



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

IDENTIFICACIÓN DE DAÑO EN UN PANEL COMPUESTO UTILIZANDO LA
DEFORMACIÓN DE LOS MODOS DE VIBRACIÓN

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL MECÁNICO

IGNACIO ABELINO FERNÁNDEZ DÉLANO

PROFESOR GUÍA:
VIVIANA MERUANE NARANJO

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ELENA ATROSHCHENKO
RAFAEL RUIZ GARCÍA

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por FONDECYT

SANTIAGO DE CHILE
2018

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL MECÁNICO
POR: IGNACIO ABELINO FERNÁNDEZ DÉLANO
FECHA: 2018
PROF. GUÍA: VIVIANA MERUANE NARANJO

IDENTIFICACIÓN DE DAÑO EN UN PANEL COMPUESTO UTILIZANDO LA DEFORMACIÓN DE LOS MODOS DE VIBRACIÓN

Capturar las vibraciones de un objeto usando cámaras estereoscópicas de alta velocidad posibilita la determinación en campo completo de su geometría y desplazamiento en tres dimensiones, ya que permiten medir un elevado número de grados de libertad simultáneamente. Disponer de datos de medición de campo completo de una estructura es de interés para la aplicación de metodologías de identificación de daño centradas en la respuesta vibracional.

El objetivo de este trabajo de título es desarrollar e implementar indicadores de daño basados en la deformación, curvatura y en derivadas de orden superior de los modos de vibración, que sean capaces de identificar daño por delaminación en un panel compuesto tipo panel de abeja usando un sistema de correlación de imágenes digital de alta velocidad (DIC).

Las muestras consistieron en paneles de geometría plana tipo sándwich con núcleos del tipo panel de abeja, y se diferenciaron según su composición y según distintos escenarios de daño por delaminación.

Las muestras fueron excitadas a rangos cercanos de sus respectivas frecuencias naturales, esta vibración se captó por el sistema DIC y se identificaron un determinado número de modos de vibración para cada muestra. Se procesó la información recabada por las cámaras, se les aplicó un algoritmo de suavizado y se construyeron indicadores de daño basados en la deformación, curvatura, y en la tercera y cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie modal. Finalmente, a los indicadores resultantes se les aplicó un tratamiento estadístico de selección de datos (asociados a daño) y se les comparó mediante un algoritmo evaluador de predicción.

Se utilizaron dos técnicas distintas para la estimación de los parámetros vibracionales de deformación, curvatura y derivadas de orden superior: diferencias finitas y point least-squares (PLS). Luego, en conjunto con la metodología *Gapped Smoothing* (GSM) se construyeron los indicadores de daño.

Se concluyó que aquellos indicadores basados en parámetros estimados mediante diferencias finitas presentaron ser sensibles al ruido experimental y por tanto poco confiables. En cambio, los indicadores basados en parámetros estimados mediante point least-squares presentaron ser sensibles al daño y robustos ante la presencia de ruido experimental. En particular, los indicadores de daño basados en la deformación, curvatura y tercera derivada del desplazamiento normal a la superficie de los modos estimadas mediante point least-squares presentan las mejores predicciones de detección según el algoritmo evaluador. Además, la detección de delaminaciones pequeñas fue realizada de mejor manera por el indicador basado en la curvatura estimada mediante point least-squares.

Al Ignacio de hace 4 años.

Tabla de Contenido

Introducción	1
Motivación	4
Objetivos	5
Alcances	6
1. Antecedentes Específicos	7
1.1. Estructuras compuestas tipo sándwich	7
1.2. Identificación de daño por vibraciones	8
1.3. Medición de vibraciones de campo completo mediante sistema DIC	9
1.4. Metodologías de identificación mediante indicadores de daño	10
1.4.1. Estimación de deformación y curvatura mediante técnica de diferencias finitas	11
1.4.2. Estimación de deformación mediante técnica point least-squares (PLS)	12
1.4.3. Gapped Smoothing Method (GSM)	15
1.5. Reducción de ruido experimental	16
1.6. Tratamiento estadístico de selección de datos	18
1.7. Índice de similitud de Jaccard - <i>Intersection Over Union</i>	19
2. Metodología	21
2.1. Programa Experimental	22
2.2. Muestras	23
2.3. Identificación de frecuencias naturales	25
2.4. Captura de vibración mediante sistema DIC	26
2.5. Procesado de datos	28
3. Resultados Experimentales y Análisis	30
3.1. Mediciones Experimentales	30
3.2. Modos Vibracionales	32
3.2.1. Panel de fibra de carbono - doble delaminación circular	33
3.2.2. Panel de fibra de carbono - sin delaminación	35
3.2.3. Panel de aluminio - delaminación circular	37
3.2.4. Panel de aluminio - doble delaminación cuadrada	39
3.2.5. Panel de aluminio - delaminación cuadrada	40

3.3.	Estimación del parámetro de curvatura de los modos de vibración mediante técnica point least-squares (PLS)	41
3.4.	Estimación de derivadas parciales de orden superior de los modos de vibración mediante técnica point least-squares (PLS)	43
3.5.	Resultados Experimentales	44
3.5.1.	Evaluación de predicción	45
3.5.2.	Cómputo de indicadores de daño	46
3.5.3.	Panel de fibra de carbono - doble delaminación circular de 80 [mm] y 60 [mm] de diámetro	47
3.5.4.	Panel de fibra de carbono - sin daño	50
3.5.5.	Panel de aluminio - delaminación circular de 77 [mm] de diámetro	53
3.5.6.	Panel de aluminio - doble delaminación cuadrada de 40[mm] y 80[mm]	56
3.5.7.	Panel de aluminio - delaminación singular cuadrada de 30[mm].	59
3.6.	Análisis de Resultados	62
	Conclusión	64
	Bibliografía	65

Índice de Tablas

2.1. Descripción de panel tipo sandwich de fibra de carbono	23
2.2. Descripción de panel tipo sandwich de aluminio	23
3.1. Configuración de coeficiente de suavizado “s” y tamaño de sub-región $(2M+1)$ con mejores resultados según <i>Intersection over Union</i> , para cada indicador de daño computado.	46

Índice de Figuras

1.1.	Panel tipo sándwich con núcleo del tipo panel de abeja. Modificada de [13]. .	7
1.2.	Tipos de estructuras sándwich según la composición de su núcleo. Modificada de [5].	8
1.3.	Cámaras de alta velocidad.	9
1.4.	Sistema de coordenadas en la superficie del panel sandwich. Modificada de [13].	10
1.5.	Esquema de diferencias finitas centrada.	12
1.6.	Subregión de $(2M + 1) \times (2M + 1) \times (2M + 1)$ datos centrada en (x_0, y_0, z_0) para el ajuste local por least-square [18]	13
1.7.	Suavizado de datos en dos dimensiones con valores faltantes. A. Datos con ruido. B. Datos corruptos con valores faltantes. C. Datos suavizados restaurados desde (B). D. Errores absolutos entre datos restaurados y originales [8]. . . .	18
1.8.	Construcción de índice de Jaccard o <i>Intersection over Union</i> . Modificado de [20].	20
2.1.	Esquema del procedimiento para llevar a cabo los objetivos del trabajo. . . .	21
2.2.	Montaje experimental. Modificada de [18].	22
2.3.	Panel tipo sandwich de fibra de carbono.	23
2.4.	Panel tipo sandwich de aluminio.	24
2.5.	Respuesta en frecuencia luego de ensayo de impacto.	25
2.6.	Muestra con patrón de manchas impreso.	26
2.7.	Tablero utilizado para calibrar cámaras DIC.	27
2.8.	Grillado de la región de interés (a), traslape entre celdas (b).	28
2.9.	Interfaz <i>fft_GUI</i> (a), selección de puntos de la grilla (b), espectro en frecuencia de panel sin daño (c), segundo modo vibracional de panel sin daño (548,1 [Hz]) (d).	29
3.1.	Escenarios de daño por delaminación (línea roja) en muestras de fibra de carbono. Escenario 1 (a): doble delaminación circular (diámetros: $\phi = 80[mm]$ & $60[mm]$). Escenario 2 (b): panel sano.	31
3.2.	Escenarios de daño por delaminación (línea roja) en muestras de aluminio. Escenario 1 (a): delaminación circular (diámetro: $\phi = 77[mm]$). Escenario 2 (b): doble delaminación cuadrada de $80[mm]$ & $40[mm]$ por lado. Escenario 3 (c): delaminación cuadrada de $30[mm]$ por lado.	31
3.3.	Onceavo modo vibracional de panel de fibra de carbono con doble delaminación circular (1.492[Hz]) antes y después de la aplicación del algoritmo de suavizado.	32
3.4.	Modos identificados de la muestra de fibra de carbono con doble delaminación.	34

3.5. Modos identificados de la muestra de fibra de carbono sin delaminación. . . .	36
3.6. Modos identificados de la muestra de aluminio con delaminación circular. . .	38
3.7. Modos identificados de la muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada.	39
3.8. Modos identificados de la muestra de aluminio con delaminación cuadrada. .	40
3.9. Intersection over Union según distintos valores del coeficiente de suavizado “s” para los indicadores construidos.	45
3.10. Intersection over Union según distintos valores de tamaño de subregión de ($2M + 1$) puntos para indicadores construidos mediante técnica point least- squares.	45
3.11. Indicadores de daño aplicados a muestra de fibra de carbono con presencia de doble delaminación circular.	48
3.12. Indicadores de daño aplicados a muestra de fibra de carbono sin presencia de daño estructural.	51
3.13. Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con delaminación circular.	54
3.14. Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada.	57
3.15. Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con delaminación cuadrada.	61

Introducción

La identificación temprana de daños en estructuras es fundamental en todo proceso de ingeniería permitiendo prever fallas catastróficas y asegurar el correcto funcionamiento estructural [1]. Partiendo de esta base y sumado a que, bajo evidencia de diferentes estudios, los modos de vibración son sensibles al daño en estructuras compuestas [2], [3], es posible identificar daños estructurales usando la respuesta de un sistema ante su sometimiento a vibración.

Las denominadas estructuras compuestas tipo sándwich se componen de un arreglo entre un núcleo que es rodeado en caras opuestas por dos (o más) placas delgadas. Este tipo de estructuras pueden ser catalogadas según la composición de su núcleo como: homogéneos (e.g. núcleo de espuma, núcleo de madera balsa) o no-homogéneos (e.g. núcleo tipo panal de abeja, núcleo corrugado, etc.). Tienen como principal cualidad su rigidez en conjunto con un bajo peso estructural. Esto último ha sido relevante con vistas de continuar siéndolo en aplicaciones ligadas a la manufactura de aeronaves, satélites, automóviles, trenes, rotores eólicos, barcos, entre otras [4], [5], [6].

No obstante, este tipo de estructuras tienen la tendencia a presentar, eventualmente, daño por delaminación (des-unión entre placas y núcleo). La aparición de la delaminación en este tipo de estructuras repercute, ante su agravamiento, en fallas catastróficas. Siendo incluso capaz de potenciar otros tipos de falla, lo que conlleva al mismo resultado de manera acelerada. Considerando esta situación, es de entender el interés en la detección temprana de este tipo de daño estructural. Herrmann et al. expuso cómo la delaminación es un tipo de daño crucial de detectar en aeronaves [5].

El daño estructural produce cambios en las propiedades físicas de una estructura (i.e. masa, rigidez y amortiguamiento), lo que conlleva a cambios en las características modales de la estructura (i.e. frecuencias naturales, modos de vibración y amortiguamiento modal). Ante esta situación se han desarrollado metodologías para la identificación de daños estructurales que hacen uso de la información modal de una estructura, estas han sido nombradas como métodos de detección de daño basados en vibraciones, y han sido foco de estudios en años recientes [7].

De acuerdo a la manera de procesar la información modal, los métodos de identificación de daño basados en vibraciones pueden ser clasificados en base a modelos analíticos y en base a indicadores de daño. Este trabajo de título se centra en los métodos de identificación que utilizan indicadores de daño.

Los indicadores de daño son construidos usando parámetros provenientes de los cambios modales de una estructura. Usualmente, los indicadores de daño se calculan como la variación de algún parámetro modal entre los estados con y sin daño de una misma estructura. Sin embargo, existen métodos que no necesitan información de la estructura sin daño. Como resultado se obtiene un mapeo de colores para cada modo vibracional, siendo cada uno de los puntos del mapa correspondientes a los de una grilla específica de la superficie controlada, y cada valor indicativo de la magnitud del indicador. Se espera que los puntos donde existan valores mayores a cero sean indicativos de la presencia de daño estructural, o de ruido experimental (siempre presente en experimentación). Con el fin de reducir la influencia del ruido experimental, atribuible a mediciones, se han implementado algoritmos de suavizado sobre la superficie de los modos [8]. Los valores del indicador de daño para cada modo vibracional son superpuestos mediante una sumatoria de sus valores en cada punto de la grilla y mediante un tratamiento estadístico se pueden aislar valores pequeños que se presenten en la grilla (asociables a ruido experimental), permitiendo identificar cuales zonas del mapeo de colores son las representativas de daño.

A modo de ejemplo: un parámetro usado para construir un indicador de daño es la curvatura de los modos de vibración (sensible al daño debido a su comportamiento local [2]). Una forma usual de estimar la curvatura de los modos es mediante la técnica de diferencias finitas sobre los valores de desplazamiento normales a la superficie. La diferencia del valor de la curvatura en cada punto de la grilla entre una estructura con daño y sin daño darían como resultado el valor de un indicador para cada punto de la grilla. Los valores del indicador para cada modo vibracional, en cada punto de la grilla se superponen obteniendo un mapeo de colores que ilustra a los mayores valores como las zonas con presencia de daño estructural.

En los últimos años se han desarrollado metodologías que utilizan los cambios en la deformación de los modos de vibración (usualmente estimada mediante la técnica de diferencias finitas [9]). Tal es el caso de lo visto por Li, Cheng et. al. [3] quienes propusieron dos indicadores de daño (indicador de momento flector e indicador de deformación residual del modo vibracional). Los parámetros modales que usaron fueron construidos mediante un análisis de continuidad del momento flector y de la fuerza de corte en las zonas de un panel plano que alojaban daño estructural previamente conocido e impuesto como una reducción en el espesor del panel. Haciendo uso de una función de desplazamiento modal derivable parcialmente: coeficientes representativos del campo de deformación son obtenidos mediante la resolución de la ecuación de energía mínima usando la metodología Rayleigh-Ritz. Ambos indicadores demostraron ser útiles para la identificación de daño.

La metodología *Gapped Smoothing* (GSM) permite aproximar parámetros modales de una estructura (e.g. deformación, curvatura) mediante un polinomio de primer orden, y de dos variables, erogando una curva suave que omitiría o disminuiría la presencia de anomalías abruptas en la forma de los modos (presentes en caso de haber daño estructural) [10]. Entonces, a partir del *campo de parámetros* estimado por la metodología GSM es posible la construcción de un indicador de daño de una estructura que tenga daño estructural sin el requerimiento de información del estado sin daño de la misma estructura.

Experimentalmente, es inevitable que el mapeo de colores erogado por los valores de un indicador de daño no se encuentre contaminado por ruido, por lo tanto es de interés

reconocer entre aquellos valores que son considerables como daño estructural y los que no. La distinción se realiza mediante un tratamiento estadístico que permite aislar valores atípicos o "*outliers*" (representativos de, por ejemplo: cambios abruptos en el modo vibracional) y utilizarlos en el mapeo de colores.

En la actualidad existen diversas técnicas que permiten medir la vibración de una superficie sin necesidad de entrar en contacto con ésta (métodos de inspección no destructivos, o NDI por sus siglas en inglés). Una de las técnicas que ha sido desarrollada en los últimos años es la de correlación digital de imágenes a alta velocidad (DIC), que consiste en un arreglo de dos cámaras estereoscópicas y un software asociado. Esta técnica tiene la capacidad de capturar miles de puntos de la superficie de una muestra (habiéndosele aplicado un patrón especular de contraste con anterioridad) en una sola toma y determinar su geometría y desplazamiento en tres dimensiones, facilitando la detección de daños estructurales pequeños [11], [12]. Esta técnica se ha convertido en un método válido para la medición de desplazamientos de superficie en estructuras bajo deformación, siendo la alta resolución espacial con la que cuentan las cámaras lo que establece su uso para la medición de la respuesta a la vibración de un objeto [2], [11].

El sistema DIC cuenta de un software propio para procesar la información denominado Istra4D que permite determinar los desplazamientos de cada punto de una grilla especificada por el usuario para la superficie medida. Además, permite la estimación de la deformación de los modos de vibración de forma directa. Sin embargo, el campo de deformación resultante suele presentar considerable ruido experimental, por lo que, al utilizarse como parámetro directo para la construcción de indicadores de daño, incluso luego de un proceso de suavizado de datos, eroga resultados corrompidos y poco confiables. Trabajos anteriores centrados en el uso del sistema DIC han sido enfocados en la mejora de la precisión de los desplazamientos estimados respecto a los obtenidos experimentalmente. Recientemente se ha trabajado sobre la reducción del error y ruido experimental asociados al sistema, y se ha identificado que el montaje experimental y calibración de las cámaras tienen la mayor influencia sobre los errores de medición del desplazamiento [12].

En esta investigación se identifica daño por delaminación en paneles compuestos de geometría plana tipo sándwich con núcleo del tipo de panal de abejas. Esto se hizo mediante información adquirida por un sistema de correlación de imágenes digital de alta velocidad y la implementación de indicadores de daño que utilizan parámetros basados en la deformación, en la curvatura y en derivadas de orden superior del desplazamiento normal a la superficie de los modos de vibración. La investigación consiste en evaluar la efectividad de los indicadores de daño para distintos escenarios de daño por delaminación, caracterizados por su localización y tamaño. En particular, se busca una metodología para obtener indicadores que sean sensibles al daño y robustos ante la presencia de ruido experimental. Cabe señalar que esta investigación podría ser de utilidad para cualquier tipo de estructura tipo sándwich de geometría plana.

Motivación

Considerando la continua optimización de estructuras y la inminente llegada de estructuras de gran envergadura, la posibilidad de desarrollar una composición estructural lo más ligera posible sin el desmedro de propiedades físicas como la rigidez y/o resistencia es de interés. Las estructuras tipo sándwich tendrían gran potencial para llevar a cabo tal cometido. Claro es el ejemplo de las turbinas eólicas, que tienen estimada una manufactura de rotores de hasta 180 metros de diámetro en los próximos 10 años [6].

Las estructuras compuestas tipo sándwich son atractivas desde el punto de vista de eficiencia estructural, sin embargo, son propensas a desarrollar delaminación, que es la desunión interna de los componentes que conforman a la estructura (perdiéndose el concepto de sándwich y sus propiedades estructurales). Por lo tanto, la identificación de daños por delaminación mediante una metodología que sea no destructiva es de relevancia.

Habiendo dicho esto se introduce, en el campo de identificación de daño mediante vibraciones mecánicas, el sistema de correlación de imágenes de alta velocidad como una técnica no destructiva capaz de capturar el comportamiento de un objeto que sea sometido a vibración en toda su superficie y que, mediante la aplicación de metodologías que usan como variables de entrada valores basados en la respuesta vibracional de estructuras, permite identificar: localización y magnitud de posible daño estructural.

Objetivos

El objetivo general de este trabajo de título es desarrollar e implementar indicadores de daño basados en la deformación, curvatura y en derivadas de orden superior de los modos de vibración, que sean capaces de identificar daño por delaminación en un panel compuesto tipo panal de abeja usando un sistema de correlación de imágenes digital de alta velocidad.

Los objetivos específicos necesarios para llevar a cabo el objetivo general son:

1. Identificar los primeros modos vibracionales de muestras que presenten distintos escenarios de daño utilizando un sistema de correlación de imágenes de alta velocidad (DIC).
2. Desarrollar una metodología para obtener indicadores de daño basados en la deformación, curvatura y derivadas de orden superior de los modos de vibración que sean sensibles al daño y robustos ante la presencia de ruido experimental.
3. Comparar los indicadores construidos con otros disponibles en literatura y analizar su efectividad según un índice evaluador de predicción.

Alcances

El presente trabajo tiene como alcance la toma de datos experimentales usando un sistema de correlación de imágenes de alta velocidad en paneles de geometría plana tipo sándwich, con núcleo del tipo panal de abeja para diferentes escenarios de daño por delaminación. Construir los modos vibracionales de cada panel en base a la información experimental recabada y usarla para desarrollar indicadores de daño que se basen en la deformación, curvatura y en derivadas de orden superior de los modos de vibración, para luego comparar dichos indicadores de daño con otros disponibles en la literatura mediante un *“índice evaluador de predicción”* bajo las mejores condiciones de visualización de cada indicador.

Antecedentes Específicos

1.1. Estructuras compuestas tipo sándwich

El uso de estructuras tipo sándwich es amplio en las áreas de la ingeniería, así como acontece en la aeronáutica y en la generación de energía eólica. Sus componentes (distinguibles de la Figura 1.1) son:

1. Un núcleo, que puede ser catalogado de homogéneo (e.g., núcleo de espuma, núcleo de madera balsa) o no homogéneo (e.g., núcleo tipo panal de abeja, núcleo corrugado, etc.) [6].
2. Dos (o más) placas delgadas que van ubicadas en caras opuestas del núcleo.
3. Capa de adhesivo que permite la unión placa-núcleo y la fundación del concepto de estructura tipo sándwich.

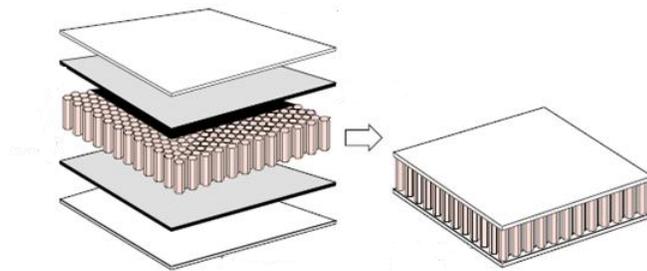


Figura 1.1: Panel tipo sándwich con núcleo del tipo panal de abeja. Modificada de [13].

El concepto estructural de sándwich ofrece atributos diferenciables de otras estructuras comúnmente usadas en ingeniería. La comparación se hace, generalmente, con respecto de paneles o láminas compuestas monolíticas. A diferencia de estas últimas, las estructuras tipo sándwich son caracterizadas por su menor uso de material (menor peso estructural) sin el desmedro de la resistencia y rigidez de la estructura. Incluso se les reconoce, ante un apropiado diseño, excelentes en cuanto a propiedades de amortiguación y de buena absorción de energía [14].

La Figura 1.2 ilustra distintos tipos de estructuras tipo sandwich diferenciadas según la constitución de su núcleo.

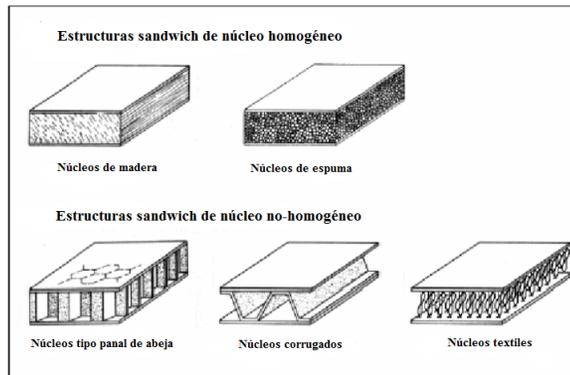


Figura 1.2: Tipos de estructuras sándwich según la composición de su núcleo. Modificada de [5].

A pesar de su atractiva relación peso-resistencia, las estructuras tipo sándwich son propensas a desarrollar delaminación, que es la des-unión entre placas y núcleo, y que ocurre en el interior de la estructura. Esta delaminación puede ser inducida mediante impactos, humedad, corrosión, temperaturas elevadas, o incluso presentarse debido a defectos de manufactura. Manufactura que, por lo demás, es compleja. Como resultado, la delaminación conlleva a la pérdida del concepto de sándwich y sus cualidades de forma local.

1.2. Identificación de daño por vibraciones

El concepto de identificación de daños mediante el análisis vibracional de una estructura tiene como fundación el hecho de que las características vibracionales, llámense también parámetros vibracionales de la estructura (i.e. frecuencias naturales, amortiguamiento, modos vibracionales) son dependientes de sus propiedades físicas. Es mediante el uso de estos parámetros, y su variación, que se pueden construir indicadores que permiten identificar localización y magnitud del posible daño estructural.

Para identificar daños por vibraciones se debe medir la respuesta temporal del sistema mediante el uso de captadores, como sensores de proximidad, acelerómetros, etc. Luego se debe escoger en que dominio serán procesados los datos (modal, temporal o de frecuencia). Es mediante la transformada rápida de Fourier que la información es procesada al dominio de frecuencias. Con la información, ahora en el dominio de frecuencias, es posible identificar los modos vibracionales y sus parámetros asociados de manera más sencilla que si se trabajara en otro dominio.

La construcción de un indicador de daño, generalmente necesita información de la estructura sin daño. Sin embargo, hay metodologías que no necesitan de esta información. Tal es el caso del *Gapped Smoothing Method* (GSM), que mediante la información del campo de desplazamientos de la muestra reconstruye el campo de algún parámetro vibracional como una superficie suave, libre, o en menor medida afectada, por los cambios abruptos asociados a daño en la superficie modal.

1.3. Medición de vibraciones de campo completo mediante sistema DIC

El sistema de correlación de imágenes digital de alta velocidad (DIC: Digital Image Correlation) tiene la capacidad de medir en una sola toma las coordenadas y desplazamientos de miles de puntos en tres dimensiones de la superficie de un objeto (que ha sido previamente impregnado de un patrón especular de contraste). Es debido a su alta resolución espacial que su uso facilita el estudio de daños estructurales pequeños [11], [12]. El principio de funcionamiento del sistema DIC es el de rastrear (correlacionar) los mismos puntos de la superficie visible, localizados en una misma muestra sometida a una excitación.

El DIC consiste de un arreglo de un software y dos cámaras de alta velocidad marca Dantec, modelo Q-450 (Figura 1.3). Al día de hoy el sistema ha sido objeto de investigación para aplicaciones que abarcan: reducción del error experimental involucrado en las mediciones [12], medición de vibraciones de campo completo [11], detección de daños por delaminación en estructuras compuestas [2], entre otras [15], [16].



Figura 1.3: Cámaras de alta velocidad.

Previo a cualquier medición, las cámaras deben calibrarse. Mediante una serie de tomas fotográficas a una placa de geometría plana que contiene puntos equidistantes en su superficie, el software propio del sistema denominado Istra4D utiliza estas imágenes para determinar la posición relativa entre las cámaras y los parámetros de distorsión de los lentes.

Para la toma de datos la superficie de la muestra debe impregnarse de un patrón especular de contraste que puede ser natural (propio de la estructura) o artificial. El patrón especular permite la búsqueda, reconocimiento y rastreo de los subconjuntos detallados por la grilla de la superficie visible de la muestra. La grilla es definida manualmente por el usuario en el software de las cámaras, y mediante un pareo del grillado y de cada subconjunto se obtiene el

campo de desplazamientos de cada punto, permitiendo que se almacenen valores numéricos para cada punto rastreado en la región de interés.

Sin embargo, la información obtenida de las mediciones no está exenta de errores y ruido experimental. Los errores asociados al sistema DIC son clasificados según dos categorías:

1. Errores de correlación: Abarcando los parámetros que definen al algoritmo de las cámaras.
2. Errores de experimentación: Originados por un montaje no adecuado (patrón de manchas, presencia de polvo, posición de cámaras, mal manejo de luces, etc.) y por procedimientos mal efectuados, como puede suceder con la calibración de las cámaras.

A partir de investigaciones pasadas se ha identificado que el montaje experimental y la calibración de las cámaras tienen la mayor influencia en los errores de los desplazamientos que mide el sistema DIC [12].

1.4. Metodologías de identificación mediante indicadores de daño

La existencia de parámetros sensibles a la presencia de daño estructural permite su utilización como valores de entrada en indicadores de daño. En el caso de un panel delgado tipo sandwich es relevante identificar, ante la sintonización de uno de sus modos vibracionales: los desplazamientos perpendiculares a la superficie que se generan (aludiendo, respecto de la Figura 1.4, al desplazamiento según z). Estos desplazamientos serán de utilidad para la construcción o estimación de los parámetros sensibles al daño. Además, para evitar información oculta debido al carácter ondulatorio de los modos, el procedimiento de determinar los desplazamientos perpendiculares a la superficie se realiza para un número dado de modos vibracionales.

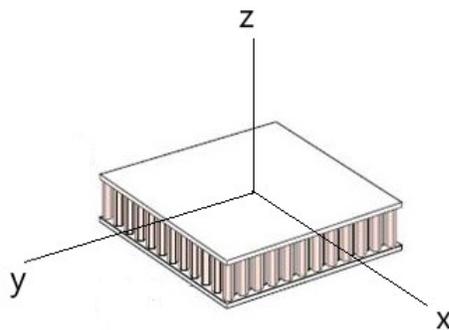


Figura 1.4: Sistema de coordenadas en la superficie del panel sandwich. Modificada de [13].

Usualmente, el computo de un indicador de daño se obtiene al realizar la diferencia entre un parámetro modal de la estructura con daño y el mismo parámetro de la misma estructura

pero sin presencia de daño. En particular, la ecuación (1.1) señala un indicador que utiliza de parámetro la deformación en el eje normal a la superficie (como la primera derivada parcial del desplazamiento).

$$d_r(x_i, y_j) = |\varepsilon_r^D(x_i, y_j) - \varepsilon_r^U(x_i, y_j)|, \quad (1.1)$$

Donde $d_r(x_i, y_j)$ es el indicador de daño de deformación normal a la superficie en el r -ésimo modo de vibración, $\varepsilon_r^D(x_i, y_j)$ es el desplazamiento del punto (x_i, y_j) en z del r -ésimo modo, y los superíndices D y U señalan que la información proviene de una estructura con daño y de una estructura sin daño, respectivamente.

Luego, si se consideracen m modos, el indicador de daño global correspondería a la sumatoria del valor del indicador para cada modo, como se señala en la ecuación (1.2):

$$d(x_i, y_j) = \sum_r^m d_r(x_i, y_j), \quad (1.2)$$

El valor de $d(x_i, y_j)$ se calcula en cada punto de la grilla que se haya definido para la estructura controlada, y se utiliza para generar un mapeo de colores que permita distinguir las zonas donde el indicador de daño sea mayor y por tanto, indicativo de daño.

A continuación se señalan metodologías disponibles para la estimación de parámetros sensibles al daño utilizables como valores de entrada para la ecuación (1.1).

1.4.1. Estimación de deformación y curvatura mediante técnica de diferencias finitas

Debido al cambio en la superficie de los modos vibracionales de una estructura, en una localidad específica, motivo de daño estructural, es posible utilizar la deformación o la curvatura de los modos para localización de daño.

Una forma usual de estimar la deformación y curvatura de los modos de vibración es mediante una aproximación de diferencias finitas haciendo uso de los valores de desplazamientos en cada punto de una superficie discretizada como se ilustra en la Figura 1.5 y se desarrolla según la relación de (1.3) y (1.4) para la deformación y curvatura respectivamente:

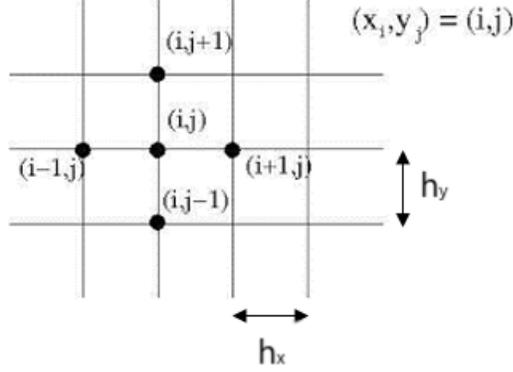


Figura 1.5: Esquema de diferencias finitas centrada.

$$\varepsilon_r(x_i, y_j) = \frac{u_{z,r}(x_{i+1}, y_j) - u_{z,r}(x_i, y_j)}{2h_x} + \frac{u_{z,r}(x_i, y_{j+1}) - u_{z,r}(x_i, y_j)}{2h_y}, \quad (1.3)$$

$$\phi_r(x_i, y_j) = \frac{u_{z,r}(x_{i+1}, y_j) - 2u_{z,r}(x_i, y_j) + u_{z,r}(x_{i-1}, y_j)}{h_x^2} + \frac{u_{z,r}(x_i, y_{j+1}) - 2u_{z,r}(x_i, y_j) + u_{z,r}(x_i, y_{j-1})}{h_y^2}, \quad (1.4)$$

Donde $\varepsilon_r(x_i, y_j)$ y $\phi_r(x_i, y_j)$ son la deformación y curvatura del r -ésimo modo de vibración en el i -ésimo y j -ésimo punto de la grilla, $u_{z,r}(x_i, y_j)$ es el desplazamiento en z del r -ésimo modo de vibración en el i -ésimo y j -ésimo punto de la grilla, h_x y h_y son la separación uniforme de la grilla en las coordenadas x e y como:

$$h_x = |x_{i+1} - x_i| \quad h_y = |y_{i+1} - y_i|$$

Lo señalado por la Figura 1.5 y la ecuación (1.4) es válida para los puntos centrales de la grilla. Para puntos en la grilla ubicados en las esquinas y bordes se realiza el procedimiento *forward* e *backward* [17].

1.4.2. Estimación de deformación mediante técnica point least-squares (PLS)

El concepto de la estimación de la deformación de los modos mediante la metodología point least-squares (PLS) consiste en adaptar un polinomio de primer orden en una sub-región local del campo de desplazamientos superficiales (Figura 1.4) que contiene uniformemente $(2M+1) \times (2M+1) \times (2M+1)$ puntos como se esquematiza en la Figura 1.6. Los coeficientes del polinomio se pueden calcular utilizando la metodología point least-squares. Conociendo

los coeficientes del polinomio es posible determinar el valor de las derivadas parciales en el centro $(0,0,0)$ de la subregión local. Luego, la subregión se desplaza al siguiente punto del grillado y se repite el mismo procedimiento.

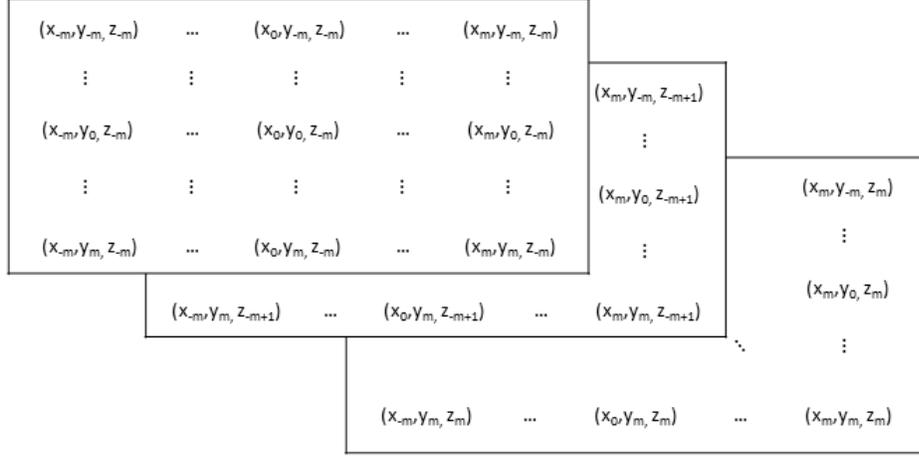


Figura 1.6: Subregión de $(2M + 1) \times (2M + 1) \times (2M + 1)$ datos centrada en (x_0, y_0, z_0) para el ajuste local por least-square [18]

Para la estimación de la deformación de los modos de vibración mediante PLS primero es necesaria la descomposición de los desplazamientos de cada punto de la subregión según un polinomio de Taylor de primer orden como sigue:

$$u_x(x_0, y_0, z_0) = a_0 + a_1x_0 + a_2y_0 + a_3z_0, \quad (1.5)$$

$$u_y(x_0, y_0, z_0) = b_0 + b_1x_0 + b_2y_0 + b_3z_0, \quad (1.6)$$

$$u_z(x_0, y_0, z_0) = c_0 + c_1x_0 + c_2y_0 + c_3z_0, \quad (1.7)$$

Donde $u_x(x_0, y_0, z_0)$, $u_y(x_0, y_0, z_0)$, $u_z(x_0, y_0, z_0)$ representan los desplazamientos x, y, z respectivamente en el punto $(0,0,0)$. Al tener una ventana de $(2M + 1) \times (2M + 1) \times (2M + 1)$, los desplazamientos pueden ser expresados en forma matricial como $Xa = \vec{u}$. En el caso particular del desplazamiento en la coordenada x , los desplazamientos serían expresados como:

$$\begin{bmatrix} 1 & x_{-M} & y_{-M} & z_{-M} \\ 1 & x_{-M+1} & y_{-M} & z_{-M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & y_{-M} & z_{-M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{M-1} & y_{-M} & z_{-M} \\ 1 & x_M & y_{-M} & z_{-M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_x(-M, -M) \\ u_x(-M + 1, -M) \\ \vdots \\ u_x(0, -M) \\ \vdots \\ u_x(M - 1, -M) \\ u_x(M, -M) \end{bmatrix}, \quad (1.8)$$

Desarrollando el sistema de ecuaciones (1.8), se puede obtener que

$$a = (X^T X)^{-1} X^T u, \quad (1.9)$$

Donde $(X^T X)^{-1} X^T$ es la pseudo-inversa de la matriz de X , de 4 filas y $(2M+1)$ columnas.

Los coeficientes del polinomio que representarían la deformación se relacionan con el desplazamiento mediante su primera derivada como:

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{\partial u_x}{\partial x}, & a_2 &= \frac{\partial u_x}{\partial y}, & a_3 &= \frac{\partial u_x}{\partial z}, \\ b_1 &= \frac{\partial u_y}{\partial x}, & b_2 &= \frac{\partial u_y}{\partial y}, & b_3 &= \frac{\partial u_y}{\partial z}, \\ c_1 &= \frac{\partial u_z}{\partial x}, & c_2 &= \frac{\partial u_z}{\partial y}, & c_3 &= \frac{\partial u_z}{\partial z}, \end{aligned}$$

Las deformaciones en el punto $(0, 0, 0)$ del arreglo local $(2M+1) \times (2M+1) \times (2M+1)$, de una zona del grillado global, se identifican según el tensor de deformación de una estructura en tres dimensiones como:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{xx} &= a_1, & \varepsilon_{yy} &= b_2, & \varepsilon_{zz} &= c_3, \\ \varepsilon_{xy} &= \frac{1}{2}(b_1 + a_2), & \varepsilon_{xz} &= \frac{1}{2}(c_1 + a_3), & \varepsilon_{yz} &= \frac{1}{2}(c_2 + b_3), \end{aligned}$$

Donde $\varepsilon_{xx}, \varepsilon_{yy}, \varepsilon_{zz}$ representan la deformación longitudinal en la direcciones x, y, z y $\varepsilon_{xy}, \varepsilon_{xz}, \varepsilon_{yz}$ representan las deformaciones angulares o de corte.

Para el caso de estructuras planas y delgadas es posible asumir que la variación de la deformación a lo largo del eje z es despreciable, siendo los coeficientes a_3, b_3, c_3 iguales a cero.

$$\begin{aligned} \varepsilon_{xx} &= a_1, & \varepsilon_{yy} &= b_2, & \varepsilon_{zz} &= 0, \\ \varepsilon_{xy} &= \frac{1}{2}(b_1 + a_2), & \varepsilon_{xz} &= \frac{1}{2}c_1, & \varepsilon_{yz} &= \frac{1}{2}c_2, \end{aligned}$$

Luego, con el campo de desplazamientos para el modo de vibración respectivo $(u_{x,r}, u_{y,r}, u_{z,r})$, la deformación del modo vibracional en el punto (x_i, y_j) se estimaría como:

$$\varepsilon_r(x_i, y_j) = \varepsilon_{xx,r}(x_i, y_j) + \varepsilon_{yy,r}(x_i, y_j) + \varepsilon_{xy,r}(x_i, y_j) + \varepsilon_{xz,r}(x_i, y_j) + \varepsilon_{yz,r}(x_i, y_j) \quad (1.10)$$

El cómputo de derivadas parciales de primer orden del desplazamiento de los modos de vibración, asociadas a la deformación de los modos, se puede extender para la obtención de derivadas de orden superior. El cómputo de derivadas de orden superior se lleva a cabo mediante la expansión del grado de los polinomios especificados en las ecuaciones (1.5), (1.6) y (1.7),

y su resolución mediante point least-squares. El procedimiento de estimación de parámetros mediante point least-squares asociados a derivadas de orden superior del desplazamiento de los modos se especifica en la sección 3.3.

1.4.3. Gapped Smoothing Method (GSM)

La metodología Gapped Smoothing permite la estimación de parámetros vibratoriales (e.g. deformación, curvatura) de los modos de vibración a partir de datos disponibles del campo de desplazamiento de una estructura medida, mediante la implementación de un polinomio de primer orden, erogando una superficie suave de tales parámetros.

Los valores estimados mediante GSM permitirían su utilización directa sobre el método de identificación de daño mediante indicadores de daño presentado en la sección 1.4.

Para llevar a cabo la estimación a partir de información modal (en este caso, desplazamiento normal a la superficie u_z y proveniente de una estructura con daño), la información debe ser previamente normalizada mediante su media cuadrática como se indica en la ecuación (1.11), además de someterse a un algoritmo de suavizado que permite reducir la presencia de ruido experimental.

$$v_{z,r}(x_i, y_j) = u_{z,r}(x_i, y_j) \sqrt{\frac{N_x N_y}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} u_{z,r}^2(x_i, y_j)}}, \quad (1.11)$$

Donde $v_{z,r}(x_i, y_j)$ es el desplazamiento normalizado perpendicular a (x, y) en la ubicación (i, j) del r -ésimo, $u_{z,r}(x_i, y_j)$ es el desplazamiento en la ubicación (i, j) en el r -ésimo modo, y N_x, N_y son el total de celdas del grillado total en x e y respectivamente.

Luego, el algoritmo del GSM indica que el argumento a estimar del r -ésimo modo se puede expresar mediante un polinomio de la siguiente manera:

$$\psi_r(x_i, y_j) = g_{i,j}^T \theta_{i,j}, \quad (1.12)$$

Donde $g_{i,j}$ es el vector dependiente de la localización de las celdas en el grillado, y $\theta_{i,j}$ corresponde al vector de coeficientes. Ambos términos se detallan como:

$$g_{i,j}^T = [1, x_i, y_j] \quad \theta_{i,j} = [\mu_0, \mu_1, \mu_2]$$

Considerando los puntos aledaños a (i, j) , la ecuación (1.12) puede expresarse como:

$$\lambda_r(x_i, y_j) = G_r^T(x_i, y_j) \theta_{i,j}, \quad (1.13)$$

Donde, de manera particular, considerando la curvatura del modo según el desplazamiento

normalizado por (1.11) en los puntos (i, j) :

$$\lambda_r(x_i, y_j) = \begin{bmatrix} \phi_r^*(x_{i-1}, y_{j-1}) \\ \phi_r^*(x_i, y_{j-1}) \\ \phi_r^*(x_{i+1}, y_{j-1}) \\ \phi_r^*(x_{i-1}, y_j) \\ \phi_r^*(x_{i+1}, y_j) \\ \phi_r^*(x_{i-1}, y_{j+1}) \\ \phi_r^*(x_i, y_{j+1}) \\ \phi_r^*(x_{i+1}, y_{j+1}) \end{bmatrix}$$

,

$$G_r^T(x_i, y_j) = [g_{i-1,j-1}, g_{i,j-1}, g_{i+1,j-1}, g_{i-1,j+1}, g_{i,j+1}, g_{i+1,j+1}],$$

Donde ϕ_r^* es la curvatura del desplazamiento normalizado por (1.11). Los coeficientes son estimados mediante mínimos cuadrados de la manera:

$$\hat{\theta}_{i,j}^r = (G_r^T(x_i, y_j)G_r(x_i, y_j))^{-1} G_r^T(x_i, y_j) \lambda_{z,r}(x_i, y_j), \quad (1.14)$$

Donde $\hat{\theta}_{i,j}^r$ corresponde al vector de coeficientes del r-ésimo modo luego de normalizar el campo de desplazamientos. La estimación del parámetro para el r-ésimo modo queda dada por:

$$C_{z,r}(x_i, y_j) = \hat{\theta}_{i,j}^r g_{i,j}^T \quad (1.15)$$

Donde $C_{z,r}(x_i, y_j)$ es la estimación del parámetro que se está buscando (que en el presente capítulo ha sido elegido, a modo de ejemplo, la curvatura de los modos de vibración). Siendo posible usar su valor en lo estipulado en la sección 1.4, ecuación (1.1) como:

$$d_{z,r}(x_i, y_j) = |\phi_r^D(x_i, y_j) - C_r(x_i, y_j)| \quad (1.16)$$

Donde $\phi_r^D(x_i, y_j)$ es el parámetro de curvatura en los puntos (i, j) del r-ésimo modo de vibración de una estructura con presencia de daño estructural.

1.5. Reducción de ruido experimental

La aplicación de indicadores de daño permitiría, mediante un mapeo de colores según la magnitud del indicador obtenido, identificar presencia, localización y magnitud de daño estructural. Sin embargo, generalmente se tienen valores corruptos por ruido experimental (caso concreto en la construcción de un indicador basado en la deformación de los modos estimada mediante la técnica de diferencias finitas [2]), por lo que es importante la aplicación

de metodologías de suavizado de datos que reduzcan el ruido sin alterar la información proveniente de la presencia de daño.

Considerando el siguiente dato unidimensional con presencia de ruido:

$$y = \hat{y} + \varepsilon, \quad (1.17)$$

Siendo \hat{y} la representación del dato sin la presencia de ruido y ε representativo del ruido, las metodologías de suavizado tienen como objetivo obtener la mejor estimación del valor de \hat{y} .

Generalmente, el suavizado de datos puede realizarse mediante regresiones paramétricas o no-paramétricas. A diferencia de las no-paramétricas, las regresiones paramétricas requieren de funciones analíticas que representen los datos. En caso de no existir tal función, las regresiones no-paramétricas son utilizadas. En particular, la técnica de penalización de mínimos cuadrados es una regresión no-paramétrica que consiste en minimizar un criterio que balancea la fidelidad de los datos como la suma residual de sus cuadrados y un término de penalización que refleja la rigurosidad del suavizado, procedimiento desarrollado por Damien García [8], y que se expresa como:

$$F(\hat{y}) = \|y - \hat{y}\|^2 + s\|D\hat{y}\|^2, \quad (1.18)$$

Donde $\|\cdot\|$ representa la norma euclídeana, s es un escalar real positivo que controla el grado de suavizado y D es una matriz tridiagonal cuadrada. La minimización de $F(\hat{y})$ permite la construcción del sistema lineal de la ecuación (1.19), del cual es posible la determinación de los datos suavizados.

$$(I_n + sD^T D)\hat{y} = y, \quad (1.19)$$

Donde I_n es la matriz de identidad de $n \times n$ y D^T es la matriz traspuesta de D . Debido a que $(I_n + sD^T D)$ es una matriz pentadiagonal simétrica, la ecuación (1.19) puede resolverse de manera eficiente utilizando un software computacional como Matlab [8]. Sin embargo, la demanda de tiempo en resolver el sistema de ecuaciones de (1.19) se torna excesiva según la cantidad de datos que se sometan. Es así que el algoritmo puede simplificarse enormemente en su notación si es que los datos están equiespaciados de modo que:

$$\hat{y} = IDCT(\Lambda DCT(y)), \quad (1.20)$$

Donde Λ es la matriz diagonal que contiene los valores propios de D , DCT e $IDCT$ son la transformada discreta de cosenos y la transformada discreta de cosenos inversa, respectivamente.

La metodología de suavizado basada en la ecuación (1.20) es más conveniente que una basada en la ecuación (1.19) si es que existe un número elevado de datos a suavizar y si estos

están equiespaciados, además de ser adaptable para que reconstruya valores faltantes del *campo de datos*. La Figura 1.7 ilustra la efectividad del algoritmo basado en la ecuación 1.20 para una base de datos que fue corrompida con ruido experimental, para luego del proceso de suavizado ser comparada con los datos reales.

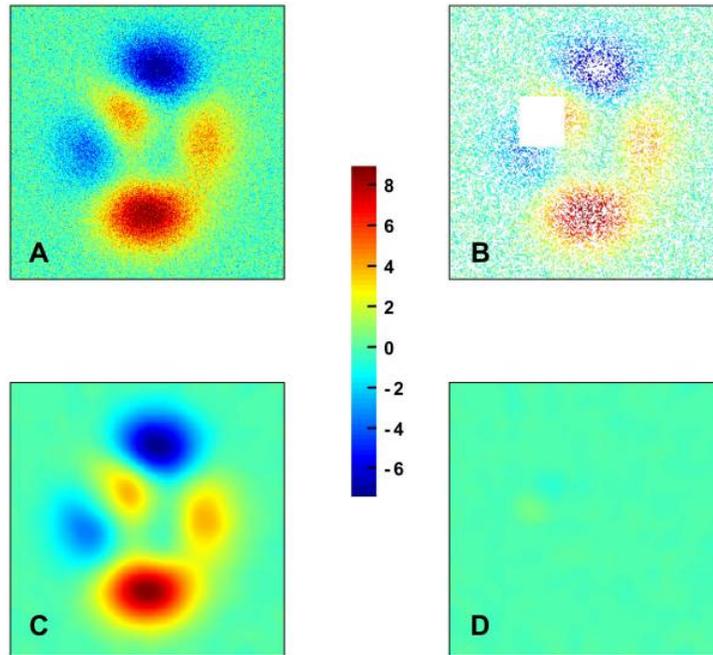


Figura 1.7: Suavizado de datos en dos dimensiones con valores faltantes. A. Datos con ruido. B. Datos corrompitos con valores faltantes. C. Datos suavizados restaurados desde (B). D. Errores absolutos entre datos restaurados y originales [8].

Para efectos de este trabajo de título, el algoritmo de suavizado de datos utilizado es el desarrollado por Damien García [8]. El algoritmo está disponible para uso libre en la plataforma Matlab con la función *smoothn()*. Este algoritmo tiene como objetivo principal la reducción del ruido experimental y, adicionalmente, permite completar información no recabada, que es una posible situación en las mediciones realizadas por el sistema DIC para identificar los modos vibracionales de una estructura. La información no recabada por el sistema DIC se debe a errores asociados a mala iluminación en el montaje, mal enfoque, o desplazamientos de localidades en la estructura que no fueron capturadas (sección 1.3). El algoritmo exige de la definición de un coeficiente que controla el grado de suavizado, y su selección debe ser tal que no afecte las anomalías asociadas a la delaminación, sino que en su mayoría al ruido experimental.

1.6. Tratamiento estadístico de selección de datos

Los valores obtenidos de la aplicación de indicadores de daño son en su mayoría superiores a cero en zonas que no presentan daño, en gran parte, debido a ruido experimental. Para discriminar entre valores que efectivamente representan daño de aquellos catalogables como "daño falso" se recomienda realizar un tratamiento estadístico.

Asumiendo que los valores del indicador sobre la superficie siguen una distribución normal, los valores que indicarían la presencia de daño serían especificados como *outliers* mediante el test de Grubbs [19]. Los puntos de la grilla valorados como *outliers* serían finalmente los visibles en el mapeo de colores.

El proceso de selección de los *outliers* de una muestra bajo el test de Grubbs se desarrolla como sigue:

1. Sea d_k el indicador de daño en el punto k , el residuo máximo normado (MNR) se define como:

$$MNR = \max_k \left| \frac{d_k - \bar{d}}{\sigma} \right|,$$

Donde $k = 1, 2, 3, \dots, n$, siendo n el número total de nodos de la grilla, \bar{d} y σ son el promedio y la desviación de la muestra respectivamente.

2. Sea el valor crítico (CV) de la muestra:

$$CV = \frac{t(n-1)}{\sqrt{n(n-2+t^2)}},$$

Donde t es el $1 - \alpha/2n$ cuantil de una distribución t de Student con $n - 2$ grados de libertad y un 5% de significancia.

3. El MNR se compara con el valor crítico (CV) para el valor en k y el punto es definido como *outlier* si:

$$MNR > CV,$$

Se repite el proceso desde el punto 1 para cada uno de los n nodos de la grilla.

4. Los puntos identificados como *outliers* se consideran como daño y se incluyen en el mapeo de colores, los demás puntos son igualados a cero. Luego, el mapa de colores del indicador de daño contiene solo los *outliers* de la distribución de datos.

1.7. Índice de similitud de Jaccard - *Intersection Over Union*

El índice de Jaccard o *Intersection over Union (IoU)* es un valor estadístico que se usa para comparar la similaridad entre muestras de datos (usualmente imágenes), por lo que permite establecer una evaluación entre distintas predicciones de estado en relación con el estado real, como puede ser el caso de la predicción de daño mediante identificadores, como se presentaron en la sección 1.4.

El algoritmo *Intersection over Union* determina la concordancia de datos ante la superpo-

sición entre dos figuras en formato lógico (binario), donde los valores iguales a cero indican la no concordancia y los valores con unos (zonas donde ambas imágenes se intersectan) indican que ese nodo está en concordancia.

Se define como la razón entre el área de intersección de conjuntos y el área de su unión. Se detalla en la Figura 1.8 y ecuación (1.21) como:

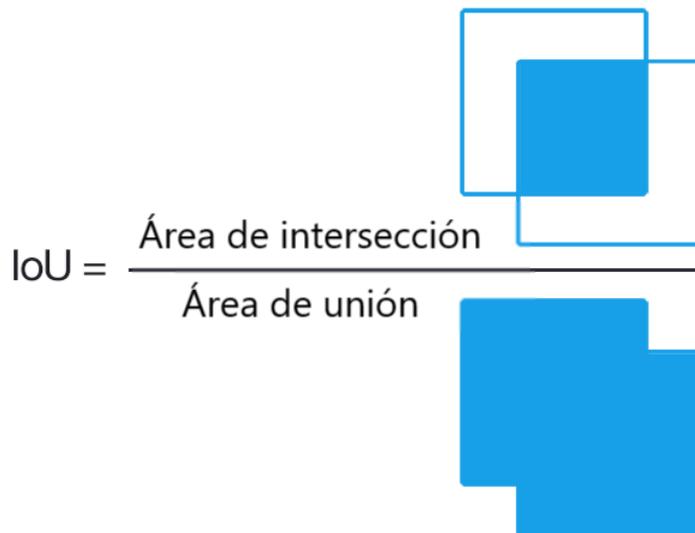


Figura 1.8: Construcción de índice de Jaccard o *Intersection over Union*. Modificado de [20].

$$IoU = \frac{\text{Área de intersección}}{\text{Área de unión}} \quad (1.21)$$

Por lo que, si se comparan para un mismo escenario real dos imágenes de predicciones, aquella que tenga un mayor valor del índice será considerada como mejor en cuanto a la predicción.

Metodología

El presente capítulo notifica el procedimiento realizado para llevar a cabo la detección de daño mediante el cómputo de indicadores de daño. La Figura 2.1 es demostrativa de la metodología para cumplir los objetivos de este trabajo.



Figura 2.1: Esquema del procedimiento para llevar a cabo los objetivos del trabajo.

- Revisión bibliográfica.
- Mediciones experimentales: Consistentes en la captura de patrones modales de vibración de muestras constituidas por paneles compuestos tipo sandwich mediante un sistema de adquisición de imágenes de alta velocidad.
- Creación y aplicación de algoritmos en plataforma Matlab: Identificación de los modos de vibración propios de cada muestra utilizando las capturas obtenidas de las mediciones experimentales y la transformada rápida de Fourier. Estimar derivadas parciales mediante diferencias finitas y mediante el cómputo de polinomios de Taylor y la técnica point least-squares. Construcción de indicadores de daño en base a derivadas de primer, segundo, tercer y cuarto orden de los modos de vibración, y la aplicación de un tratamiento estadístico de selección de datos.

- Evaluación de predicción: Las imágenes de los indicadores de daño luego del tratamiento estadístico de aislación de *outliers* son sometidas al algoritmo *Intersection Over Union* para cuantificar la predicción.
- Análisis de resultados: Los modos de vibración identificados, indicadores de daño computados y valores del algoritmo de predicción son analizados.

2.1. Programa Experimental

El esquema general representativo del montaje experimental utilizado se señala en la Figura 2.2.

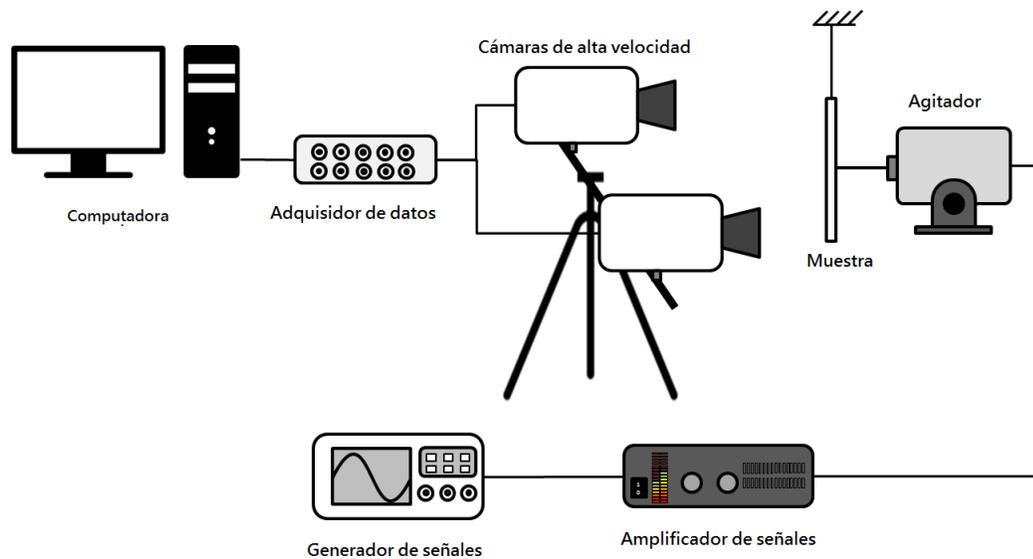


Figura 2.2: Montaje experimental. Modificada de [18].

A grandes rasgos, el procedimiento para la obtención de datos se describe a continuación:

1. Identificación de las frecuencias naturales de la muestra.
2. Aplicar un patrón especular de contraste sobre la superficie de la muestra.
3. Montar la muestra sobre un agitador electrodinámico y sintonizar una de las frecuencias naturales pre-medidas.
4. Capturar la vibración de la muestra mediante las cámaras.
5. Procesar las capturas de las cámaras en su software propio Istra4D.
6. Exportar los datos y procesarlos en la plataforma Matlab para identificar el modo de vibración.
7. Repetir procedimiento desde el punto (3), sintonizando otra de las frecuencias naturales pre-medidas.

2.2. Muestras

Las muestras experimentales que fueron sometidas al programa experimental consistieron en dos tipos de estructuras tipo sandwich de núcleo *honeycomb*:

- Paneles tipo sandwich de fibra de carbono de 300 [mm] de ancho, 400 [mm] de largo y 13 [mm] de espesor (especificadas en la Tabla 2.1 e ilustradas en la Figura 2.3).
- Paneles tipo sandwich de aluminio de 250 [mm] de ancho, 350 [mm] de largo y 12 [mm] de espesor (especificada en la Tabla 2.2 e ilustradas en la Figura 2.4).

Tabla 2.1: Descripción de panel tipo sandwich de fibra de carbono

Componente	Descripción
Caras laterales	Carbono epóxico liso con tela toray T300
Núcleo	Nomex ®, altura = 12 [mm], tamaño de celdas = 3,2 [mm]
Adhesivo	Resina epóxica YD-114F

Tabla 2.2: Descripción de panel tipo sandwich de aluminio

Componente	Descripción
Caras laterales	Aluminio
Núcleo	Aluminio, altura = 10 [mm], tamaño de celdas = 19,1 [mm]
Adhesivo	Resina epóxica Permabond



Figura 2.3: Panel tipo sandwich de fibra de carbono.

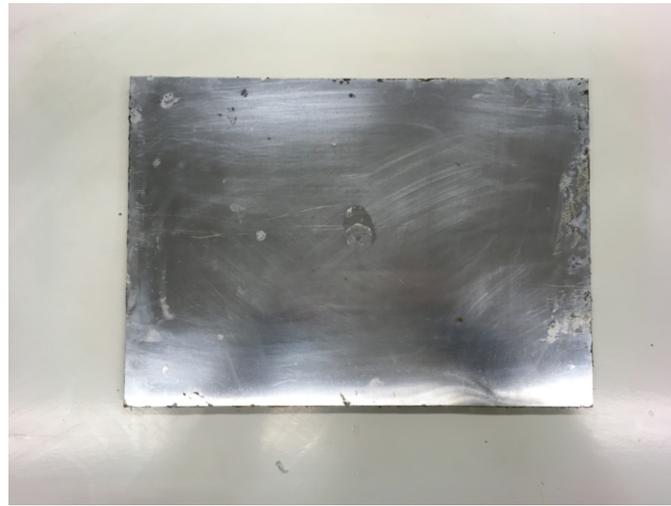


Figura 2.4: Panel tipo sandwich de aluminio.

2.3. Identificación de frecuencias naturales

En cuanto se pretende detectar daño en una estructura mediante su respuesta vibracional se requiere aislar las "formas de vibrar" de la estructura, esto se realiza identificando las frecuencias naturales que la caracterizan. Al excitar una estructura a una de sus frecuencias naturales, esta oscilará con un patrón específico o "modo vibracional". Es la naturaleza periódica de los modos vibracionales que permiten utilizar su comportamiento para identificar los parámetros modales. Los parámetros modales describen las propiedades dinámicas inherentes de una estructura y, de haberlas: situaciones anómalas como daño estructural.

Para identificar las frecuencias naturales de cada muestra se realizó un ensayo de impacto en 6 localidades distribuidas en las superficies de las muestras. Luego, la información obtenida para cada localidad es procesada en la plataforma Matlab y la respuesta en frecuencias es obtenida, siendo posible identificar las frecuencias naturales propias de cada muestra (según la Figura 2.5, las frecuencias naturales son aquellas donde se presentan *peaks*).

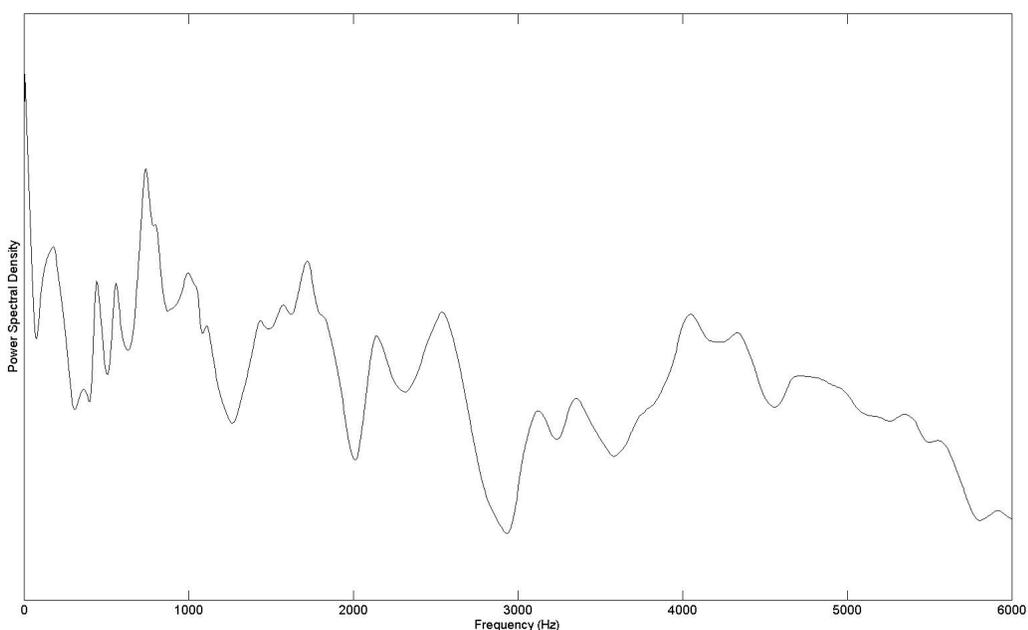


Figura 2.5: Respuesta en frecuencia luego de ensayo de impacto.

Para efectos de este trabajo se consideraron las primeras trece frecuencias naturales de cada muestra compuesta de fibra de carbono y hasta diez frecuencias naturales en las muestras compuestas de aluminio.

2.4. Captura de vibración mediante sistema DIC

Para la obtención de los desplazamientos de las muestras se recurre a información y recomendaciones propuestas por Geerling [10] sobre cómo realizar las mediciones con el sistema DIC y del manejo del software Istra 4D.

Previa a la captura de la vibración de cada muestra se deben realizar dos procedimientos: aplicación de un patrón especular de contraste y calibración.

La aplicación de un patrón especular de contraste sobre la muestra permite el rastreo por parte del sistema sobre cada punto del grillado. La Figura 2.6 señala la muestra con el patrón de manchas impreso.

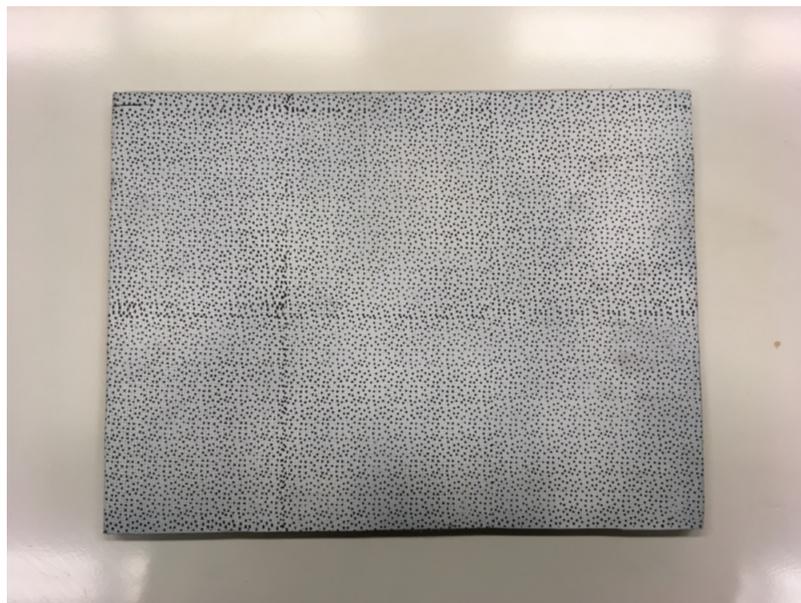


Figura 2.6: Muestra con patrón de manchas impreso.

La calibración permite establecer los parámetros que utilizan las cámaras en su propio algoritmo para detectar su posición relativa, al igual que los parámetros de distorsión de lentes. Esta se realiza con el software Istra4D y con un tablero. La Figura 2.7 señala el tablero enfocado por las cámaras, segundos antes de comenzar el proceso de calibración.

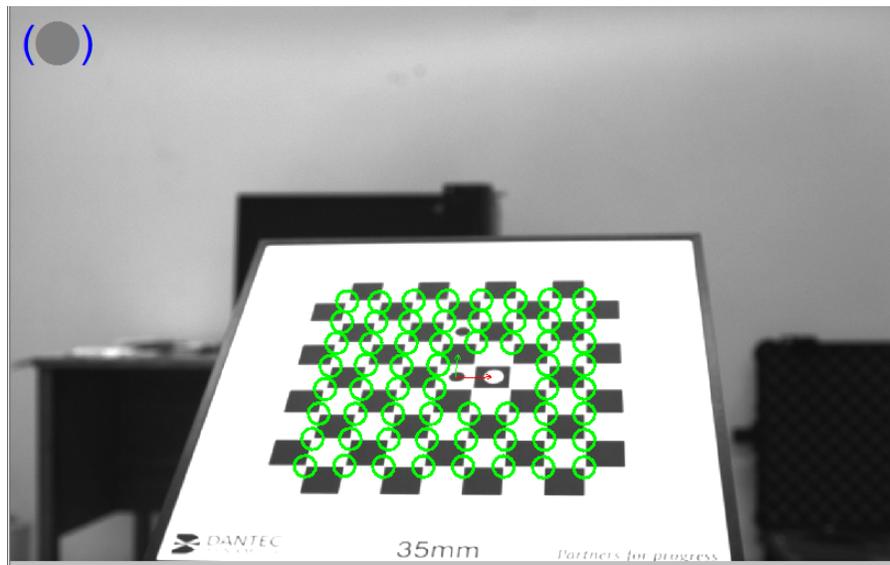


Figura 2.7: Tablero utilizado para calibrar cámaras DIC.

Haciendo uso de un generador de señales y un amplificador de señales se sintonizan las frecuencias naturales, una a una, de la muestra montada. La señal generada es una senoide de 0,5 segundos de periodo y que recorre la frecuencia natural en ± 1 [Hz].

Se debe especificar la frecuencia de adquisición de las cámaras desde el software Istra4D. Para este trabajo se utilizó una frecuencia de muestreo de 7,14 [kHz]. El siguiente paso es la captura de la vibración: se ajustan las cantidades de capturas que se desean, para este caso se utilizaron 3.570 frames, que fueron obtenidas en 0,5 segundos.

Luego de guardar las capturas en el computador estas son procesadas. Se define la superficie de interés y la grilla de puntos equidistantes.

La grilla se configura internamente en el software de las cámaras y es hecho de forma tal que dentro de cada celda el patrón especular deba ser notorio y que entre celdas haya un traslape del 20 % de los píxeles que las conforman. Para la configuración de las mediciones hechas, se eligió que el espacio entre cada celda de la grilla fuese de 20 píxeles y que el tamaño de cada celda fuese de 25 píxeles (sobreponiéndose a las vecinas). Esta configuración se especifica en la Figura 2.8 (destacable mencionar que los nodos de la grilla son representados como los puntos con el signo +).

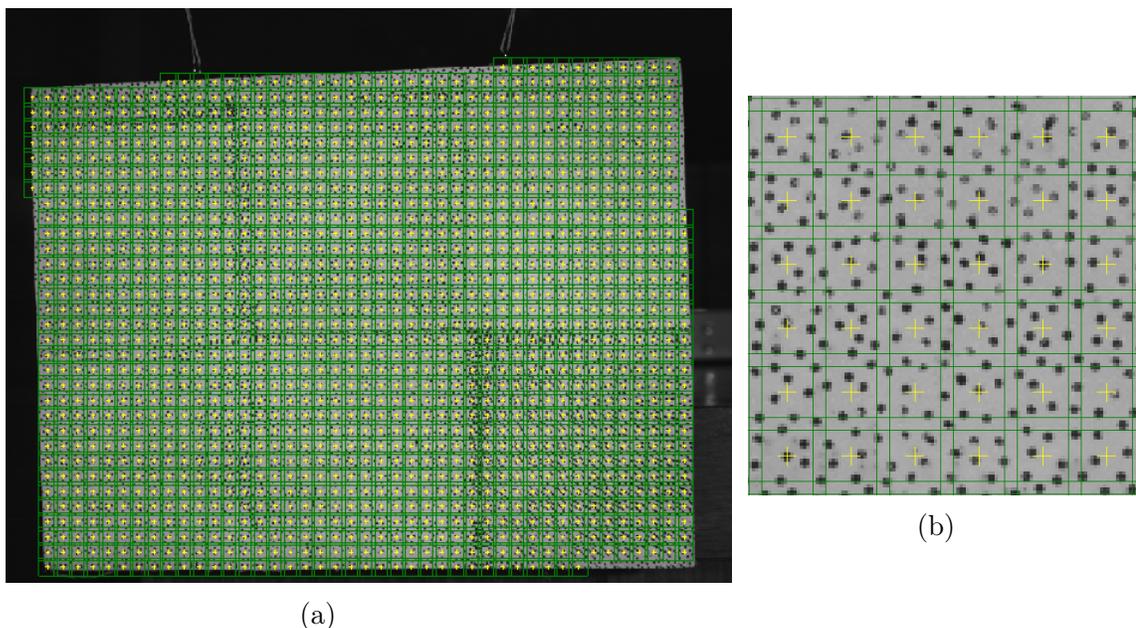


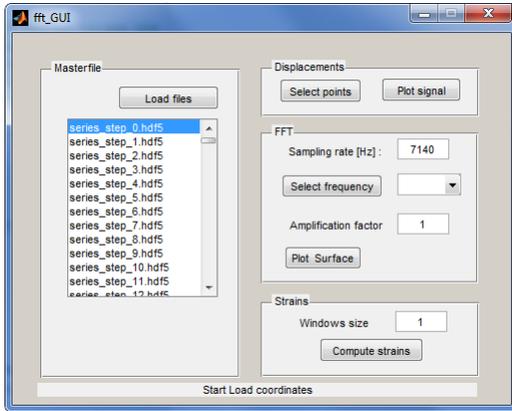
Figura 2.8: Grillado de la región de interés (a), traslape entre celdas (b).

Se define un centro de coordenadas global del total de imágenes y se procesan las capturas, siendo esta la etapa en la que se correlacionan los puntos y se identifican las coordenadas y desplazamientos de cada nodo de la grilla. Finalizado el procesamiento de las capturas, los datos se exportan en formato *.hdf5* y contienen: coordenadas, desplazamientos y deformación de cada nodo de la grilla de la muestra.

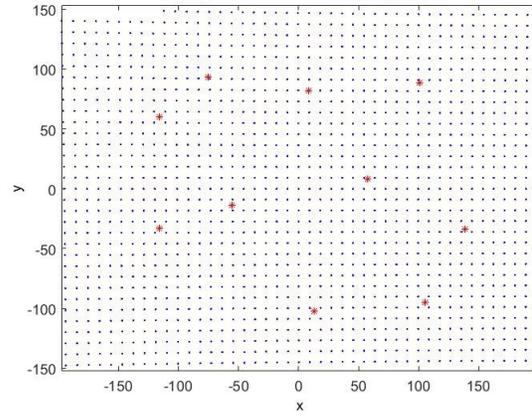
2.5. Procesado de datos

Los archivos *.hdf5*, que contienen la historia temporal de cada punto de la muestra como datos de coordenadas, desplazamientos y deformación, son procesados en la plataforma Matlab mediante el algoritmo de uso libre *fft_GUI* desarrollado por el creador de las cámaras.

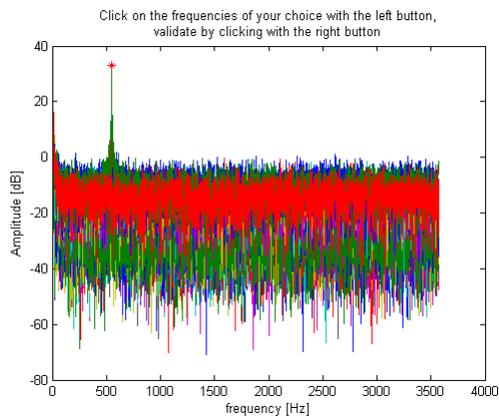
Al ejecutar el algoritmo *fft_GUI* se provee de una ventana como se muestra en la Figura 2.9 - a. Como primer paso se importan los archivos *.hdf5* y se seleccionan puntos de la grilla en los que se aplicará la transformada de Fourier a su historia temporal (Figura 2.9 - b). Luego, el algoritmo calcula la transformada rápida de Fourier en los puntos seleccionados (Figura 2.9 - c) proveyendo de las frecuencias características de los puntos. El programa detecta automáticamente el *peak* del espectro en frecuencias permitiendo identificar que se está trabajando en una de las frecuencias naturales y se proveerá de la superficie del modo vibracional sintonizado (Figura 2.9 - d). Los archivos resultantes, y de utilidad para la metodología de detección de daño propuesta, son las coordenadas de cada punto de la superficie visible reconocida por las cámaras y los desplazamientos de cada nodo de la grilla en tres direcciones.



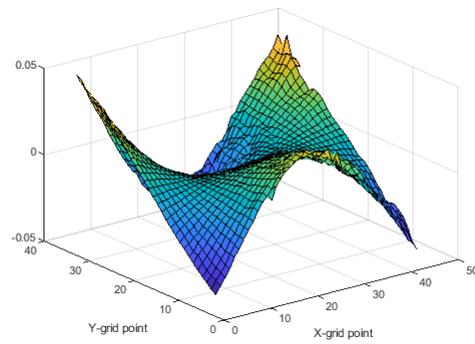
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 2.9: Interfaz *fft_GUI* (a), selección de puntos de la grilla (b), espectro en frecuencia de panel sin daño (c), segundo modo vibracional de panel sin daño (548,1 [Hz]) (d).

Resultados Experimentales y Análisis

A continuación se presentan los resultados obtenidos del programa experimental detallado en la sección 2.1, la identificación de modos vibracionales, la construcción de indicadores de daño, su comparación y la evaluación de su efectividad.

3.1. Mediciones Experimentales

A las muestras medidas (especificadas en la sección 2.2) se les indujo daño por delaminación en la manufactura. En el caso de las muestras de fibra de carbono, para generar zonas delaminadas se introdujo una lámina de poliéster mylar entre el núcleo y la cara superficial. La añadidura de la lámina no permite la adhesión entre el núcleo y la cara, simulando delaminación. Las zonas delaminadas de las muestras de aluminio se lograron al dejarlas sin la adición de adhesivo en la manufactura. Ambos tipos de muestra fueron elaboradas mediante curado al vacío.

Los escenarios de daño resultantes de la manufactura son señalados en la Figura 3.1 y Figura 3.2 para las estructuras tipo sandwich de fibra de carbono y de aluminio respectivamente.

El empotramiento del agitador en los paneles de fibra de carbono se encuentra ubicado a 150 [mm] desde el borde izquierdo y a 130 [mm] desde su borde superior para el escenario 1 (Figura 3.1-(a)), y para el escenario 2 (Figura 3.1-(b)) el empotramiento se encuentra a 150 [mm] desde el borde derecho y a 130 [mm] desde su borde superior. Por otro lado, en los paneles compuestos de aluminio, el empotramiento se encuentra en su centro.

El primer escenario de los paneles compuestos tipo sandwich de fibra de carbono presenta doble delaminación, en cambio el segundo escenario no contiene daño por delaminación.

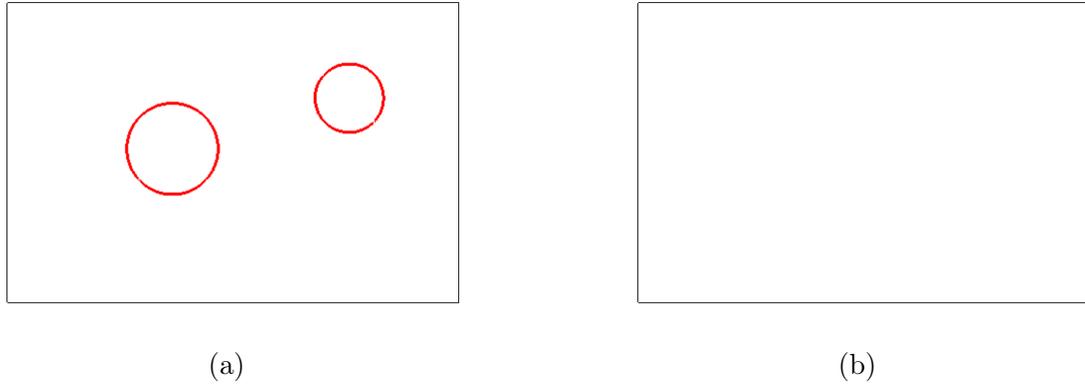


Figura 3.1: Escenarios de daño por delaminación (línea roja) en muestras de fibra de carbono. Escenario 1 (a): doble delaminación circular (diámetros: $\phi = 80[mm]$ & $60[mm]$). Escenario 2 (b): panel sano.

El primer escenario de los paneles compuestos tipo sandwich de aluminio presenta una sección circular delaminada, el segundo presenta dos secciones cuadradas delaminadas y el último contiene una sección delaminada cuadrada.

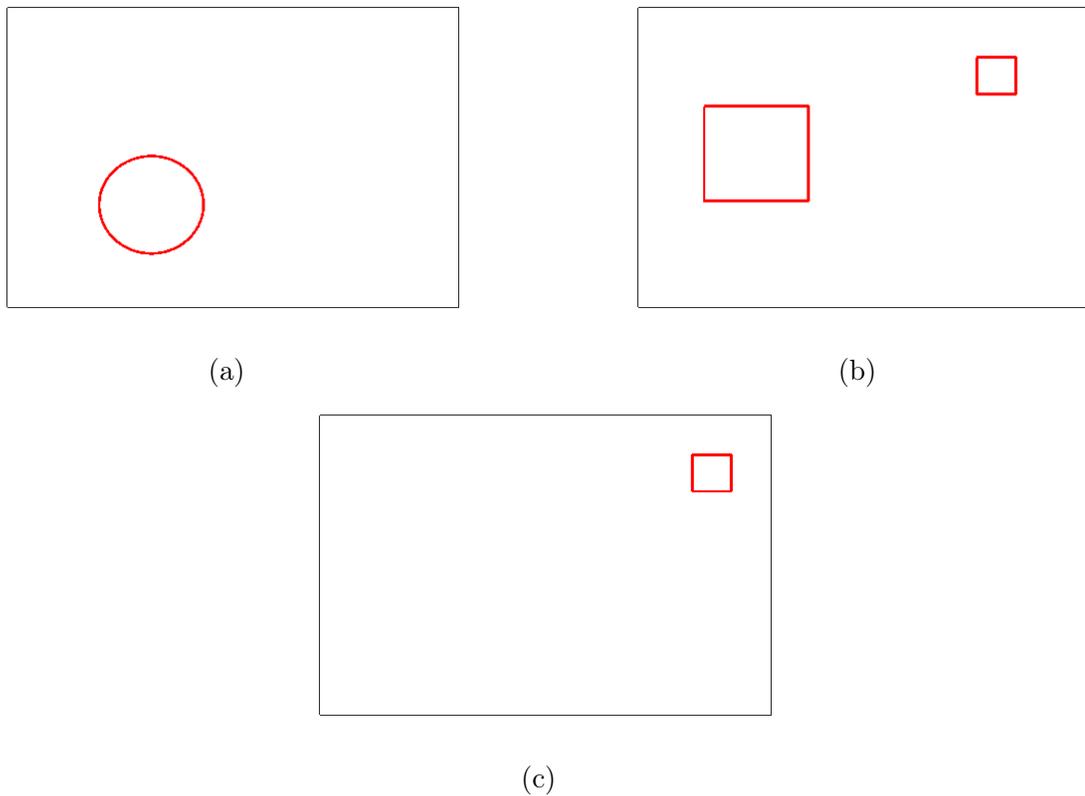


Figura 3.2: Escenarios de daño por delaminación (línea roja) en muestras de aluminio. Escenario 1 (a): delaminación circular (diámetro: $\phi = 77[mm]$). Escenario 2 (b): doble delaminación cuadrada de $80[mm]$ & $40[mm]$ por lado. Escenario 3 (c): delaminación cuadrada de $30[mm]$ por lado.

3.2. Modos Vibracionales

A continuación se presentan los modos vibracionales identificados tras las mediciones mediante el sistema DIC para cada una de las muestras utilizadas.

En algunos escenarios de daño se puede identificar visualmente, de alguno de sus modos vibracionales, un comportamiento local por zonas y la presencia de anomalías, lo que sería atribuible a la condición de daño, ya que se esperaría que los desplazamientos producidos en el modo se comporten, a lo largo y ancho, bajo un comportamiento global. En adición, la presencia del empotramiento del agitador afecta, aunque de menor manera en comparación al daño por delaminación, la forma de los modos en ciertas zonas que podrían identificarse como dañadas (sin estarlo).

Para mejorar la visualización de los modos se utilizó el algoritmo de suavizado mencionado en la sección 1.4.3 y detallado en la sección 1.5, que corresponde a una función de uso libre ingresada en Matlab denominada *smoothn()*. La metodología se implementó para la reducción del ruido experimental de los desplazamientos normales a la superficie de los modos de vibración, además de permitir rellenar información faltante debido a errores de experimentación enunciados en la sección 1.3.

La Figura 3.3 ilustra la diferenciación entre un modo de vibración antes del proceso de suavizado (a) y después de la aplicación del suavizado (b).

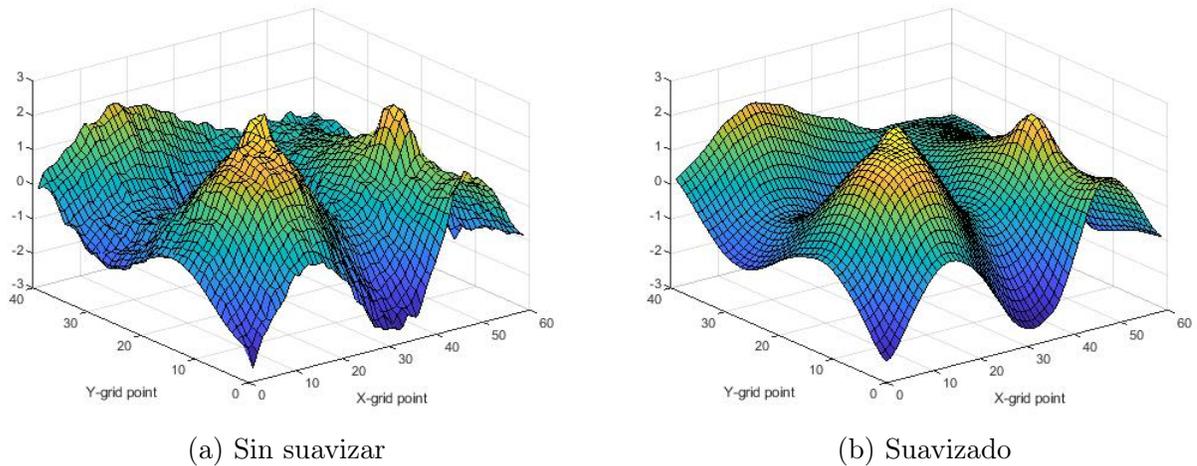
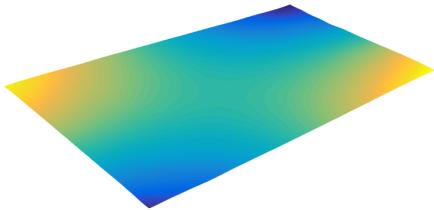


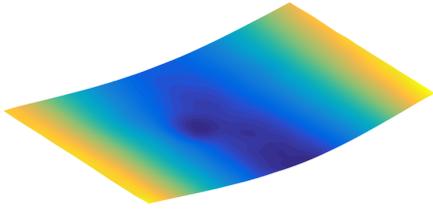
Figura 3.3: Onceavo modo vibracional de panel de fibra de carbono con doble delaminación circular (1.492[Hz]) antes y después de la aplicación del algoritmo de suavizado.

Las Figuras 3.4, 3.5, 3.6, 3.7 y 3.8 presentan los modos identificados de las mediciones experimentales para las cinco muestras presentadas en la sección 3.1. Con el campo de desplazamientos de cada modo identificado, para cada muestra, se pueden estimar los parámetros a utilizar para el cómputo de indicadores de daño.

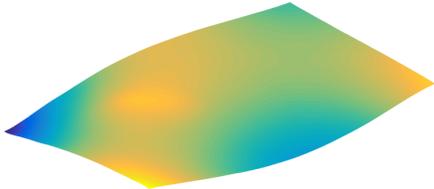
3.2.1. Panel de fibra de carbono - doble delaminación circular



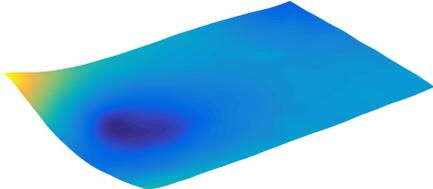
164,4 [Hz]



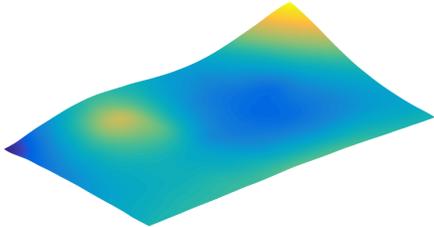
413,8 [Hz]



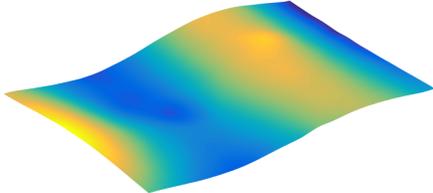
523,8 [Hz]



674,7 [Hz]



743,6 [Hz]



890,9 [Hz]

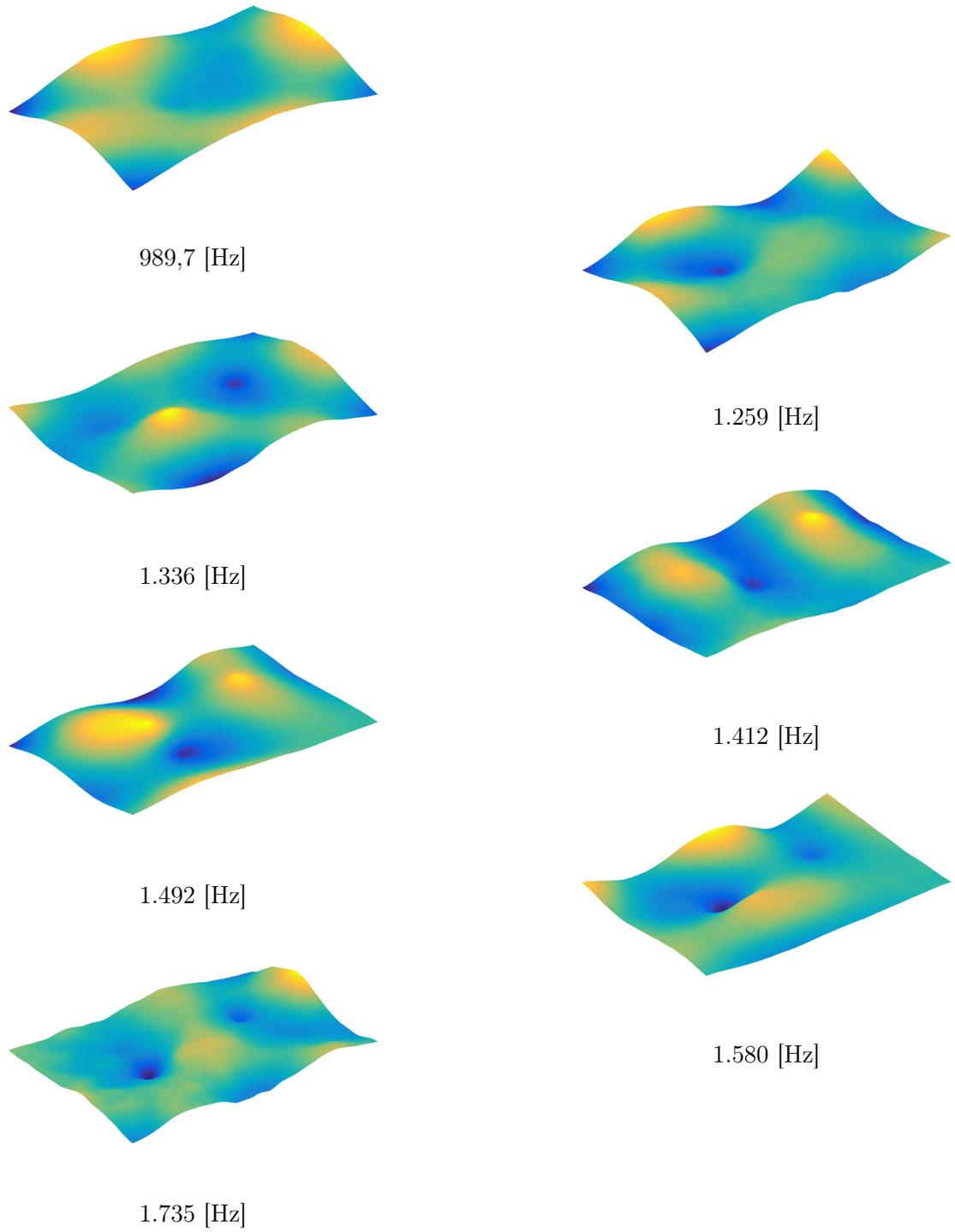
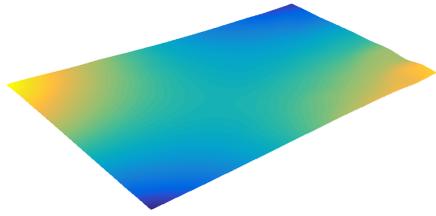
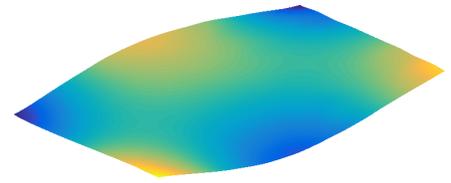


Figura 3.4: Modos identificados de la muestra de fibra de carbono con doble delaminación.

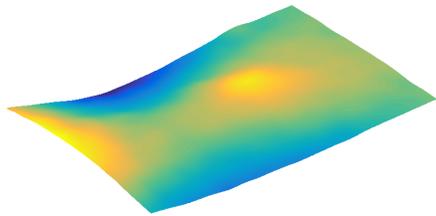
3.2.2. Panel de fibra de carbono - sin delaminación



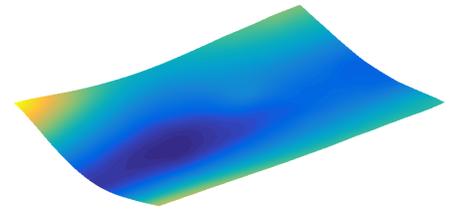
179,7 [Hz]



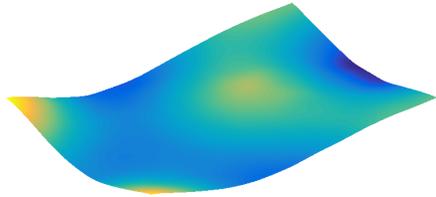
548,1 [Hz]



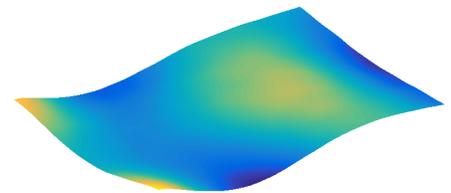
676,9 [Hz]



760,3 [Hz]



960 [Hz]



1.044 [Hz]

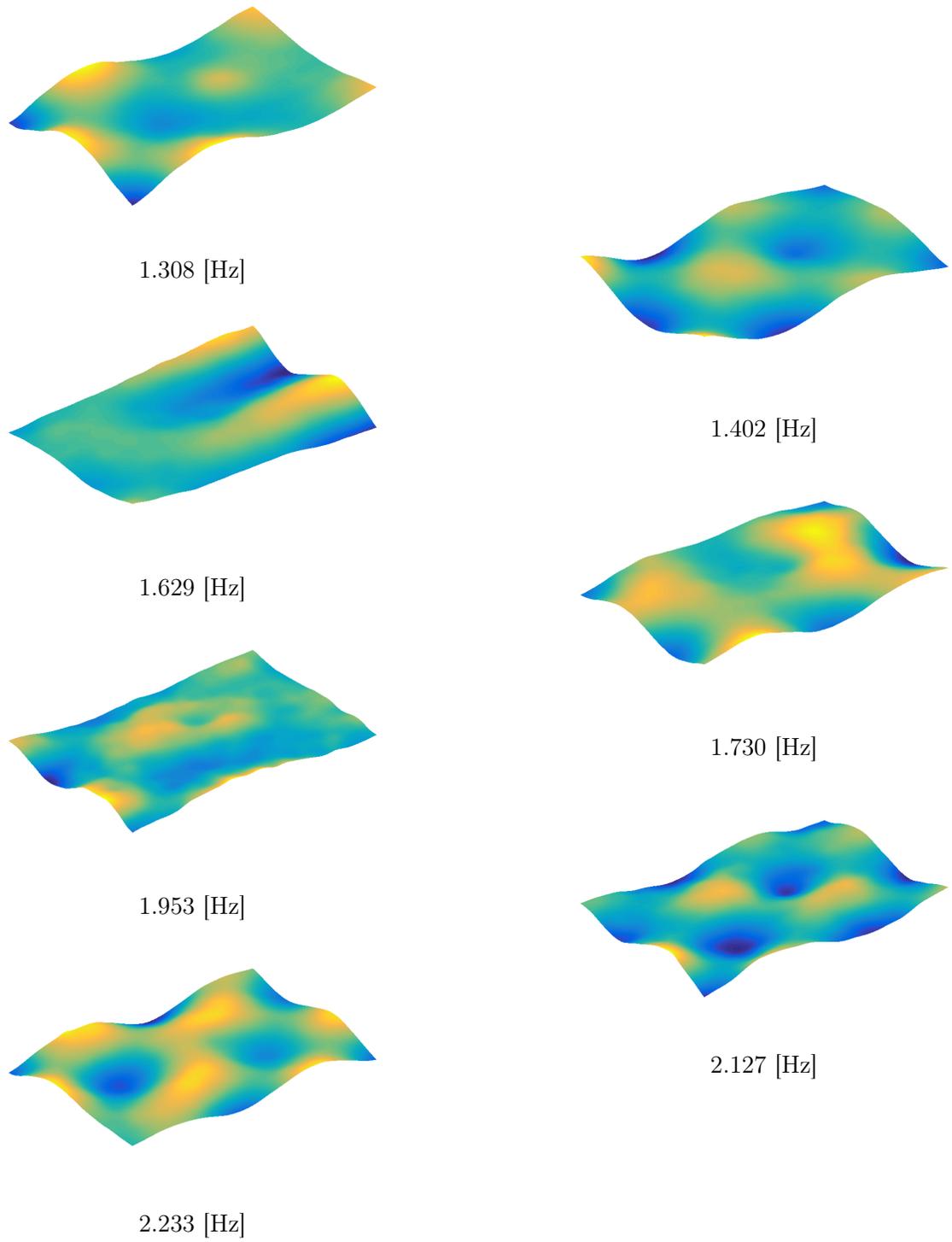
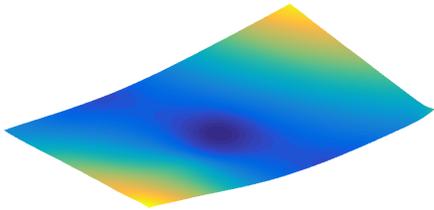
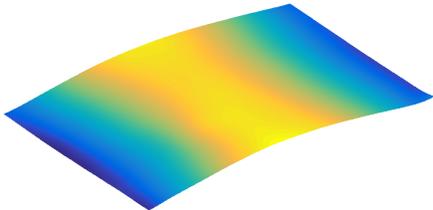


Figura 3.5: Modos identificados de la muestra de fibra de carbono sin delaminación.

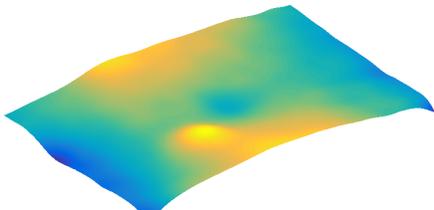
3.2.3. Panel de aluminio - delaminación circular



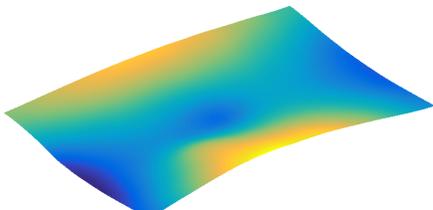
170,3 [Hz]



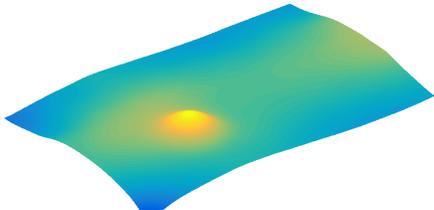
487,7 [Hz]



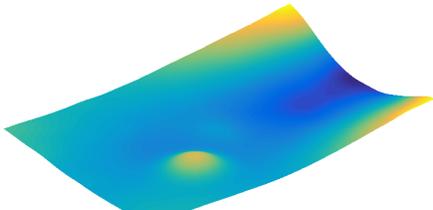
603,9 [Hz]



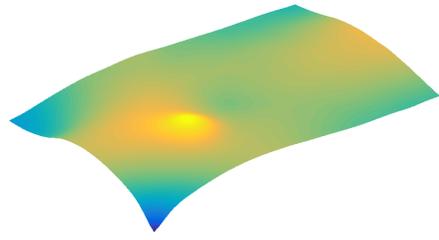
689 [Hz]



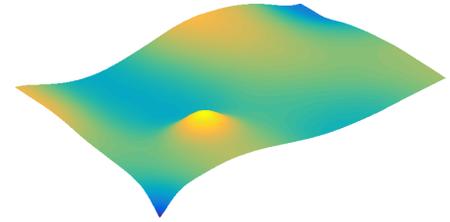
890,3 [Hz]



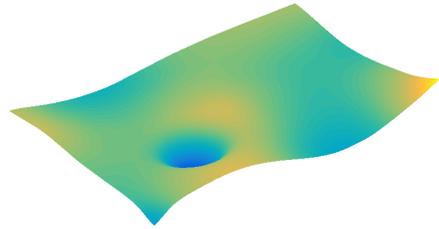
1.123 [Hz]



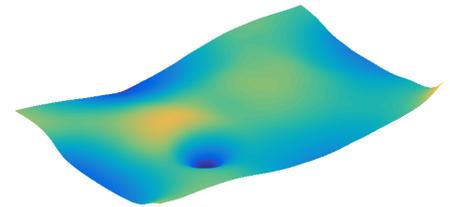
1.223 [Hz]



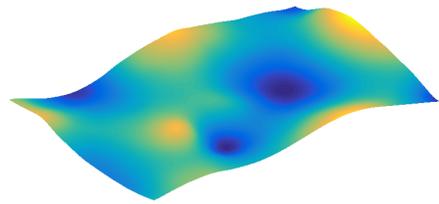
1.293 [Hz]



1.463 [Hz]



1.603 [Hz]



1.773 [Hz]

Figura 3.6: Modos identificados de la muestra de aluminio con delaminación circular.

3.2.4. Panel de aluminio - doble delaminación cuadrada

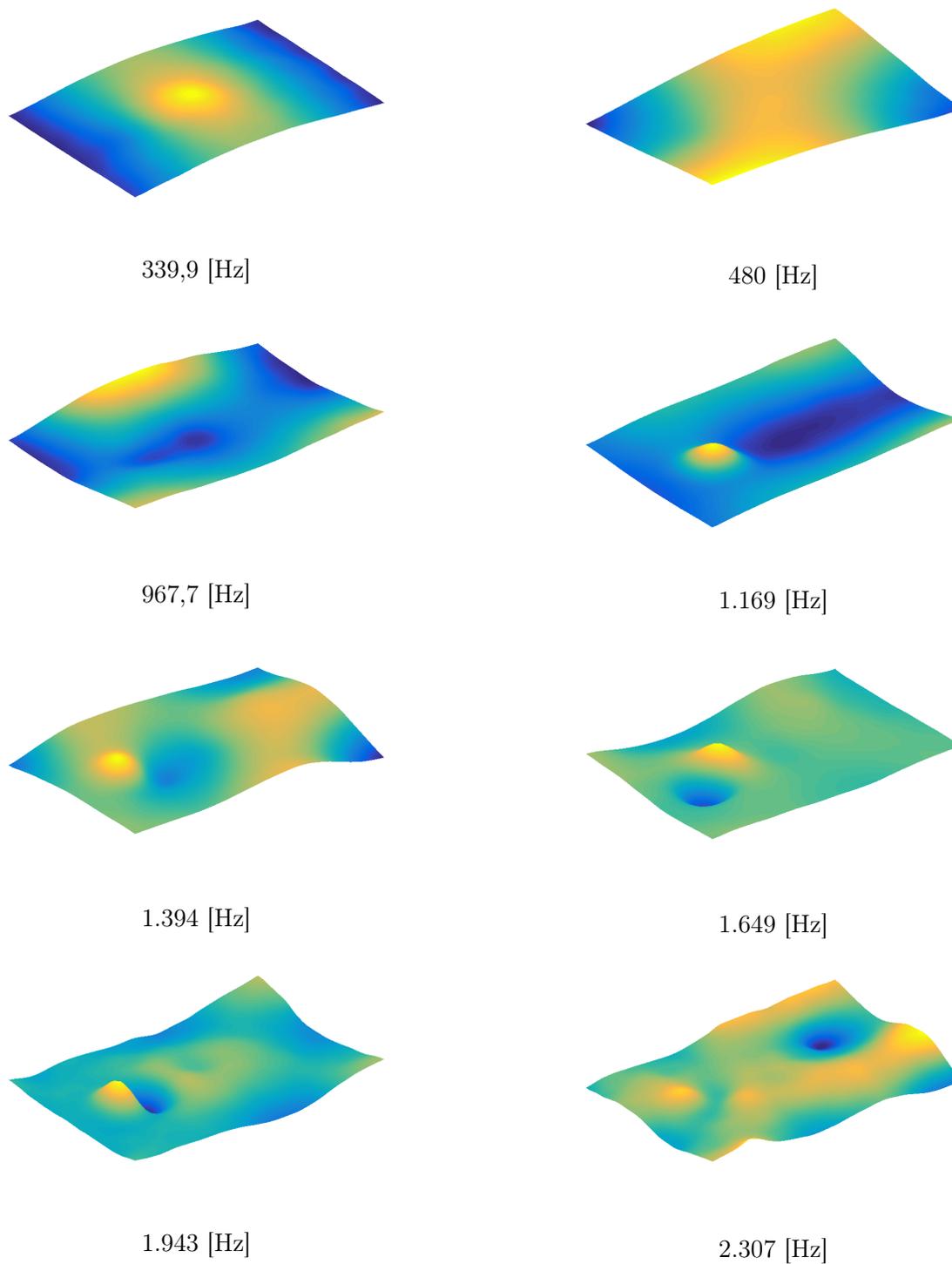


Figura 3.7: Modos identificados de la muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada.

3.2.5. Panel de aluminio - delaminación cuadrada

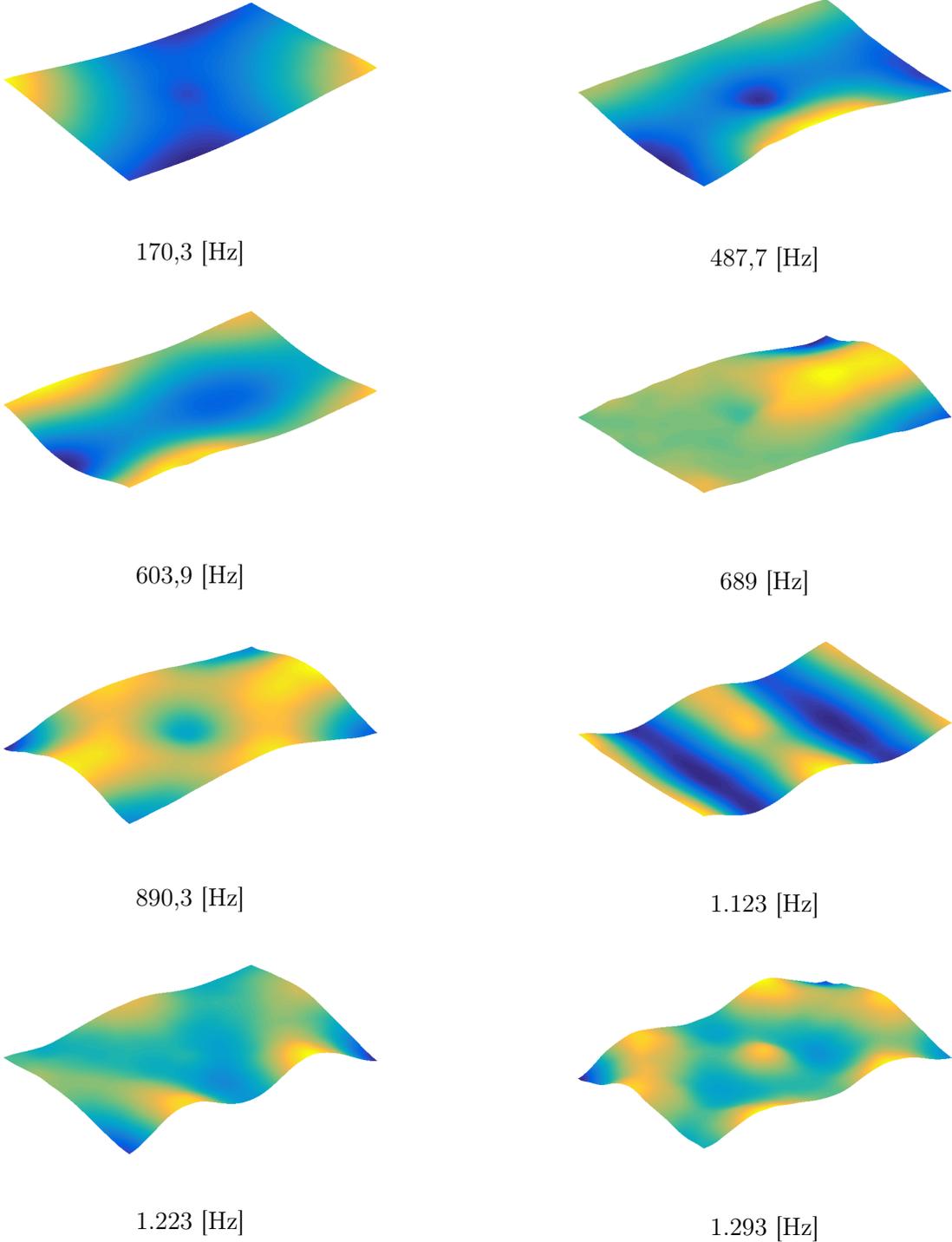


Figura 3.8: Modos identificados de la muestra de aluminio con delaminación cuadrada.

3.3. Estimación del parámetro de curvatura de los modos de vibración mediante técnica point least-squares (PLS)

Se expande la situación presentada en la sección 1.4.2 para estimar la segunda derivada del desplazamiento en el punto x_0, y_0, z_0 de la sublocalidad de $(2M + 1)$ nodos equidistantes.

Siguiendo un procedimiento análogo al de la estimación de la deformación, la estimación de la curvatura de los modos mediante PLS requiere descomponer el desplazamiento de cada punto de la subregión según un polinomio de Taylor que, en este caso, será de segundo orden:

$$\begin{aligned}
 u_x(x_0, y_0, z_0) = & a_0 + a_1x_0 + a_2y_0 + a_3z_0 \\
 & + \frac{a_4(x_0)^2}{2} + \frac{a_5(y_0)^2}{2} + \frac{a_6(z_0)^2}{2} + \frac{2 \cdot a_7(x_0y_0)}{2} + \frac{2 \cdot a_8(x_0z_0)}{2} + \frac{2 \cdot a_9(y_0z_0)}{2},
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

$$\begin{aligned}
 u_y(x_0, y_0, z_0) = & b_0 + b_1x_0 + b_2y_0 + b_3z_0 \\
 & + \frac{b_4(x_0)^2}{2} + \frac{b_5(y_0)^2}{2} + \frac{b_6(z_0)^2}{2} + \frac{2 \cdot b_7(x_0y_0)}{2} + \frac{2 \cdot b_8(x_0z_0)}{2} + \frac{2 \cdot b_9(y_0z_0)}{2},
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

$$\begin{aligned}
 u_z(x_0, y_0, z_0) = & c_0 + c_1x_0 + c_2y_0 + c_3z_0 \\
 & + \frac{c_4(x_0)^2}{2} + \frac{c_5(y_0)^2}{2} + \frac{c_6(z_0)^2}{2} + \frac{2 \cdot c_7(x_0y_0)}{2} + \frac{2 \cdot c_8(x_0z_0)}{2} + \frac{2 \cdot c_9(y_0z_0)}{2},
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

Donde $u_x(x_0, y_0, z_0)$, $u_y(x_0, y_0, z_0)$, $u_z(x_0, y_0, z_0)$ representan los desplazamientos en x, y, z respectivamente en el punto (x_0, y_0, z_0) . Al tener una ventana de $(2M+1) \times (2M+1) \times (2M+1)$, los desplazamientos pueden ser expresados en forma matricial como $Xa = \vec{u}$. En el caso particular del desplazamiento en la coordenada x :

$$\begin{bmatrix}
1 & x_{-M} & y_{-M} & z_{-M} & \frac{x_{-M}^2}{2} & \frac{y_{-M}^2}{2} & \frac{z_{-M}^2}{2} & x_{-M}y_{-M} & x_{-M}z_{-M} & y_{-M}z_{-M} \\
1 & x_{-M+1} & y_{-M} & z_{-M} & \frac{x_{-M+1}^2}{2} & \frac{y_{-M}^2}{2} & \frac{z_{-M}^2}{2} & x_{-M+1}y_{-M} & x_{-M+1}z_{-M} & y_{-M}z_{-M} \\
\vdots & \vdots \\
1 & 0 & y_{-M} & z_{-M} & 0 & \frac{y_{-M}^2}{2} & \frac{z_{-M}^2}{2} & 0 & 0 & y_{-M}z_{-M} \\
\vdots & \vdots \\
1 & x_{M-1} & y_{-M} & z_{-M} & \frac{x_{M-1}^2}{2} & \frac{y_{-M}^2}{2} & \frac{z_{-M}^2}{2} & x_{M-1}y_{-M} & x_{M-1}z_{-M} & y_{-M}z_{-M} \\
1 & x_M & y_{-M} & z_{-M} & \frac{x_M^2}{2} & \frac{y_{-M}^2}{2} & \frac{z_{-M}^2}{2} & x_My_{-M} & x_Mz_{-M} & y_{-M}z_{-M}
\end{bmatrix}
\begin{bmatrix}
a_0 \\
a_1 \\
a_2 \\
a_3 \\
a_4 \\
a_5 \\
a_6 \\
a_7 \\
a_8 \\
a_9
\end{bmatrix}
=
\begin{bmatrix}
u_x(-M, -M) \\
u_x(-M+1, -M) \\
\vdots \\
u_x(0, -M) \\
\vdots \\
u_x(M-1, -M) \\
u_x(M, -M)
\end{bmatrix},
\tag{3.4}$$

Desarrollando el sistema de ecuaciones (3.4), se puede obtener que

$$a = (X^T X)^{-1} X^T u, \tag{3.5}$$

Donde $(X^T X)^{-1} X^T$ es la pseudo-inversa de la matriz de X , de 10 filas y $(2M+1)$ columnas independientes del desplazamiento u .

Los coeficientes del polinomio que representarían la curvatura se relacionan con el desplazamiento mediante su segunda derivada.

La curvatura en el punto (x_0, y_0, z_0) del arreglo local $(2M+1) \times (2M+1) \times (2M+1)$, de una zona del grillado global, se representaría según su disposición como:

$$\begin{aligned}
\phi_{xx} &= a_4 + b_4 + c_4, & \phi_{yy} &= a_5 + b_5 + c_5, & \phi_{zz} &= a_6 + b_6 + c_6, \\
\phi_{xy} &= a_7 + b_7 + c_7, & \phi_{xz} &= a_8 + b_8 + c_8, & \phi_{yz} &= a_9 + b_9 + c_9,
\end{aligned}$$

Para el caso de estructuras planas y delgadas es posible asumir que la variación de la curvatura a lo largo del eje z es despreciable, siendo los coeficientes c_6, c_8, c_9 iguales a cero. Además, la curvatura que se genera en el eje z es según x e y . Por lo que los factores considerados para la elaboración del indicador de daño serán los asociados al desplazamiento u_z como:

$$\begin{aligned}
\phi_{xx} &= c_4, & \phi_{yy} &= c_5, & \phi_{zz} &= 0, \\
\phi_{xy} &= c_7, & \phi_{xz} &= 0, & \phi_{yz} &= 0,
\end{aligned}$$

Luego, el parámetro asociado a la curvatura en el arreglo queda definido por:

$$\phi_r(x_i, y_j) = \frac{\partial^2 u_{z,r}(x_i, y_j)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u_{z,r}(x_i, y_j)}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 u_{z,r}(x_i, y_j)}{\partial x \partial y} = c_4 + c_5 + c_7 \quad (3.6)$$

Donde $\phi_r(x_i, y_j)$ es el valor de la curvatura en los puntos (i, j) , el subíndice r indica el r -ésimo modo. Sin embargo, si se considerase la cuantificación de la curvatura con los mismos términos utilizados en el cálculo de la curvatura mediante diferencias finitas y por como fue estipulado por García [21] para el cómputo de derivadas de orden superior, sería posible omitir el término cruzado. Por lo que la curvatura, de manera simplificada, sería definida por:

$$\phi_r(x_i, y_j) = \frac{\partial^2 u_{z,r}(x_i, y_j)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u_{z,r}(x_i, y_j)}{\partial y^2} = c_4 + c_5 \quad (3.7)$$

Siendo $\phi_r(x_i, y_j)$ el valor a considerar para la construcción del indicador de daño especificado en la sección 1.4.

3.4. Estimación de derivadas parciales de orden superior de los modos de vibración mediante técnica point least-squares (PLS)

Siguiendo la pauta de las secciones pasadas que han utilizado la técnica PLS para tratar la información de desplazamientos modales y estimar parámetros de vibración, la posibilidad de ampliar su uso en derivadas de orden superior (tercera y cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie) permitiría observar su relevancia bajo el contexto de identificación de delaminación.

Desarrollando polinomios de Taylor de orden superior e involucrando las consideraciones hechas en las secciones 1.4.2 y 3.3 sobre la nulidad de ciertos términos y des-uso de valores de desplazamiento en las coordenadas que recorren la superficie (x, y) , los polinomios de Taylor que permitirían relacionar el desplazamiento u_z con derivadas de tercer y cuarto orden son los señalados en las ecuaciones (3.8) y (3.9) respectivamente:

$$u_z(x_i, y_j, z) = c_0(x_i, y_j) + z\varepsilon(x_i, y_j) + \frac{z^2}{2!}\phi(x_i, y_j) + \frac{z^3}{3!}\varphi(x_i, y_j), \quad (3.8)$$

$$u_z(x_i, y_j, z) = c_0(x_i, y_j) + z\varepsilon(x_i, y_j) + \frac{z^2}{2!}\phi(x_i, y_j) + \frac{z^3}{3!}\varphi(x_i, y_j) + \frac{z^4}{4!}\Psi(x_i, y_j), \quad (3.9)$$

Donde ε es el vector de coeficientes asociados al primer orden del polinomio, ϕ es el vector de coeficientes asociados al segundo orden del polinomio, φ y Ψ son los vectores de coeficientes de orden superior del polinomio de Taylor asociados al desplazamiento en z .

Utilizando el mismo procedimiento descrito en 1.4.2 y 3.3 para la aplicación de la técnica point least-squares en el punto $(0, 0, 0)$ del arreglo local $(2M + 1) \times (2M + 1) \times (2M + 1)$, la tercera y cuarta derivada parcial del desplazamiento u_z vienen dadas respectivamente como:

$$\varphi(x_i, y_j) = \frac{\partial^3 u_z(x_i, y_j)}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 u_z(x_i, y_j)}{\partial y^3}, \quad (3.10)$$

$$\Psi(x_i, y_j) = \frac{\partial^4 u_z(x_i, y_j)}{\partial x^4} + \frac{\partial^4 u_z(x_i, y_j)}{\partial y^4}, \quad (3.11)$$

Estos valores se utilizan para la construcción de un indicador de daño como el estipulado en la sección 1.4.

3.5. Resultados Experimentales

Trece modos experimentales, entre un rango de frecuencias de 164 [Hz] a 2.233 [Hz], fueron generados de las muestras que consistieron en paneles compuestos tipo sandwich de fibra de carbono para un escenario con doble delaminación (señalando por circunferencias rojas) y un escenario sin daño estructural.

De once a ocho modos experimentales, entre un rango de frecuencias de 170,3 [Hz] a 2454 [Hz], fueron generados de las muestras que consistieron en paneles compuestos tipo sandwich de aluminio para escenarios con delaminación circular, doble delaminación cuadrada y delaminación singular cuadrada (señalados por el contorno de color rojo).

La información del campo de desplazamientos de los modos se aplica para la identificación de daño según tipo de muestra y escenario de daño. Con la información experimental se construyeron seis indicadores de daño:

1. Indicador de deformación estimada mediante diferencias finitas
2. Indicador de curvatura estimada mediante diferencias finitas.
3. Indicador de deformación estimada mediante point least-squares.
4. Indicador de curvatura estimada mediante point least-squares.
5. Indicador de tercera derivada parcial del desplazamiento estimada mediante point least-squares.
6. Indicador de cuarta derivada parcial del desplazamiento estimada mediante point least-squares.

3.5.1. Evaluación de predicción

Con el objetivo de obtener valores cuantificativos sobre que tan bueno es un indicador de otro según la técnica que se utilizó para la estimación de sus parámetros, se procede a su evaluación mediante la implementación del algoritmo *Intersection over Union* entre el mapa de colores luego del tratamiento estadístico y el mapa del escenario de daño conocido con anterioridad (sección 3.1).

La Figura 3.9 ilustra los valores del algoritmo aplicado sobre el panel de fibra de carbono con doble delaminación. Las variables a considerar para el cómputo de los indicadores y su comparación visual son el coeficiente de suavizado “ s ” del algoritmo *smoothn()* y el tamaño de la subregión $(2M + 1)$ para el cómputo de los indicadores construidos mediante la técnica point least-squares.

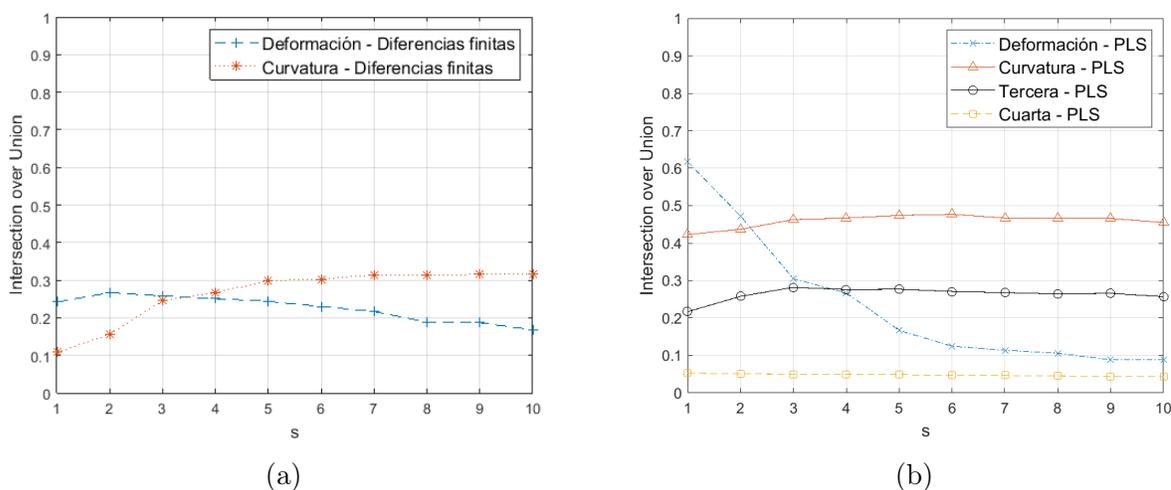


Figura 3.9: Intersection over Union según distintos valores del coeficiente de suavizado “ s ” para los indicadores construidos.

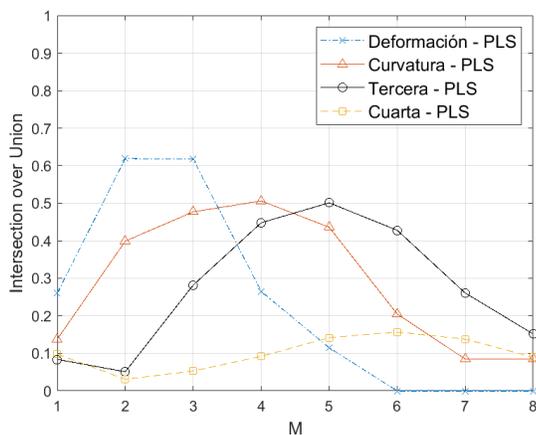


Figura 3.10: Intersection over Union según distintos valores de tamaño de subregión de $(2M + 1)$ puntos para indicadores construidos mediante técnica point least-squares.

Las configuraciones que dieron mejor resultado para el IoU fueron obtenidas mediante un proceso iterativo entre los valores de s y M entre rangos de 1 a 10 y 1 a 8, respectivamente. Las mejores configuraciones en conjunto con el valor del índice están señaladas en la tabla 3.1 y serán estas las utilizadas para evaluar visualmente el comportamiento de los indicadores.

Tabla 3.1: Configuración de coeficiente de suavizado “ s ” y tamaño de sub-región $(2M + 1)$ con mejores resultados según *Intersection over Union*, para cada indicador de daño computado.

Indicador	s	M	IoU
Deformación - Diferencias finitas	2	-	0,273
Curvatura - Diferencias finitas	9	-	0,338
Deformación - Point least-squares	1	2	0,626
Curvatura - Point least-squares	2	3	0,554
Tercera derivada - Point least-squares	7	5	0,533
Cuarta derivada - Point least-squares	9	6	0,287

Los mejores resultados se obtuvieron para los indicadores contruidos mediante la técnica PLS y que se basaron en deformación, curvatura y la tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie modal.

Es relevante destacar que la diferencia entre los valores del IoU asociado a indicadores contruidos mediante PLS es pequeña, excepto en el construido en base a la cuarta derivada parcial del desplazamiento.

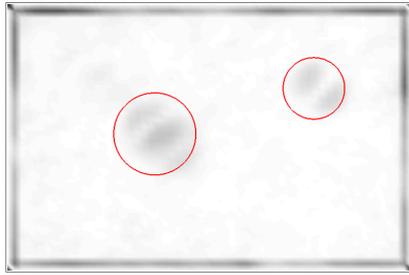
Para los indicadores contruidos mediante la técnica PLS, el aumento del valor de la subregión según “ M ” esta relacionado con el aumento de grados del polinomio de Taylor utilizado para la estimación del desplazamiento, esto es inferible del sistema de ecuaciones a resolver mediante point least-squares que consiste en un arreglo de $(2M + 1)$ ecuaciones, mientras mayor sea el grado del polinomio usado (y por ende de sus factores), mayor deberá ser el tamaño de la subregión.

3.5.2. Cómputo de indicadores de daño

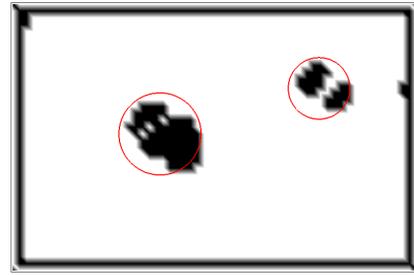
Se constuyeron los indicadores daño según los parámetros vibracionales de deformación y curvatura, además de los parámetros asociados a la derivadas parciales de orden superior (tercera y cuarta) y se les aplicó un tratamiento estadístico de aislación de *outliers* del mapeo de colores erogado por los indicadores para cada punto de la grilla mediante el test de Grubbs con un 5 % de significancia. Los indicadores de daño señalados en esta sección corresponden a aquellos que mejores resultados presentaron según el algoritmo evaluativo de la sección 3.5.1.

Las Figuras 3.11, 3.12, 3.13, 3.14 y 3.15 señalan los indicadores de daño computados para cada muestra sometida a experimentación.

3.5.3. Panel de fibra de carbono - doble delaminación circular de 80 [mm] y 60 [mm] de diámetro

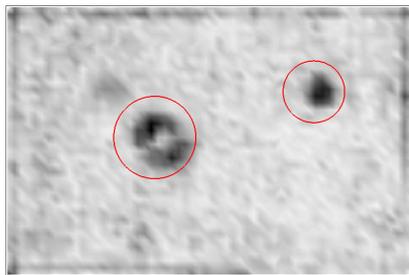


(a)

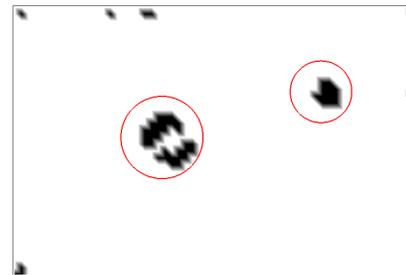


(b)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica de diferencias finitas. (a) Indicadores de daño, (b) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

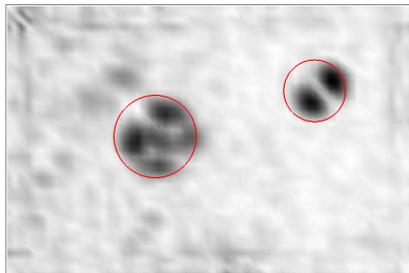


(c)

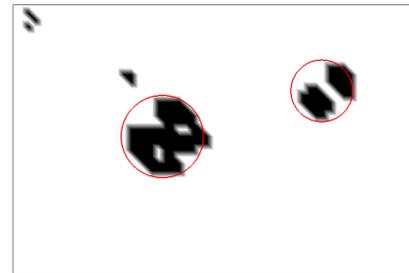


(d)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica de diferencias finitas. (c) Indicadores de daño, (d) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

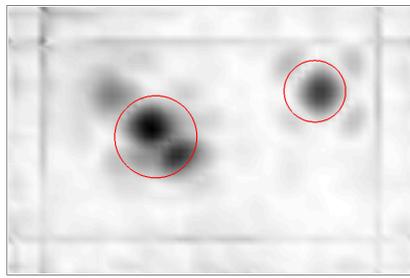


(e)

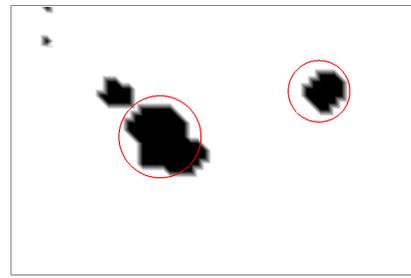


(f)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica point least-squares. (e) Indicadores de daño, (f) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



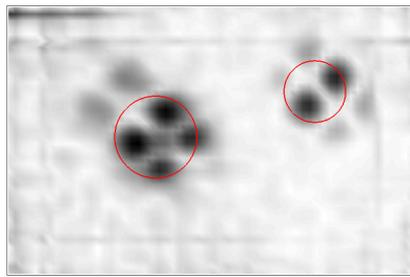
(g)



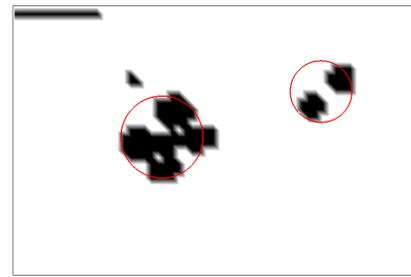
IoU=0,554

(h)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica point least-squares. (g) Indicadores de daño, (h) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



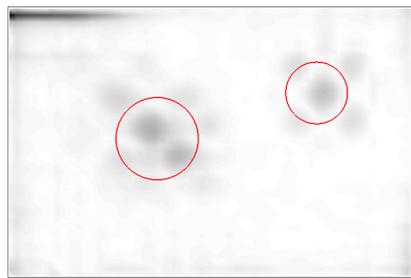
(i)



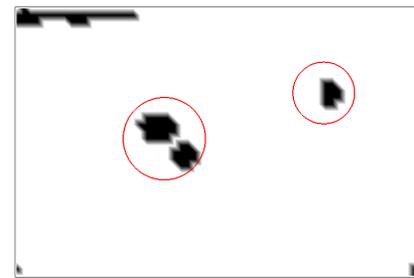
IoU=0,533

(j)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (i) Indicadores de daño, (j) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



(k)



IoU=0,287

(l)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (k) Indicadores de daño, (l) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

Figura 3.11: Indicadores de daño aplicados a muestra de fibra de carbono con presencia de doble delaminación circular.

De la Figura 3.11 se observa que:

Los seis indicadores construidos fueron capaces de detectar localización y magnitud de daño por delaminación.

Los eventos de delaminación y ruido provenientes del indicador basado en la deformación de los modos (a)-(b)-(e)-(f) estimada mediante diferencias finitas, a diferencia de la estimada mediante PLS, son difícilmente reconocibles si no es aplicando el tratamiento estadístico, ilustrando la poca sensibilidad del indicador. Además, se destaca que los bordes presentan anomalías que podrían confundirse como zonas con delaminación.

En el caso del parámetro de curvatura (c)-(d)-(g)-(h), el indicador construido mediante diferencias finitas resultó ser más sensible al ruido experimental en comparación con el indicador construido mediante PLS, que gráficamente refleja ser más sensible a la presencia de daño y robusto ante el ruido, detectando de mejor manera la magnitud del daño e incluso la detección del empotramiento del agitador.

El indicador basado en el parámetro de tercera derivada (i)-(j) se comporta de manera similar al indicador construido mediante el parámetro de deformación estimado mediante PLS (e)-(f). Por otro lado el indicador basado en el parámetro de cuarta derivada (k)-(l) se comporta de manera similar al indicador construido mediante el parámetro de curvatura estimado mediante PLS (g)-(h), aunque la predicción de daño en cuanto a la magnitud es menor, además de presentar, al igual que ocurre con el indicador basado en la deformación estimada mediante diferencias finitas (a)-(b), poca sensibilidad al ruido y al daño.

3.5.4. Panel de fibra de carbono - sin daño

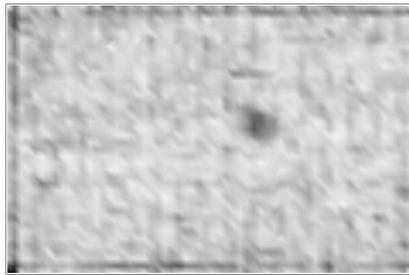


(a)

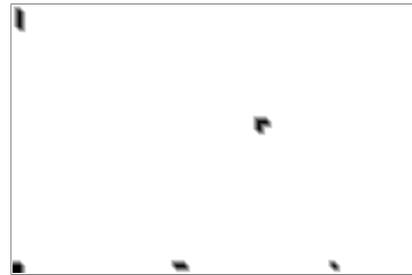


(b)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica de diferencias finitas. (a) Indicadores de daño, (b) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

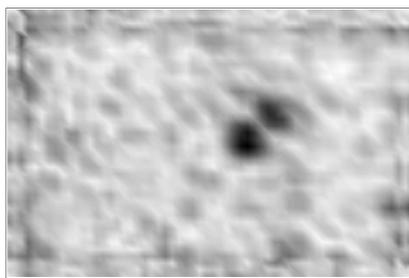


(c)

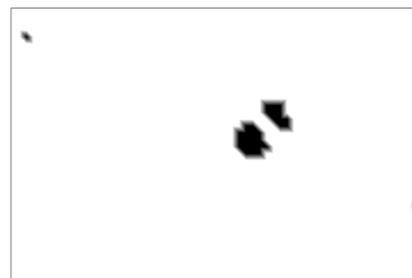


(d)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica de diferencias finitas. (c) Indicadores de daño, (d) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

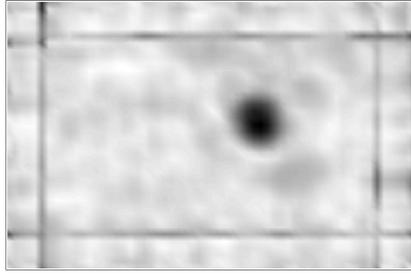


(e)

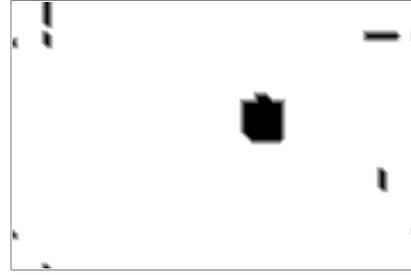


(f)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica point least-squares. (e) Indicadores de daño, (f) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

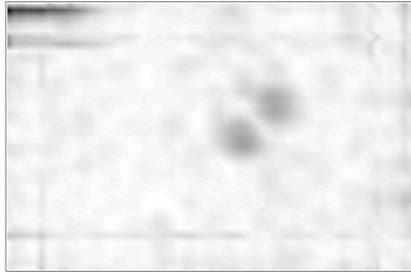


(g)

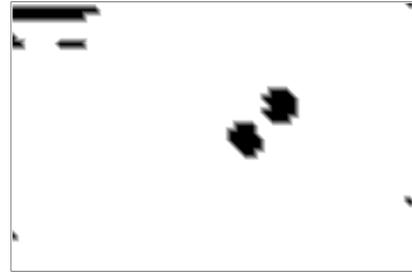


(h)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica point least-squares. (g) Indicadores de daño, (h) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

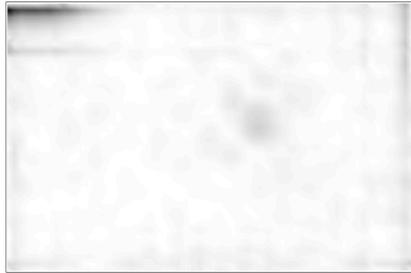


(i)

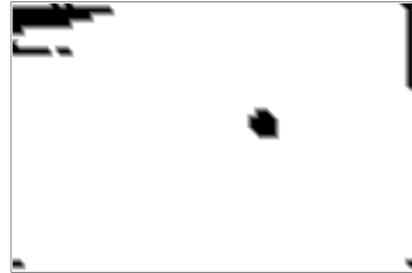


(j)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (i) Indicadores de daño, (j) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



(k)



(l)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (k) Indicadores de daño, (l) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

Figura 3.12: Indicadores de daño aplicados a muestra de fibra de carbono sin presencia de daño estructural.

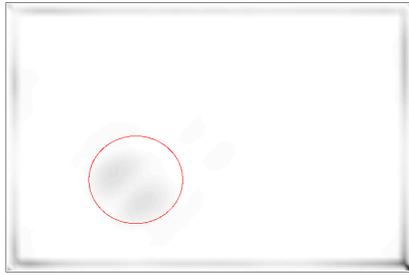
De la Figura 3.12 se observa que:

A pesar de la condición de no daño estructural, los seis indicadores construidos detectaron una zona anómala en la estructura, atribuible a daño estructural, sin embargo la presencia de esta anomalía se debe a la condición de empotramiento del agitador. Aparte del empotramiento no se detectan otras particularidades.

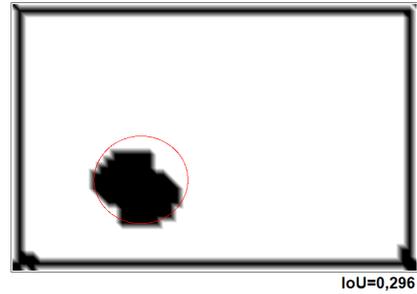
De los indicadores obtenidos mediante la técnica de diferencias finitas (a)-(b)-(c)-(d) se observa que la presencia del empotramiento es difícilmente reconocible, por el contrario, los indicadores construidos mediante PLS detectan de mejor manera la condición de empotrado.

Además, de los indicadores obtenidos mediante la técnica de diferencias finitas (a)-(b)-(c)-(d) se observa que la curvatura de los modos tiende a amplificar la presencia de ruido experimental en comparación con la deformación de los modos. Por el contrario, el algoritmo PLS tiende a abatir la influencia del ruido experimental a medida que aumenta el orden de las derivadas computadas.

3.5.5. Panel de aluminio - delaminación circular de 77 [mm] de diámetro

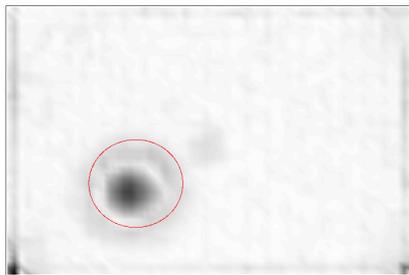


(a)

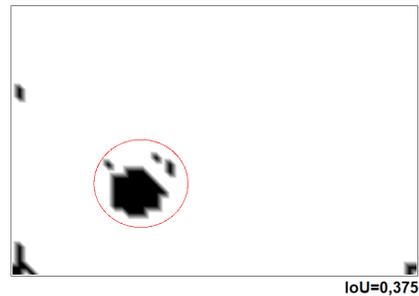


(b)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica de diferencias finitas. (a) Indicadores de daño, (b) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

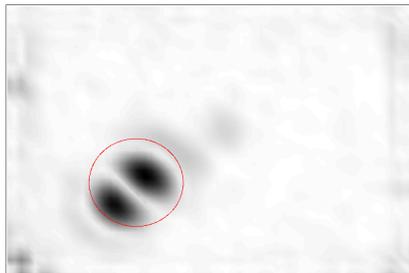


(c)

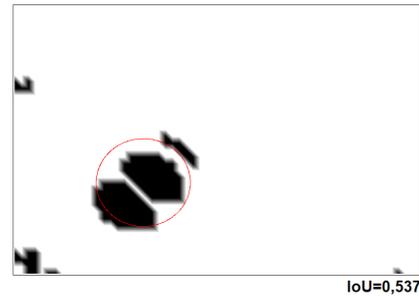


(d)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica de diferencias finitas. (c) Indicadores de daño, (d) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

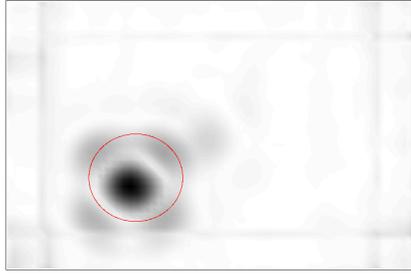


(e)

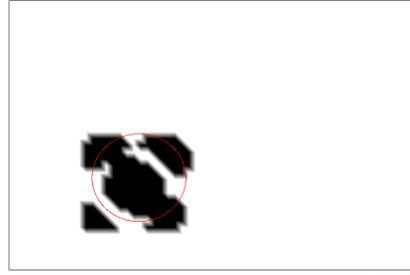


(f)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica point least-squares. (e) Indicadores de daño, (f) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



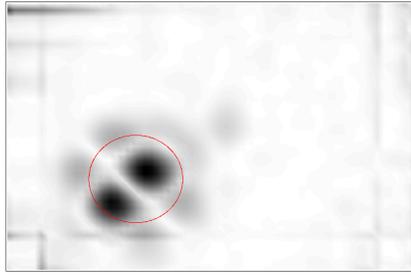
(g)



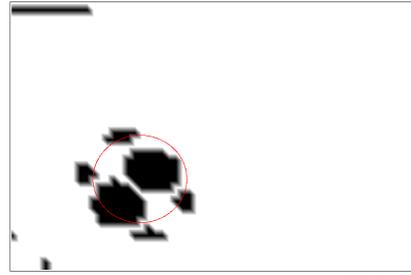
(h)

IoU=0,583

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica point least-squares. (g) Indicadores de daño, (h) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



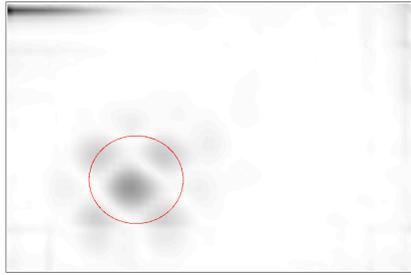
(i)



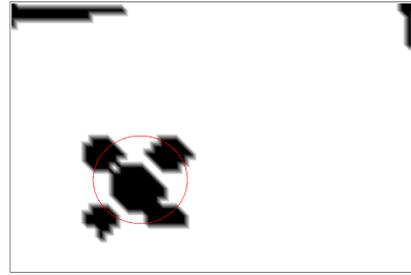
(j)

IoU=0,504

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (i) Indicadores de daño, (j) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



(k)



(l)

IoU=0,415

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (k) Indicadores de daño, (l) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

Figura 3.13: Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con delaminación circular.

De la Figura 3.13 se observa que:

Los seis indicadores construidos fueron capaces de detectar localización y magnitud de daño por delaminación. Además, la detección del empotramiento es mínima.

Los eventos de delaminación y ruido provenientes del indicador basado en la deformación de los modos (a)-(b)-(e)-(f) estimada mediante diferencias finitas, a diferencia de la estimada mediante PLS, son difícilmente reconocibles si no es aplicando el tratamiento estadístico, ilustrando la poca sensibilidad del indicador. Además, se destaca que los bordes presentan anomalías que podrían confundirse como zonas con delaminación.

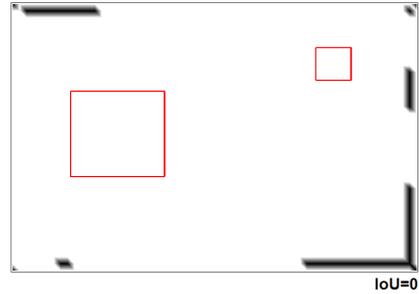
En el caso del parámetro de curvatura (c)-(d)-(g)-(h), el indicador construido mediante diferencias finitas resultó ser más sensible a ruido experimental en comparación con el indicador construido mediante PLS, que gráficamente refleja ser más sensible a la presencia de daño y robusto ante el ruido, detectando de mejor manera la magnitud del daño. Además, en (g)-(h) se detectan zonas en los bordes limitantes de la delaminación y fuera de estos.

El indicador basado en el parámetro de tercera derivada (i)-(j) en conjunto con el indicador basado en el parámetro de cuarta derivada (k)-(l), detectan zonas delaminadas en los bordes limitantes de la delaminación y fuera de estos. Si se comparan las figuras (h) y (l) se puede observar que se comportan de manera similar, siendo el tamaño de detección menor en la erogada de la cuarta derivada del desplazamiento.

3.5.6. Panel de aluminio - doble delaminación cuadrada de 40[mm] y 80[mm]

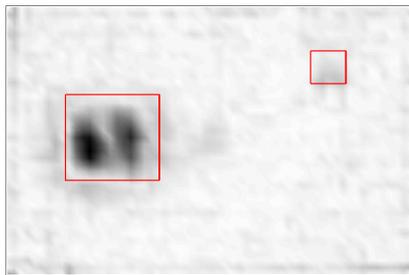


(a)



(b)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica de diferencias finitas. (a) Indicadores de daño, (b) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

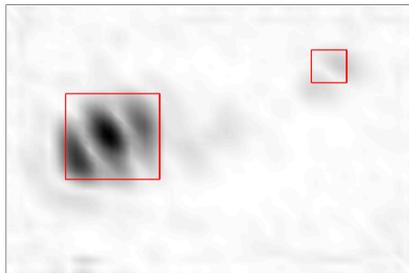


(c)



(d)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica de diferencias finitas. (c) Indicadores de daño, (d) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

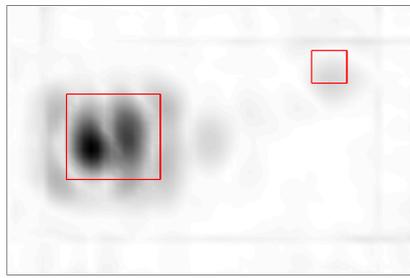


(e)

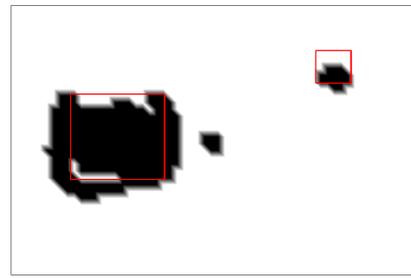


(f)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica point least-squares. (e) Indicadores de daño, (f) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



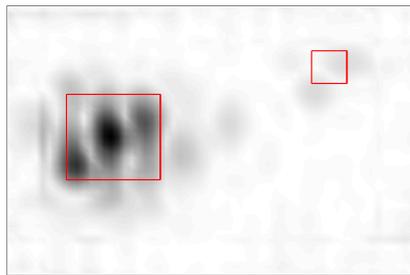
(g)



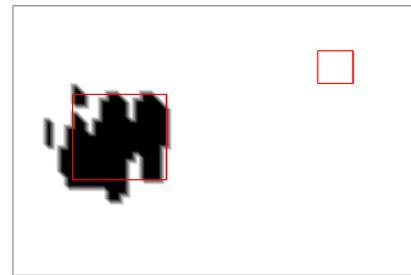
IoU=0,560

(h)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica point least-squares. (g) Indicadores de daño, (h) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



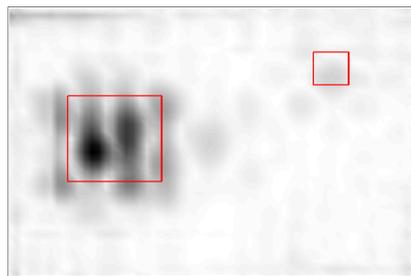
(i)



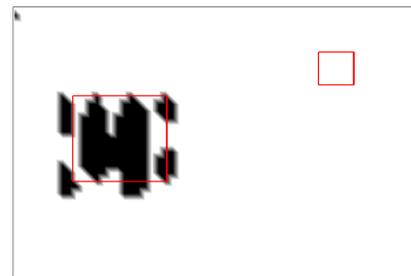
IoU=0,653

(j)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (i) Indicadores de daño, (j) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



(k)



IoU=0,559

(l)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (k) Indicadores de daño, (l) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

Figura 3.14: Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada.

De la Figura 3.14 se observa que:

En el escenario de daño de doble delaminación cuadrada se destaca que, en comparación con los otros escenarios de daño: El identificador basado en la deformación estimada mediante diferencias finitas no detecta daño si se le aplica el tratamiento estadístico, sin el tratamiento identifica levemente la localización y magnitud del daño de mayor tamaño, sin embargo el daño más pequeño pasa inadvertido.

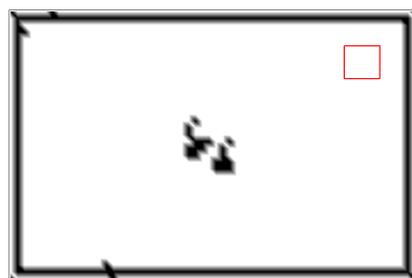
Los indicadores computados mediante la técnica PLS demostraron, en este escenario, la correcta detección del contorno de la superficie delaminada. Además, los cuatro indicadores contruidos mediante PLS muestran indicios en su mapeo de colores previo al tratamiento estadístico (e)-(g)-(i)-(k) de la localización de la zona delaminada pequeña.

Es de destacar que los únicos indicadores que detectaron el daño pequeño en clasificación de *outlier* fueron los basados en deformación y curvatura de los modos estimadas mediante PLS (e)-(f)-(g)-(h), siendo el basado en la curvatura más preciso en cuanto a la detección del área delaminada, siendo incluso el único en detectar en clasificación de *outlier* el empotramiento ubicado en el centro de la estructura.

3.5.7. Panel de aluminio - delaminación singular cuadrada de 30[mm].

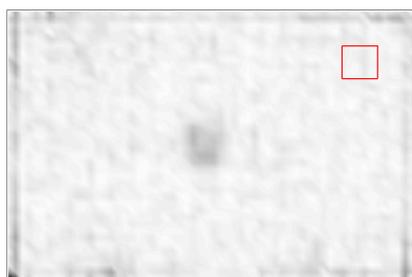


(a)

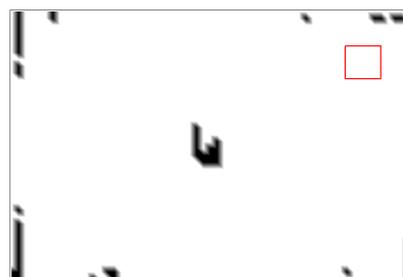


(b)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica de diferencias finitas. (a) Indicadores de daño, (b) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

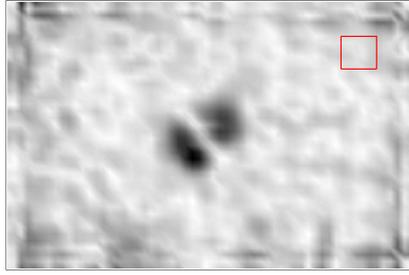


(c)



(d)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica de diferencias finitas. (c) Indicadores de daño, (d) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

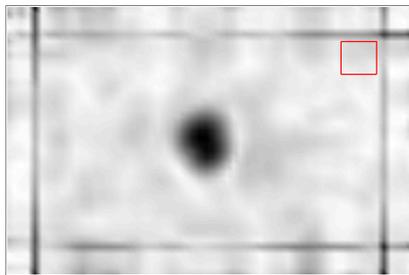


(e)

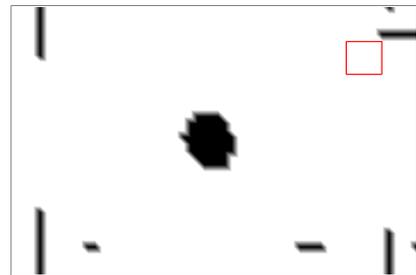


(f)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de deformación, estimado de técnica point least-squares. (e) Indicadores de daño, (f) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

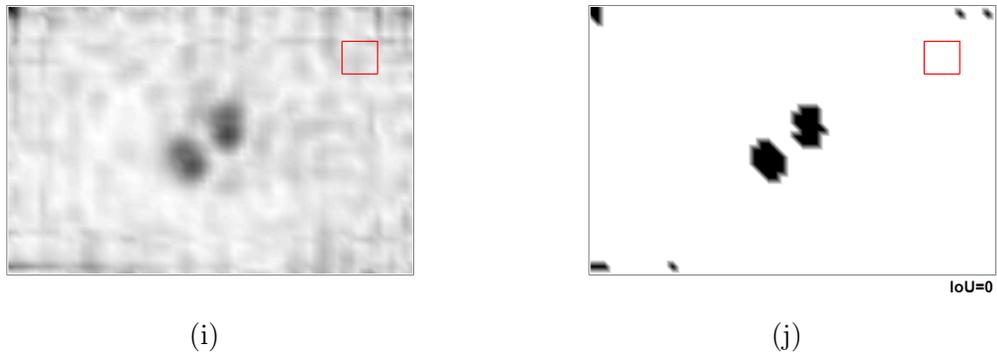


(g)

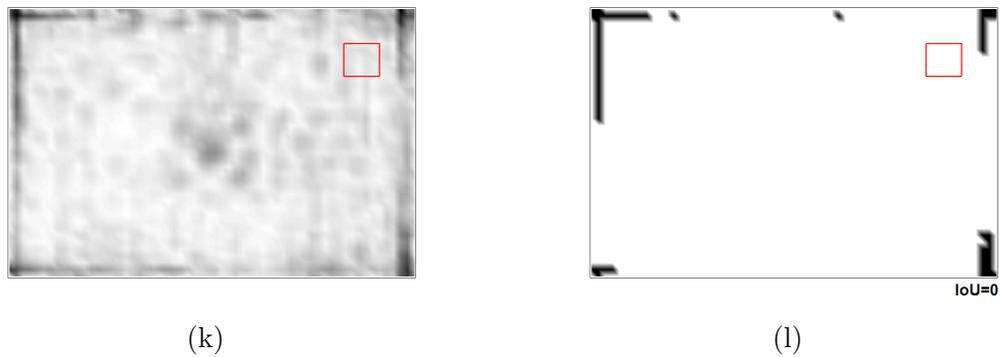


(h)

Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de curvatura, estimado de técnica point least-squares. (g) Indicadores de daño, (h) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de tercera derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (i) Indicadores de daño, (j) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.



Mapa de colores de indicador de daño bajo parámetro de cuarta derivada parcial del desplazamiento normal a la superficie, estimado de técnica point least-squares. (k) Indicadores de daño, (l) Mapa de colores luego de tratamiento estadístico.

Figura 3.15: Indicadores de daño aplicados a muestra de aluminio con delaminación cuadrada.

De la Figura 3.15 se observa que:

Ningún indicador computado cumple siquiera con la localización del escenario delaminado cuadrado de 30 [mm], solo se detectan zonas anómalas debido al empotramiento o en bordes, asociables a la respectiva amplificación del ruido según la técnica de estimación de parámetros.

3.6. Análisis de Resultados

Como base para el análisis, la utilización del sistema de correlación de imágenes permitió la obtención de los modos de vibración de las muestras. Sin embargo, los modos obtenidos no están exentos de ruido experimental y es mediante la aplicación de un algoritmo de suavizado, que reduce la influencia del ruido y reconstruye datos faltantes (asociados a errores de medición), que la correcta identificación de los modos a usar sobre los métodos de detección se llevó a cabo. En ciertos modos identificados de las muestras delaminadas se logró detectar la presencia de anomalías asociables a daño estructural, distinguibles de mejor manera a medida que el modo sintonizado fuese a frecuencias naturales mayores.

Para comparar los indicadores bajo sus mejores condiciones, se utilizó el algoritmo *Intersection Over Union*. La mejor predicción según el algoritmo es presentada por los indicadores basados en deformación, curvatura y tercera derivada estimadas mediante point least-squares.

Los indicadores fueron capaces de detectar daño por delaminación en cuatro de cinco escenarios, siendo el escenario no detectado aquel con la delaminación de menor tamaño. Se infiere de los resultados que el uso del *Gapped Smoothing Method* en la construcción de indicadores de daño es efectiva y práctica al no requerir información adicional de la estructura sin daño. En adición, el tratamiento estadístico de Grubbs de selección de *outliers* permitió una mejor visualización del comportamiento de cada indicador bajo un mismo filtro y la posibilidad de evaluación de resultados mediante una metodología de evaluación de predicción.

Las curvaturas estimadas mediante diferencias finitas muestran ser sensibles al daño y al ruido, incluso amplificándolo, y es la implementación de la técnica point least-squares para la estimación de la curvatura la que permite reducir la influencia del ruido, permitiendo obtener un indicador sensible al daño y robusto ante el ruido experimental.

La deformación estimada mediante diferencias finitas, si bien determinó el daño por delaminación, el daño detectado no es distinguible en su totalidad. Por lo que, es posible que de presentarse casos en que las mediciones se realicen en ambientes donde haya mayor ruido experimental o mayor relevancia de errores de montaje, el daño sea difícilmente reconocible, situación visible en la muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada, donde el daño se distigüe escasamente, incluso no se consideró como *outlier* en el tratamiento estadístico. Además, los bordes del mapeo de colores del indicador son graficados como zonas con daño estructural, motivo base del valor del algoritmo *IoU* en este indicador.

En la muestra de aluminio con doble delaminación cuadrada se observa que los indicadores computados mediante PLS muestran la particularidad de poder aproximar los contornos de la delaminación, evento notable debido a que no ocurre lo mismo en la delaminación circular siendo que esta es una circunferencia con dimensiones de ser inscrita en la delaminación cuadrada. Además, son las únicas que lograron detectar el daño pequeño en el mapa de colores asociado a la muestra. Por otro lado, la curvatura estimada mediante diferencias finitas, si bien detectó una sección de la delaminación pequeña, esta es poco clara y minúscula en el mapeo de datos y de outliers respectivamente.

Comparativamente entre los indicadores computados mediante point least-squares, la cuarta derivada parcial del desplazamiento, a pesar de ser capaz de detectar daño, presenta una disminución del valor del *IoU* exagerada en relación con los otros indicadores, además de ser el indicador al que los valores de “*s*” y “*M*” menos influyen.

El algoritmo *IoU* en los indicadores computados mediante PLS en función del valor de tamaño de la subregión de $(2M + 1)$ puntos, muestra tendencia a encontrar un máximo según el grado del polinomio que se esté computando. Otra observación del *IoU* es realizable según el valor del coeficiente de suavizado “*s*”, que en el caso de indicadores asociados a la técnica PLS muestra ser menos influyente en la predicción a medida que el polinomio asociado sea de mayor orden.

De entre los seis indicadores analizados, los basados en la deformación, curvatura y tercera derivada del desplazamiento normal a la superficie de los modos estimadas mediante point least-squares presentan las mejores predicciones de detección según el algoritmo *Intersection Over Union*. Además, el basado en la curvatura fue más efectivo al momento de detectar daño pequeño.

Conclusión

En este trabajo de título se investigó la identificación de daño por delaminación en paneles compuestos, diferenciados por sus componentes y escenarios de daño. La identificación se llevó a cabo utilizando un sistema de correlación de imágenes de alta velocidad y la implementación de indicadores de daño construidos en base a parámetros asociados a la respuesta vibracional de la estructura. Los indicadores de daño utilizados para la investigación fueron basados en la deformación, en la curvatura y en derivadas de orden superior de los desplazamientos normales a la superficie de los modos de vibración.

La utilización de un sistema de correlación de imágenes de alta velocidad permitió la obtención del comportamiento vibracional de las muestras a campo completo, siendo posible la visualización de sus modos vibratoriales directamente desde los datos provenientes de las mediciones. Corroborando su atractivo como método de inspección no destructivo.

Se utilizaron dos técnicas para la estimación de los parámetros vibratoriales de las muestras, diferencias finitas y point least-squares. Aquellos parámetros estimados mediante diferencias finitas presentaron ser sensibles al ruido experimental y por tanto poco confiables. En cambio, los parámetros estimados mediante point least-squares presentaron ser sensibles al daño y robustos ante la presencia de ruido experimental. En particular, los indicadores de daño basados en la deformación, curvatura y tercera derivada del desplazamiento normal a la superficie de los modos estimadas mediante point least-squares presentan las mejores predicciones de detección según el algoritmo *Intersection Over Union*. Además, la detección de delaminaciones pequeñas fue realizada de mejor manera por el indicador basado en la curvatura estimada mediante point least-squares.

Bibliografía

- [1] Fu-Kuo Chang. *Structural health monitoring: current status and perspectives*. Lancaster, Pennsylvania: Technomic publishing, 1997.
- [2] Francisco Seguel. *Identificación de daño en placas tipo sándwich usando un sistema de correlación de imágenes digital y la curvatura de los modos de vibración*. Santiago de Chile: Universidad de Chile, 2016.
- [3] Y. Y. Li, L. Cheng, L. Yam y W. Wong. “Identification of damage locations for plate-like structures using damage sensitive indices: strain modal approach”. En: *Comput. struct* 80.25 (2004), págs. 1881-1894.
- [4] J. R. Vinson. “Sandwich structures: past, present, and future”. En: *Sandwich Structures 7: Advancing with Sandwich Structures and Materials*. Aalborg, Denmark, 2005.
- [5] A. S. Herrmann, P. C. Zahlen, I. Zuardy. “Sandwich structures technology in commercial aviation: Present applications and future trend”. En: *Sandwich Structures 7: Advancing with Sandwich Structures and Materials*. Aalborg, Denmark, 2005.
- [6] O. T. Thomsen. “Sandwich Materials for Wind Turbine Blades”. En: *Present and Future* (2009).
- [7] S. W. Doebling, C. R. Farrar, M. B. Prime et al. “A summary review of vibration-based damage identification methods”. En: *Shock and vibration digest* 30.2 (1999), págs. 91-105.
- [8] D. Garcia. “Robust smoothing of gridded data in one and higher dimensions with missing values”. En: *Computational statistics and data analysis* 54.4 (2010), págs. 1167-1178.
- [9] Scott W. Doebling, Charles R. Farrar, y Michael B. Prime. “A Summary Review of Vibration-Based Identification Methods”. En: *The Shock and Vibration Digest*. 30 (1998), págs. 91-105.
- [10] M. K. Yoon, D. Heider, J. W. Gillespie et al. “Local damage detection using the two-dimensional gapped smoothing method”. En: *Sound Vib*. 279.1 (2005), págs. 119-139.
- [11] M. N. Helfrick, C. Niezrecki, P. Avitabile y T. Schmidt. “3D digital image correlation methods for full-field vibration measurement”. En: *Mech. Syst. Signal Process* 25.3 (2011), págs. 917-927.
- [12] E. Geerling. *Reducción del error experimental en los campos de deformación obtenidos por un sistema de correlación de imágenes digitales*. Santiago de Chile: Universidad de Chile, 2015.
- [13] URL: http://www.globalspec.com/learnmore/materials_chemicals_adhesives/composites_textiles_reinforcements/honeycombs_honeycomb_materials.

- [14] Majamäki J. “Impact Simulations of a Composite Helicopter Structure with MSC.Dytran”. En: *MSC - Worldwide Aerospace Conference and Technology Showcase*. Toulouse, France, 2002.
- [15] R. Hansen. *A High-Magnification UV Lens for High-Temperature Optical Strain Measurements*. Utah State University, 2018.
- [16] Niannian Wang, K. Wang Ri et al. “Structural Displacement Monitoring using Smartphone Camera and Digital Image Correlation”. En: *IEEE Sensors* (2018).
- [17] Zdeněk Smékal. “Difference Equations with Forward and Backward Differences and Their Usage in Digital Signal Processor Algorithms”. En: *RADIOENGINEERING* 15.2 (2006), págs. 45-52.
- [18] V. Meruane, I. Fernández, G. Petrone. “Damage assessment of a sandwich composite panel by means of digital image correlation”. En: 2018.
- [19] F. Grubbs. “Procedures for detecting outlying observations in samples”. En: *Technometrics* 11.1 (1969), págs. 1-21.
- [20] URL: <https://www.pyimagesearch.com/2016/11/07/intersection-over-union-iou-for-object-detection/>.
- [21] P. Moreno-García, H. Lopes et al. “Damage Localisation in Composite Laminated Plates using High Order Spatial Derivates”. En: *Proceedings of the Eleventh International Conference on Computational Structures Technology*. Stirlingshire, Scotland, 2012.