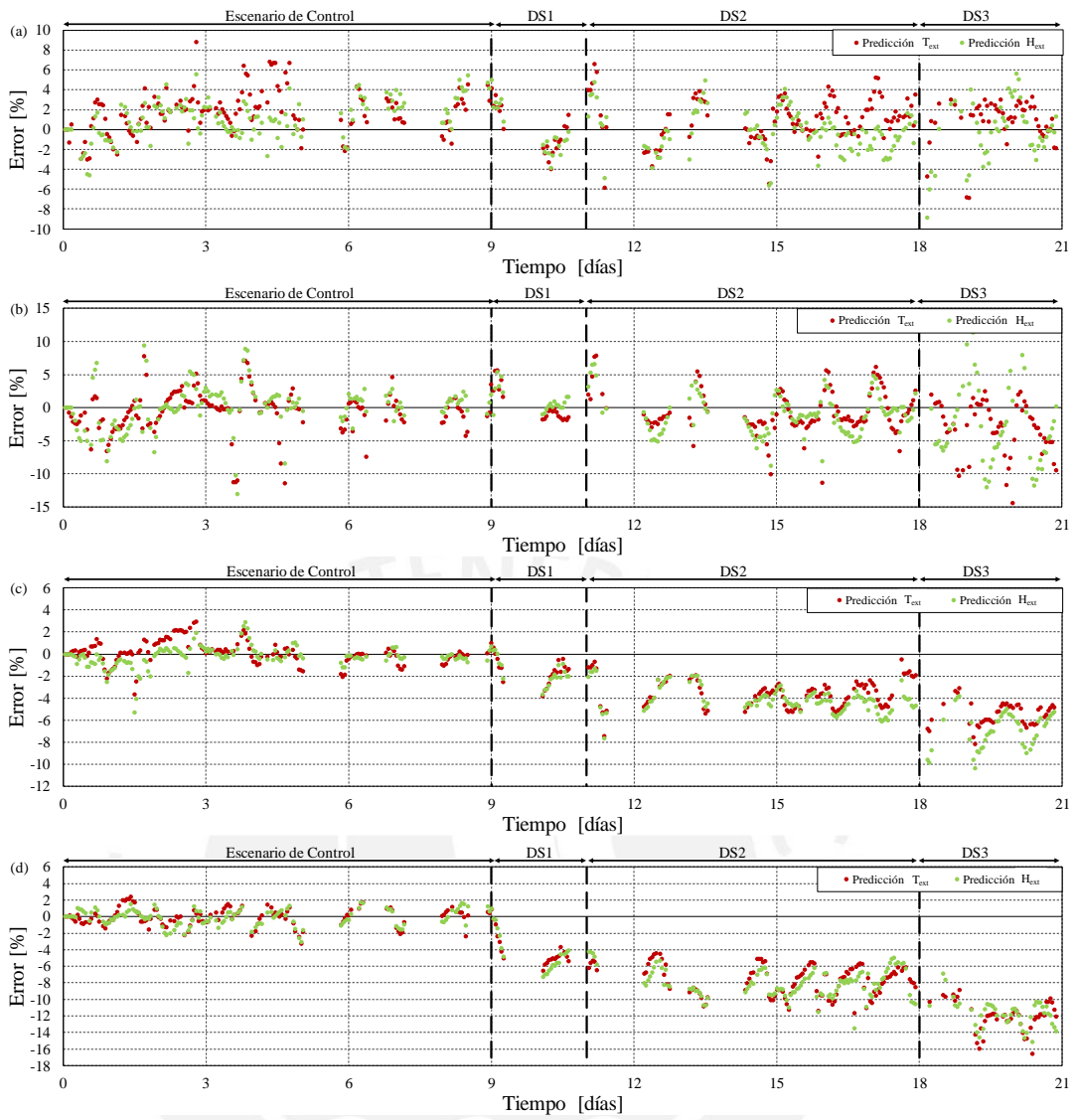
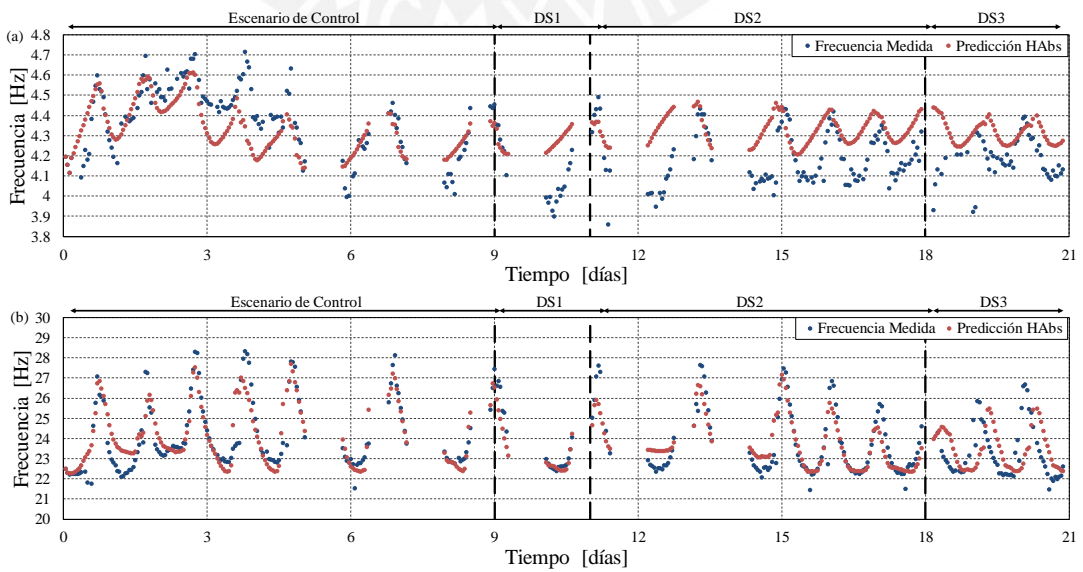
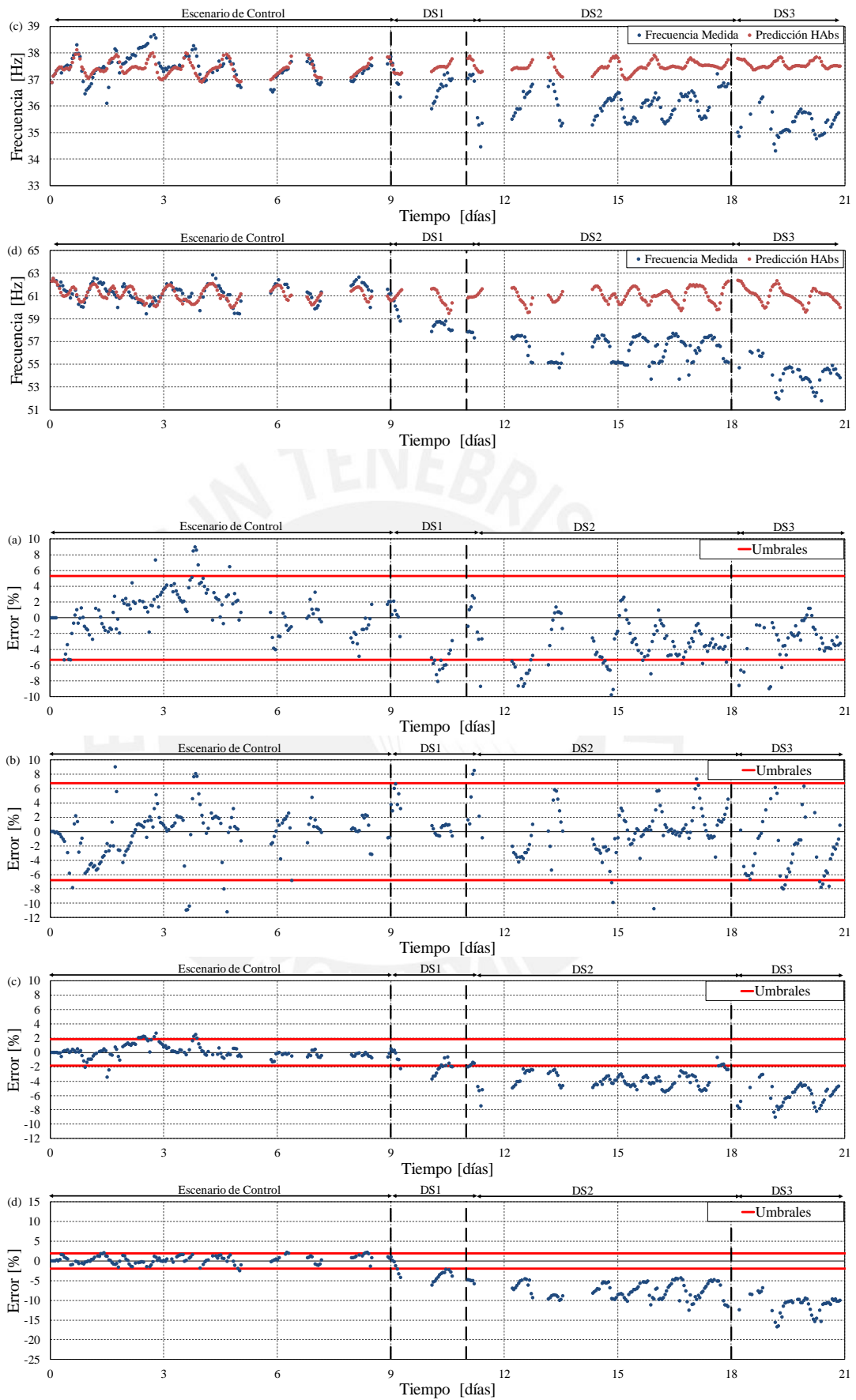


Figura 4.8: Residuos e intervalos de confianza para con modelos ARX para el péndulo invertido de acero: (a) primera, (b) segunda, (c) tercera y (d) cuarta frecuencia





4.3.2. Modelos de PCA

A continuación, se desarrolló un modelo de PCA con las frecuencias naturales identificadas en el muro tradicional de adobe. La Figura 4.9 muestra las estadísticas Q y T^2 calculadas para el modelo de PCA desarrollado, así como el umbral definido con una confianza del 95%.

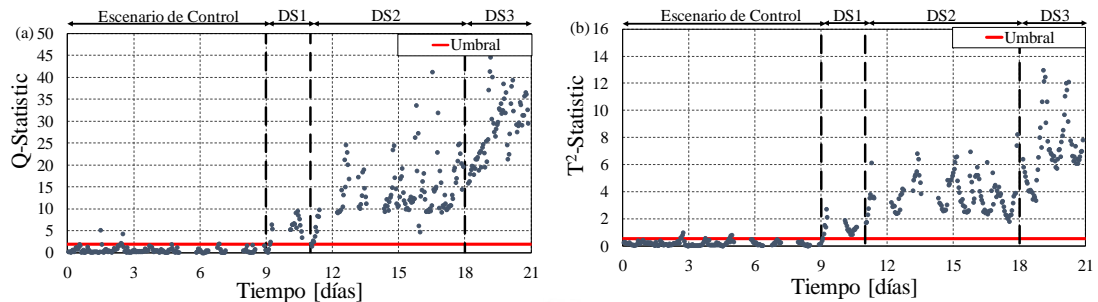


Figura 4.9: Detección de daño con modelos de PCA en el muro tradicional de adobe: parámetros (a) Q y (b) T^2

Se observa que ambas estadísticas exceden el umbral en casi todos los puntos desde el estado más temprano de daño definido por el DS1. Al aplicar los siguientes escenarios se observa un notorio incremento de las estadísticas, por lo que se puede concluir que estas son sensibles a la magnitud del daño estructural. Este método es adecuado para la detección de daño en el muro tradicional de adobe estudiado debido al temprano y notorio exceso de los límites aceptables por las estadísticas calculadas.

4.3.3. Análisis Comparativo

A continuación, se comparará la efectividad y ventajas de las metodologías utilizadas para la detección del daño. La Tabla 4.2 muestra un resumen de la precisión de la detección de la ocurrencia de daño en el muro de adobe ensayado. Al igual que en la validación realizada en el capítulo anterior, se indica el porcentaje de puntos clasificados como dañados.

Tabla 4.2: Resumen de la detección de daño en el muro tradicional de adobe

| | ARX | | | | PCA | |
|-----|--------|--------|---------|---------|---------|---------|
| | Modo 1 | Modo 2 | Modo 3 | Modo 4 | Q | T^2 |
| UD | 11.19% | 7.79% | 8.97% | 6.06% | 3.11% | 4.97% |
| DS1 | 13.64% | 8.70% | 21.74% | 100.00% | 82.76% | 96.55% |
| DS2 | 5.56% | 3.54% | 88.57% | 100.00% | 100.00% | 100.00% |
| DS3 | 4.00% | 20.34% | 100.00% | 100.00% | 100.00% | 100.00% |

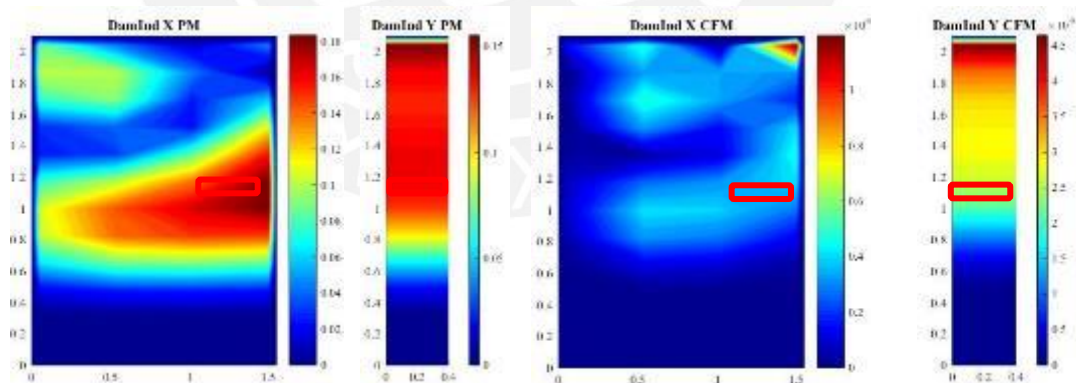
Se observa que, para los modelos ARX, el daño es detectado con alta precisión por el análisis en el tercer y cuarto modo, que representan la torsión y el segundo modo de flexión en la dirección perpendicular al plano. Se observa que el primer y tercer modo no varían de manera considerable al presentarse el daño. Esto se puede deber a que las zonas esforzadas en el muro por estos modos de vibración no han sido afectadas por el daño estructural. A pesar de que no todos los modos detectan el daño, como pasó también al estudiar el péndulo de acero, la alta variabilidad presente en los modos que

sí son afectados hace posible una correcta detección de la ocurrencia de daño desde el estado más temprano. Además, el estudio de los modos afectados puede brindar conocimiento sobre la naturaleza del daño, si es que los afectados concentran la vibración en partes específicas de la estructura.

Por otro lado, el modelo de PCA ha permitido una clasificación correcta de la ocurrencia de daño con las dos estadísticas usadas desde el estado más temprano, como fue descrito de manera cualitativa en la sección anterior. Sin embargo, se puede apreciar un porcentaje alto, de más del 10%, de falsos positivos en la etapa sin daños, debido a una alta variabilidad en las estadísticas calculadas. Por esta razón, el método podría llevar a conclusiones equivocadas de daño si no se siguen otros criterios como apoyarse en modelos ARX. Además, el método no brinda ninguna información adicional sobre el daño ni de la naturaleza del mismo.

4.4. Localización de Daño

Para la localización de daño se calcularon los índices de daño con los métodos PM y CFM, como se explicó en el capítulo anterior. Para graficar la distribución de los índices de daño a lo largo del muro se realizó una interpolación cúbica de las formas modales identificadas, de la misma manera como se hizo con el péndulo de acero, considerando que la forma modal en la base del muro tiene desplazamiento y curvatura igual a cero. En la dirección perpendicular al plano, se dividió al muro en cuatro franjas verticales cada una con una con cuatro acelerómetros. Posteriormente se calcularon los índices de daño en cada uno de los puntos medidos o interpolados y se graficó la distribución en los gráficos de contorno que se muestran en la Figura 4.10. Las zonas rojas son las que presentan una mayor probabilidad de encontrar daño según los métodos utilizados. Se ha colocado un rectángulo rojo que encierra las zonas dañadas.



(a)

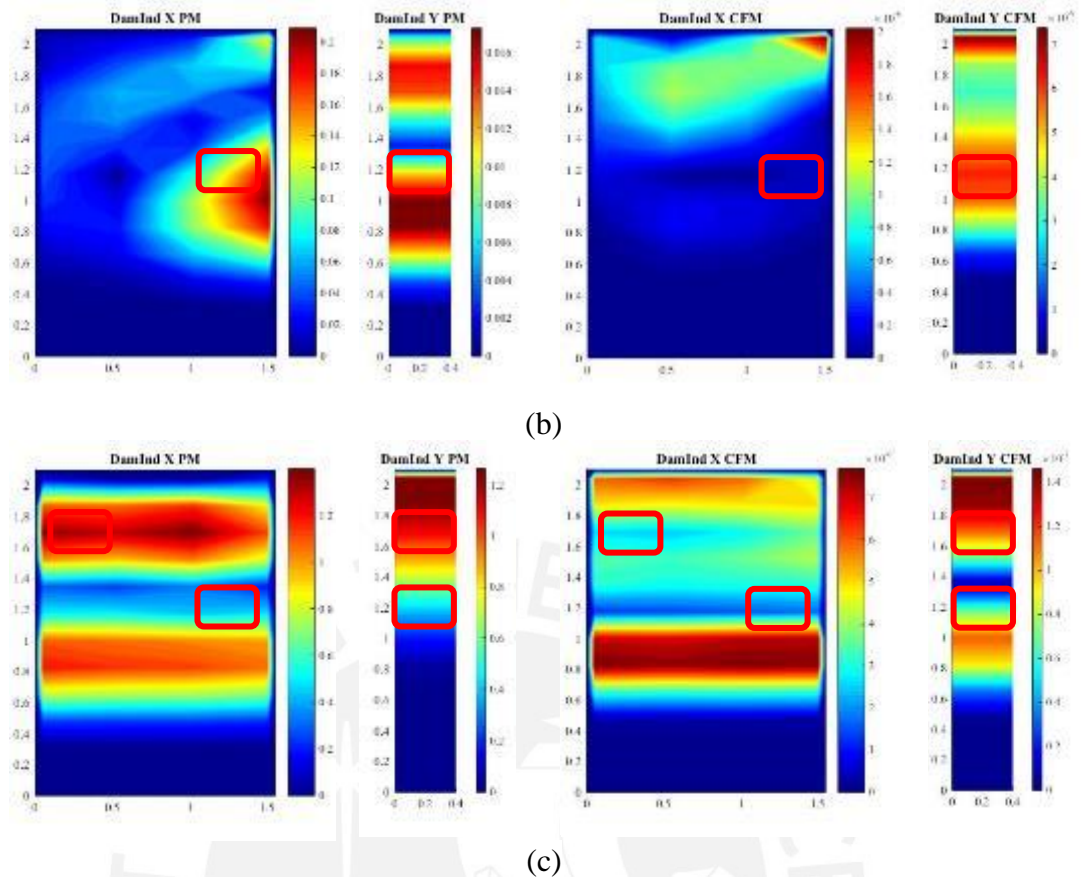


Figura 4.10: Localización de daño en el muro tradicional de adobe: escenarios de daño (a) DS1, (b) DS2 y (c) DS3

Se observa que el método PM brinda una correcta localización aproximada del daño. En los escenarios DS1 y DS2 el PM logra identificar de manera aproximada la ubicación del daño estructural. Por otro lado, para este escenario, el CFM no indica el daño en la ubicación correcta, por lo que puede concluirse que este método es menos sensible a la ocurrencia de daño. En el caso del DS3, ambos métodos ubican el daño de manera aproximada, aunque la aparición de daño en la zona superior izquierda hace que se pierda precisión en los resultados obtenidos por el PM. Los resultados son más precisos y se visualizan más fácilmente en la dirección perpendicular al plano, que utiliza las cuatro franjas en las que se divide el muro. En la otra dirección los resultados son variables e imprecisos, posiblemente debido a la naturaleza del daño y de la estructura.

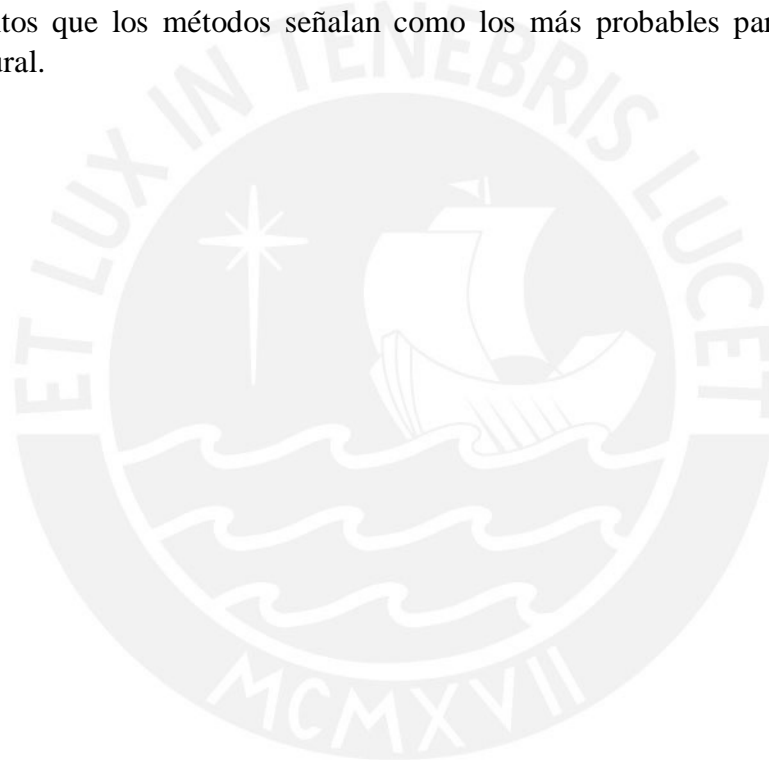
4.5. Conclusiones

En este capítulo se realizó el estudio experimental de la detección y localización de daño en un muro tradicional de adobe. Se ensayó un muro en el laboratorio, monitoreándolo por un periodo de nueve días con quince acelerómetros y aplicándole daño progresivo en tres fases. Luego de esto se aplicaron las metodologías de modelos ARX y PCA para la detección del daño y las de PM y CFM para la localización del mismo.

Las metodologías de detección de daño mostraron una alta precisión al clasificar correctamente el estado dañado de la estructura. Los modelos ARX detectan el daño

únicamente en el tercer y cuarto modo de vibración, correspondientes a la torsión y al segundo modo de flexión en la dirección perpendicular al plano respectivamente, por lo que se concluye que estos modos son los que algunos modos de vibración se ven afectados en mayor magnitud por el daño estructural. Por otro lado, los modelos de PCA son capaces de detectar la ocurrencia de daño con alta precisión, sin embargo, presentan un porcentaje de más del 10% de falsos positivos en la etapa no dañada, por lo que se recomienda utilizar el método en conjunto con otros indicadores como los obtenidos con modelos ARX.

Para el caso de la localización de daño, el método PM mostró buenos resultados de la ubicación aproximada del daño en la dirección perpendicular al plano. El método de CFM solo otorgó resultados adecuados para el caso del DS3. Se puede concluir que los métodos desarrollados pueden brindar una ubicación aproximada del daño, lo que permitiría realizar un estudio más detallado de la naturaleza del daño enfocándose en los puntos que los métodos señalan como los más probables para encontrar daño estructural.



CAPÍTULO 5

Casos de Estudio: Iglesias de Andahuaylillas y Huaro

Resumen:

En este capítulo se estudiaron los casos emblemáticos de las iglesias de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas y San Juan Bautista de Huaro, importantes construcciones históricas de adobe pertenecientes a la ruta del barroco andino, ubicadas en Cusco. Estas iglesias cuentan con un sistema de monitoreo a largo plazo por vibraciones ambientales. Se estudió su respuesta dinámica en el tiempo y se aplicaron las metodologías para comprobar si se detecta la ocurrencia de daño en el tiempo que han sido instrumentadas. Además, se realizó el estudio de un evento sísmico de magnitud 5 Mw ocurrido cerca de la ubicación de las iglesias durante el tiempo de monitoreo y el efecto que este tuvo sobre las construcciones estudiadas. Así, se pueden identificar las posibilidades que brinda la aplicación de la identificación de daño mediante monitoreo de vibraciones ambientales en el caso de construcciones históricas reales y las dificultades encontradas hasta el momento.

5.1. Introducción

La mampostería de adobe es un material que ha sido ampliamente usado para la construcción antes del uso masivo del concreto, acero y ladrillo de arcilla cocida, por lo que conforma la estructura de la mayor parte de las construcciones históricas en el país. El estudio del SHM e identificación de daño de dos iglesias patrimoniales será de gran importancia debido a que se conocerá en un caso de estudio real la aplicabilidad de las metodologías desarrolladas, así como el comportamiento de las mismas a largo plazo.

5.2. Secuencia Sísmica Registrada

La secuencia sísmica de 5.2 Mw del 10/04/2018 se registró mediante el sistema de monitoreo a largo plazo de la iglesia de Andahuaylillas. Los sensores de la iglesia de Huaro no lograron registrar el movimiento sísmico. Sin embargo, la aceleración del sismo que afectó a ambas estructuras será similar por encontrarse a una corta distancia de aproximadamente 5 km. Ocurrió a las 20:45 hora local (GMT-5), su epicentro se ubicó a 3 km al noroeste de la localidad de Huayhuahuasi, Espinar, Cusco (latitud -14.66 y longitud -71.55), y a una profundidad de 5 km (Instituto Geofísico del Perú, 2018). Además, el evento sísmico tuvo una intensidad máxima de V en la escala de intensidad de Mercalli, como se muestra en la Figura 5.1.a. La distancia entre el epicentro a la iglesia de Andahuaylillas es de 110.8 km, causando que el movimiento del suelo se atenúe considerablemente con la distancia. Esta distancia se muestra en un mapa geográfico de la región en la Figura 5.1.b.

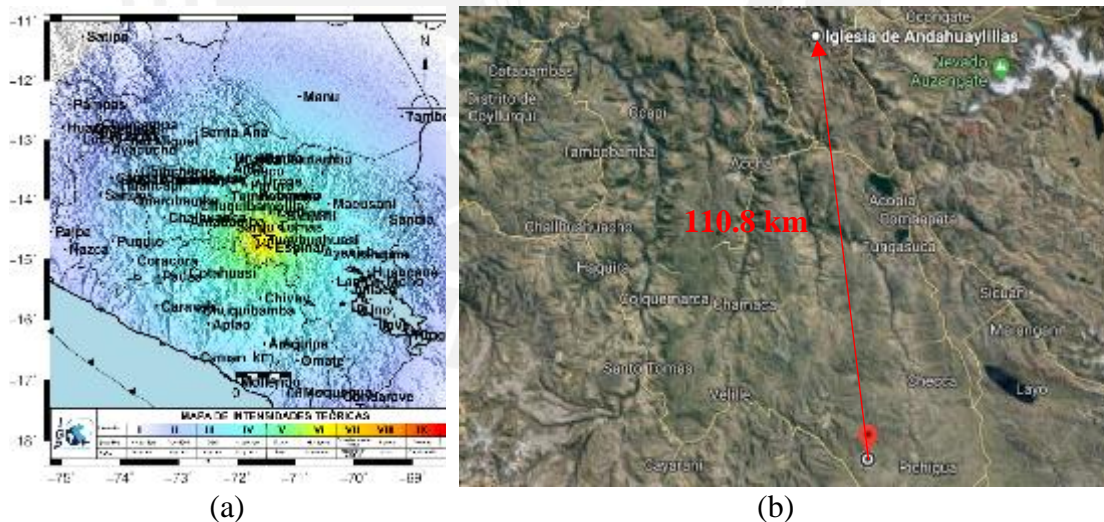


Figura 5.1: (a) Mapa de intensidad teórica del evento sísmico (Instituto Geofísico del Perú, 2018) y (b) mapa geográfico que muestra la distancia desde el epicentro hasta la iglesia (Google, 2018)

No habían estaciones acelerográficas cerca del epicentro para registrar la aceleración de campo cercano del evento sísmico, por lo que los únicos registros disponibles son los obtenidos del sistema de monitoreo de la iglesia de Andahuaylillas. La iglesia presentaba un sistema de monitoreo consistente de cuatro acelerómetros que registraron el movimiento sísmico. Las aceleraciones registradas por estos cuatro acelerómetros se muestran en la Figura 5.2. Estas muestran una aceleración máxima en las paredes de 4 mg, que es demasiado baja para causar daño estructural.

Finalmente, en la Figura 5.2.e se muestra la comparación de los espectros de respuesta de estas cuatro señales con el espectro de diseño de la norma peruana E.030 (Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento, 2018). Se observa que la pseudo aceleración máxima registrada en los muros de la iglesia es aproximadamente diez veces menor que la máxima requerida por el espectro de diseño de la norma. Con esta comparación se puede concluir que las iglesias no deberían sufrir ningún daño, lo que concuerda con lo observado en campo en las iglesias.

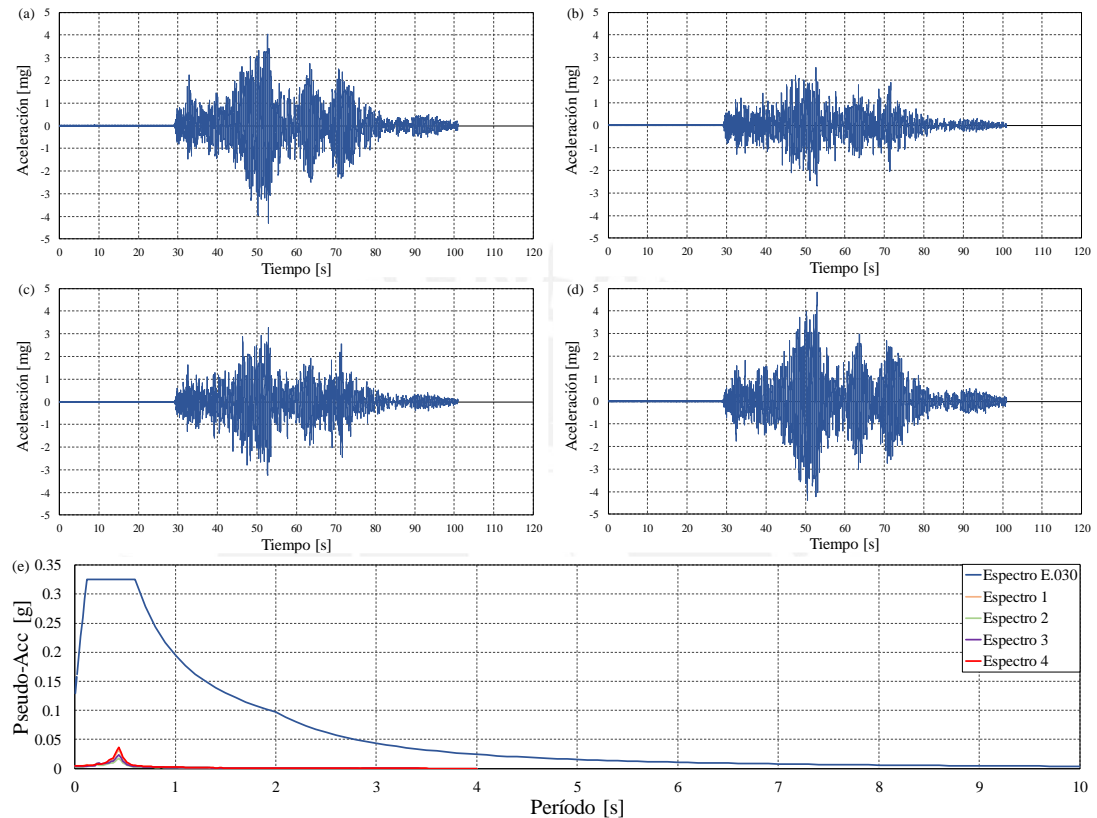


Figura 5.2: Aceleraciones registradas durante el evento sísmico por el (a) primer, (b) segundo, (c) tercer y (d) cuarto acelerómetro y (e) comparación con el espectro de respuesta de la norma peruana E.030.

5.3. Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas

La primera iglesia estudiada fue la de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas, la cual es una de las construcciones andinas de adobe más emblemáticas (Marques et al., 2014). Esta iglesia data de finales del siglo XVI o principios del siglo XVII y se encuentra ubicada en el pueblo de Andahuaylillas, a 41 km al sureste de la ciudad de Cusco. Pertenece a la ruta del Barroco Andino y, por su impresionante colección de lienzos y pinturas murales, es considerada la Capilla Sixtina de América (Castillo, Kuon & Aguirre, 2012).

5.3.1. Descripción Arquitectónica y Estructural

La iglesia fue construida a base de albañilería de adobe y mortero de barro. Una vista de la fachada se muestra en la Figura 5.3.a. Cubre un área en planta total de 27 m x 61 m. La nave principal se separa del presbiterio mediante un arco triunfal, como se muestra en el esquema en planta de la Figura 5.3.b.

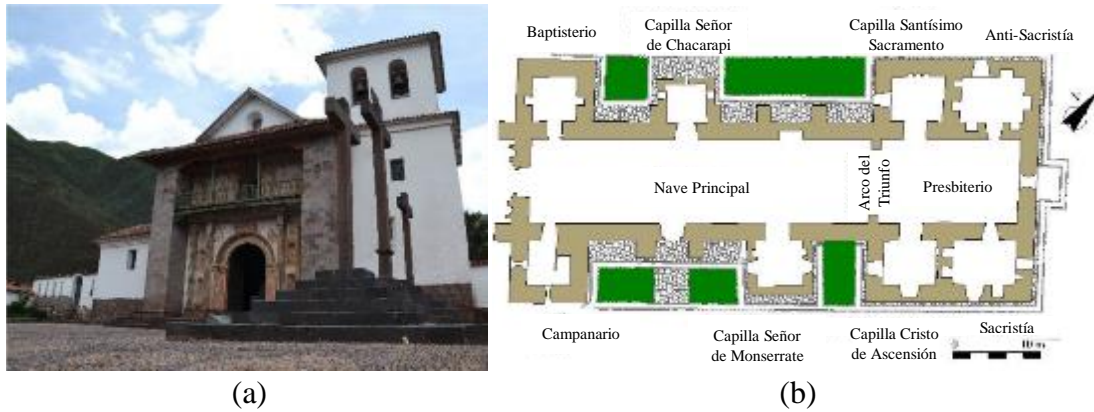


Figura 5.3: Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) vista de la fachada (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018) y (b) esquema en planta (adaptado de Castillo et al., 2012)

La estructura se compone principalmente de muros de adobe de un espesor promedio de 1.80 m, a excepción de la fachada frontal, la cual tiene un espesor promedio de 2 m (Briceño, 2016). La altura de los muros es de 10 m en la nave principal y de 12 m en el presbiterio. Los muros están conectados con vigas de madera y tensores de acero. La cimentación de estos tiene una altura de 0.5 m y se encuentra sobre un cimiento de mampostería de piedra de una altura promedio de 1 m. La estructura presenta contrafuertes de adobe cubiertos con albañilería de piedra en las fachadas laterales y frontal. Finalmente, la estructura del techo está compuesta por tijerales de manera en forma de “A” (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018).

5.3.2. Sistema de Monitoreo a Largo Plazo

Debido a la importancia de esta construcción patrimonial, se realizaron estudios de evaluación estructural y posteriormente se implementó un sistema de monitoreo a largo plazo. Para lo primero, se instalaron catorce acelerómetros piezoeléctricos con una sensibilidad de 10 V/g y un rango dinámico de ± 0.5 g, así como un sistema de adquisición con una resolución de 24 bits (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018). De esta manera, midiendo las aceleraciones por vibraciones ambientales y procesándolas con algoritmos basados en el método SSI-data, se obtuvieron los parámetros modales para la calibración de modelos numéricos y la realización de una evaluación estructural (Briceño, 2016).

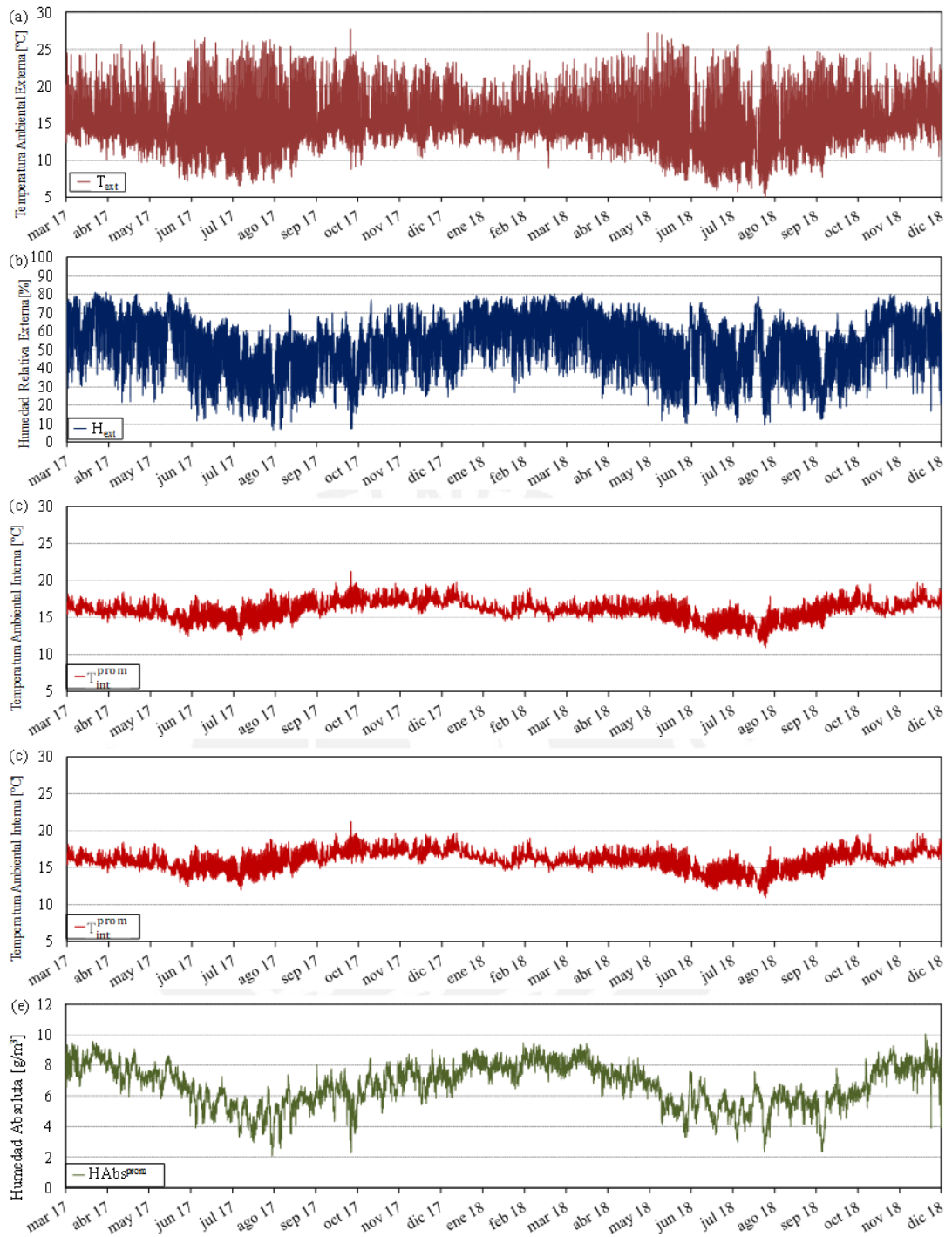


Figura 5.4: Parámetros ambientales para la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) temperatura externa ambiental (T_{ext}), (b) humedad relativa externa (H_{ext}), (c) temperatura interna promedio (T_{int}^{prom}), (d) humedad interna promedio (H_{int}^{prom}) y (e) humedad absoluta promedio (H_{abs}^{prom})

Para el sistema de monitoreo a largo plazo, se colocaron cuatro acelerómetros en la parte superior de los muros de la nave principal. Las mediciones empezaron a realizarse en marzo del 2017 y se realizó una adquisición continua de las vibraciones ambientales. De manera adicional, también se midió la temperatura externa, interna y la humedad relativa (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018). Estos datos serán de utilidad para la realización de modelos predictivos que permitan detectar daño. Los

puntos donde se ubican los acelerómetros y demás sensores en la estructura se muestran la Figura 5.4. Para la medición de los parámetros ambientales se utilizaron dos tipos diferentes de sensores, S-THB-M008 y UX100-011, que difieren en su frecuencia de muestreo y resolución en los parámetros medidos.

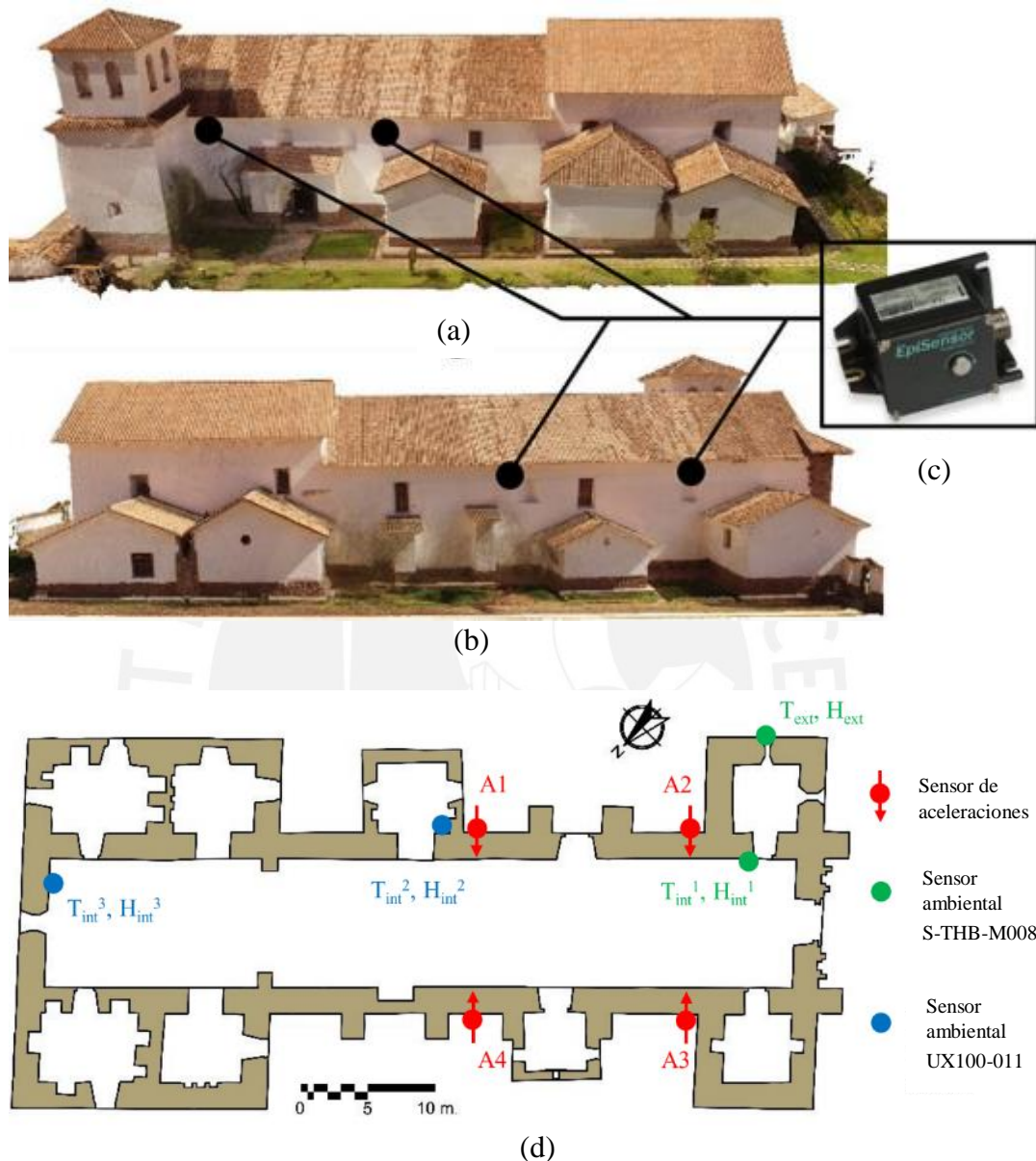


Figura 5.5: Ubicación de los acelerómetros en la estructura: (a) muro sur, (b) muro norte, (c) sensor de aceleraciones EpiSensor ES-U2 y (d) distribución de sensores en planta (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018)

5.3.3. Estudio de las Propiedades Dinámicas en el Tiempo

Los resultados del análisis modal se muestran en la Figura 5.6. La Figura 5.6.a muestra la evolución de las cuatro frecuencias identificadas un mayor número de veces. En total en la iglesia se identificaron siete frecuencias (Zonno, Aguilar, Boroschek, et al., 2018), pero solo las cuatro que se identificaron más veces, F1, F2, F3 y F6 han sido consideradas para el estudio de identificación de daño. Las Figura 5.6.b, c, d y e muestran las formas modales correspondientes a estos modos de vibración utilizando el programa ARTEMIS (SVS, 2006).

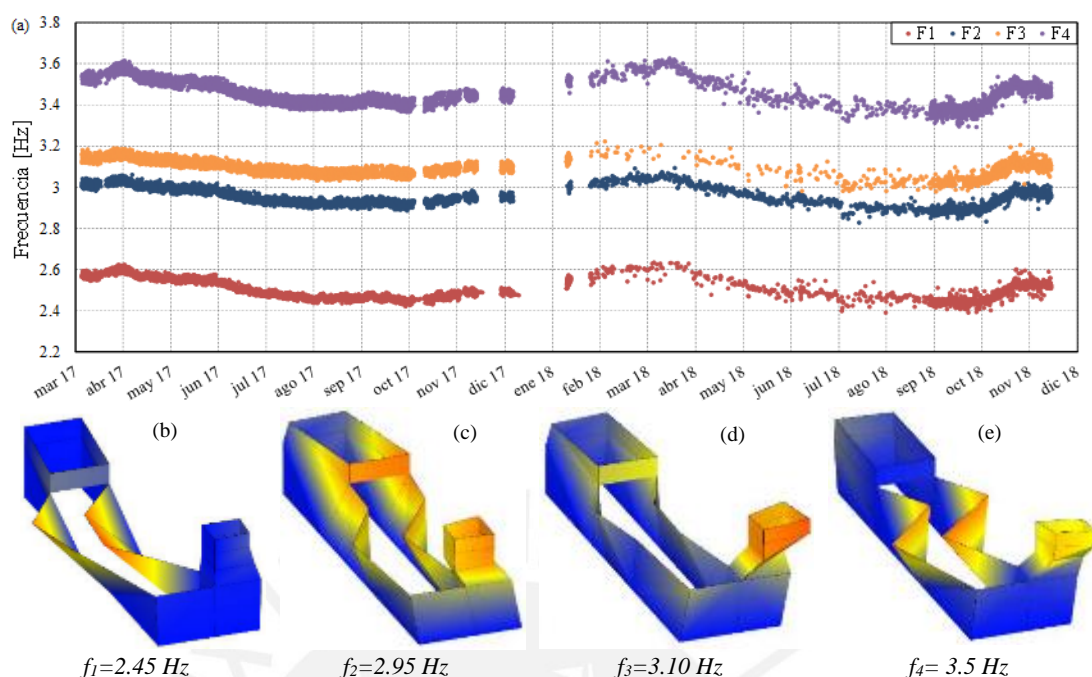


Figura 5.6: Identificación modal en la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas: (a) evolución de las cuatro frecuencias naturales más identificadas en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) sexta forma modal

Es importante notar que hay periodos en los que no se han registrado aceleraciones debido a fallos eléctricos en el sistema de monitoreo. Además, durante las fechas del 20 de enero al 25 de septiembre, se produjo una falla en la configuración del equipo de monitoreo, por lo que se tiene una menor cantidad de datos al día durante estas fechas, como se puede observar en la imagen por la menor densidad de puntos. Para el resto de la etapa de monitoreo, se midieron quince minutos de aceleraciones durante cada hora.

5.3.4. Detección de Daño

Se desarrollaron modelos ARX no lineales para las cuatro frecuencias naturales identificadas en la iglesia utilizando diferentes parámetros ambientales como variable exógena. Con el fin de modelar la variación y evolución de las frecuencias en periodos extensos de tiempo, se realizaron modelos con los parámetros ambientales disponibles, con el fin de determinar cuáles son los más adecuados y que permiten obtener modelos predictivos más precisos. Se consideraron cinco variables independientes diferentes, la temperatura externa (T_{ext}), la humedad externa (H_{ext}), la temperatura promedio (T_{prom}), la humedad promedio (H_{prom}), estas dos últimas promediando las mediciones de internas y externas de temperatura y humedad respectivamente, y la humedad absoluta (H_{abs}). Esta última integra información de la humedad y la temperatura y es definida como la masa de vapor de agua por unidad de volumen (Bolton, 1980). Este parámetro es calculado con las Ecuación 5.1 y Ecuación 5.2.

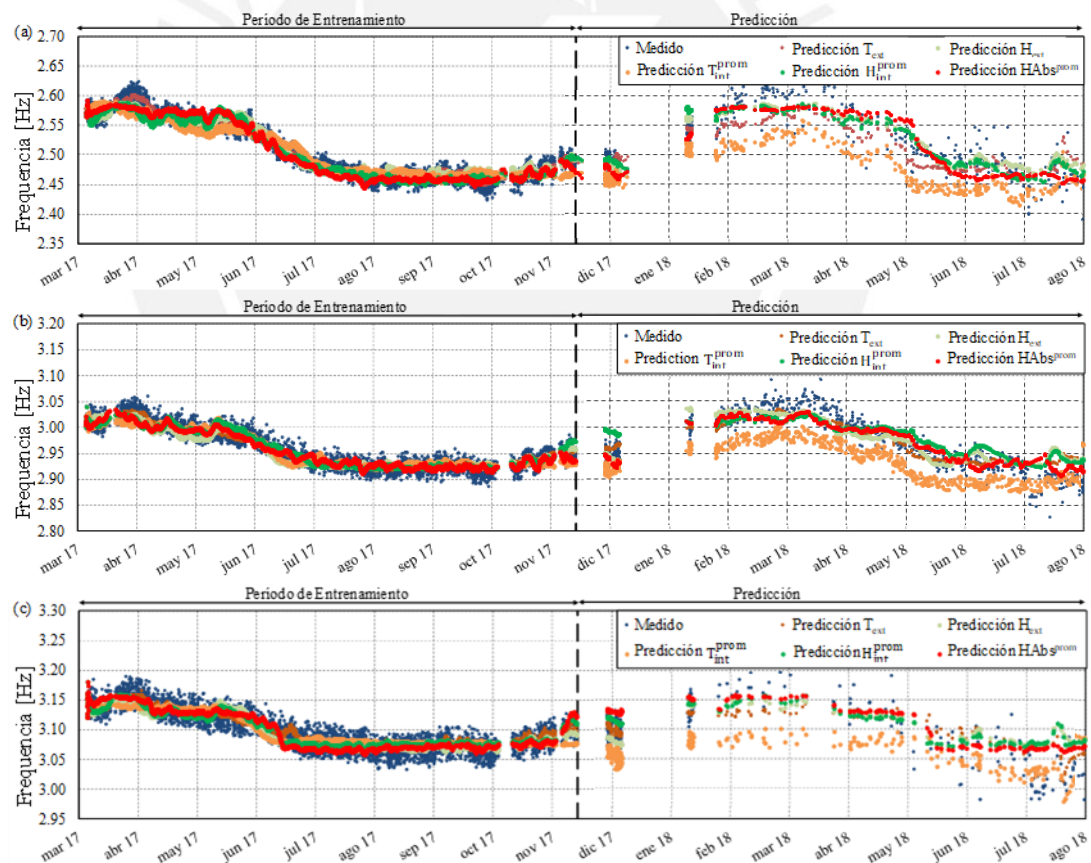
$$H_{abs} = MM \cdot n = MM \cdot \frac{PV}{R(273.15+T)} \quad \text{Ecuación 5.1}$$

$$P = 6.112 \cdot e^{\frac{17.67 \cdot T}{T+243.5}} \cdot RH$$

Ecuación 5.2

Donde MM , n , P , V , R , T y RH son la masa molecular del agua, la cantidad de sustancia de gas en moles, la presión, el volumen analizado, la constante de gas, la temperatura del gas en ° C y la humedad relativa, respectivamente. Esta variable será calculada tomando la temperatura y humedad promedios. Se espera que brinde la mejor estimación debido a que contiene información de la temperatura y la humedad.

Para desarrollar estos modelos, se utilizó la interpolación polinómica para estimar las frecuencias faltantes. Dado que hay períodos largos con datos faltantes, estos reducirán la efectividad del modelo. Por esta razón, los datos utilizados para entrenar los modelos corresponden del 20 de marzo al 23 de noviembre del 2017, un período en el que se perdieron pocos datos en comparación a las fechas posteriores y que además muestra la variación estacional de las frecuencias. El período de entrenamiento para el modelo consistió en 5959 puntos y el período de validación en 8665 puntos. La Figura 5.7 muestra las frecuencias medidas y estimadas usando los modelos ARX. La línea discontinua vertical roja delimita la etapa de entrenamiento. Se puede ver que los modelos desarrollados son capaces de simular la variación estacional de las frecuencias.



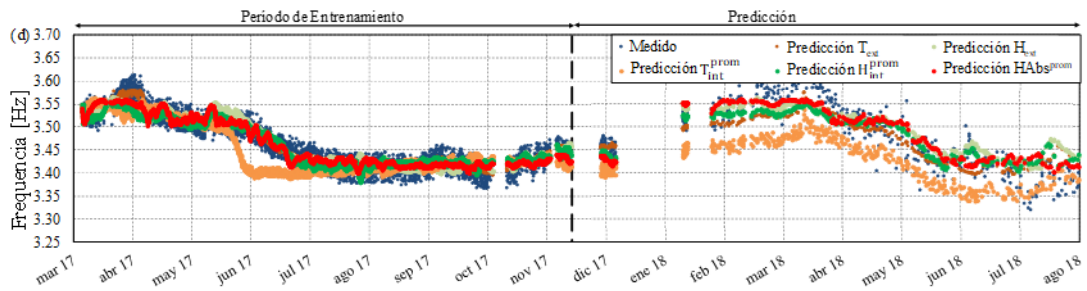


Figura 5.7: Comparación de las frecuencias medidas y estimadas utilizando los diferentes parámetros ambientales como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuayllillas

Con estos resultados, los errores en la predicción pueden calcularse como la diferencia entre las frecuencias medidas y estimadas y dividirla por el valor de la frecuencia promedio durante la etapa de entrenamiento. La Figura 5.8 muestra los residuos y los intervalos de confianza para las primeras cuatro frecuencias. La línea vertical discontinua roja separa los períodos de estimación y validación. Los puntos rojos corresponden a la estimación utilizando la humedad absoluta. Se puede ver que los residuos para la estimación utilizando la humedad absoluta son los más bajos.



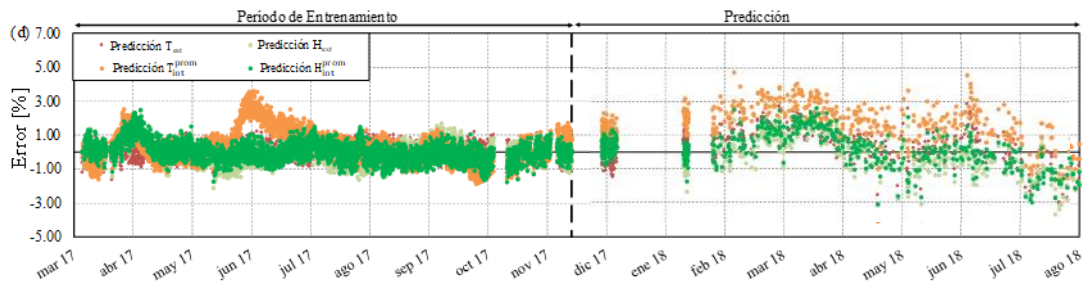
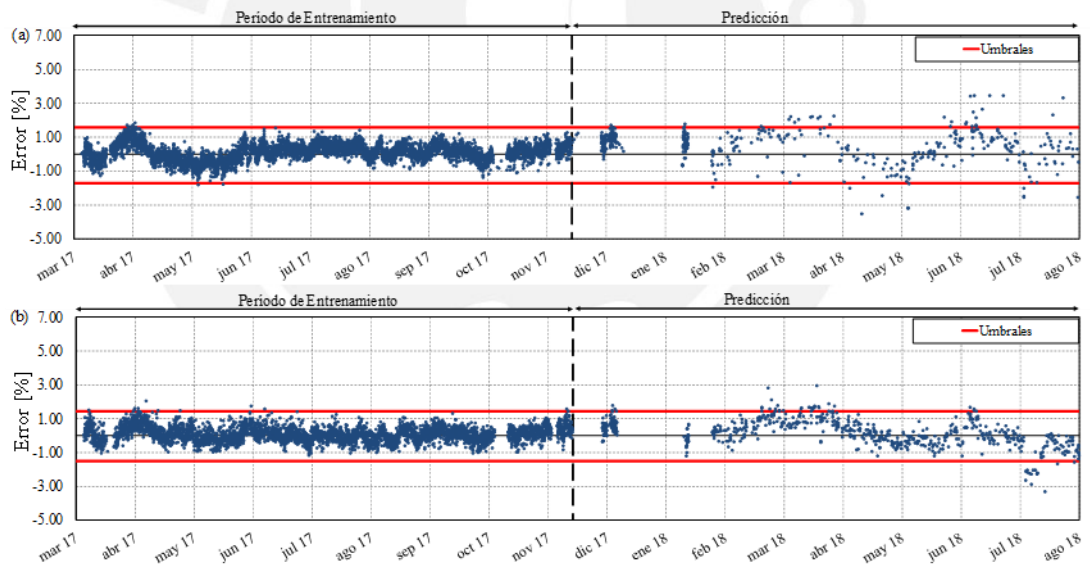


Figura 5.8: Comparación de los residuos utilizando los diferentes parámetros ambientales variables independientes del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas

Para apreciar mejor la estimación del modelo ARX utilizando la humedad absoluta, la Figura 5.9 muestra las frecuencias medidas y estimadas utilizando este parámetro como variable independiente. Se puede ver que el modelo puede predecir la variación estacional de las cuatro frecuencias de manera adecuada, por lo que sería posible realizar la detección de daño con estos modelos.

Los residuos de estos modelos se muestran en la Figura 5.9. Los umbrales se calculan para estos modelos y se muestran como las líneas horizontales verdes. La superación de los umbrales se debe a variaciones no predichas por el modelo y podría interpretarse como daño estructural, aunque este no ha ocurrido realmente.



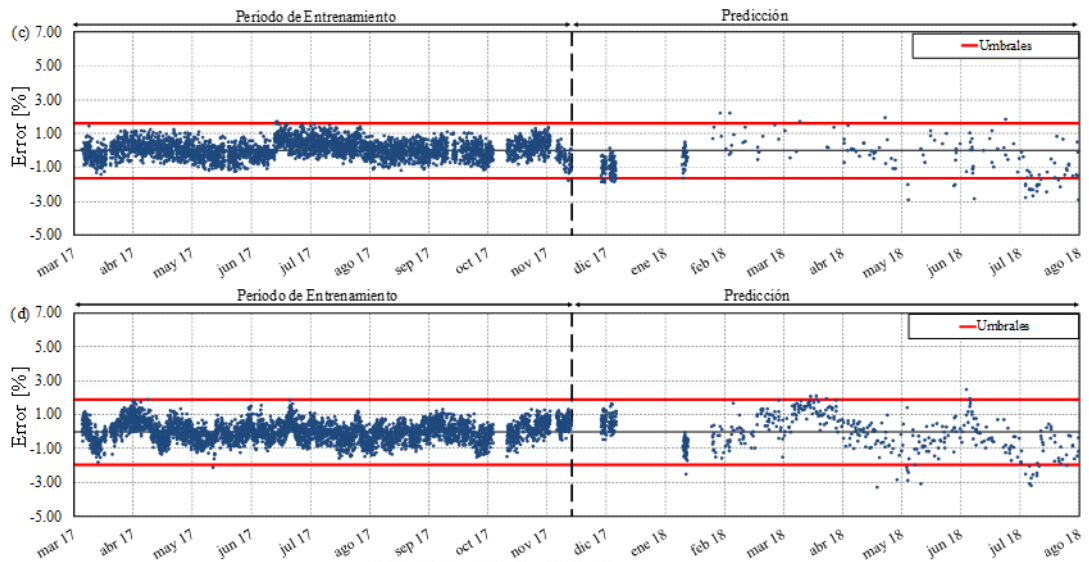
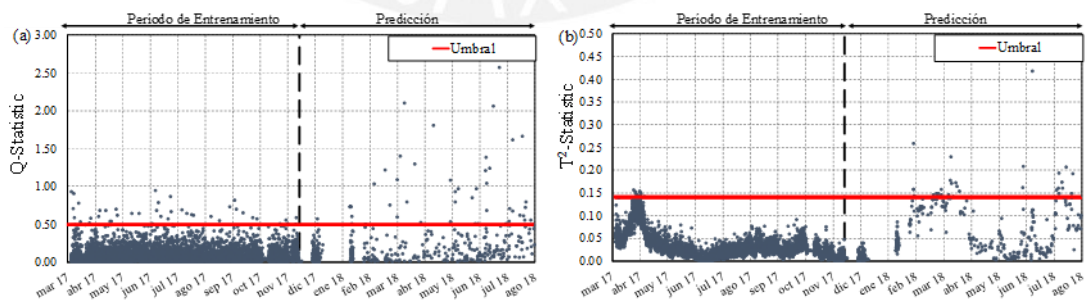


Figura 5.9: Residuos relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas

A continuación, se desarrollaron modelos de PCA con los datos de la iglesia de Andahuaylillas. Primero, se desarrolló un modelo con solo los datos de salida, es decir, una matriz que contiene las cuatro frecuencias naturales identificadas, y los parámetros estadísticos de Q y T^2 se calcularon y se muestran en la Figura 5.10.a y b. Luego, se construyó un modelo que utiliza los residuos obtenidos con los modelos predictivos ARX y los resultados se muestran en la Figura 5.10c y d. Finalmente, se desarrolló un modelo de PCA de Kernel no lineal que utiliza las frecuencias naturales y los resultados para los índices SPE y T-Squared se muestran en las Figura 5.10.e y f. Los tres modelos desarrollados muestran una variación del índice en gran medida, superando continuamente los umbrales definidos, pero aún varía entre los valores más altos y más bajos, sin exceder los umbrales completa y permanentemente, como se ve en el caso del muro de adobe. También se puede ver que el evento sísmico ocurrido en octubre de 2018 no causó daños, ya que no causó un aumento apreciable en los índices de daños.



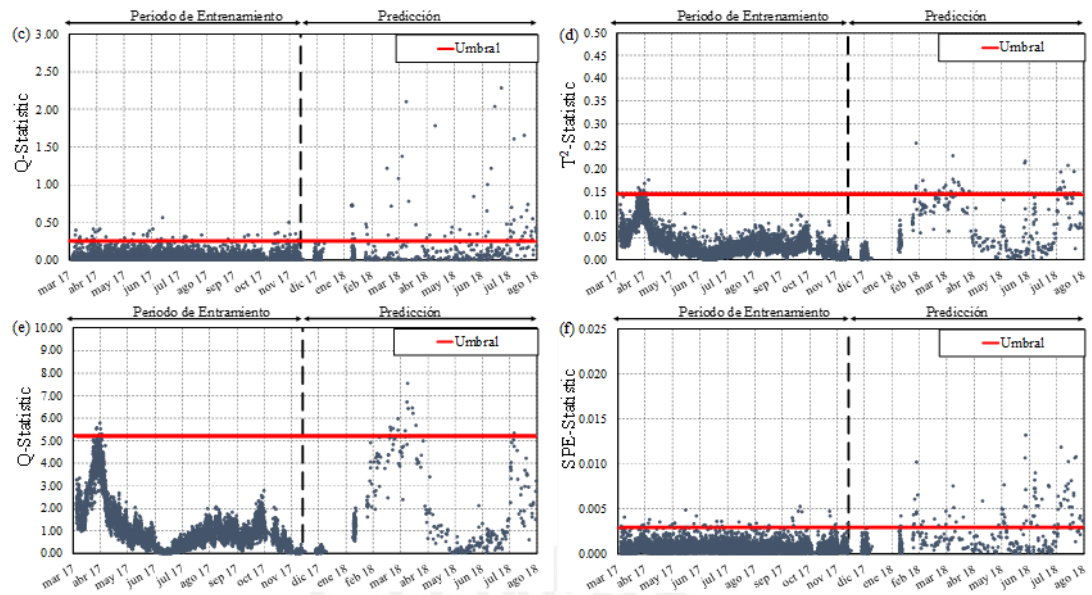


Figura 5.10: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de Andahuaylillas

Finalmente, la Tabla 5.1 muestra un resumen de la precisión para la detección de daño en la iglesia de Andahuaylillas. Dado que la estructura de la iglesia no se ha dañado, se calcula el porcentaje de puntos correctamente sin daños durante las etapas de entrenamiento (estimación) y validación de los modelos para los diferentes métodos. Todos los modelos muestran una buena precisión de aproximadamente el 90% para la etapa de entrenamiento, mientras que la etapa de validación en los modelos ARX varía de 40.98 a 75.42% para los diferentes modos. Para el PCA, el modelo lineal de solo salida mostró los mejores resultados, siendo el más simple, con 75.86 % de precisión para Q y 60.29% para la prueba estadística T^2 .

Tabla 5.1: Resumen de la precisión de la detección de daño en la iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas

| | ARX | | | | PCA (frecuencias) | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|-------------------|--------|
| | Modo 1 | Modo 2 | Modo 3 | Modo 6 | Q | T^2 |
| Estimación | 99.89% | 99.82% | 99.97% | 99.98% | 99.27% | 99.79% |
| Validación | 94.68% | 91.11% | 86.89% | 90.58% | 89.81% | 93.42% |

| | PCA (residuos) | | Kernel PCA (frecuencias) | |
|-------------------|----------------|--------|--------------------------|--------|
| | Q | T^2 | SPE | T^2 |
| Estimación | 99.08% | 99.77% | 99.82% | 99.36% |
| Validación | 87.47% | 92.99% | 95.75% | 82.80% |

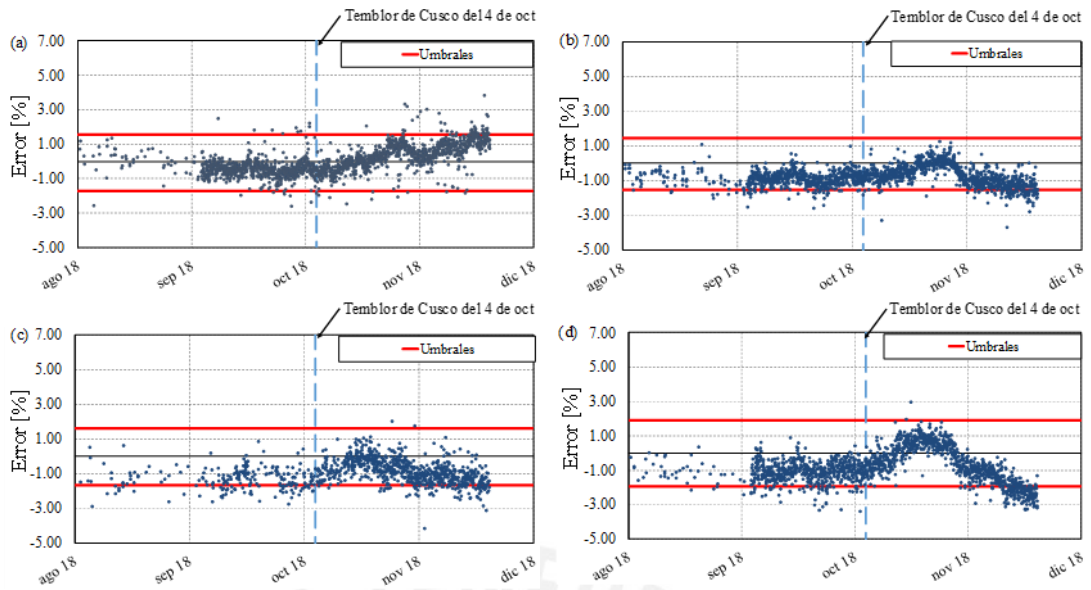


Figura 5.11: Residuos relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas durante el evento sísmico

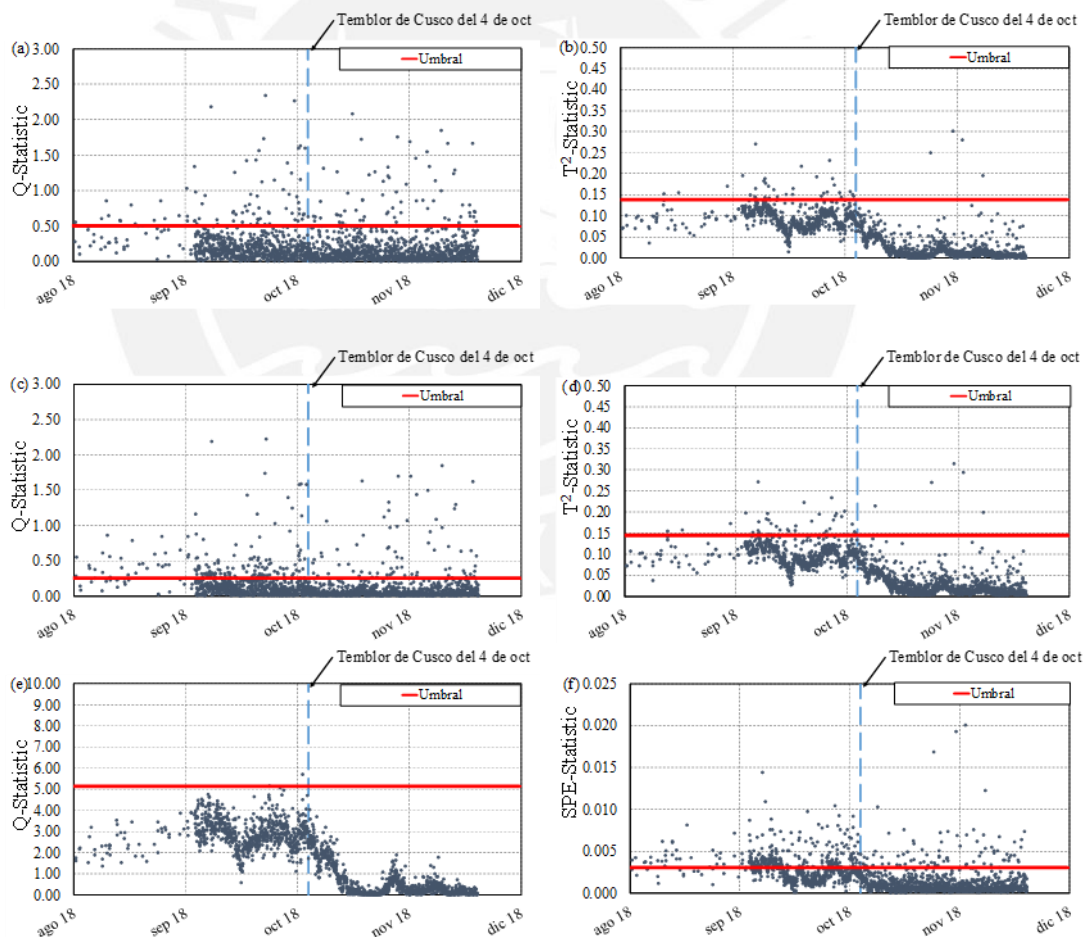


Figura 5.12: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de Andahuaylillas durante el evento sísmico

5.4. Iglesia San Juan Bautista de Huaro

La segunda iglesia estudiada fue la de San Juan Bautista de Huaro, otra construcción emblemática de la ruta del barroco andino (Ruta del Barroco Andino, 2016) y que se encuentra ubicada a aproximadamente 42 km al sureste de la ciudad de Cusco. Fue construida por la Congregación Jesuita española a finales del siglo XVI y principios del XVII y, al igual que la iglesia de Andahuaylillas, presenta impresionantes pinturas murales. Debido al deterioro de la iglesia, durante los años 2001 al 2009 se realizaron trabajos de restauración, principalmente en las pinturas murales (Noel, 2017). Esta iglesia fue declarada un monumento histórico peruano en 1972 (World Monument Foundation, 2015)

5.4.1. Descripción Arquitectónica y Estructural

La iglesia está construida a base de albañilería de adobe y cubre un área en planta de 30.20 m x 51.73 m. Está compuesta de una nave alargada, un presbiterio, un coro, una espadaña y seis capillas laterales unidas a la nave, que funcionan estructuralmente como contrafuertes. De manera similar a la iglesia de Andahuaylillas, un arco triunfal separa el presbiterio de la nave y un sistema de arcos apoyados sobre pilares trabajan como soporte para el coro alto. Los muros de adobe de la iglesia tienen un espesor promedio de 1.6 m y miden 11 m de altura. La cimentación es de albañilería de piedra y techo está compuesto por tijerales de madera. Las paredes están conectadas por vigas de madera a lo largo de la nave y el presbiterio (Noel, 2017). La iglesia se muestra en la Figura 5.13, así como la ubicación de los acelerómetros instalados para el sistema de monitoreo a largo plazo implementado (Zonno, Aguilar, Castañ, et al., 2018).



Figura 5.13: Iglesia de San Juan Bautista de Huaro: (a) vista general de la iglesia y (b) esquema en planta con la ubicación de los acelerómetros para el sistema de monitoreo dinámico a largo plazo (Zonno, Aguilar, Castañ, et al., 2018).

5.4.2. Sistema de Monitoreo a Largo Plazo

Al igual que con la primera iglesia estudiada, se instaló un sistema de monitoreo dinámico a largo plazo para estudiar sus propiedades dinámicas en el tiempo, colocándose acelerómetros en los puntos indicados en la Figura 5.13.b. El equipo utilizado para el monitoreo consiste de un sistema de adquisición multicanal cDAQ-9234 y tres acelerómetros uniaxiales PCB 392B31 con un rango de ± 0.5 g, sensibilidad de 10 V/g, un rango de frecuencias entre 0.1 y 200 Hz y un peso de 210 g. Se utilizó una frecuencia de muestreo de 256 Hz y 600 segundos de tiempo de toma de datos cada hora (Zonno, Aguilar, Castañ, et al., 2018).

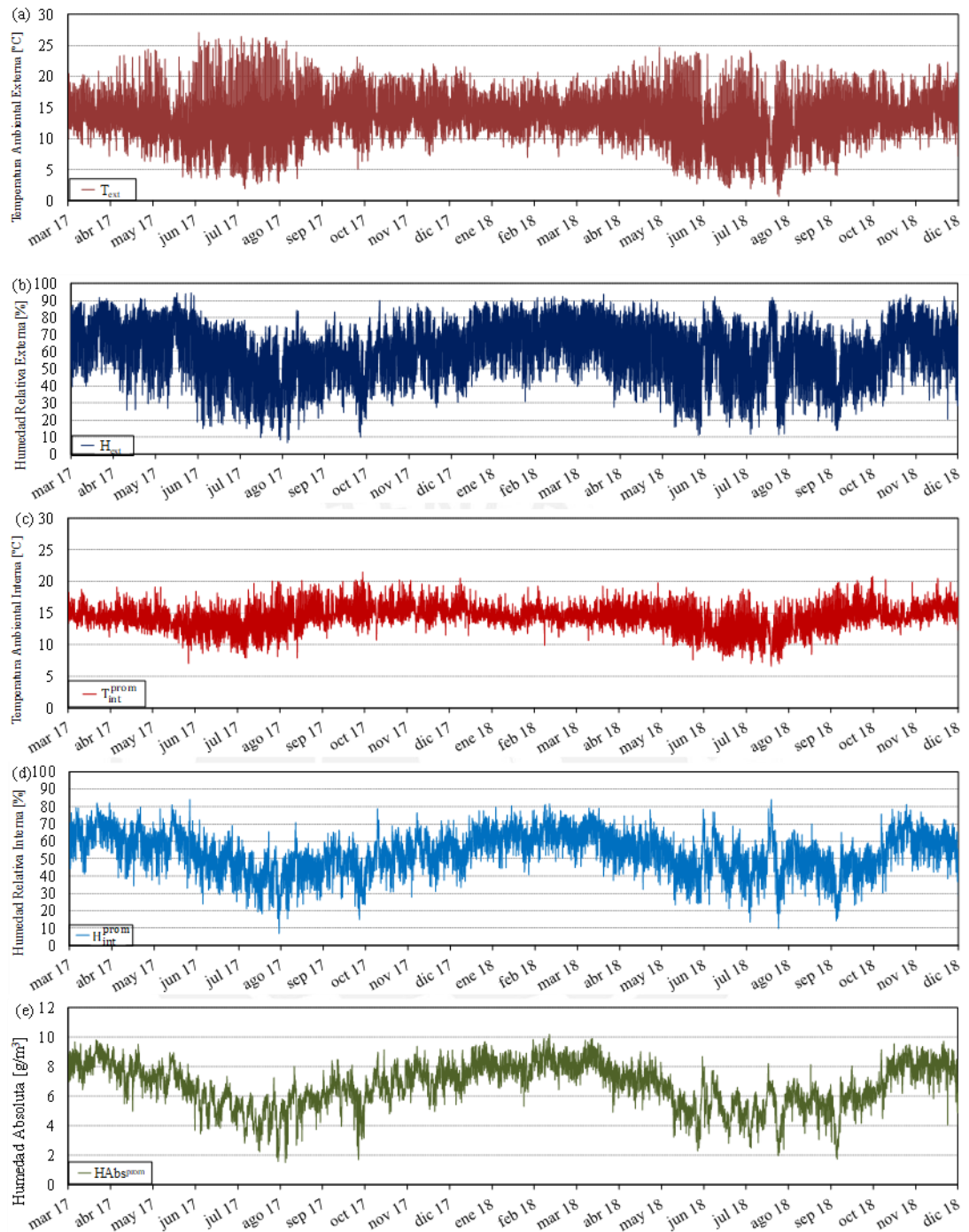


Figura 5.14: Parámetros ambientales para la iglesia San San Juan Bautista de Huaro: (a) temperatura externa ambiental (T_{ext}), (b) humedad relativa externa (H_{ext}), (c) temperatura interna promedio (T_{int}^{prom}), (d) humedad interna promedio (H_{int}^{prom}) y (e) humedad absoluta promedio (H_{abs}^{prom})

5.4.3. Estudio de las Propiedades Dinámicas en el Tiempo

Los resultados de la identificación modal en el tiempo se muestran de manera similar a la primera iglesia. La Figura 5.15.a muestra la evolución de las cuatro frecuencias más identificadas en el tiempo. En este caso se tomaron las frecuencias del primer, segundo, tercer y quinto modo de vibración. Las formas modales correspondientes se muestran en la Figura 5.15.b, c, d y e.

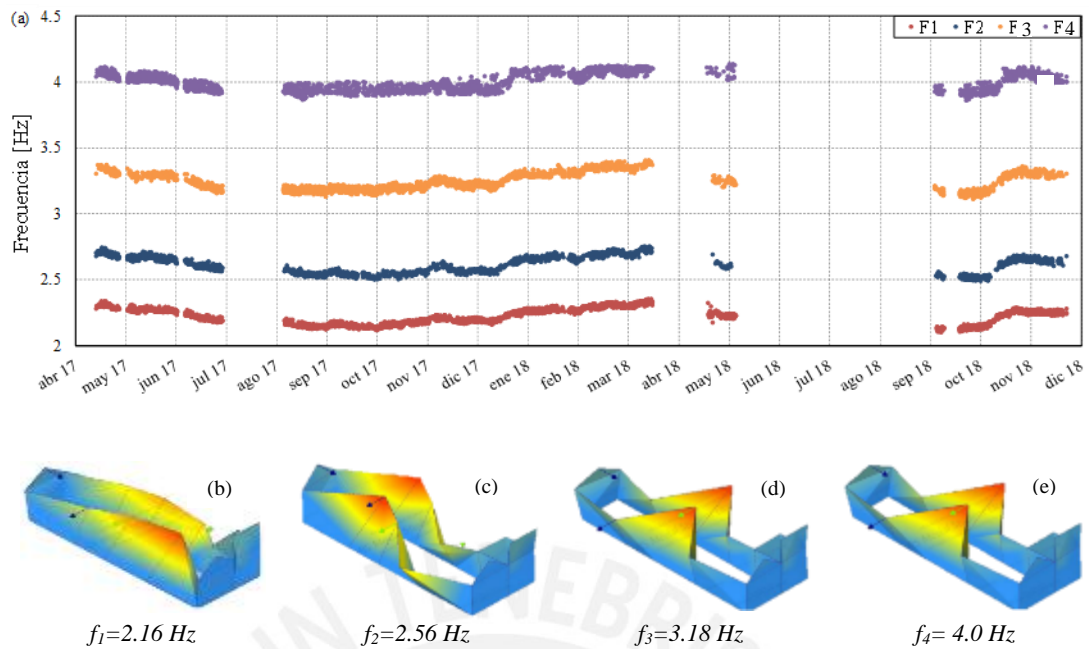


Figura 5.15: Identificación modal en la iglesia San Juan Bautista de Huaru: (a) evolución de las cuatro frecuencias naturales más identificadas en el tiempo, (b) primera, (c) segunda, (d) tercera y (e) quinta forma modal

Se puede observar que, en este caso, hay periodos extensos de tiempo en los que no se tienen datos debido a que el sistema de monitoreo dejó de registrar aceleraciones. En esta iglesia los datos perdidos se encontrarán también en la etapa de entrenamiento, lo que puede afectar la precisión de los modelos. Se espera que al realizar una interpolación polinomial para completar los datos la tendencia a largo plazo sea reflejada de manera adecuada, aunque se pierdan las variaciones diarias a corto plazo.

5.4.4. Detección de Daño

De la misma manera que con la primera iglesia, se realizaron los modelos predictivos ARX no lineales utilizando las cinco diferentes variables independientes. El período de entrenamiento para el modelo consistió en 5959 puntos y el período de validación en 7939 puntos. La Figura 5.16 muestra una comparación de las frecuencias medidas y estimadas utilizando los diferentes modelos ARX. La línea discontinua vertical roja delimita las etapas de entrenamiento y validación. Se puede ver que la mayoría de los modelos desarrollados son capaces de simular la variación estacional de las frecuencias, pero, al igual que con la iglesia de Andahuaylillas, el modelo realizado con la humedad absoluta promedio es el que presenta la mejor predicción.

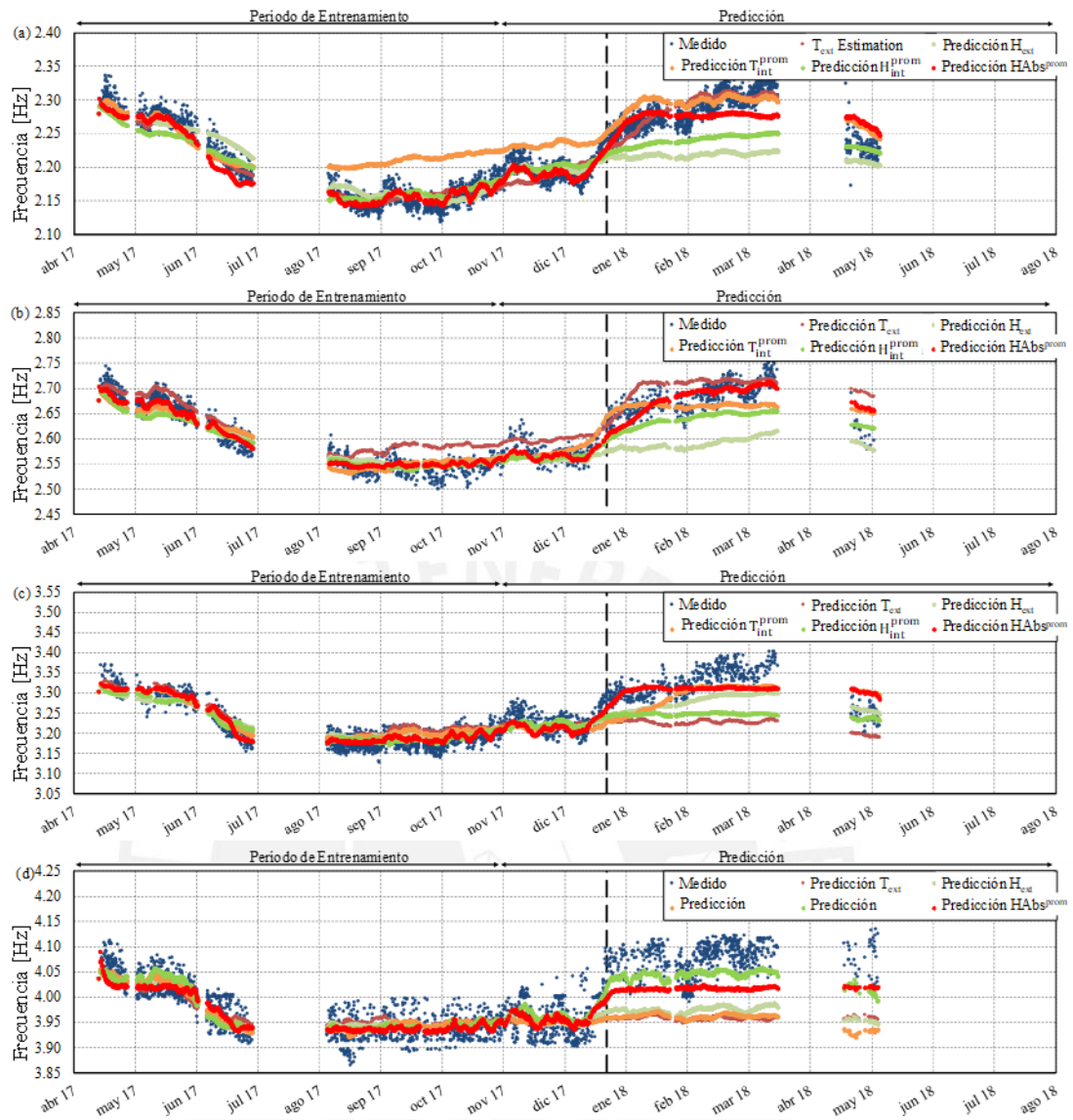


Figura 5.16: Comparación de las frecuencias medidas y estimadas utilizando los diferentes parámetros ambientales como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaro

Los residuos relativos fueron calculados y se muestra la comparación en la Figura 5.17. Se observa que los residuos más pequeños son los obtenidos con el modelo realizado utilizando la humedad absoluta promedio.

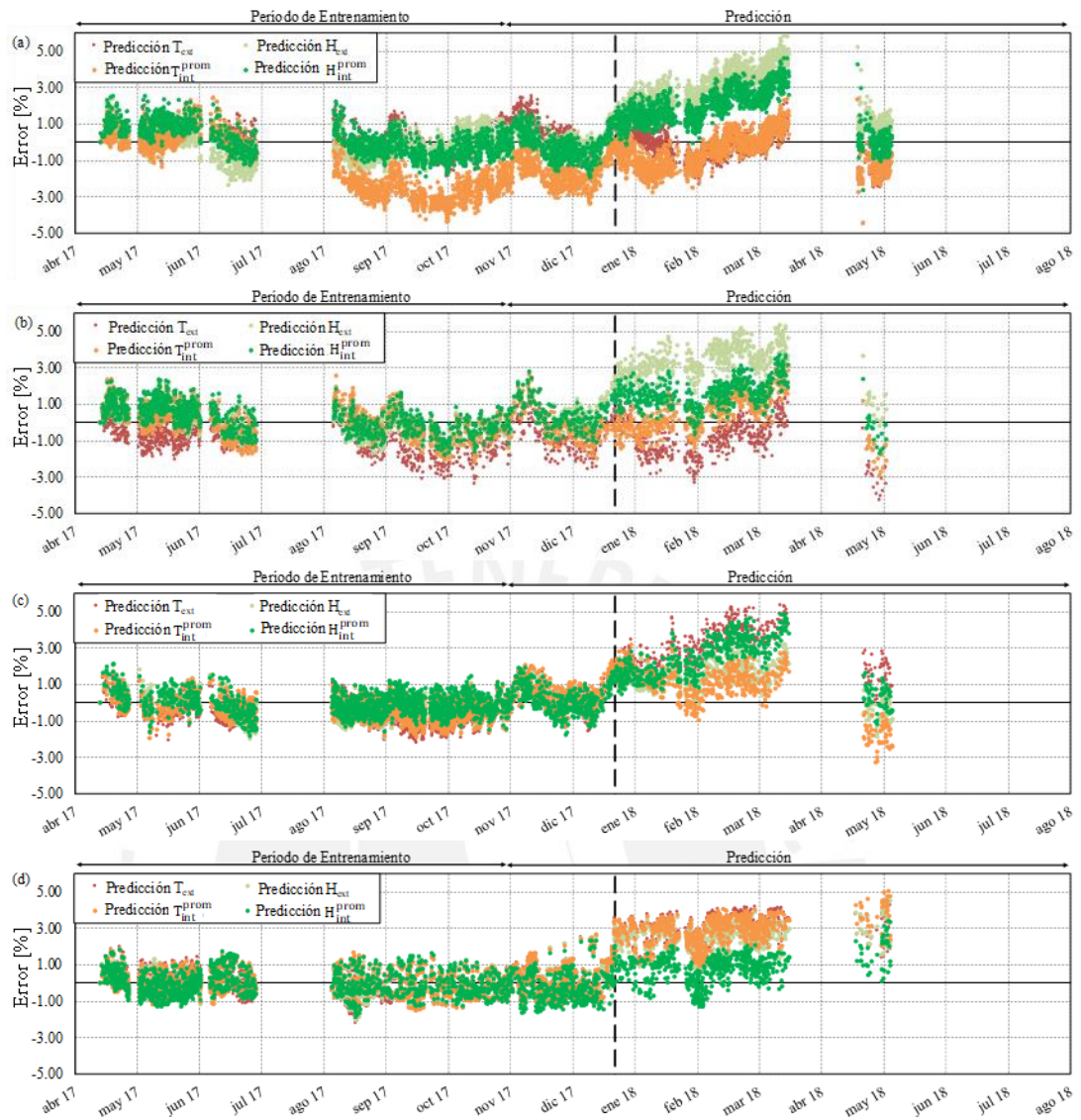


Figura 5.17: Comparación de los residuos utilizando los diferentes parámetros ambientales variables independientes del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaro

De la misma manera que con la iglesia de Andahuaylillas, la estimación realizada con la humedad absoluta promedio como variable independiente se muestra en la Figura 5.18 comparada con las frecuencias medidas.

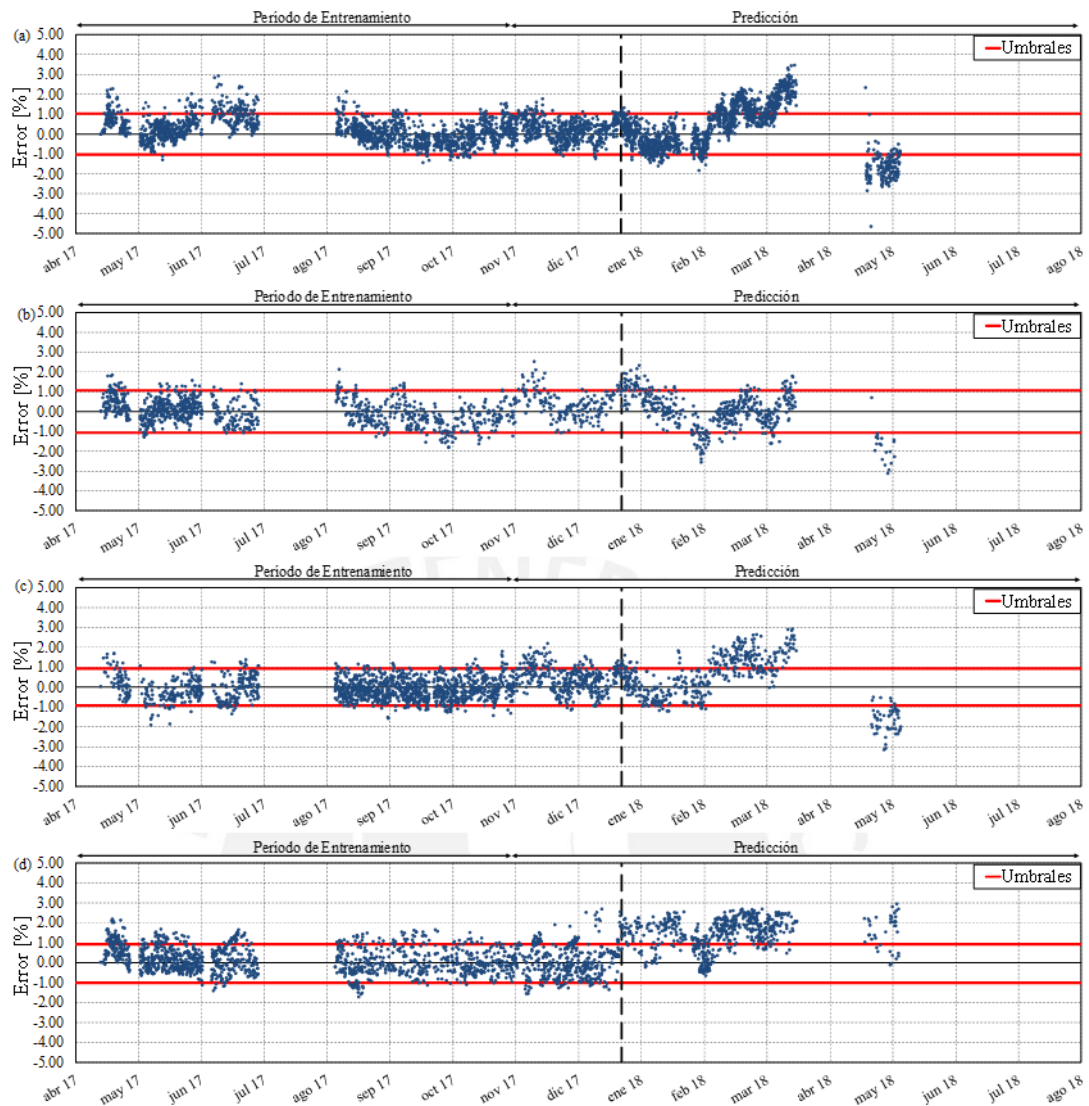


Figura 5.18: Errores relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaro

Al igual que con la iglesia de Andahuaylillas, se observa que los residuos exceden los umbrales definidos, pero no se tiene una tendencia definida ni una caída notable en las frecuencias, que se observaría como residuos negativos considerables.

A continuación, se calcularon los índices de variación Q , T^2 y SPE para el caso de PCA no lineal, para los distintos modelos de PCA desarrollados. En la Figura 5.19.a y b se muestran los resultados para el análisis PCA lineal utilizando datos de solo salida, es decir, solo las frecuencias identificadas. En la Figura 5.19.c y d se muestran los resultados utilizando los residuos obtenidos con el análisis con modelos de ARX, y en la Figura 5.19.e y f se muestran los resultados para el análisis utilizando Kernel PCA no lineal.

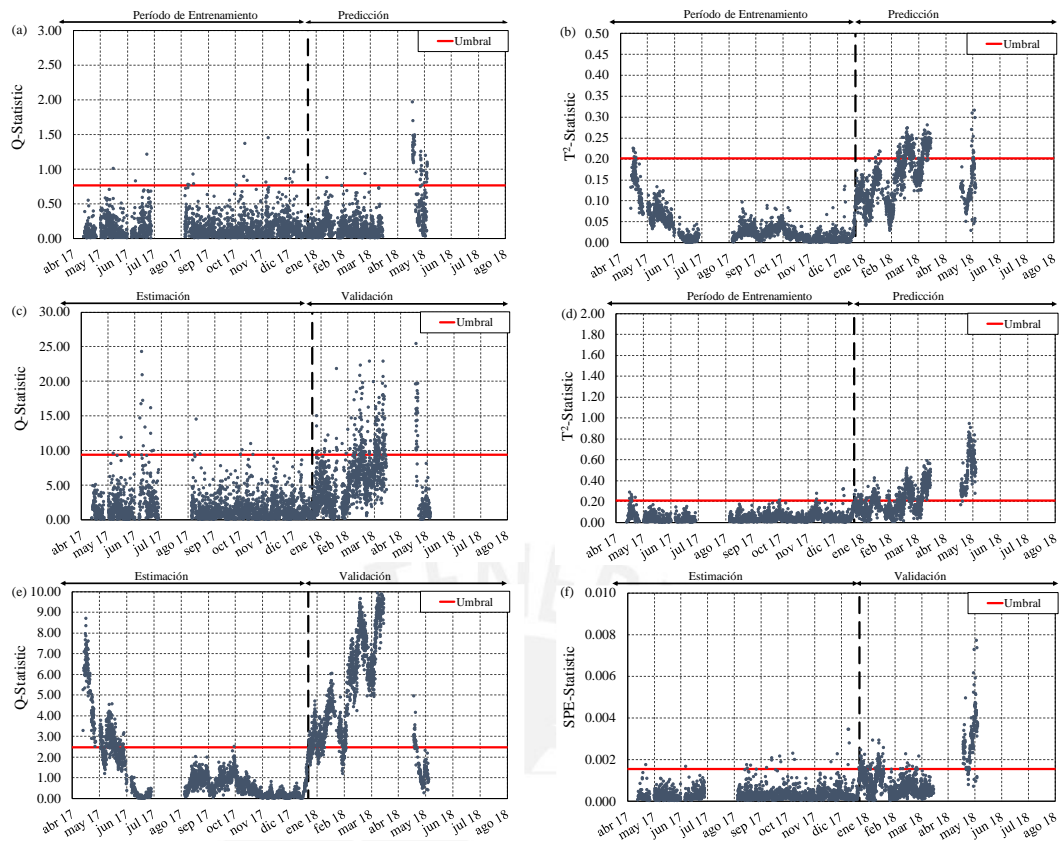


Figura 5.19: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de San Juan Bautista de Huaru

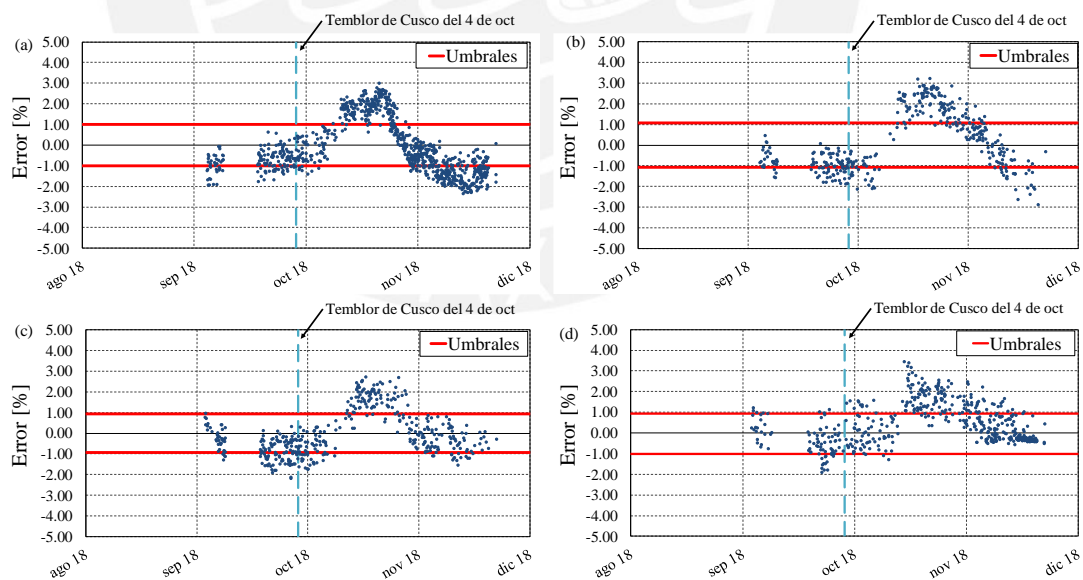


Figura 5.20: Errores relativos utilizando la humedad absoluta como variable independiente del modelo ARX para las frecuencias (a) F_1 , (b) F_2 , (c) F_3 y (d) F_4 de la Iglesia San Juan Bautista de Huaru durante el evento sísmico

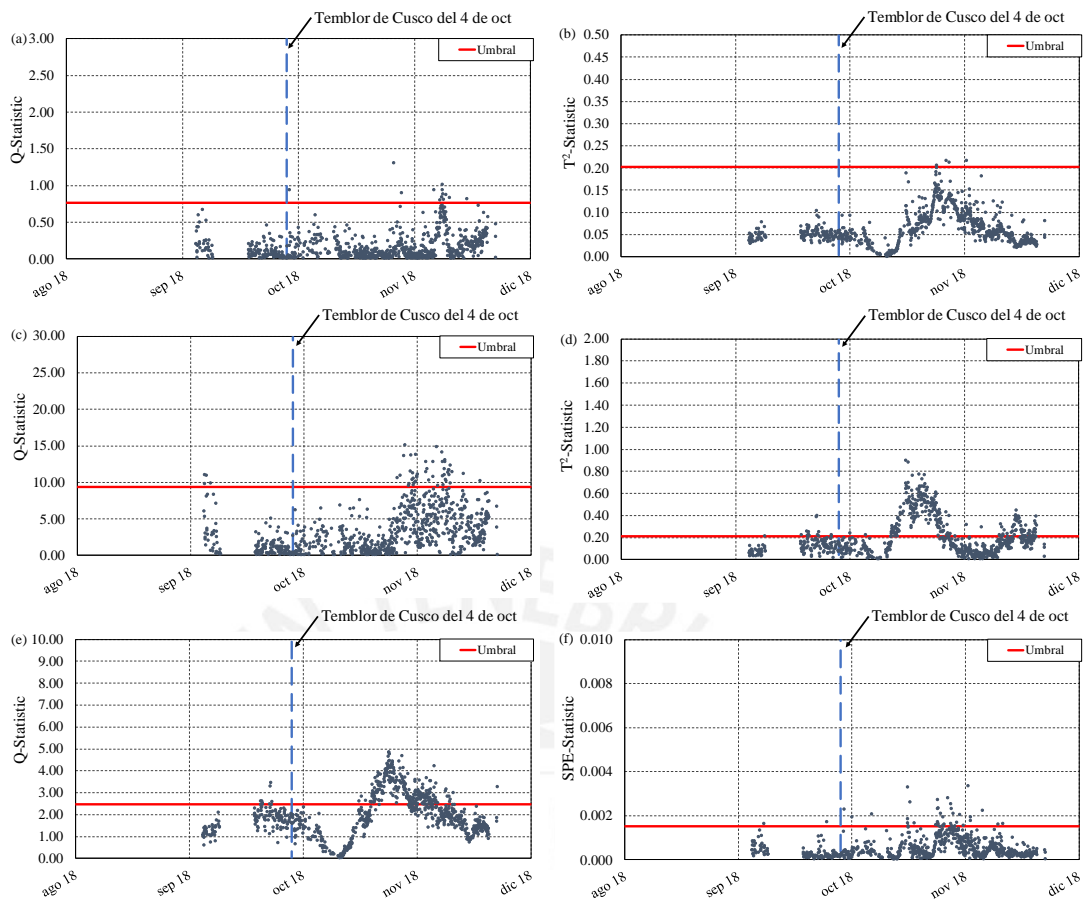


Figura 5.21: Modelos PCA (a) Estadística Q y (b) T^2 usando PCA lineal de las frecuencias medidas, (c) Estadística Q y (d) T^2 usando PCA lineal de los residuos obtenidos utilizando los modelos ARX, (e) SPE y (f) T^2 usando Kernel PCA para las frecuencias medidas de la iglesia de San Juan Bautista de Huaru durante el evento sísmico

Finalmente, la Tabla 5.2 muestra un resumen de la precisión para la detección de daños en la iglesia de Huaru. De la misma manera que con la primera iglesia, dado que la estructura de la iglesia no se ha dañado, se calcula el porcentaje de puntos correctamente sin daños durante las etapas de entrenamiento y validación de los modelos para los diferentes métodos. Los modelos muestran una buena precisión de aproximadamente el 90% para la etapa de entrenamiento, a excepción del modo 5, que presenta una precisión del 79.07%. Por otro lado, para la etapa de validación en los modelos ARX la precisión varía de 46.04 a 63.36% para los diferentes modos. Para el PCA, el modelo lineal de solo salida mostró los mejores resultados para el parámetro Q , con una precisión del 79.63%, mientras que el parámetro T^2 muestra una baja precisión del 25.98%. El modelo no lineal de Kernel PCA, por otro lado, brinda buenos resultados para sus dos parámetros, con una precisión del 66.64% para el parámetro SPE y de 60.52% para la prueba estadística T^2 .

Tabla 5.2: Resumen de la precisión de la detección de daño en la iglesia San Juan Bautista de Huaru

| | ARX | | | | PCA (frecuencias) | |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|-------------------|--------|
| | Modo 1 | Modo 2 | Modo 3 | Modo 5 | Q | T^2 |
| Estimación | 89.69% | 90.31% | 88.52% | 79.07% | 99.32% | 99.75% |
| Validación | 53.25% | 63.36% | 54.63% | 46.04% | 96.84% | 85.87% |

| | PCA (residuos) | | Kernel PCA (frecuencias) | |
|-------------------|----------------|--------|--------------------------|--------|
| | Q | T^2 | SPE | T^2 |
| Estimación | 99.15% | 99.49% | 89.23% | 93.17% |
| Validación | 88.91% | 61.20% | 68.21% | 88.44% |

5.5. Conclusiones

Las metodologías de detección de daño fueron aplicadas en casos de estudios reales de dos iglesias emblemáticas ubicadas en Cusco, la de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas y la de San Juan Bautista de Huaró. Se desarrollaron modelos predictivos y se analizaron los resultados para comprobar mediante monitoreo dinámico que las iglesias no han sido dañadas.

Para el caso de la iglesia histórica de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas, se implementó un sistema de monitoreo a largo plazo que midió las aceleraciones con cuatro sensores colocados en la estructura desde marzo de 2017 hasta noviembre de 2018. Para la iglesia de San Juan Bautista de Huaró se monitoreó desde abril de 2017 hasta diciembre de 2018. En ambas iglesias se identificaron cuatro frecuencias naturales y se estudió su variación estacional. Se desarrollaron modelos predictivos ARX no lineal, los cuales pudieron modelar la variación estacional de las frecuencias y se utilizaron tres tipos diferentes de análisis de PCA (solo salida, con los residuos de los modelos ARX y Kernel PCA no lineal) para la detección de daño.

Los resultados muestran una gran variación que hace que los índices excedan los umbrales, pero un análisis cualitativo de los datos sugiere que no está causado por daños, ya que los residuos ARX no muestran una clara disminución, sino que aumentan y disminuyen debido a la inexactitud de los modelos. El daño estructural causa disminuciones de rigidez que se reflejan en disminuciones de las frecuencias y residuos relativos negativos, como se observó en el péndulo de acero y en el muro tradicional de adobe que fueron dañados, y esto no ha sido observado en las iglesias estudiadas. Para los modelos de PCA, los índices no muestran un aumento claro que exceda el umbral, sino que aumenta y disminuye dentro y fuera del umbral, a diferencia de lo observado en los casos de estudio de laboratorio, que mostraban un incremento constante una vez se producía daño. Con este análisis se concluye que un estudio de identificación de daño en un sistema de monitoreo a largo plazo es de mayor complejidad que los realizados en el laboratorio debido a la variación estacional y la mayor cantidad de variables que intervienen y que ocasionan que sea más difícil desarrollar modelos adecuados.

Además, se registró una secuencia sísmica con un epicentro ubicado a 110.8 km de las iglesias. Se realizó una comparación de los espectros de respuesta de estas señales registradas con el espectro de la normal peruana, observándose que las aceleraciones registradas son muy pequeñas. Como la intensidad del movimiento del suelo es baja, no causó daños en la iglesia, y esto se puede ver utilizando las metodologías de detección de daño.

CAPÍTULO 6

Conclusiones



El SHM basado en vibraciones ofrece la posibilidad de identificar daño estructural en construcciones instrumentadas de tierra. Sin embargo, realizar un análisis preciso en estructuras complejas y durante periodos largos de tiempo presenta diferentes complicaciones que se deben tomar en cuenta al utilizar esta herramienta. Las metodologías escogidas para la detección de daño fueron las basadas en modelos predictivos de ARX no lineal y las basadas en PCA. Estas fueron validadas satisfactoriamente utilizando los datos del puente Z24 en Suiza. Para la localización de daño se utilizaron metodologías basadas en las formas modales, particularmente el PM y el CFM, los cuales calculan índices de daño en los diferentes puntos de la estructura, analizando la variación de las formas modales del estado dañado con respecto al estado sin daños.

El estudio de un péndulo de acero instrumentado en laboratorio y de un muro tradicional de adobe, dañados progresivamente muestran que, al tener pocas variaciones, como las que se tiene en períodos cortos de tiempo, se puede realizar una detección de daño precisa y en el menor tiempo posible utilizando las frecuencias identificadas con métodos de identificación modal automática como el SSI-data y los datos de los parámetros ambientales como la temperatura externa. Sin embargo, los modelos de PCA muestran que, sin tener ningún dato de los parámetros ambientales, se puede realizar una detección de daño altamente precisa en periodos cortos de tiempo. La localización de daño utilizando la información de las formas modales identificadas, por su parte, es capaz de brindar una ubicación aproximada del daño estructural, lo que permitiría realizar una inspección o evaluación visual de la estructura para evaluar el daño ocurrido de manera más óptima. Sin embargo, las estructuras estudiadas para la localización de daño son muy simples, y para realizarlo en estructuras reales complejas de manera precisa se necesitaría una gran cantidad de sensores para obtener las formas modales de manera adecuada.

El estudio de las iglesias de San Pedro Apóstol de Andahuaylillas y San Juan Bautista de Huaró muestran que las metodologías pueden perder precisión al analizar una estructura en períodos largos de tiempo como los estudiados, que fueron de aproximadamente dos años. Las estructuras de tierra muestran una alta variación en sus propiedades dinámicas debido a las variables ambientales, a diferencia de otro tipo de estructuras como el puente Z24 construido en concreto armado. Esto ocasiona que la detección de daño en estructuras de tierra utilizando monitoreo dinámico a largo plazo sea más complicada al presentar muchas variaciones. Se puede notar que, en el caso de monitoreo a largo plazo, los resultados serán más precisos mientras se tengan mejores datos, es decir, que se eviten períodos de tiempo sin mediciones y que se utilicen datos que contengan la variación estacional de las frecuencias para el entrenamiento de los modelos. En estas iglesias se sabe que no se ha producido daño estructural durante el tiempo de estudio. Un movimiento sísmico ocurrido en Cusco de magnitud 5.2 Mw fue registrado y afectó la zona en la que se ubican las iglesias, pero un análisis de estas aceleraciones muestra que son muy pequeñas y que, por lo tanto, no han causado daño a las estructuras en estudio.

Los parámetros calculados para la detección de daño utilizando modelos de ARX no lineal y diferentes tipos de PCA exceden los umbrales definidos por los intervalos de confianza. Sin embargo, un análisis cualitativo de los datos muestra que estos no se

podrían considerar daño estructural, a diferencia de los casos de laboratorio. En el caso de los modelos ARX esto se debe a que los residuos calculados no muestran una clara y constante disminución, que significaría una pérdida de rigidez en la estructura, sino que tienen una variación que presenta aumentos y disminuciones, debido a la falta de precisión de los modelos desarrollados. Es importante notar que, para estos modelos, el parámetro ambiental que dio mejores resultados en la predicción al utilizarse como variable independiente fue la humedad absoluta promedio, ya que contiene información tanto de la temperatura como de la humedad registradas. Para el caso de los modelos de PCA, no se observa un aumento significativo ni constante de los parámetros calculados como indicadores de daño, sino que estos aumentan y disminuyen, entrando y saliendo de los rangos definidos por los intervalos de confianza. En este caso, la estadística Q del modelo lineal que considera únicamente datos de salida, es decir, las frecuencias identificadas, fue la que brindó una mayor precisión. Sin embargo, se puede concluir que es conveniente utilizar diferentes tipos de PCA ya que algunos de estos modelos podrían brindar información de la ocurrencia de daño que otros no logran identificar.

Finalmente, se concluye que el monitoreo dinámico es capaz de brindar importante información en tiempo real de una construcción de tierra instrumentada. Esta información puede ser utilizada para la identificación de daño al utilizar modelos como ARX y PCA, permitiendo mantener un control del estado de salud de la estructura y pudiendo realizar labores de mantenimiento e intervención en el estado más temprano posible de producirse daño. Sin embargo, es importante estudiar la influencia de los parámetros ambientales en las construcciones de tierra para realizar un análisis cualitativo correcto que acompañe a los parámetros cuantitativos calculados, ya que al analizar de manera cualitativa las tendencias de las frecuencias y los índices de daño calculados se puede concluir si es que se tienen patrones que pueden ser interpretados como daño estructural de manera adecuada. De esta manera, el SHM se convierte en una herramienta altamente valiosa para afrontar el problema de la conservación de estructuras históricas de tierra, al brindar información del estado de salud a lo largo del tiempo de monitoreo y permitiendo estrategias adecuadas de evaluación e intervención en estas construcciones.

Referencias

- Abdel Wahab, M. M. (2001). Effect of modal curvatures on damage detection using model updating. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(2), 439–445. <https://doi.org/10.1006/mssp.2000.1340>
- Abdeljaber, O., Avci, O., Kiranyaz, S., Gabbouj, M., & Inman, D. J. (2017). Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks. *Journal of Sound and Vibration*, 388, 154–170. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsv.2016.10.043>
- Aguilar, R. (2010). *Dynamic structural identification using Wireless Sensor Networks*. University of Minho. Retrieved from <http://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/11056>
- Aguilar, R., Marques, R., Sovero, K., Martel, C., Trujillano, F., & Boroscsek, R. (2015). Investigations on the structural behaviour of archaeological heritage in Peru: From survey to seismic assessment. *Engineering Structures*, 95, 94–111. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2015.03.058>
- Alcala, C. F., & Qin, S. J. (2010). Reconstruction-based contribution for process monitoring with kernel principal component analysis. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 49(17), 7849–7857. <https://doi.org/10.1021/ie9018947>
- Azzara, R. M., De Roeck, G., Girardi, M., Padovani, C., Pellegrini, D., & Reynders, E. (2018). The influence of environmental parameters on the dynamic behaviour of the San Frediano bell tower in Lucca. *Engineering Structures*, 156(March 2017), 175–187. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2017.10.045>
- Barbosa, F. S., Cury, A. A., & Vilela, A. R. (2004). Damage evaluation of structures using dynamic measurements.
- Belostotsky, A. M., & Akimov, P. A. (2016). Adaptive Finite Element Models Coupled with Structural Health Monitoring Systems for Unique Buildings. *Procedia Engineering*, 153(499), 83–88. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.08.084>
- Bolton, D. (1980). The Computation of Equivalent Potential Temperature. *Monthly Weather Review*, 108(7), 1046–1053.
- Braun, S., Ewins, D. J., & Rao, S. S. (2002). *Encyclopedia of Vibration*. Cornwall, Inglaterra: Elsevier.
- Briceño, C. (2016). *Diagnóstico Estructural y Análisis Sísmico de la Iglesia San Pedro Apóstol de Andahuaylillas*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Brincker, R. (2007). Automated Frequency Domain Decomposition for Operational Modal Analysis. In *Conference: 2007 IMAC-XXV: Conference & Exposition on Structural Dynamics* (pp. 1–7). Denmark.
- Brincker, R., Ventura, C., & Andersen, P. (2001). Damping Estimation by Frequency Domain Decomposition. In *19th International Modal Analysis Conference*. Kissimmee, Estados Unidos.
- Brincker, R., Zhang, L., & Andersen, P. (2000). Modal Identification from Ambient

- Responses using Frequency Domain Decomposition. In *18th International Modal Analysis Conference (IMAC)* (pp. 625–630). Denmark.
- Casas, J. R., & Moughty, J. J. (2017). Bridge Damage Detection Based on Vibration Data: Past and New Developments. *Frontiers in Built Environment*, 3(February), 1–12. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2017.00004>
- Castillo, M., Kuon, E., & Aguirre, C. (2012). Saint Peter the Apostle of Andahuaylillas: tour guide. *Peru, Cusco: Association Jesus Obrero*.
- Chácará, C. (2013). *Evaluación Estructural de Construcciones Históricas en la Costa Peruana Utilizando Tecnologías Modernas: El Caso del Hotel "El Comercio" en Lima*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Chácará, C., Zvietcovich, F., Briceño, C., Marques, R., Perucchio, R., Castañeda, B., ... Aguilar, R. (2014). On-site investigation and numerical analysis for structural assessment of the archaeological complex of Huaca de la Luna. In *9th International Conference on Structural Analysis of Historical Constructions*. Mexico City, Mexico. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2903.0562>
- Chopra, A. K. (2007). *Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering* (3rd ed.). Prentice Hall.
- Cunha, A.; and Caetano, E. (2006). Experimental Modal Analysis of Civil Engineering Structures. *Journal of Sound and Vibration*, 40, 12–20.
- Cunha, A., & Caetano, E. (2005). From input-output to output-only modal identification of civil engineering structures. In *1st International Operational Modal Analysis Conference, IOMAC 2005* (pp. 1–22). Retrieved from http://www.researchgate.net/publication/228654000_From_inputoutput_to_output-only_modal_identification_of_civil_engineering_structures/file/9fcfd50dd9905570aa.pdf
- De Roeck, G. (2003). The state-of-the-art of damage detection by vibration monitoring: The SIMCES experience. *Journal of Structural Control*, 10(2), 127–134. <https://doi.org/10.1002/stc.20>
- Delgadillo Ayala, R. M. (2017). *Evaluación de la Influencia de los Factores Ambientales en las Propiedades Dinámicas de Sistemas Estructurales de Tierra*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Delgadillo, R., Zonno, G., Boroschek, R., Lourenço, P. B., & Aguilar, R. (2017). Study of the environmental influence on the dynamic behavior of adobe walls: preliminary test in laboratory specimens. In *Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures*.
- Doebbling, S. W., Farrar, C. R., & Prime, M. B. (1998). A Summary Review of Vibration-Based Damage Identification Methods. *Journal of Applied Mechanics*, 111(2), 270–78. <https://doi.org/10.1177/058310249803000201>
- Dong, C., Zhang, P. Q., Feng, W. Q., & Huang, T. C. (1994). The sensitivity study of the modal parameters of a cracked beam. In *Proceedings of the 12th International Modal Analysis Conference* (pp. 98–104). Honolulu.
- Elshafey, A. A., Haddara, M. R., & Marzouk, H. (2010). Damage detection in offshore

- structures using neural networks. *Marine Structures*, 23(1), 131–145. <https://doi.org/10.1016/j.marstruc.2010.01.005>
- Farrar, C. R., & Doebling, S. W. (1997). An overview of modal-based damage identification methods. *Journal of Applied Mechanics*, 111, 270–78. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Farrar, C. R., & Worden, K. (2007). An introduction to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 365(1851), 303–315. <https://doi.org/10.1098/rsta.2006.1928>
- Farrar, C. R., & Worden, K. (2012). *Structural Health Monitoring: a machine learning perspective*. John Wiley & Sons.
- Gentile, C., & Saisi, A. (2013). Operational modal testing of historic structures at different levels of excitation. *Construction and Building Materials*, 48, 1273–1285. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2013.01.013>
- Google. (2018). Google Maps. Retrieved December 1, 2018, from <https://www.google.com/maps/dir/Iglesia+de+Andahuaylillas,+Andahuailillas/Espinar/@-14.1691397,-71.9541505,184330m/data=!3m1!1e3!4m1!1!4m10!1m5!1m1!1s0x916e89523faadff:0x75b17776d672ea52!2m2!1d-71.6778104!2d-13.6745553!1m3!2m2!1d-71.55!2d-14.66>
- He, J., Xu, Y., Zhan, S., & Huang, Q. (2016). Structural control and health monitoring of building structures with unknown ground excitations: Experimental investigation. *Journal of Sound and Vibration*. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2016.11.035>
- ICOMOS. (2003). *Principles for the Analysis, Conservation and Structural Restoration of Architectural Heritage*.
- Instituto Geofísico del Perú. (2018). Sismos Reportados. Retrieved November 26, 2018, from <http://intranet.igp.gob.pe/bdsismos/ultimosSismosSentidos.php#>
- Instituto Nacional de Cultura. (2007). Terremoto en el Sur. Daños en el Patrimonio. *Gaceta Cultural Del Perú*. <https://doi.org/10.1080/01973533.2015.1012991>
- Kasinos, S., Palmeri, A., & Lombardo, M. (2015). Using the vibration envelope as a damage-sensitive feature in composite beam structures. *Structures*, 1, 67–75.
- Koo, K. Y., Lee, J. J., & Yun, C. B. (2008). Damage Detection of Bridge Structures Using Modal Flexibility under Temperature Variations. In *17th World Congress The International Federation of Automatic Control* (pp. 15762–15767).
- Kottegoda, N., & Rosso, R. (2008). *Applied statistics for civil and environmental engineers*. (Second edi). Blackwell Publishing.
- Kullaa, J. (2011). Distinguishing between sensor fault, structural damage, and environmental or operational effects in structural health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(8), 2976–2989. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.05.017>
- Lin, T. K., & Fajri, H. (2017). Damage detection of structures with detrended

- fluctuation and detrended cross-correlation analyses. *Smart Materials and Structures*, 26(3), 5–8. <https://doi.org/10.1088/1361-665X/aa59d7>
- Maeck, J., & De Roeck, G. (2003). Description of Z24 Benchmark. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17(1), 127–131. <https://doi.org/10.1006/mssp.2002.1548>
- Maeck, J., Peeters, B., & Roeck, G. De. (2001). Damage Identification on the Z24 bridge using vibration monitoring. *Smart Materials and Structures*, 10, 512–517. <https://doi.org/10.1088/0964-1726/10/3/313>
- Magalhães, F., Cunha, A., & Caetano, E. (2012). Vibration based structural health monitoring of an arch bridge: From automated OMA to damage detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 28, 212–228. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.06.011>
- Marques, R., Ivancic, S., Briceño, C., Aguilar, R., Perucchio, R., & Vargas, J. (2014). Study on the seismic behaviour of St. Peter the Apostle Church of Andahuaylillas in Cusco, Peru. In *9IMC-9th International Masonry Conference*. Guimaraes, Portugal.
- Masciotta, M. (2015). *Damage Identification of Structures based on Spectral Output Signals*. Universidade do Minho.
- Masciotta, M. G., Ramos, L. F., Lourenço, P. B., & Vasta, M. (2014). Damage Detection on the Z24 Bridge by a Spectral-Based Dynamic Identification Technique (Vol. 4, pp. 197–206). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29751-4>
- Masciotta, M., & Lourenço, P. (2014). Damage Detection on the Z24 Bridge by a Spectral-based Dynamic Identification Technique, (August). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29751-4>
- Masciotta, M., Ramos, L. F., Lourenço, P., & Vasta, M. (2014). Structural Monitoring and Damage Identification on a Masonry Chimney by a Spectral-based Identification Technique, (July), 211–218.
- MicroDAQ LTD. (2017). HOB0 Temperature and Humidity Data Logger. Retrieved from <https://www.microdaq.com/onset-hobo-ux100-humidity-data-logger.php>
- Ministerio de Vivienda Construcción y Saneamiento. (2018). Norma E.030: Diseño Sismorresistente. *Reglamento Nacional de Edificación (RNE)*.
- Moughty, J. J., & Casas, J. R. (2017). A State of the Art Review of Modal-Based Damage Detection in Bridges: Development, Challenges, and Solutions. *Applied Sciences*, 7(5), 510. <https://doi.org/10.3390/app7050510>
- Mujica, L. E., Rodellar, J., Fernández, A., & Güemes, A. (2011). Q-statistic and t2-statistic pca-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*, 10(5), 539–553. <https://doi.org/10.1177/1475921710388972>
- National Instruments. (2006). LabVIEW. United States.
- National Instruments. (2016). NI SCXI-100. Retrieved from <https://www.ni.com/pdf/manuals/3744231.pdf>
- Nguyen, V. H., Mahowald, J., Maas, S., & Chevreuils, C. (2014). Damage detection in bridge structures including environmental effects, (July), 2613–2620.

- Noel, M. F. (2017). *Integración de Ingeniería Inversa y Modelamiento Numérico Para la Evaluación Sísmica de Construcciones Históricas de Adobe*. Pontificia Universidad Católica del Perú. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23754.16323>
- Otani, S. (2004). Earthquake Resistant Design of Reinforced Concrete Buildings Past and Future. *Journal of Advanced Concrete Technology*, 2(1), 3–24. <https://doi.org/10.3151/jact.2.3>
- Oyarzo-vera, C., Ingham, J. M., & Chouw, N. (2014). Vibration-based damage identification of an unreinforced masonry house model. *EURODYN 2014. 9th International Conference on Structural Dynamics*, (July), 2477–2484.
- Pandey, A. K., Biswas, M., & Samman, M. M. (1991). Damage detection from changes in curvature mode shapes. *Journal of Sound and Vibration*, 145(2), 321–332. [https://doi.org/10.1016/0022-460X\(91\)90595-B](https://doi.org/10.1016/0022-460X(91)90595-B)
- PCB Piezotronics. (2016). Accelerometer 393B31. Retrieved from www.pcb.com/Products.aspx?m=393B31
- Peeters, B., & De Roeck, G. (1999a). Reference-Based Stochastic Subspace Identification for Output-Only Modal Analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 855–878.
- Peeters, B., & De Roeck, G. (1999b). Reference-Based Stochastic Subspace Identification for Output-Only Modal Analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 13(6), 855–878.
- Peeters, B., & De Roeck, G. (2000). One year monitoring of the Z24-bridge: Environmental influences versus damage events. *Proceedings of the International Modal Analysis Conference - IMAC*, 2(MAY), 1570–1576. Retrieved from <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-0033880634&partnerID=40&md5=64ef84a2c10cba86903cd3220b045e31>
- Peeters, B., De Roeck, G., Caetano, E., & Cunha, A. (2002). Dynamic study of the Vasco da Gama Bridge. In *Proc. of the International Conference on Noise and Vibration Engineering*. Leuven, Belgium.
- Penha, R., & Hines, J. (2001). Using principal component analysis modeling to monitor temperature sensors in a nuclear research reactor. *Proceedings of the Maintenance and Reliability ...*, 6–9.
- Ramos, L. F. (2007). *Damage identification on masonry structures based on vibration signatures*. *PhD Thesis*. Universidade do Minho. Retrieved from <http://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/7380>
- Ramos, L. F., Aguilar, R., Lourenço, P. B., & Moreira, S. (2013). Dynamic structural health monitoring of Saint Torcato church. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35(1–2), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.09.007>
- Ramos, L. F., & Lourenço, P. B. (2007). Damage Identification in Masonry Structures with Vibration Measurements. In *SAHC08*.
- Ramos, L. F., Roeck, G. De, Lourenço, P. B., & Campos-costa, A. (2006). Vibration Based Damage Identification of Masonry Structures. In *Structural Analysis of Historical Constructions* (pp. 641–650). New Delhi.

- Reynders, E., Wursten, G., & De Roeck, G. (2014). Output-only structural health monitoring in changing environmental conditions by means of nonlinear system identification. *Structural Health Monitoring*, 13(1), 82–93. <https://doi.org/10.1177/1475921713502836>
- Roblero, L. (2009). Restauración y Rehabilitación de Edificios Antiguos. Retrieved from <http://archivo.laverdadnica.com/culturales/restauracion-y-rehabilitacion-de-edificios-antiguos-2.html>
- Ruta del Barroco Andino. (2016). San Juan Bautista de Huaro | Ruta del Barroco Andino. Recuperado de. Retrieved from <http://rutadelbarrocoandino.com/la-ruta/san-juan-bautista-de-huaro/>.
- Sinou, J.-J. (2009). *A review of damage detection and health monitoring of mechanical systems from changes in the measurement of linear and non-linear vibrations. Mechanical Vibrations: Measurement, Effects and Control*. Retrieved from http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/77/93/22/PDF/Sinou_Chapter_13_review_SHM.pdf
- Sung, S. H., Koo, K. Y., & Jung, H. J. (2014). Modal flexibility-based damage detection of cantilever beam-type structures using baseline modification. *Journal of Sound and Vibration*, 333(18), 4123–4138. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2014.04.056>
- SVS. (2006). ARTEMIS Extractor Pro User Manual. In *Structural Vibration Solutions*. Aalborg, Denmark.
- The Matworks Inc. (2006). Matlab User's Manual.
- Ubertini, F., Cavalagli, N., Kita, A., & Comanducci, G. (2018). Assessment of a monumental masonry bell-tower after 2016 central Italy seismic sequence by long-term SHM. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 16(2), 775–801. <https://doi.org/10.1007/s10518-017-0222-7>
- Van Overschee, P., & De Moor, B. (1991). Subspace Algorithms for the Stochastic Identification Problem. In *Proc. of the 30th Conference on Decision and Control*. Brighton, England.
- Ventura, C. E., & Horyna, T. (2000). Measured and Calculated Modal Characteristics of the Heritage Court Tower in Vancouver. In *Proc. 18th Int. Modal Analysis Conference*. San Antonio, USA.
- Villalpando, P., Meruane, V., Boroschek, R., & Orchard, M. (2016). Damage Location by Maximum Entropy Method on a Civil Structure. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-54777-0>
- Villamizar, R., Quiroga, J. L., Camacho, J., Luis, E., Ruiz, M. L., Villamizar, R., ... Magda, L. (2014). Structural Damage Detection Algorithm Based on Principal Component Indexes and Embedded on a Real Time Platform. In *EWSHM - 7th European Workshop on Structural Health Monitoring*. Nantes, France.
- Worden, K., Farrar, C. R., Haywood, J., & Todd, M. (2008). A review of nonlinear dynamics applications to structural health monitoring. *Structural Control and Health Monitoring*, 15(1), 540–567. <https://doi.org/10.1002/stc>
- World Monument Foundation. (2015). San Juan Bautista of Huaro Church. Retrieved

from <https://www.wmf.org/project/san-juan-bautista-huaro-church>

- Yan, A.-M., Kerschen, G., De Boe, P., & Golinval, J.-C. (2005). Structural damage diagnosis under varying environmental conditions-Part I: A linear analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19, 847–864.
- Zapico, J. L., & González, M. P. (2006). Numerical simulation of a method for seismic damage identification in buildings. *Engineering Structures*, 28(2), 255–263. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2005.08.005>
- Zhang, Q., & Ljung, L. (2004). Multiple Steps Prediction with Non-Linear ARX Models. *IFAC Nonlinear Control Systems*.
- Zhu, H., Li, L., & He, X. Q. (2011). Damage detection method for shear buildings using the changes in the first mode shape slopes. *Computers and Structures*, 89(9–10), 733–743.
- Zonno, G., Aguilar, R., Boroschek, R., & Lourenço, P. B. (2018). Automated long-term dynamic monitoring using hierarchical clustering and adaptive modal tracking: validation and applications. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 3. <https://doi.org/10.1007/s13349-018-0306-3>
- Zonno, G., Aguilar, R., Castañ, B., & Lourenç, P. B. (2018). Preliminary Validation of an Automatic Modal Identification Methodology for Structural Health Monitoring of Historical Buildings. *International Journal of Structural and Civil Engineering Research*, 7(2), 144–150. <https://doi.org/10.18178/ijscer.7.2.144-150>
- Zonno, G., Aguilar, R., Castañeda, B., Boroschek, R., & Lourenço, P. B. (2017). Laboratory evaluation of a fully automatic modal identification algorithm using automatic hierarchical clustering approach. In *X International Conference on Structural Dynamics, EURO-DYN 2017 Laboratory* (Vol. 00, pp. 0–5).