



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

IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE DAÑOS EN PANELES COMPUESTOS
MEDIANTE TRANSFORMADA DE WAVELET

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL MECÁNICO

CRISTÓBAL ALONSO BERNAL BORCOSKI

PROFESOR GUÍA:
VIVIANA MERUANE NARANJO

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
RAFAEL RUIZ GARCÍA
AQUILES SEPÚLVEDA OSSES

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por Proyecto Fondecyt 1170535

SANTIAGO DE CHILE

2019

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL MECÁNICO
POR: CRISTÓBAL ALONSO BERNAL BORCOSKI
FECHA: 2019
PROF. GUÍA: VIVIANA MERUANE NARANJO

IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE DAÑOS EN PANELES COMPUESTOS MEDIANTE TRANSFORMADA DE WAVELET

Los materiales compuestos tipo sándwich han ganado gran popularidad en áreas donde se necesita gran resistencia y bajo peso, tales como aeronáutica y energía, pero a pesar de esta cualidad, cuentan con la problemática de ser susceptibles a daño tipo delaminación, por lo cual se emplean principalmente en componentes secundarios. Un método de identificación de daño que permite detectar a tiempo este tipo de falla es el basado en vibraciones mecánicas, donde algoritmos que emplean Transformada de Wavelet combinados con las curvaturas de los modos de vibración han demostrado un gran potencial.

El objetivo del trabajo de título consistió en desarrollar un algoritmo basado en Transformada de Wavelet que identificara en forma automática la localización y tamaño de daños tipo delaminación en paneles compuestos, tanto simulados por medio de elementos finitos, como experimentales. Para ambos casos se consideró como información de entrada la curvatura de los modos de vibración de los paneles, siendo estos estimados tanto mediante diferencias centrales como por regresión de proceso gaussiano.

El algoritmo de identificación de daño desarrollado emplea la sinergia de la inmunidad al ruido y detección de singularidades débiles de la Transformada de Wavelet con operador de Energía Teager-Kaiser, de igual forma considera una selección automática de función de wavelet y escala en base al principio de máxima entropía, y una binarización del indicador de daño en base al método de umbral automático enfocado en valles.

Las principales conclusiones del trabajo de título realizado fueron que la identificación de daño del algoritmo diseñado posee un buen desempeño, tanto en forma numérica como experimental, siendo superior la identificación de daño al emplear las curvaturas basadas en diferencias centrales. También se observa una buena inmunidad al ruido, así como una gran relación de identificación numérica - experimental, siendo los resultados comparables con el método gapped smoothing, empleado ampliamente en la literatura.

A mi mamá por creer en mí desde siempre, a la Javi por sacar lo mejor de mí con su amor, y a mis amigos por su apoyo, Gracias ...

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación.....	2
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo Principal	3
1.2.2. Objetivos Específicos	3
1.3. Alcances	3
2. Antecedentes	4
2.1. Estructuras tipo Sándwich	4
2.2. Identificación de daño a partir de vibraciones	7
2.3. Curvatura de Modos de Vibración 2D	8
2.3.1. Método de Diferencias Centrales.....	8
2.3.2. Regresión de Proceso Gaussiano (GPR)	9
2.4. Transformada Continua de Wavelet	11
2.4.1. Transformada Continua de Wavelet 2D (CWT-2D).....	11
2.4.2. Funciones de Wavelet	13
2.4.3. Energía y Entropía de Wavelet	14
2.4.4. Aplicaciones de CWT en identificación de daño.	14
2.5. Operador de Energía Teager - Kaiser	16
2.6. Método de Umbral Automático	17
2.6.1. Método Otsu.....	17
2.6.2. Método con Énfasis en Valles.....	18
2.7. Sistema de Correlación de Imágenes de Alta Velocidad (3D DIC).....	20
3. Metodología.....	21
3.1. Algoritmo de identificación de daño	23
3.2. Simulación de Elementos Finitos de Paneles Compuestos.....	24

3.3.	Paneles Compuestos Experimentales	25
3.3.1.	Paneles Compuestos con Núcleo de Aluminio	25
3.3.2.	Panel Compuesto con Núcleo de NOMEX.....	27
4.	Resultados	29
4.1.	Paneles Compuestos Simulados con Elementos Finitos	29
4.1.1.	Curvatura basada en Diferencias Centrales	29
4.1.2.	Curvatura basada en Regresión de Proceso Gaussiano	31
4.2.	Paneles Compuestos Experimentales	33
4.2.1.	Curvatura basada en Diferencias Centrales	33
4.2.2.	Curvatura basada en Regresión de Proceso Gaussiano	35
5.	Análisis de Resultados.....	39
5.1.	Análisis de influencia del ruido en identificación de daño.....	39
5.2.	Comparación de los métodos de obtención de curvatura.....	41
5.3.	Relación de identificación de daño entre los paneles experimentales y simulados	43
5.4.	Comparación del algoritmo con Método Gapped Smoothing.....	45
6.	Conclusión.....	46
	Bibliografía	47

Índice de Tablas

3.1. Propiedades mecánicas del núcleo de aluminio.....	25
3.2. Propiedades mecánicas de las placas externas de aluminio.	25
3.3. Tamaño de daño normalizado caso panel con núcleo de aluminio.	26
3.4. Propiedades del núcleo de NOMEX.....	27
3.5. Propiedades de las placas externas de T300.	27
3.6. Tamaño de daño normalizado caso panel con núcleo de NOMEX.	28
4.1. IoU paneles experimentales con núcleo de aluminio caso diferencias centrales.	34
4.2. IoU panel experimental con núcleo de NOMEX caso diferencias centrales.	35
4.3. IoU paneles experimentales con núcleo de aluminio caso regresión de proceso gaussiano.....	36
4.4. IoU panel experimental con núcleo de NOMEX caso regresión de proceso gaussiano.	38
5.1. Influencia del ruido en la media de IoU.....	39
5.2. Influencia del ruido en la desviación estándar de IoU.	40
5.3. Comparación de identificación paneles experimentales.....	42
5.4. Relación de comparación numérico-experimental caso diferencias centrales.	43
5.5. Relación de comparación numérico-experimental caso regresión de proceso gaussiano.....	43
5.6. Comparación Wavelet-Gapped Smoothing paneles experimentales.....	45

Índice de Ilustraciones

2.1. Estructura y componentes panel tipo Honeycomb. Adaptado de [7].	4
2.2. Daño tipo delaminación en panel compuesto tipo Honeycomb. Adaptado de [4].	5
2.3. Esquema del arreglo empleado en diferencias centrales.	8
2.4. Identificación de daño en placa mediante Transformada de Wavelet. Adaptado de [15].	15
2.5. Escalogramas álabe de turbina eólica en tres escenarios de daño. Adaptado de [16].	15
2.6. Identificación de daño en placa de aluminio [3]. a) Transformada de Wavelet. b) Transformada de Wavelet+TEO.	16
2.7. Problema de detección de defectos con método Otsu [19]. a) Figura original. b) Imagen binaria deseada. c) Imagen binaria basada en método Otsu. d) Resultados de histograma y umbrales.	18
2.8. Detección de defecto en cerámica [19]. a) Figura original. b) Imagen binaria basada en método enfocado en valles. c) Imagen binaria basada en método Otsu. d) Resultados de histograma y umbrales.	19
2.9. Características geométricas de par de cámaras de alta velocidad. Adaptado de [21].	20
3.1. Diagrama de metodología.	21
3.2. Definición grafica de IoU. Adaptado de [12].	22
3.3. Esquema del modelo de elementos finitos utilizado para generar la base de datos. Adaptado de [12].	24
3.4. Escenarios de daño en paneles con núcleo de aluminio [12].	26
3.5. Escenario de daño en panel con núcleo de NOMEX [12].	27
4.1. Selección de factor de suavizado.	29
4.2. Media de IoU simulación basado en diferencias centrales.	30
4.3. Desviación estándar de IoU simulación basado en diferencias centrales.	30
4.4. Selección de parámetros sx y σn .	31
4.5. Media de IoU simulación basado regresión de proceso gaussiano.	32
4.6. Desviación estándar de IoU simulación basado en regresión de proceso gaussiano.	32

4.7. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 1 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	33
4.8. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 2 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	33
4.9. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 3 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	34
4.10. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 4 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	34
4.11. Identificación de daño en panel compuesto NOMEX 1 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	35
4.12. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 1 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	36
4.13. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 2 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	36
4.14. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 3 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	37
4.15. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 4 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	37
4.16. Identificación de daño en panel compuesto NOMEX 1 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en	

Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.	38
5.1. Comparación de Media de IoU.	41
5.2. Comparación de Coeficiente de Variación de IoU.	41

Capítulo 1

Introducción

La identificación de daño en estructuras mediante ensayos no destructivos es un tema de investigación de gran interés debido que los equipos y estructuras reales presentan defectos, los que pueden ocasionar fallas catastróficas o disminución indeseada de los niveles de confiabilidad y disponibilidad de los mismos. Bajo este contexto, la detección de daño basado en vibraciones genera un campo de investigación importante, dado su carácter de detección práctico, eficiente y confiable.

Las aplicaciones de la detección de daño basado en vibraciones han experimentado un notable aumento a lo largo de los últimos años, donde se ha empleado tanto en equipos rotatorios, como placas, vigas y materiales compuestos, por nombrar algunos [1]. Los algoritmos de detección de daño se han basado tanto en frecuencias naturales como modos de vibración en la mayoría de los casos, y se han intensificado en la actualidad, principalmente bajo dos metodologías bien concretas, por un lado, algoritmos basados en curvatura de modos de vibración, y por el otro, con el uso de la Transformada de Wavelet combinada con las deformaciones o curvaturas de los modos de vibración.

La Transformada de Wavelet ha probado ser una herramienta bastante eficaz en la detección y localización de daño al ser combinada con información de los modos de vibración, tanto para casos unidimensionales como bidimensionales, teniendo la particularidad de poseer buena inmunidad al ruido [2]. Es importante mencionar que en los últimos años se ha propuesto una variación interesante consistente en acoplar el uso de Transformada de Wavelet con el Operador de Energía Teager-Kaiser (TEO), obteniendo mejores resultados dada la buena sensibilidad de identificación de singularidades débiles de este último [2] [3].

Por otro lado, los materiales compuestos tipo panal de abejas han ganado gran popularidad en áreas donde se necesita gran resistencia y bajo peso [4], tales como aeronáutica,

automotriz y de generación de energía. A pesar de esta cualidad positiva y distintiva, dado las características propias de su manufactura cuentan con el problema de ser susceptibles a daño tipo delaminación [5], no identificable a simple vista. Esta cualidad ha significado que en la industria este tipo de material sea utilizado principalmente para componentes secundarios.

Considerando los puntos recién mencionados y basándose en investigaciones recientes de detección de daño utilizando la Transformada de Wavelet en señales de vibración en vigas y placas con grietas [2] [3] [6], se propone desarrollar un algoritmo de identificación de daño tipo delaminación en paneles compuestos utilizando la Transformada Continua de Wavelet a partir la curvatura de los modos de vibración.

1.1. Motivación

Considerando que los estudios de identificación de daño tipo delaminación en paneles compuestos mediante Transformada de Wavelet realizados hasta el momento requieren una selección manual de la función de Wavelet y escala correspondiente , además del gran potencial de la técnica de adquisición y procesamiento de los modos de vibración utilizando DIC (Digital Image Correlation), es que se propone combinar ambas técnicas en el desarrollo de un algoritmo de identificación automática de daños en paneles compuestos, donde la selección de la función de Wavelet y escala se realiza mediante el principio de máxima entropía.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo Principal

Desarrollar e implementar un algoritmo basado en Transformada de Wavelet, capaz de identificar en forma automática el tamaño y ubicación de daños tipo delaminación, en paneles compuestos tipo sándwich con núcleo tipo panel de abeja.

1.2.2. Objetivos Específicos

De forma de cumplir con el objetivo principal, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- i. Identificar el efecto del ruido experimental en el desempeño del algoritmo de identificación de daño diseñado.
- ii. Evaluar la influencia de la forma de estimar las curvaturas en el desempeño del algoritmo de identificación de daño.
- iii. Determinar la factibilidad de utilizar la técnica de umbral automático basado en valles en la binarización de los índices de daño.

1.3. Alcances

Desarrollar e implementar un algoritmo basado en transformada de Wavelet, tanto en modos de vibración de paneles simulados por elementos finitos, como en dos configuraciones experimentales: láminas de aluminio con núcleo de aluminio y láminas de fibra de carbono con núcleo NOMEX, obtenidas mediante sistema DIC. Tanto los datos obtenidos por simulación de elementos finitos como los experimentales son entregados por la profesora guía, por lo que no se realizan mediciones experimentales.

Capítulo 2

Antecedentes

2.1. Estructuras tipo Sándwich

Los materiales compuestos con estructura tipo sándwich poseen un gran potencial en múltiples campos de la ingeniería, siendo de especial relevancia en las áreas aeronáutica, automotriz, construcción civil y sistemas de generación de energía. Un grupo particular de estructuras tipo Sándwich son los que poseen un núcleo tipo panel de abeja o *Honeycomb*, los cuales se caracterizan por poseer celdas hexagonales de material liviano [4], tales como NOMEX o KEVLAR.

En forma general, estas estructuras consisten en un sistema de tres materiales interrelacionados, los cuales son: un núcleo liviano, un par de placas delgadas, rígidas y resistentes que conforman las caras, y la capa adhesiva que permite la unión entre los dos tipos de componentes anteriores [5]. En la figura 2.1 se muestra la estructura tipo sándwich con núcleo tipo panel de abeja.

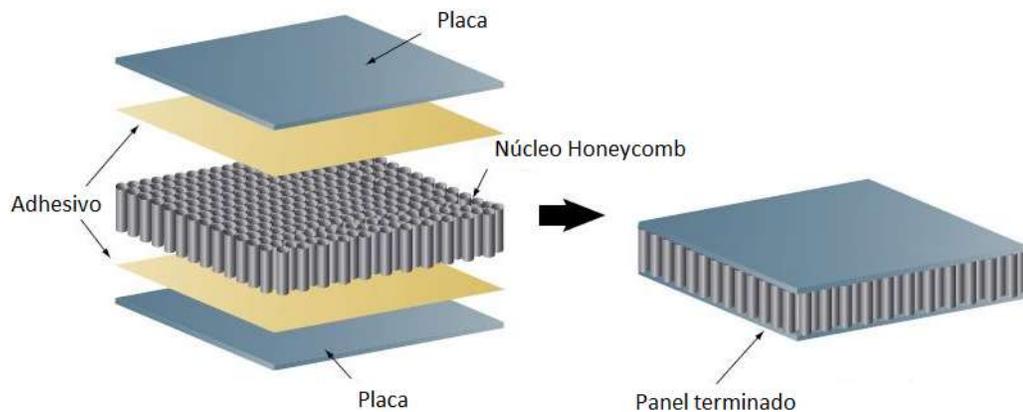


Figura 2.1. Estructura y componentes panel tipo Honeycomb. Adaptado de [7].

El diseño estructural del sándwich ofrece algunas ventajas en las propiedades mecánicas respecto a los materiales convencionales de ingeniería. Comparado con láminas compuestas monolíticas o metales, el concepto del sándwich reduce el peso e incrementa la rigidez, mientras mantiene la resistencia. Incluso se puede alcanzar una resistencia y rigidez superior al incrementar el espesor del núcleo lo cual no aumenta de forma significativa el peso [4].

A pesar de las ventajas antes mencionadas, relacionadas principalmente a la buena relación peso-resistencia, este tipo de estructuras son utilizadas principalmente para componentes secundarios. La explicación de esto se basa en la gran variedad de daños y defectos que pueden sufrir este tipo de estructura, originados tanto en el proceso de manufactura como en servicio.

La delaminación es el tipo de defecto predominante en este tipo de estructura, la cual se caracteriza por la pérdida de adherencia entre el núcleo y placas de las caras, lo que conlleva a una disminución significativa de las propiedades mecánicas del compuesto [5]. Las principales causas de la delaminación están ligadas a impactos de objetos extraños en condiciones de servicio, absorción de agua, degradación por radiación ultravioleta y errores de diseño en el proceso de curado al vacío (manufactura). Cualquiera sea la causa de la delaminación, esta ocasiona una pérdida local del concepto del sándwich impidiendo la correcta transferencia de esfuerzos entre núcleo y las caras.

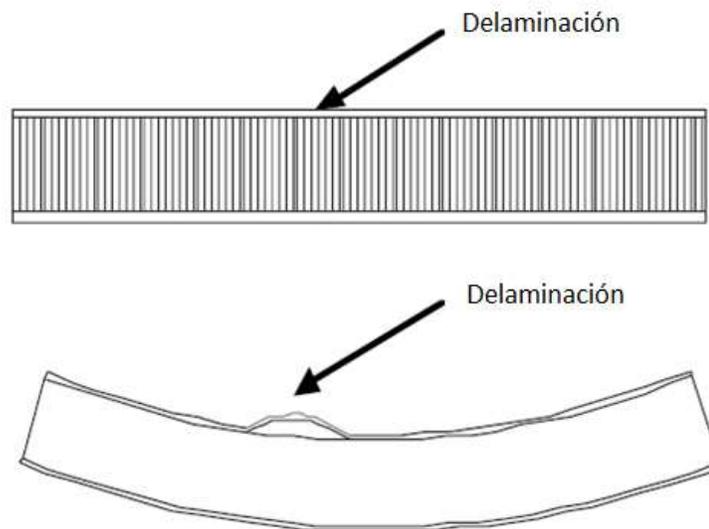


Figura 2.2. Daño tipo delaminación en panel compuesto tipo Honeycomb. Adaptado de [4].

Un ejemplo de delaminación causado por absorción de agua en compuestos tipo Honeycomb se puede observar en el fuselaje de los aviones Boeing 747, donde debido a microfisuras existentes en las caras causadas por impactos, se produce ingreso de agua líquida al núcleo mientras el avión se encuentra en servicio [8]. Una vez que el avión se encuentra a una altura suficientemente elevada, la temperatura exterior disminuye de la temperatura de solidificación permitiendo que el agua se congele aumentando el volumen. Este aumento de volumen causa esfuerzos en las paredes del núcleo y las placas de las caras, que, al repetirse en ciclos dado el constante ascenso y descenso de la aeronave, permite el desprendimiento del núcleo y cara del sándwich, lo que conlleva a la falla tipo delaminación.

Un factor de gran relevancia respecto a la delaminación es su efecto en las propiedades modales de la estructura. Al producirse delaminación las frecuencias naturales de la estructura disminuyen respecto a las de la estructura sana debido a la pérdida de rigidez local. También los modos de vibración varían en su forma respecto a la estructura sana. Es importante mencionar que ambos efectos se observan con mayor claridad a medida que las frecuencias naturales y modos de vibración sean de orden mayor, y el daño tipo delaminación posea más área [5].

Al considerar lo anteriormente descrito, es clara la importancia de la detección temprana de fallas en este tipo de estructuras, principalmente tipo delaminación, de manera de aumentar la confiabilidad y disponibilidad de los equipos y estructuras fabricadas con estos materiales.

2.2. Identificación de daño a partir de vibraciones

La identificación de daño por medio de vibraciones corresponde a un conjunto de técnicas no destructivas, que monitorean y analizan las características del sistema, tanto en el dominio temporal, de frecuencia y modal, con el propósito de detectar cambios que puedan indicar daño o degradación.

Dentro de los tres dominios mencionados, el dominio modal ha sido el más ampliamente utilizado en la detección de daño, esto se debe a dos razones, la primera es que históricamente se utilizó en la literatura con mayor frecuencia desde un comienzo, y la segunda es que las frecuencias naturales y modos de vibración poseen una interpretación física más clara que formas abstractas obtenidas del espacio temporal o de frecuencias. Es importante mencionar que hasta el día de hoy no existe un método eficaz para cualquier tipo de daño y de estructura.

Dependiendo del nivel de identificación de daño, es posible clasificar los métodos en cuatro niveles según Rytter [1]:

- a) Nivel 1: Se determina que el daño está presente en la estructura.
- b) Nivel 2: Se determina la ubicación geométrica del daño.
- c) Nivel 3: Se cuantifica la severidad del daño.
- d) Nivel 4: Se predice la vida en servicio restante de la estructura.

En general los métodos desarrollados en la actualidad permiten llevar hasta el Nivel 3 de la clasificación recién descrita, es decir, aún es complejo predecir la vida de servicio restante de la estructura, a pesar que existen grandes esfuerzos para lograr esta misión.

En el caso de materiales compuestos tipo sándwich existen cambios en las propiedades modales en la estructura con daño tipo delaminación respecto a la estructura sana, además debido a que los daños no son en general perceptibles a simple vista ni son fácilmente detectados por métodos tradicionales no destructivos, es entonces atractivo el uso de detección de daño por medio de vibraciones mecánicas.

2.3. Curvatura de Modos de Vibración 2D

En identificación de daño es común considerar la curvatura de los modos de vibración κ^{2D} como el laplaciano de los modos de vibración $W(x, y)$:

$$\kappa^{2D} = \frac{\partial^2 W(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 W(x, y)}{\partial y^2} = \nabla^2 W(x, y) \quad (2.1)$$

Se presentan dos maneras distintas de estimar la curvatura, la primera basada en diferencias centrales y la segunda mediante regresión de proceso gaussiano.

2.3.1. Método de Diferencias Centrales

Una forma de estimar en forma numérica las derivadas de segundo orden en un arreglo de puntos discretos es mediante diferencias centrales, luego para cada punto (x_i, y_j) de la malla se obtienen los siguientes estimadores [9]:

$$\frac{\partial^2 W(x, y)}{\partial x^2} = \frac{W(x_{i+1}, y_j) - 2W(x_i, y_j) + W(x_{i-1}, y_j))}{h_x^2} \quad (2.2)$$

$$\frac{\partial^2 W(x, y)}{\partial y^2} = \frac{W(x_i, y_{j+1}) - 2W(x_i, y_j) + W(x_i, y_{j-1}))}{h_y^2} \quad (2.3)$$

$$\kappa^{2D} = \frac{W(x_{i+1}, y_j) - 2W(x_i, y_j) + W(x_{i-1}, y_j))}{h_x^2} + \frac{W(x_i, y_{j+1}) - 2W(x_i, y_j) + W(x_i, y_{j-1}))}{h_y^2} \quad (2.4)$$

Donde h_x y h_y son los espaciados del arreglo de puntos en las direcciones x e y respectivamente.

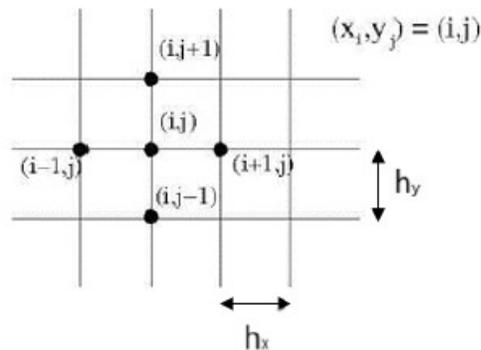


Figura 2.3. Esquema del arreglo empleado en diferencias centrales.

Es importante señalar que este método es válido para todos los puntos de la malla a excepción de los puntos ubicados en los bordes, para los cuales se realiza el procedimiento forward & backward [10].

Dado que el ruido es amplificado por una derivación de segundo orden, se aplica un algoritmo de suavizado basado en la técnica de penalización de mínimos cuadrados. Este algoritmo fue desarrollado por Damien García [11] y tiene como objetivo principal la reducción de ruido experimental, pero adicionalmente permite completar información no recabada, lo cual ocurre al realizar las mediciones con el sistema DIC. El algoritmo requiere la definición de un coeficiente que controla el grado de suavizado, el cual debe ser seleccionado para que no afecte las anomalías asociadas al daño por delaminación, sino que únicamente al ruido experimental.

2.3.2. Regresión de Proceso Gaussiano (GPR)

Si se considera el modo experimental r de un set de entrenamiento $D = \langle \mathbf{X}, \mathbf{W}_r \rangle$, donde $\mathbf{X} = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)]$ son las coordenadas de los puntos del arreglo y $\mathbf{W}_r = [W_r(x_1, y_1), W_r(x_2, y_2), \dots, W_r(x_n, y_n)]$ son los desplazamientos de los modos de vibración correspondientes a cada punto. El modo de vibración experimental es obtenido de un proceso con ruido, siendo expresado como:

$$W_r(x_i, y_i) = f(x_i, y_i) + \epsilon \quad (2.5)$$

Donde ϵ corresponde al ruido gaussiano con media cero y varianza σ_n^2 .

Dado el set de entrenamiento $D = \langle \mathbf{X}, \mathbf{W}_r \rangle$, la predicción de la regresión de proceso gaussiano (GPR) para la media del modo de vibración en el punto (x_*, y_*) es [12]:

$$W_r^s(x_*, y_*) = \mathbf{k}_*^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{W}_r \quad (2.6)$$

Donde \mathbf{k}_* es un vector que contiene el kernel entre el punto de test (x_*, y_*) y los puntos del arreglo \mathbf{X} y se expresa:

$$\mathbf{k}_*[i] = k((x_*, y_*), (x_i, y_i)) \quad (2.7)$$

La función k corresponde a la función de autocorrelación del GPR. Por otro lado, la matriz \mathbf{K} es la matriz de kernel de los puntos del arreglo:

$$\mathbf{K}[i, j] = k((x_i, y_i), (x_j, y_j)) \quad (2.8)$$

La función de kernel más utilizada es la Gaussiana con ruido, la cual se puede expresar como:

$$k((x_i, y_i), (x_j, y_j)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{(x_i-x_j)^2}{s_x^2} + \frac{(y_i-y_j)^2}{s_y^2}\right)} + \sigma_n^2 \delta_{ij} \quad (2.9)$$

Siendo s_x^2 y s_y^2 las escalas de longitud, que relejan la suavidad relativa del proceso a lo largo de las direcciones x e y , respectivamente. El parámetro σ_n^2 considera el ruido global del proceso y δ_{ij} es el delta de Kronecker.

El modo de vibración suavizado W_r^s es estimado al evaluar la ecuación x en los puntos del arreglo. Es posible entonces obtener las curvaturas de los modos de vibración en forma analítica, es decir, sin diferenciación numérica, como:

$$\frac{\partial^2 W_r^s(x_*, y_*)}{\partial x^2} = [\mathbf{k}_{*xx}]^T \mathbf{K}^{-1} W_r, \quad (2.10)$$

y

$$\frac{\partial^2 W_r^s(x_*, y_*)}{\partial y^2} = [\mathbf{k}_{*yy}]^T \mathbf{K}^{-1} W_r \quad (2.11)$$

Donde \mathbf{k}_{*xx} y \mathbf{k}_{*yy} son los vectores que contienen las derivadas de segundo orden de la función kernel evaluada entre el punto de test (x_*, y_*) y los puntos del arreglo \mathbf{X} . Estas derivadas de segundo orden del kernel se expresan:

$$\frac{\partial^2 k}{\partial x^2}((x_i, y_i), (x_j, y_j)) = \left[\left(\frac{x_i - x_j}{s_x^2} \right)^2 - \frac{1}{s_x^2} \right] k((x_i, y_i), (x_j, y_j)) \quad (2.12)$$

y

$$\frac{\partial^2 k}{\partial y^2}((x_i, y_i), (x_j, y_j)) = \left[\left(\frac{y_i - y_j}{s_y^2} \right)^2 - \frac{1}{s_y^2} \right] k((x_i, y_i), (x_j, y_j)) \quad (2.13)$$

2.4. Transformada Continua de Wavelet

2.4.1. Transformada Continua de Wavelet 2D (CWT-2D)

Una wavelet de dos dimensiones es una función oscilatoria, real o compleja $\psi(\vec{x}) \in L^2(\mathbb{R}^2, d^2x)$, donde $L^2(\mathbb{R}^2, d^2x)$ corresponde el espacio cuadrado-integrable de Hilbert de dos dimensiones. La función $\psi(\vec{x})$ es llamada madre wavelet y se ubica tanto en el espacio temporal/espacial como de frecuencias, la cual debe cumplir con el siguiente criterio de admisibilidad:

$$c_\varphi \equiv (2\pi)^2 \int_{\mathbb{R}^2} d^2\vec{k} \frac{|\hat{\psi}(\vec{k})|^2}{|\vec{k}|^2} < \infty \quad (2.14)$$

Donde $\hat{\psi}$ es la transformada de Fourier de ψ y $|\vec{k}|^2 = (k_1)^2 + (k_2)^2$.

Basado en el criterio de admisibilidad, las wavelets permiten transformaciones espaciales de la señal, como lo son traslación, dilatación y rotación, las cuales se pueden escribir en forma unitaria aplicadas a una wavelet $\psi(\vec{x})$:

- i. **Traslación:** $\psi_{\vec{b}}(\vec{x}) = \psi(\vec{x} - \vec{b})$, $\vec{b} \in \mathbb{R}^2$
- ii. **Dilatación:** $\psi_a(\vec{x}) = a^{-1}\psi(a^{-1}\vec{x})$, $a > 0$
- iii. **Rotación:** $\psi_\theta(\vec{x}) = \psi(r_\theta(\vec{x}))$, $\theta \in [0, 2\pi)$ y donde $r_\theta \equiv \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$ es la matriz de rotación.

Si se consideran las tres transformaciones recién descritas en forma conjunta se obtiene la familia de wavelets $\psi_{\vec{b},a,\theta}(\vec{x}) = a^{-1}\psi(a^{-1}r_\theta(\vec{x} - \vec{b}))$, la cual es un espacio denso en $L^2(\mathbb{R}^2)$.

Teniendo en consideración lo recién descrito, la Transformada de Wavelet en dos dimensiones de una señal $s(\vec{x}) \in L^2(\mathbb{R}^2, d^2x)$ se define como el producto punto de la señal $s(\vec{x})$ y la familia de wavelets $\psi_{\vec{b},a,\theta}(\vec{x})$ [13]:

$$S(\vec{b}, a, \theta) = \langle \psi_{\vec{b},a,\theta} | s \rangle = a^{-1} \int_{\mathbb{R}^2} d^2\vec{x} \overline{\psi(a^{-1}r_\theta(\vec{x} - \vec{b}))} s(\vec{x}) \quad (2.15)$$

También es posible definir la Transformada de Wavelet en el dominio de frecuencias utilizando las transformadas de Fourier de las funciones $s(\vec{x})$ y $\psi_{\vec{b},a,\theta}(\vec{x})$:

$$S(\vec{b}, a, \theta) = a \int_{\mathbb{R}^2} d^2\vec{k} e^{i\vec{b}\cdot\vec{k}} \overline{\widehat{\psi}(ar_{\theta}(\vec{k}))} \widehat{s}(\vec{k}) \quad (2.16)$$

Una característica importante es que la Transformada de Wavelet funciona como un filtro local de la señal, dado que esencialmente es una convolución de una función φ de media cero con la señal $s(\vec{x})$, es decir, la Transformada $S(\vec{b}, a, \theta)$ sólo posee un valor apreciable en aquellas regiones del espacio de parámetros (\vec{b}, a, θ) donde existe la señal. Esta propiedad de filtrado posee las siguientes características dependiendo de la escala utilizada [13]:

- Si $a \gg 1$, $\psi_{\vec{b},a,\theta}$ es una ventana amplia, mientras $\widehat{\psi}_{\vec{b},a,\theta}$ es muy aguda alrededor de una frecuencia espacial $r_{\theta}(\vec{k}_0)/a$, luego esta transformada es más sensible a bajas frecuencias espaciales.
- Si $a \ll 1$, $\psi_{\vec{b},a,\theta}$ es una ventana pequeña, mientras $\widehat{\psi}_{\vec{b},a,\theta}$ es amplia y centrada alrededor de una frecuencia espacial $r_{\theta}(\vec{k}_0)/a$, luego esta transformada es más sensible a altas frecuencias espaciales.

Como el análisis de Wavelet opera a un ancho de banda relativo constante, $\frac{\Delta k}{k} = \text{const}$, donde $k = |\vec{k}|$, el análisis es más eficiente a altas frecuencias espaciales o escalas pequeñas.

Además de lo recién mencionado, en la detección de singularidades de una señal los *vanishing moments* juegan un rol importante. Una wavelet posee N *vanishing moments* si la siguiente ecuación es satisfecha:

$$\int_{\mathbb{R}^2} d^2\vec{x} x^{\alpha} y^{\beta} \psi(\vec{x}) = 0, \quad \vec{x} = (x, y), \quad 0 \leq \alpha + \beta \leq N \quad (2.17)$$

Esto implica que la Transformada de Wavelet es ciega a la parte más suave de la señal, es decir hasta grado N , mientras que la parte de grado superior o igual a $N+1$ es identificada. Las discontinuidades se caracterizan por ser saltos agudos en la señal, de grado mayor al resto de la señal, por lo que estos son fácilmente detectados mediante el análisis de Wavelet.

2.4.2. Funciones de Wavelet

La principal clasificación de las funciones de wavelet bidimensionales se basa la capacidad de detectar características direccionales en una señal [13]. Basado en este criterio las funciones de wavelet se pueden clasificar como:

- I. **Wavelets Isotrópicas**: Son aquellas que tienen como función identificar características puntuales de la señal, luego son invariantes ante rotaciones causadas por el ángulo θ . A continuación, se dan ejemplos con su definición espacial o frecuencial:

- (i) Mexican Hat:

$$\psi_{MH}(\vec{x}) = (2 - |\vec{x}|)\exp\left(-\frac{1}{2}|\vec{x}|^2\right) \quad (2.18)$$

- (ii) Pet Hat:

$$\hat{\psi}_{PH}(\vec{k}) = \begin{cases} \cos^2\left(\frac{\pi}{2}\log_2\frac{|\vec{k}|}{2\pi}\right) & \rightarrow \pi < |\vec{k}| < 4\pi \\ 0 & \end{cases} \quad (2.19)$$

- (iii) Difference of Gaussians (DoG):

$$\psi_{DoG}(\vec{x}) = \frac{1}{2\alpha^2}\exp\left(-\frac{1}{2\alpha^2}|\vec{x}|^2\right) - \exp\left(-\frac{1}{2}|\vec{x}|^2\right), \quad 0 < \alpha < 1 \quad (2.20)$$

- II. **Wavelets Direccionales**: Son aquellas donde su misión principal es detectar características direccionales en una señal, luego su efectividad depende la correcta selección del ángulo de rotación θ . Dos ejemplos de este tipo de wavelet corresponden a Morlet y Derivate of Gaussian:

- (i) Morlet:

$$\psi_M(\vec{x}) = \exp(i\vec{k}_0 \cdot \vec{x}) \exp\left(-\frac{1}{2}|A\vec{x}|^2\right) - \exp\left(-\frac{1}{2}|A^{-1}k_0|^2\right) \exp\left(-\frac{1}{2}|A\vec{x}|^2\right) \quad (2.21)$$

Donde \vec{k}_0 es el vector de onda y $A = \text{diag}[\epsilon^{-\frac{1}{2}}, 1]$, $\epsilon \geq 1$, es la matriz de anisotropía. Un caso particular es cuando $\epsilon = 1$, con lo que se obtiene la función de Gabor, la cual es isotrópica:

$$\psi_{Ga}(\vec{x}) = \exp(i\vec{k}_0 \cdot \vec{x}) \exp\left(-\frac{1}{2}|\vec{x}|^2\right) \quad (2.22)$$

(ii) Derivate of Gaussian:

$$\psi_G(\vec{x}) = \frac{d}{dx} \exp\left(-\frac{|\vec{x}|^2}{\sigma^2}\right), \quad \sigma > 0 \quad (2.23)$$

2.4.3. Energía y Entropía de Wavelet

La energía E de una señal bidimensional $S(x, y)$ de tamaño $M \times N$ obtenida como resultado del uso de la Transformada de Wavelet, se puede calcular para cada escala a como la suma de los cuadrados de cada coeficiente:

$$E_a = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |S(x, y)_a|^2 \quad (2.24)$$

A partir de la definición de energía por escala y buscando normalizar los valores, se puede definir la proporción de energía de wavelet $p(x, y)$ como:

$$p(x, y)_a = \frac{|S(x, y)_a|^2}{E_a} \quad (2.25)$$

Basado en la definición de Entropía de Shannon, es posible definir la entropía de wavelet S_{WT} para cada escala a , como la cuantificación de la medida del desorden de una señal bidimensional [14]:

$$S_{WT_a} = - \sum_{x=1}^M \sum_{i=1}^N p(x, y)_a \ln[p(x, y)_a] \quad (2.26)$$

2.4.4. Aplicaciones de CWT en identificación de daño.

Tanto la Transformada de Wavelet en una dimensión como en dos dimensiones han sido utilizadas en la detección de daño a lo largo de los últimos 15 años, basados principalmente en la buena inmunidad al ruido de las wavelets. Las primeras aplicaciones de la Transformada Continua de Wavelet en esta área se remontan a estudios de detección de grietas en vigas, donde en conjunto con los desplazamientos de los modos de vibración permitieron tanto la identificación del daño, como la ubicación de la grieta [2]. Para esto se utilizaron wavelets de una dimensión, como por ejemplo Mexican Hat o Morlet.

Posteriormente las aplicaciones se enfocaron en placas, por lo cual se comienza a utilizar la Transformada de Wavelet en dos dimensiones, en esta área se utilizan en conjunto

con los desplazamientos o la curvatura de los modos de vibración [3], [6], [15]. Para poder lograr la detección de grietas se utilizaron diferentes tipos de wavelets, tales como Pet Hat o Mexican Hat.

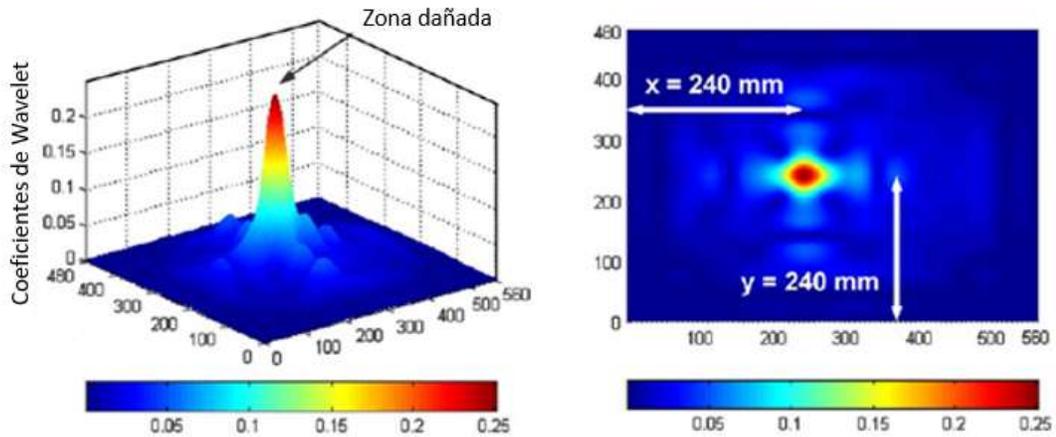


Figura 2.4. Identificación de daño en placa mediante Transformada de Wavelet. Adaptado de [15].

En el área de detección de daño tipo delaminación en materiales compuestos, sólo se encuentra una investigación que utilice CWT, específicamente en alabes de turbinas eólicas [16], utilizando para este trabajo una wavelet tipo Gaussian de una dimensión.

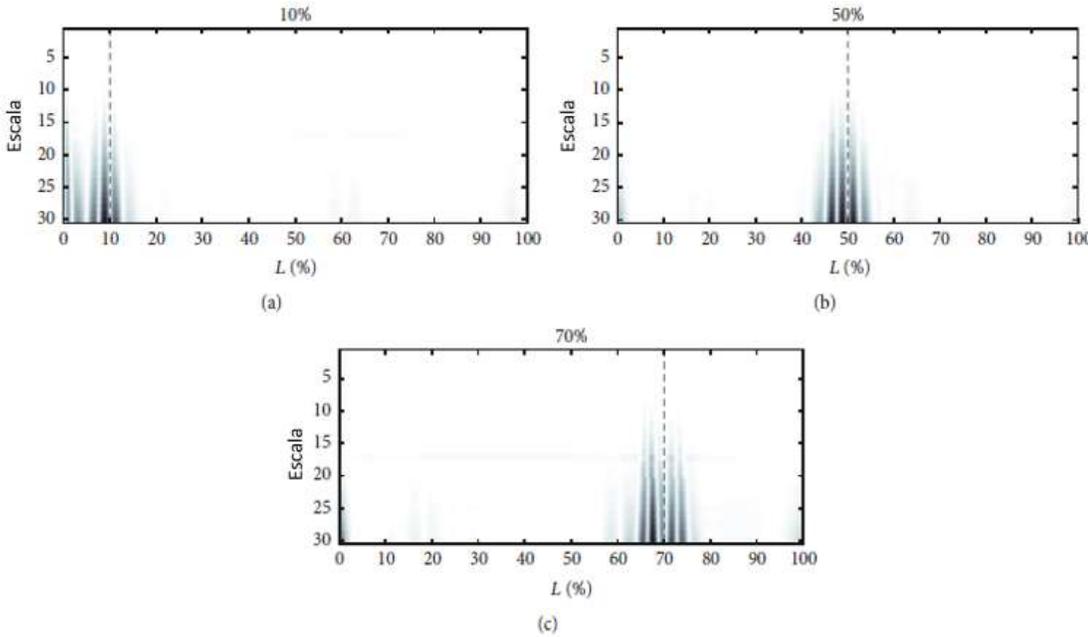


Figura 2.5. Escalogramas álabo de turbina eólica en tres escenarios de daño. Adaptado de [16].

2.5. Operador de Energía Teager - Kaiser

El operador de energía Teager-Kaiser es una herramienta que permite estimar la energía local, en el caso espacial; o instantánea, en el caso temporal de una señal. Tanto la versión unidimensional como la de bidimensional ha sido usada para facilitar la detección de singularidades débiles en señales. Se trata de un operador no lineal, cuya expresión en una y dos dimensiones de una señal son las siguientes:

- TEO 1D:

$$\Psi(f[j]) = f^2[j] - f[j - 1]f[j + 1] \quad (2.27)$$

- TEO 2D:

$$\Psi(f[j, k]) = 2f^2[j, k] - f[j - 1, k]f[j + 1, k] - f[j, k - 1]f[j, k + 1] \quad (2.28)$$

En el área de detección de daño se ha utilizado en conjunto con la Transformada Continua de Wavelet y las curvaturas de los modos de vibración, de forma de aprovechar la inmunidad al ruido de la Transformada de Wavelet y la detección de singularidades, incluso débiles, en la señal del operador de energía Teager-Kaiser. En este ámbito se ha utilizado para la detección de grietas en vigas y placas de aluminio, obteniendo resultados con gran exactitud en la localización y forma de la falla [2] [3].

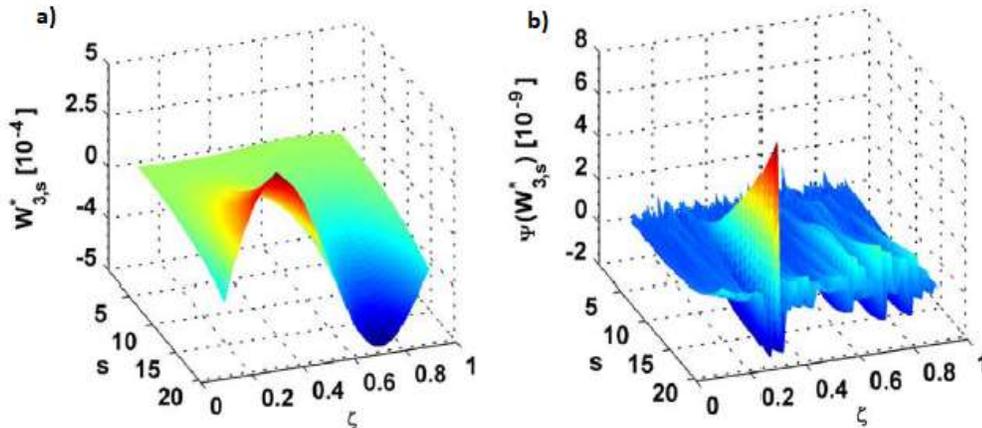


Figura 2.6. Identificación de daño en placa de aluminio [3]. a) Transformada de Wavelet.
b) Transformada de Wavelet+TEO.

2.6. Método de Umbral Automático

2.6.1. Método Otsu

Una imagen puede representarse como una función de intensidad de niveles de grises de dos dimensiones $f(x, y)$. El valor de $f(x, y)$ es nivel de la intensidad del gris, el que va desde un valor 0 a $L - 1$, donde L es el número de distintos niveles de grises. Suponiendo que el número de pixeles con nivel de gris i es n_i y que n es el número total de pixeles de la imagen, la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris i es definido como:

$$p_i = \frac{n_i}{n} \quad (2.29)$$

Considerando lo anterior, promedio de la intensidad de grises de la imagen se puede calcular como:

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i \quad (2.30)$$

En el caso de un umbral simple, los pixeles de la imagen se dividen en dos clases $C_1 = \{0, 1, \dots, t\}$ y $C_2 = \{t + 1, t + 2, \dots, L - 1\}$, donde t es el valor del umbral. Las probabilidades de ambas clases son:

$$\omega_1(t) = \sum_{i=0}^t p_i \quad y \quad \omega_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \quad (2.31)$$

El nivel de grises medio de ambas clases se puede calcular como:

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^t ip_i / \omega_1(t) \quad y \quad \mu_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} ip_i / \omega_2(t) \quad (2.32)$$

Utilizando análisis del discriminante, Otsu [17] concluyó que el umbral óptimo t^* puede ser determinado maximizando la varianza entre clases, es decir:

$$t^* = Arg \operatorname{Max}_{0 \leq t < L} \{ \omega_1(t)(\mu_1(t) - \mu_T)^2 + \omega_2(t)(\mu_2(t) - \mu_T)^2 \} \quad (2.33)$$

Una forma simplificada y equivalente fue dada por Liao [18], la cual indica que el umbral óptimo t^* se puede obtener como:

$$t^* = \text{Arg Max}_{0 \leq t < L} \{ \omega_1(t) \mu_1(t)^2 + \omega_2(t) \mu_2(t)^2 \} \quad (2.34)$$

El método de Otsu es fácilmente extensible a múltiples umbrales en una imagen. Considerando $M - 1$ umbrales que dividen la imagen en M clases $C_1 \sim C_M$, donde los umbrales óptimos $\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_{M-1}^*\}$ son calculados como:

$$\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_{M-1}^*\} = \text{Arg Max}_{0 \leq t_1 < \dots < t_{M-1} < L} \left\{ \sum_{k=1}^M \omega_k \mu_k^2 \right\} \quad (2.35)$$

Es importante mencionar que el método Otsu posee un buen rendimiento en binarización de imágenes en caso de histogramas bimodales o multimodales, pero tiene un rendimiento pobre frente a imágenes con histogramas más bien unimodales, como son el caso de pequeños defectos o fallas en una imagen.

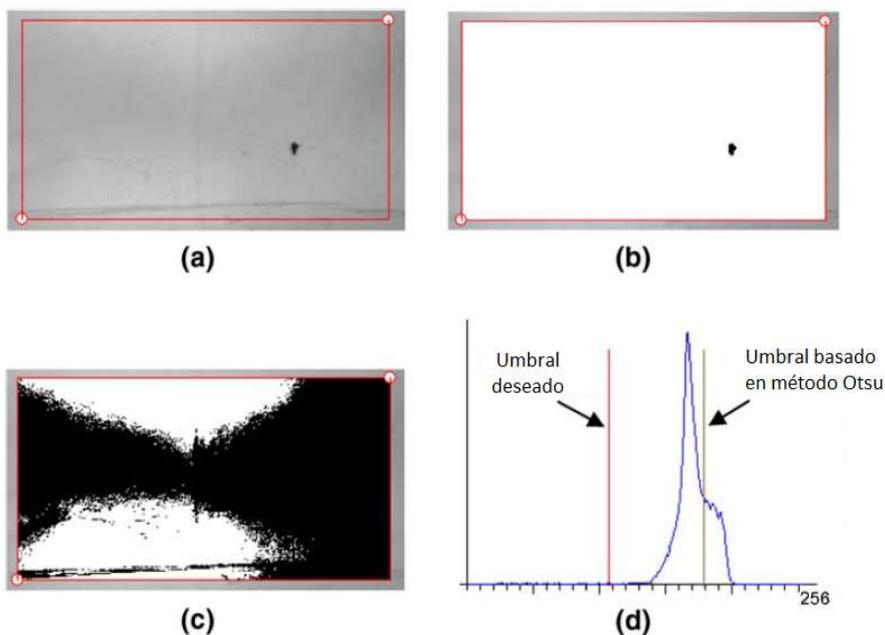


Figura 2.7. Problema de detección de defectos con método Otsu [19]. a) Figura original. b) Imagen binaria deseada. c) Imagen binaria basada en método Otsu. d) Resultados de histograma y umbrales.

2.6.2. Método con Énfasis en Valles

Este método es una modificación del Método Otsu enfocada en mejorar su rendimiento frente a imágenes unimodales. El método se basa en la observación de que la probabilidad de ocurrencia del umbral p_t debe ser bajo [19].

En base a lo anterior se define el umbral del método con énfasis en valles, como aquel que valor que tenga una baja probabilidad de ocurrencia y a la vez maximice la varianza entre clases definida por Otsu:

$$t^* = \mathit{Arg} \underset{0 \leq t < L}{\mathit{Max}} \{ (1 - p_t)(\omega_1(t)\mu_1(t)^2 + \omega_2(t)\mu_2(t)^2) \} \quad (2.36)$$

La clave en la formulación del método basado en valles es el uso del factor $(1 - p_t)$ en la formulación de Otsu. Mientras menor sea el valor de p_t (baja probabilidad de ocurrencia), mayor será el valor del factor $(1 - p_t)$, luego esto permite asegurar que el umbral resultante siempre se ubicara en un valle o punto bajo de la distribución del nivel de grises.

El método con énfasis en valles es generalizable para múltiples umbrales. Para un caso de M clases, los umbrales óptimos $\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_{M-1}^*\}$ están dados por:

$$\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_{M-1}^*\} = \mathit{Arg} \underset{0 \leq t_1 < \dots < t_{M-1} < L}{\mathit{Max}} \left\{ \left(1 - \sum_{j=1}^{M-1} p_{t_j} \right) \left(\sum_{k=1}^M \omega_k \mu_k^2 \right) \right\} \quad (2.37)$$

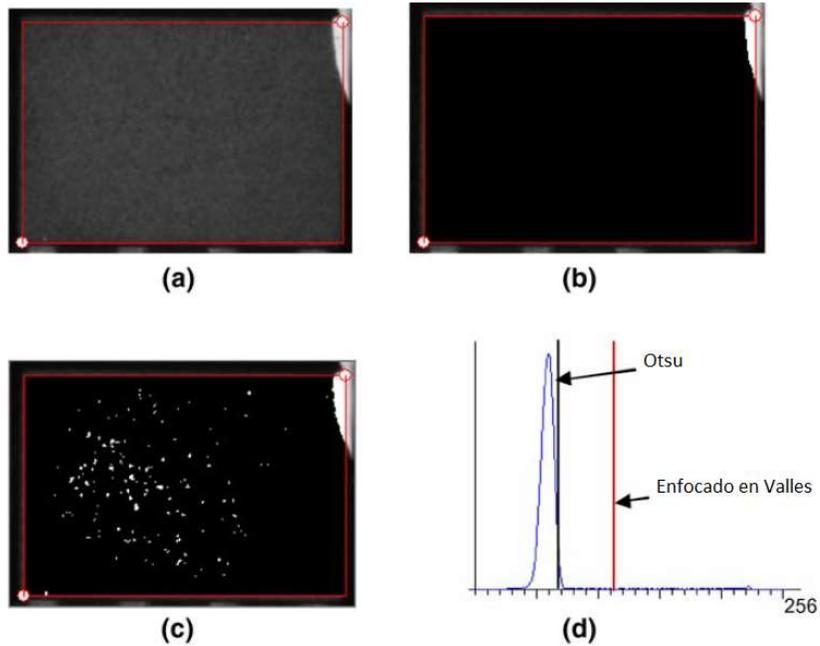


Figura 2.8. Detección de defecto en cerámica [19]. a) Figura original. b) Imagen binaria basada en método enfocado en valles. c) Imagen binaria basada en método Otsu. d) Resultados de histograma y umbrales.

2.7. Sistema de Correlación de Imágenes de Alta Velocidad (3D DIC)

El sistema de correlación de imágenes de alta velocidad es empleado para obtener la forma, deformación y esfuerzos de cuerpos tridimensionales sujetos a vibración o fuerzas externas, mediante el uso de un sistema de un par de cámaras estéreo de alta velocidad y un computador.

Este sistema se basa en digitalizar los valores de la intensidad de la luz a lo largo de un arreglo rectangular de pixeles incorporado en las cámaras. Cada celda del arreglo un valor número en escala de grises relacionado con la luz reflejada desde el objeto. A partir de un proceso de correlación, el computador puede reconocer y seguir un punto específico definido por los valores circundantes de intensidad de la luz en un set de imágenes, luego siguiendo un grupo de puntos discretos en imágenes tomadas por las cámaras estéreo, y aplicando principios de fotogrametría, es posible determinar los desplazamientos, forma y esfuerzos del objeto. [20]

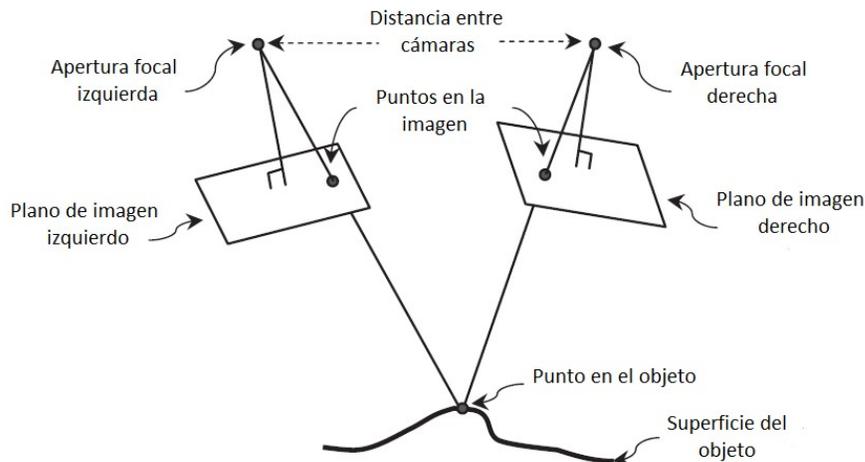


Figura 2.9. Características geométricas de par de cámaras de alta velocidad. Adaptado de [21].

Los estudios de vibraciones requieren generalmente de la medición de pequeños desplazamientos, por lo tanto, se debe entender la sensibilidad de las mediciones mediante el sistema DIC, especialmente para mediciones en dirección fuera del plano. En este sentido, se debe conocer la relación entre el tamaño del pixel y el tamaño del objeto, para lo cual se divide el ancho del campo de visión por el número de pixeles activos a lo largo del ancho del arreglo de pixeles, con la intención de obtener una distancia por pixel. Como es esperable, a medida que este valor aumenta, la sensibilidad disminuye [21].

Capítulo 3

Metodología

En esta sección se presenta la metodología empleada para el desarrollo del trabajo de título. Para esto, se detalla el algoritmo de detección de daño diseñado en base a Transformada de Wavelet, se presentan las características de la base de datos de las simulaciones numéricas del modelo de elementos finitos de placa compuesta con delaminación, y se entregan las propiedades de las placas compuestas obtenidas experimentalmente con este tipo de daño.

La metodología utilizada en la memoria consta de cinco pasos principales, los cuales se muestran en el diagrama de flujo de la figura 3.1. Es importante mencionar, que los pasos mencionados se utilizan tanto para los datos obtenidos por método de elementos finitos como experimentales, además se emplea el Software MATLAB en conjunto con Wavelet Toolbox para el desarrollo de los algoritmos de daño.

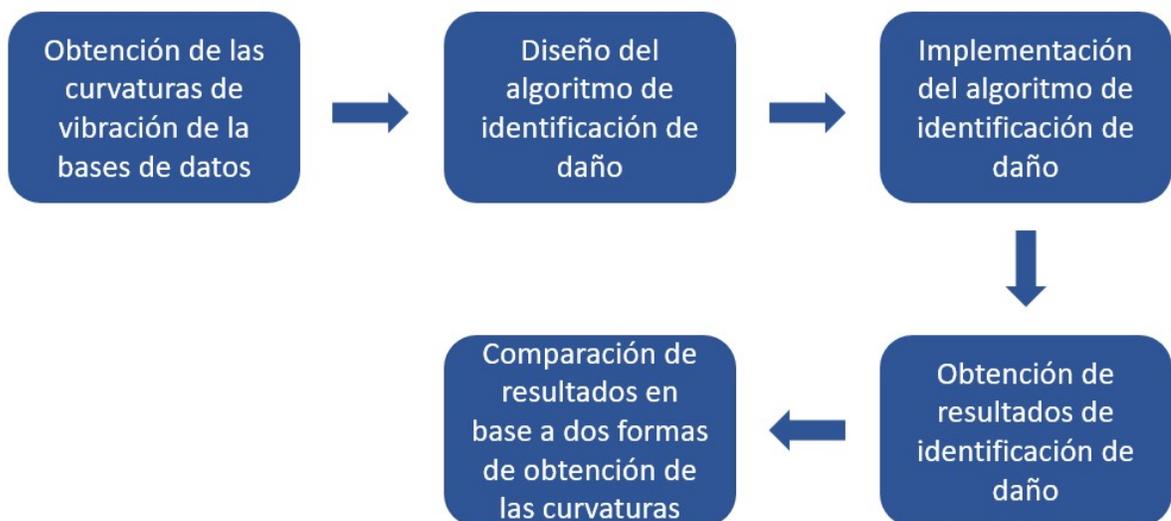


Figura 3.1. Diagrama de metodología.

La manera utilizada de comparar los resultados de identificación se denomina Intersection over Union (IoU), el cual ha sido ampliamente utilizado para evaluar la detección de objetos y algoritmos de segmentación. Para identificación de daño, esta métrica es calculada dividiendo el área de intersección entre las regiones predichas y dañada, con el área de la unión de ambas regiones [12].

$$IoU = \frac{\text{Área de intersección}}{\text{Área de unión}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (3.1)$$

Donde TP, FN y FP son los verdaderos positivos, falsos negativos y falsos positivos, respectivamente.

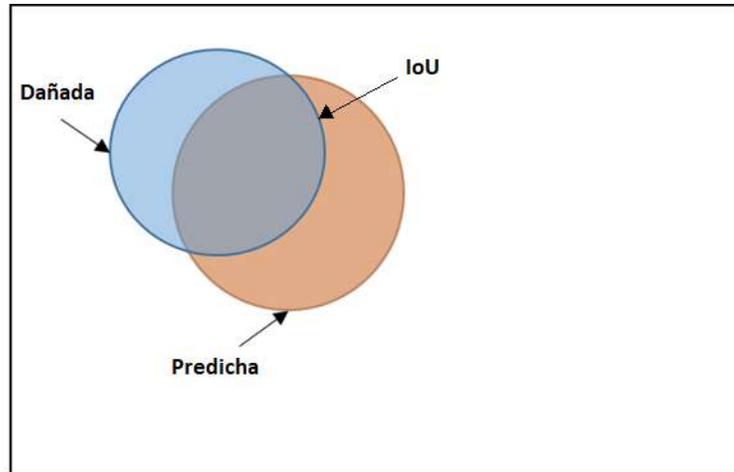


Figura 3.2. Definición gráfica de IoU. Adaptado de [12].

3.1. Algoritmo de identificación de daño

El algoritmo de identificación de daño diseñado se basa en aplicar Transformada de Wavelet en las curvaturas de los modos de vibración, ya sean de datos numéricos o experimentales, considerando tres diferentes funciones isotrópicas de Wavelet, y basado en el principio de máxima entropía para la selección de escala y función base. Además, se utiliza el operador de energía Teager- Kaiser para intensificar singularidades y disminuir ruido, obteniendo finalmente el indicador de daño como una imagen binarizada en forma automática mediante método del umbral con énfasis en valles. Para cada escenario de daño, el algoritmo puede ser organizado de la siguiente forma:

1. Elección de tres funciones de wavelet isotrópicas: Mexican Hat, Iso-Morlet (Gabor) y DoG.
2. Suma punto a punto de los valores absolutos de las curvaturas disponibles.
3. Selección de escalas entre 0.1 y 2, con espaciado uniforme de 0.2. En total, se consideran 100 escalas.
4. Cálculo de los coeficientes de wavelet, para cada función de wavelet seleccionada.
5. Selección de escala basado en máxima entropía, para cada función de wavelet utilizada.
6. Cálculo de TEO 2D de cada señal resultante, obteniendo tres índices de daño, correspondientes a cada función de wavelet.
7. Binarización de las tres señales obtenidas con TEO, mediante método del umbral automático con énfasis en valles.
8. Selección de imagen binarizada e índice de daño correspondiente, basado en máxima entropía entre las tres imágenes binarias resultantes.
9. Cálculo de la métrica de desempeño IoU para la imagen binarizada seleccionada.

3.2. Simulación de Elementos Finitos de Paneles Compuestos

El modelo de elementos finitos utilizado para generar la base de datos corresponde a una estructura de tres capas unidas por resortes lineales entre sí, donde la delaminación se modela como una disminución local de la rigidez de los resortes que unen al núcleo y la placa externa en la zona del daño [12]. El modelo simula un panel tipo Honeycomb con núcleo y placas externas de aluminio.

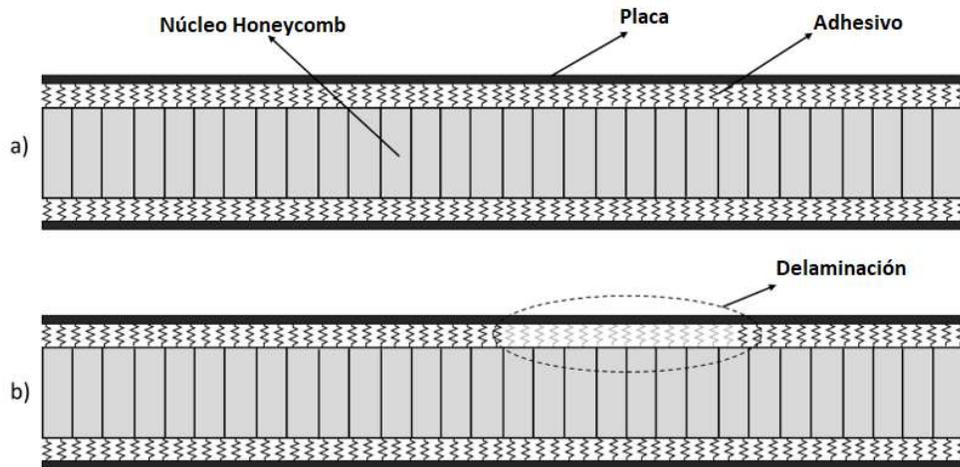


Figura 3.3. Esquema del modelo de elementos finitos utilizado para generar la base de datos.
Adaptado de [12].

La base de datos obtenida de la simulación por elementos finitos utilizada en la memoria consta de 500 escenarios de daño circulares generados al azar, con tamaño entre 1 y 10 cm, donde los datos entregados corresponden a las matrices de desplazamientos de los 10 primeros modos de vibración de los paneles.

3.3. Paneles Compuestos Experimentales

En el caso de los paneles compuestos experimentales, es importante mencionar que las mediciones fueron realizadas con anterioridad mediante un sistema DIC por parte de la profesora guía. La base de datos entregada consta de 4 paneles compuestos tipo Honeycomb con núcleo y placas de aluminio, y 1 panel con núcleo de NOMEX y placas de fibra de carbono.

3.3.1. Paneles Compuestos con Núcleo de Aluminio

Los paneles compuestos con núcleo de aluminio experimentales poseen las propiedades mecánicas, del núcleo y las placas externas, que se muestran en las tablas 3.1 y 3.2, respectivamente. Las dimensiones de todos los paneles son de 0.35 m × 0.25 m x 0.021 m.

Tabla 3.1. Propiedades mecánicas del núcleo de aluminio.

Tamaño de celda	19.1 mm
Espesor pared de celda	5×10^{-5} m
Espesor núcleo	10 mm
Densidad	20.8 kg/m ³
Resistencia a la compresión	0.448 MPa
Resistencia al corte longitudinal	0.345 MPa
Módulo de corte longitudinal	89.63 MPa
Resistencia al corte transversal	0.241 MPa
Módulo de corte transversal	41.37 MPa

Tabla 3.2. Propiedades mecánicas de las placas externas de aluminio.

Espesor	0.8 mm
Módulo de Elasticidad	6.9×10^{10} Pa
Coefficiente de Poisson	0.33
Densidad	2700 kg/m ³

Los escenarios de daño de los paneles se pueden visualizar en la figura 3.4, donde las zonas dañadas están encerradas en rojo, los casos 1 y 4 presentan una sola delaminación, mientras que los casos 2 y 3 presentan dos daños de este tipo.

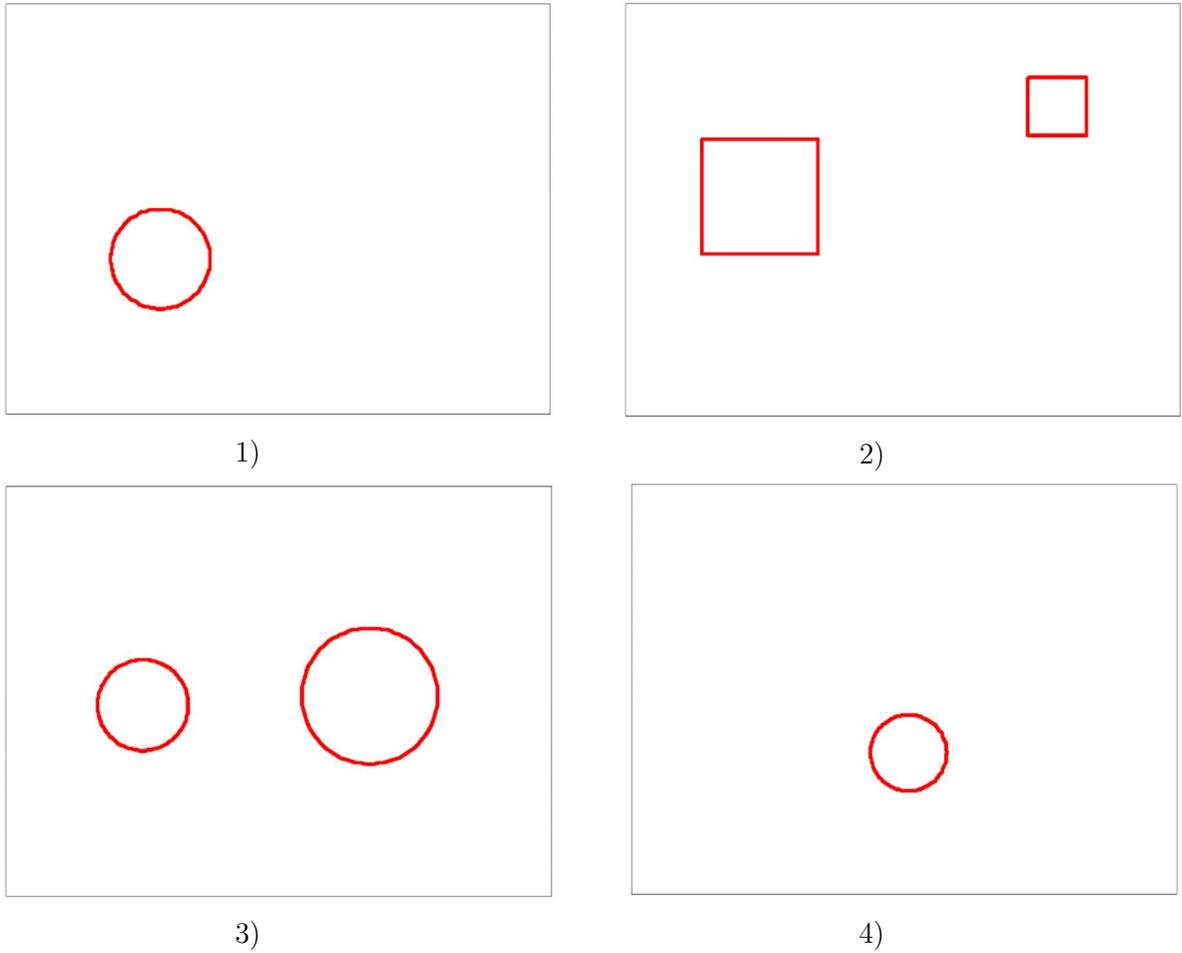


Figura 3.4. Escenarios de daño en paneles con núcleo de aluminio [12].

También se presentan los valores de tamaño de daño normalizado de escenario de daño en la tabla 3.3, donde el valor de daño normalizado corresponde al cociente entre el diámetro o diagonal mayor de la zona dañada, dependiendo si el daño es circular o rectangular, con la diagonal mayor del panel.

Tabla 3.3. Tamaño de daño normalizado caso panel con núcleo de aluminio.

Caso	Tamaño de daño normalizado		Forma
	Daño 1	Daño 2	
Aluminio 1	0.12	-	Circular
Aluminio 2	0.14	0.07	Cuadrado
Aluminio 3	0.11	0.17	Circular
Aluminio 4	0.09	-	Circular

3.3.2. Panel Compuesto con Núcleo de NOMEX

En el caso del panel compuesto con núcleo de Nomex y placas externas compuestas de fibra de carbono (T300), sus dimensiones son de $0.4 \text{ m} \times 0.3 \text{ m} \times 0.0134 \text{ m}$, y las propiedades mecánicas del núcleo y placas externas son descritas en las tablas 3.4 y 3.5, respectivamente.

Tabla 3.4. Propiedades del núcleo de NOMEX.

Tamaño de celda	3.2 mm
Espesor núcleo	12 mm
Densidad	147 kg/m ³
Módulo de elasticidad longitudinal	6.26 GPa
Módulo de elasticidad transversal	7.88 GPa
Módulo de corte longitudinal	0.62 GPa
Módulo de corte transversal	0.89 GPa

Tabla 3.5. Propiedades de las placas externas de T300.

Espesor	0.7 mm
Módulo de Elasticidad	$1.05 \times 10^{10} \text{ Pa}$
Coefficiente de Poisson	0.1
Densidad	1500 kg/m ³

El escenario de daño y el tamaño de daño normalizado se presentan en la figura 3.5 y la tabla 3.6 respectivamente.

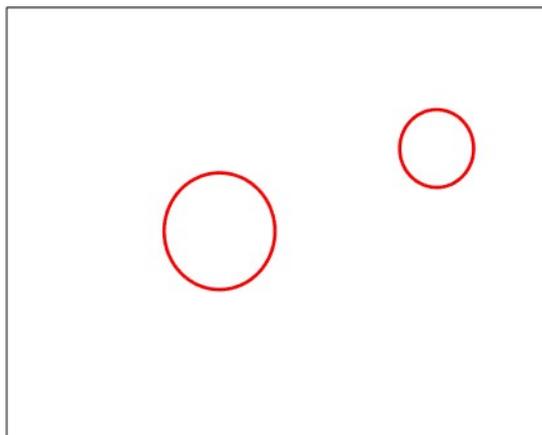


Figura 3.5. Escenario de daño en panel con núcleo de NOMEX.

Tabla 3.6. Tamaño de daño normalizado caso panel con núcleo de NOMEX.

Caso	Tamaño de daño normalizado		Forma
	Daño 1	Daño 2	
NOMEX 1	0.16	0.12	Circular

Capítulo 4

Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo de identificación de daño basado en Transformada de Wavelet, tanto en los paneles simulados por elementos finitos como en el caso de paneles experimentales, ya sea considerando curvaturas basadas en diferencias centrales, como mediante regresión de proceso gaussiano.

4.1. Paneles Compuestos Simulados con Elementos Finitos

4.1.1. Curvatura basada en Diferencias Centrales

En el caso de la obtención de las curvaturas mediante diferencias centrales, es importante considerar un factor de suavizado adecuado para la identificación de daño mediante el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. Se prueban diferentes valores de suavizado, eligiendo el que maximiza la media del IoU de los 500 escenarios de daño con 10% de ruido, siendo 100 el valor del factor de suavizado elegido, como se muestra en la figura 4.1.

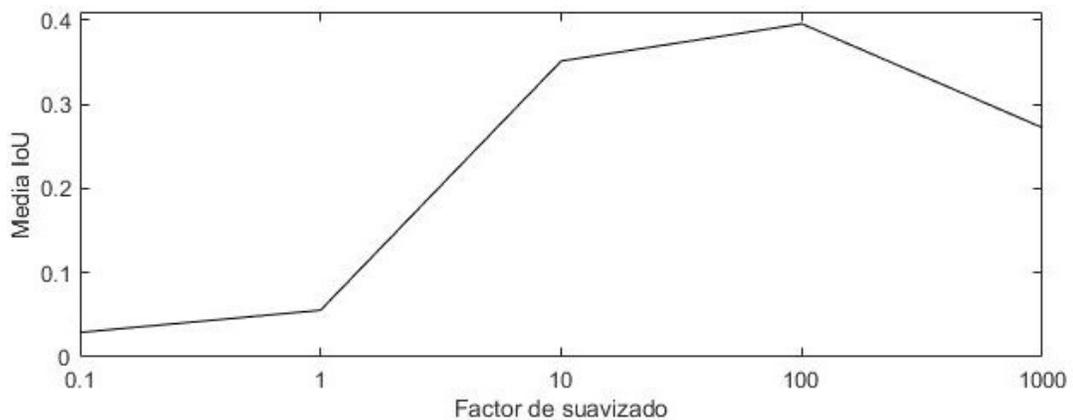


Figura 4.1. Selección de factor de suavizado.

Considerando el factor de suavizado seleccionado de 100, se aplica el algoritmo de identificación de daño para los casos sin ruido, con 5% de ruido y 10% de ruido. En las figuras 4.2 y 4.3 se presentan los resultados de la media y desviación estándar de IoU de los 500 paneles con daño, donde se observa que la identificación de daño mejora a medida que el tamaño de daño aumenta, siendo la media mayor; y la dispersión de la identificación de daño posee un mínimo local en el intervalo 0.1-0.15, indicando que la identificación es más certera en ese intervalo de tamaño de daño.

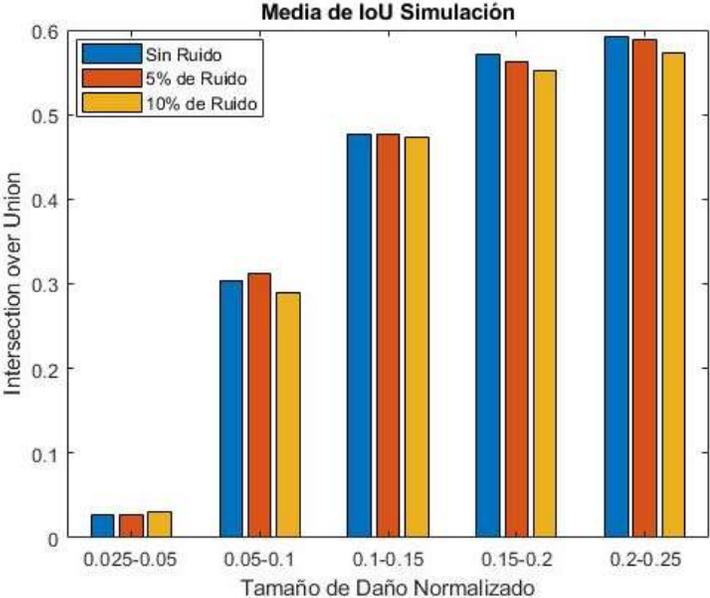


Figura 4.2. Media de IoU simulación basado en diferencias centrales.

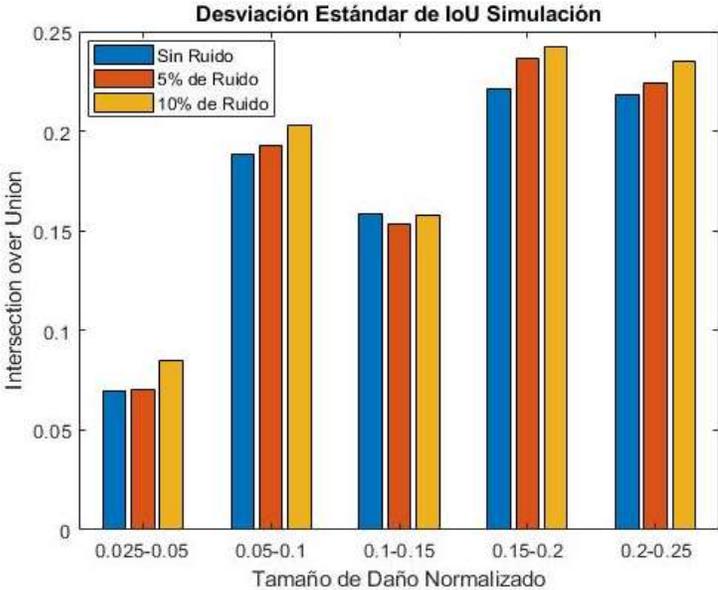


Figura 4.3. Desviación estándar de IoU simulación basado en diferencias centrales.

4.1.2. Curvatura basada en Regresión de Proceso Gaussiano

En el caso de la obtención de las curvaturas mediante regresión de proceso gaussiano, es fundamental seleccionar correctamente las escalas de longitud (s_x y s_y) y el parámetro de ruido global del proceso (σ_n^2). Para esto, primero se considera que s_x y s_y poseen el mismo valor dado que la separación entre puntos del arreglo es igual en las direcciones x e y, además el parámetro de escala s_x es variado en un rango de $4d_x$ a $7d_x$, donde d_x es la distancia entre dos puntos del arreglo.

Considerando lo antes descrito, se busca el par de parámetros s_x y σ_n^2 que maximicen el IoU de los 500 escenarios de daño con 10% de ruido, obteniendo los valores $s_x = 6d_x$ y $\sigma_n^2 = 0.001$, tal como se muestra en la figura 4.4.

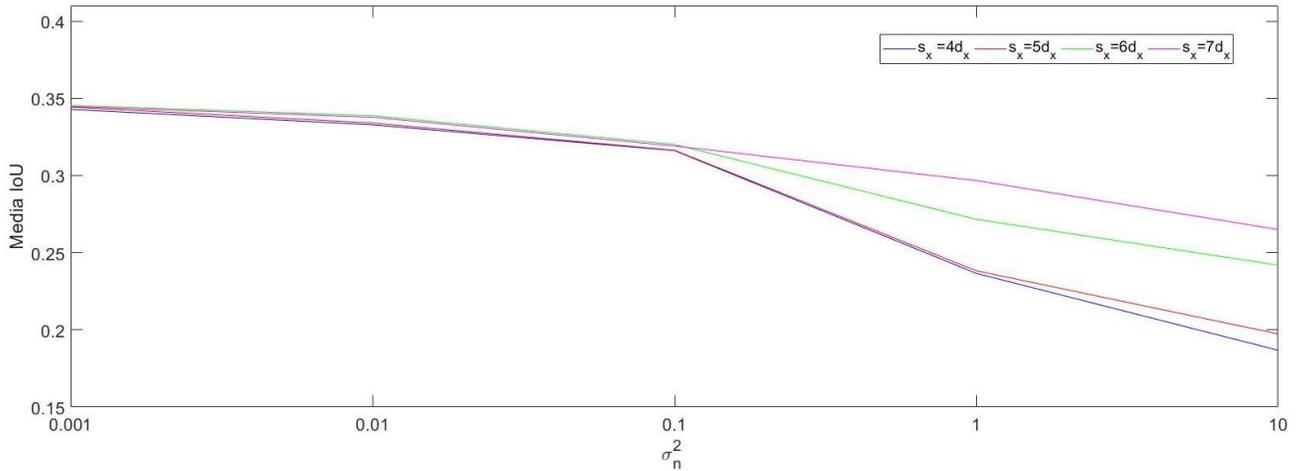


Figura 4.4. Selección de parámetros s_x y σ_n .

Con los parámetros s_x^2 y σ_n^2 seleccionados, se aplica el algoritmo de identificación de daño para los casos sin ruido, con 5% de ruido y 10% de ruido, al igual que en el caso de las curvaturas obtenidas mediante diferencias centrales. Los resultados de la media y la desviación estándar, divididos en 5 intervalos basados en el tamaño de daño normalizado, se presentan en las figuras 4.5 y 4.6 respectivamente, donde se observa el mismo comportamiento de los gráficos del caso de curvaturas basadas en diferencias centrales.

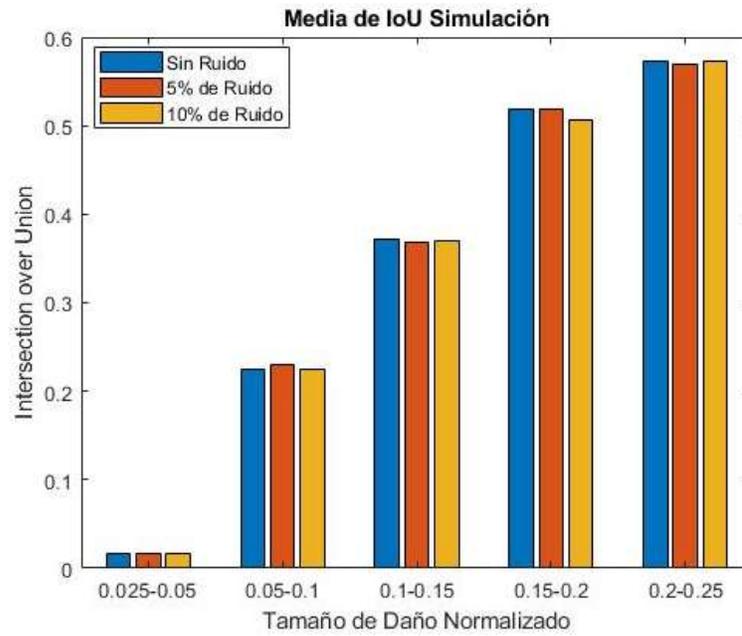


Figura 4.5. Media de IoU simulación basado regresión de proceso gaussiano.

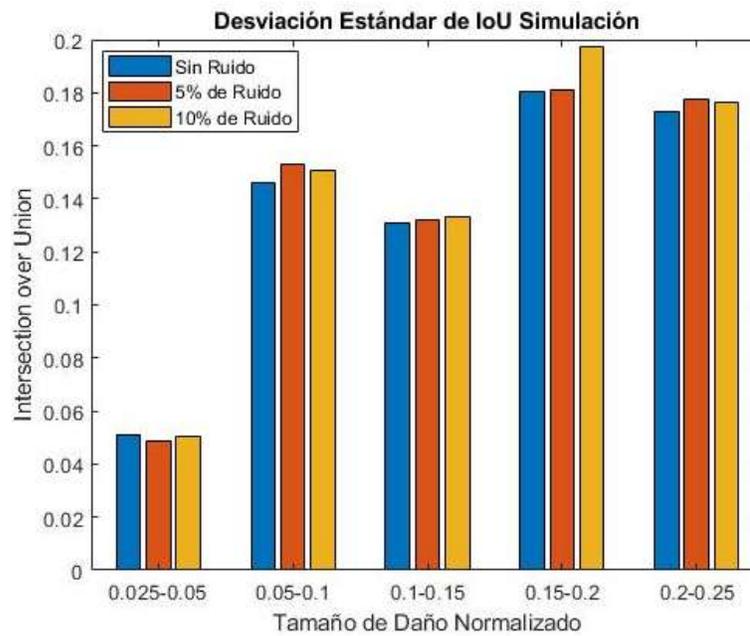


Figura 4.6. Desviación estándar de IoU simulación basado en regresión de proceso gaussiano.

4.2. Paneles Compuestos Experimentales

4.2.1. Curvatura basada en Diferencias Centrales

Las zonas dañadas obtenidas para los paneles compuestos con núcleo de aluminio se presentan en las figuras 4.7 - 4.10. Se muestra la zona identificada como daño en color negro, mientras que el borde de la zona realmente dañada es presenta con líneas rojas. En el algoritmo se utiliza el factor de suavizado de 100 basado en los resultados de elementos finitos.

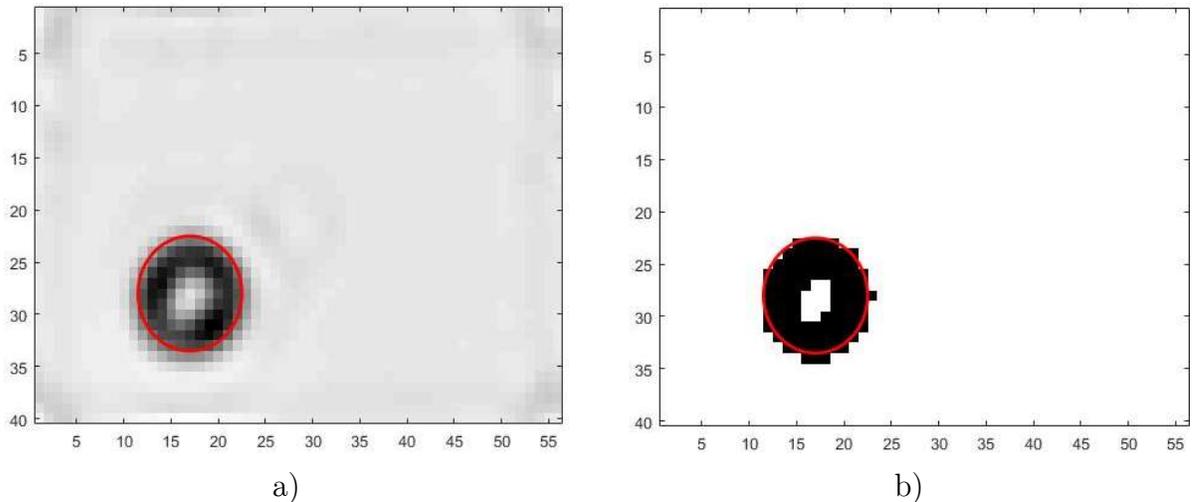


Figura 4.7. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 1 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

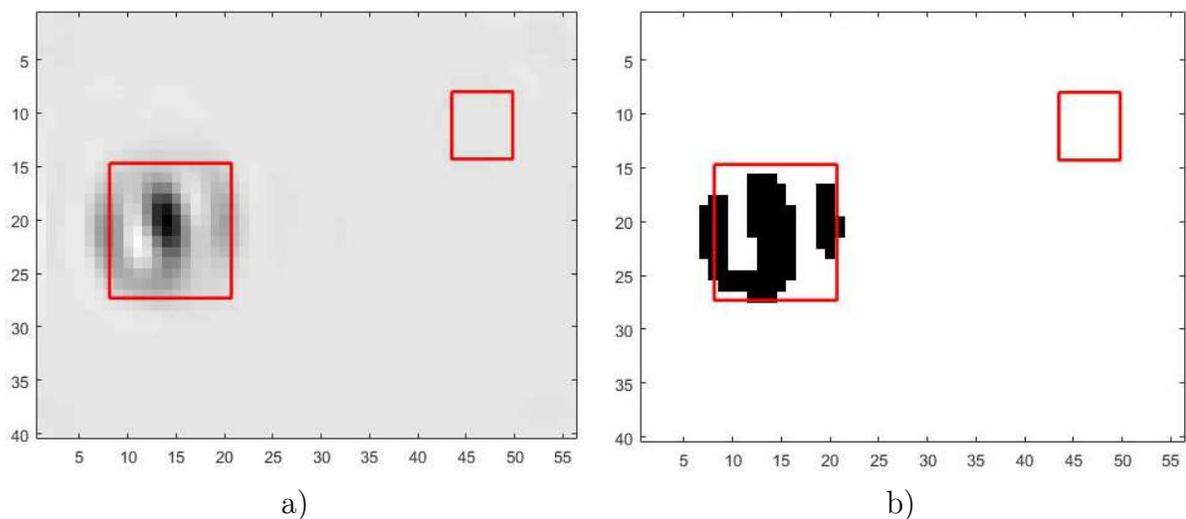


Figura 4.8. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 2 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

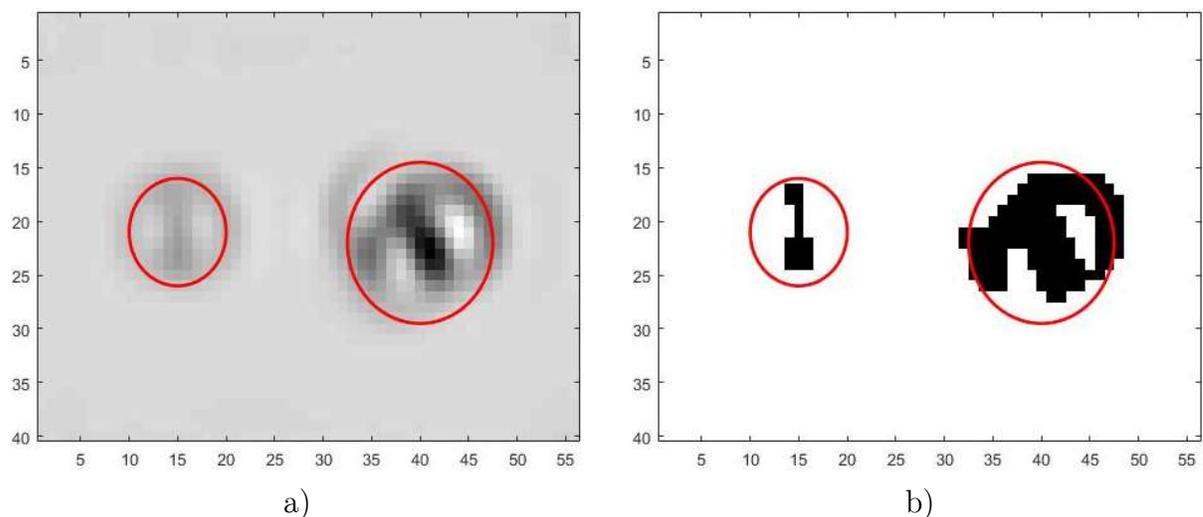


Figura 4.9. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 3 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

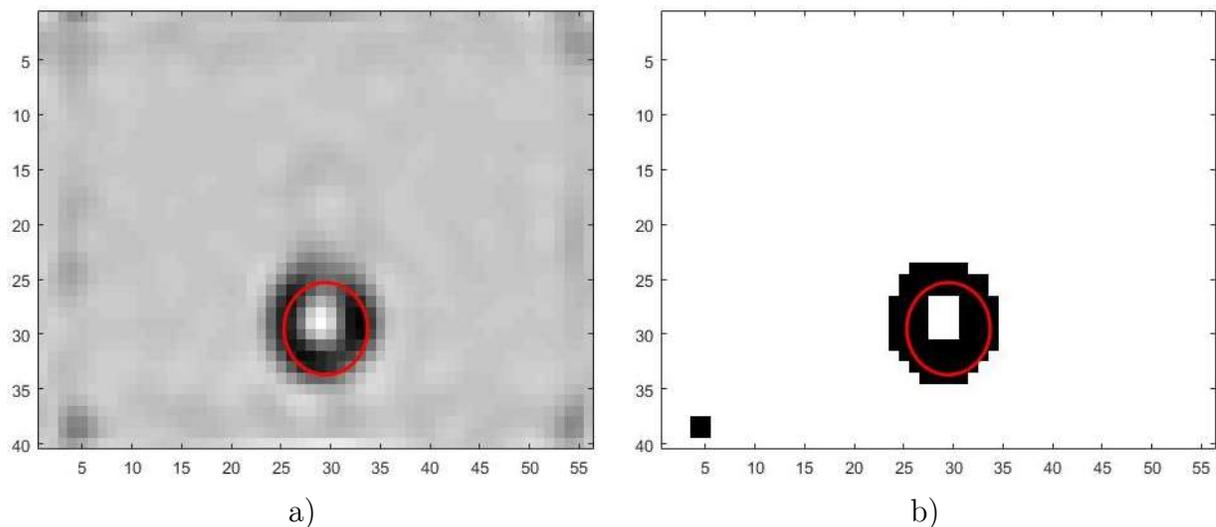


Figura 4.10. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 4 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

En la tabla 4.1 se presenta la métrica de desempeño (IoU) de los cuatro paneles.

Tabla 4.1. IoU paneles experimentales con núcleo de aluminio caso diferencias centrales.

Panel Compuesto	IoU
Aluminio 1	80.56%
Aluminio 2	36.71%
Aluminio 3	46.15%
Aluminio 4	38.46%

Por otro lado, la zona dañada identificada en la placa compuesta con núcleo de NOMEX se presenta en la figura 4.11, y su correspondiente métrica de desempeño se encuentra en la tabla 4.2.

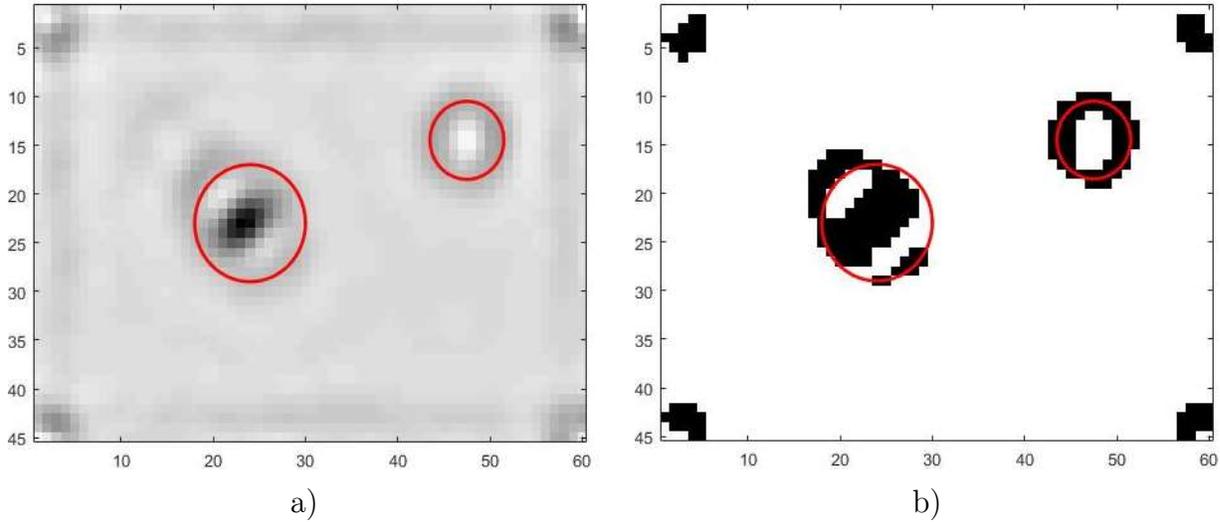


Figura 4.11. Identificación de daño en panel compuesto NOMEX 1 basado en Diferencias Centrales. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

Tabla 4.2. IoU panel experimental con núcleo de NOMEX caso diferencias centrales.

Panel Compuesto	IoU
NOMEX 1	40.79%

4.2.2. Curvatura basada en Regresión de Proceso Gaussiano

Las zonas identificadas como daño de los paneles experimentales con núcleo de aluminio se muestran en las figuras 4.12 - 4.15. En el algoritmo de identificación de daño, se consideran los valores de los parámetros $s_x^2 = 6d_x$ y $\sigma_n^2 = 0.001$, obtenidos de la maximización del IoU de los paneles simulados por elementos finitos. Se presenta la métrica de desempeño IoU de los 4 casos en la tabla 4.3.

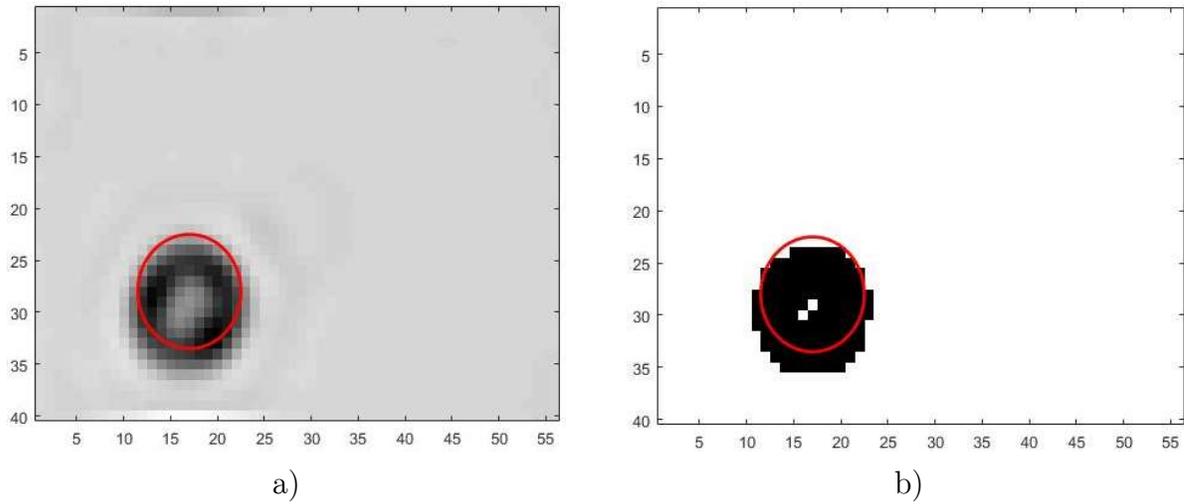


Figura 4.12. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 1 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

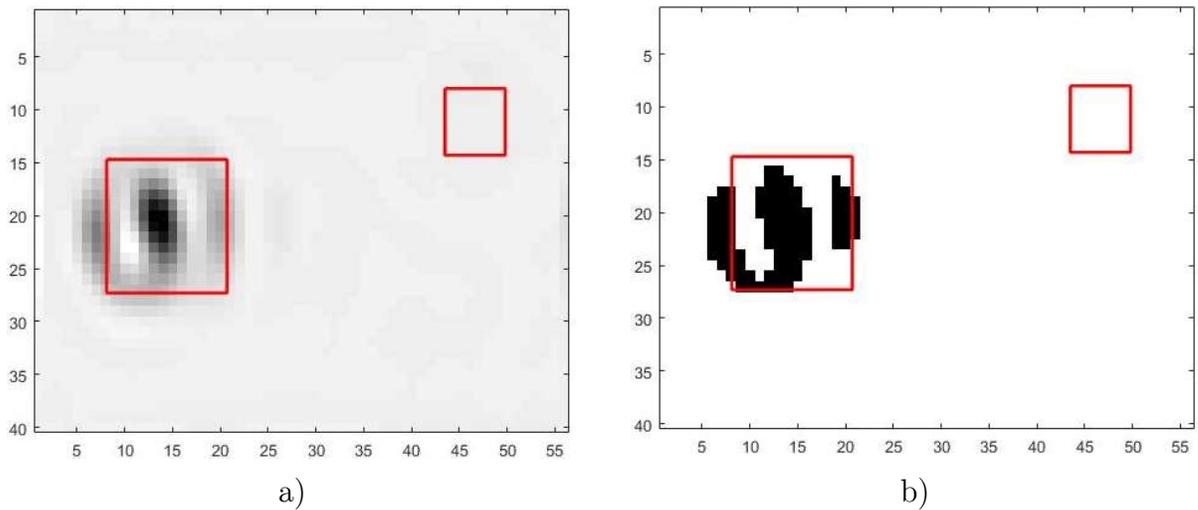


Figura 4.13. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 2 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

Tabla 4.3. IoU paneles experimentales con núcleo de aluminio caso regresión de proceso gaussiano.

Panel Compuesto	IoU
Aluminio 1	67.42%
Aluminio 2	31.96%
Aluminio 3	44.06%
Aluminio 4	35.59%

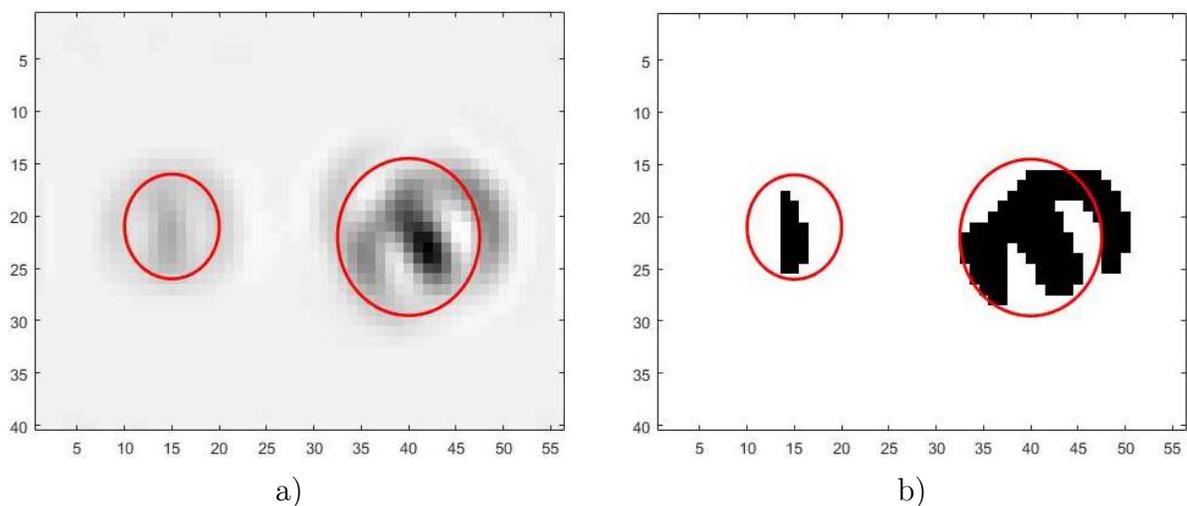


Figura 4.14. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 3 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

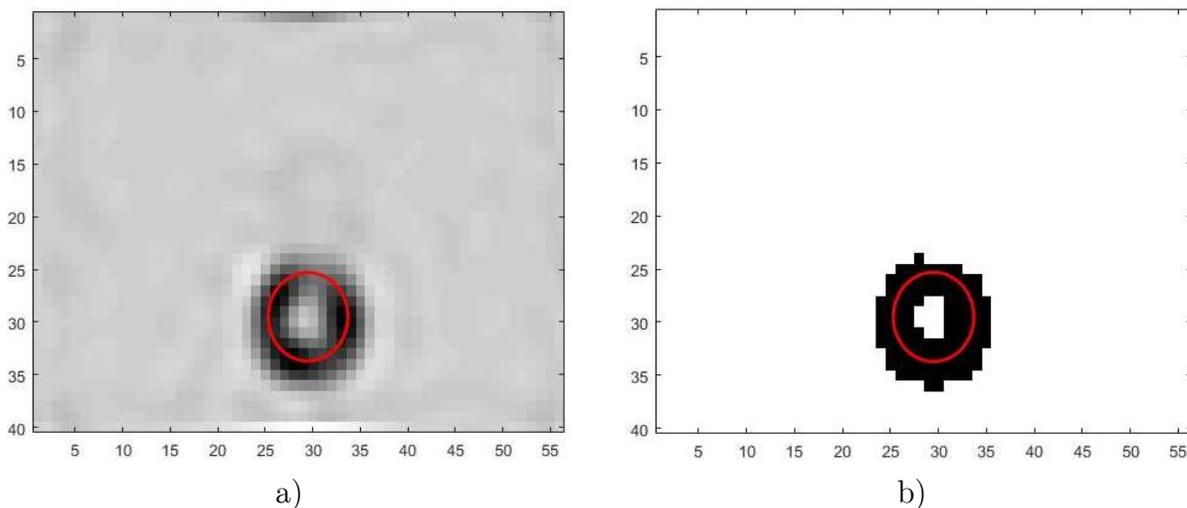


Figura 4.15. Identificación de daño en panel compuesto Aluminio 4 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

En el caso del panel compuesto con núcleo de NOMEX, las zonas identificadas como daño se muestra en la figura 4.16 y su desempeño de identificación basado en IoU en la tabla 4.4.

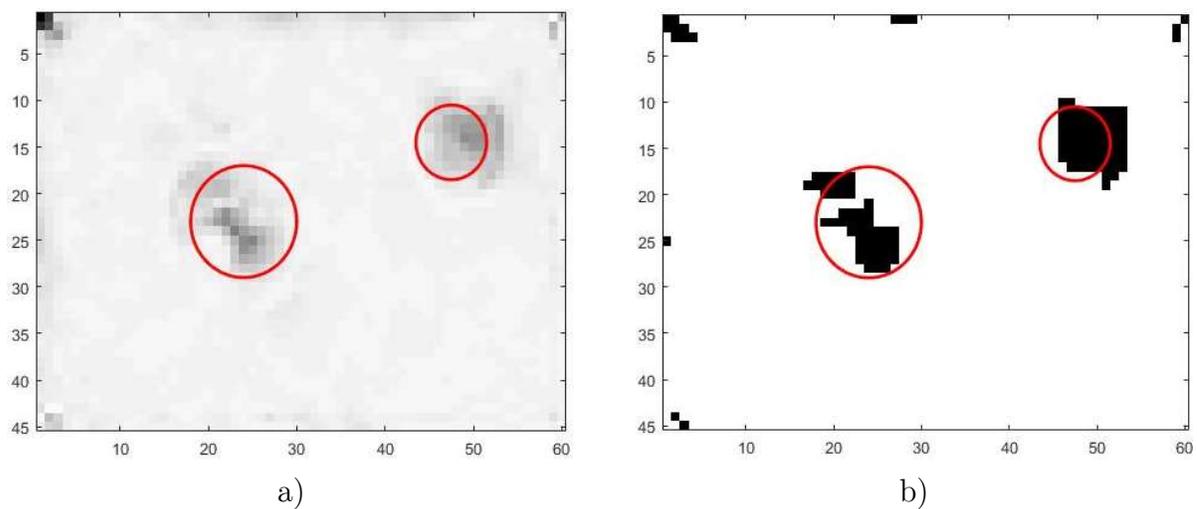


Figura 4.16. Identificación de daño en panel compuesto NOMEX 1 basado Regresión de Proceso Gaussiano. a) Índice de daño obtenido por el algoritmo basado en Transformada de Wavelet. b) Imagen binaria obtenida al emplear umbral automático con énfasis en valles.

Tabla 4.4. IoU panel experimental con núcleo de NOMEX caso regresión de proceso gaussiano.

Panel Compuesto	IoU
NOMEX 1	41.10%

Capítulo 5

Análisis de Resultados

En este capítulo se realizan diferentes discusiones de los resultados obtenidos en el capítulo anterior, de forma de estudiar el comportamiento de identificación de daño del algoritmo basado en Transformada de Wavelet, la relación existente entre paneles simulados mediante elementos finitos y experimentales, y la comparación del algoritmo con el método Gapped Smoothing, empleado en la literatura para identificación de daño [9], [12].

5.1. Análisis de influencia del ruido en identificación de daño

Para realizar un análisis del ruido en la identificación de daño se consideran los valores medios y la desviación estándar del IoU de los paneles simulados por medio de elementos finitos, separados en 5 intervalos basados en el tamaño de daño normalizado. En las tablas 5.1 y 5.2 se presentan comparaciones porcentuales de los casos de 5% y 10% ruido respecto al caso sin ruido de la media y desviación estándar respectivamente, estudiados para los casos de curvaturas obtenidas por diferencias centrales y de regresión de proceso gaussiano.

Tabla 5.1. Influencia del ruido en la media de IoU.

		Intervalos de tamaño de daño normalizado				
		0.025-0.05	0.05-0.1	0.1-0.15	0.15-0.2	0.2-0.25
Caso Diferencias	5% ruido	+4.10%	+2.46%	0%	-1.49%	-0.37%
	Centrales 10% ruido	+15.67%	-4.90%	-0.52%	-3.27%	-3.21%
Caso Regresión	5% ruido	-1.76%	+2.49%	-0.78%	+0.06%	-0.68%
	Gaussiana 10% ruido	-4.73%	+0.09%	-0.43%	-2.60%	-0.09%

Tabla 5.2. Influencia del ruido en la desviación estándar de IoU.

		Intervalos de tamaño de daño normalizado				
		0.025-0.05	0.05-0.1	0.1-0.15	0.15-0.2	0.2-0.25
Caso Diferencias	<u>5% ruido</u>	+0.43%	+2.18%	-3.53%	+6.87%	+2.74%
	Centrales	10% ruido	+21.6%	+7.86%	-0.50%	+9.49%
Caso Regresión	<u>5% ruido</u>	-5.26%	+4.73%	+0.99%	+0.39%	+2.54%
	Gaussiana	10% ruido	-1.56%	+3.35%	+1.68%	+9.48%

A partir de las tablas 5.1 y 5.2, y los gráficos de identificación de daño de los paneles simulados por medio de elementos finitos del capítulo 4, se puede observar que la adición de ruido genera una leve tendencia de disminuir el valor de la media y a aumentar el valor de la desviación estándar, lo cual es comprensible dado que el ruido genera errores en la identificación de daño, permitiendo identificar zonas no dañadas como si presentaran daño, lo cual genera una menor tasa de identificación correcta de daño, manifestada en la disminución de la media del IoU, y una mayor dispersión de los resultados de identificación manifestada en el aumento de la desviación estándar.

Es importante notar que en los intervalos de daño normalizado menores se observa una mayor influencia porcentual del ruido experimental en la media y desviación estándar, lo cual es esperable dado su menor valor de IoU, por lo que una pequeña variación del IoU corresponde a una variación porcentual mayor en comparación a los otros intervalos con una media mayor, siendo estos cambios mayores en el caso de curvaturas basadas en diferencias centrales.

Finalmente, es posible concluir que tanto la media como la desviación estándar del IoU de los casos con 5% y 10% de ruido varían levemente con respecto al caso sin ruido, tanto para curvaturas basadas en diferencias centrales como por regresión de proceso gaussiano. Esto implica que el algoritmo de identificación de daño diseñado posee una buena inmunidad al ruido, heredando esta propiedad de la Transformada de Wavelet, conocida en la literatura por ser una herramienta que posee una buena inmunidad al ruido experimental [13].

5.2. Comparación de los métodos de obtención de curvatura

En el caso de los paneles simulados por elementos finitos se considera la buena inmunidad al ruido del algoritmo de identificación de daño, de forma de comparar solamente los resultados de IoU con una adición de 10% de ruido, tal como se presenta en las figuras 5.1 y 5.2 correspondientes a gráficos de media y coeficiente de variación, respectivamente.

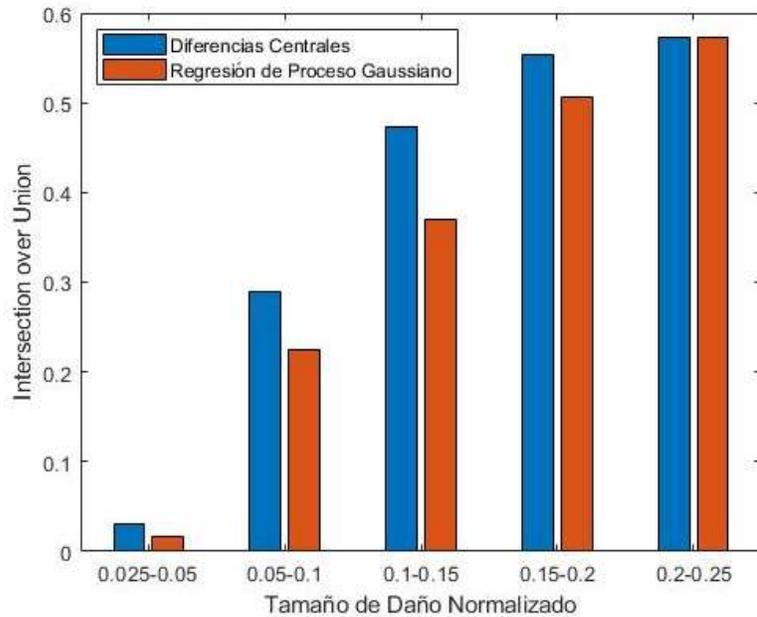


Figura 5.1. Comparación de Media de IoU.

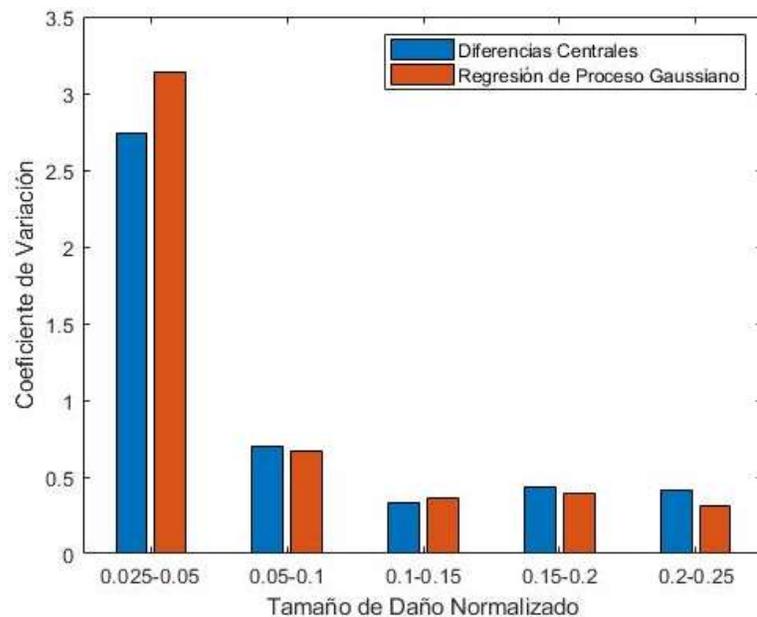


Figura 5.2. Comparación de Coeficiente de Variación de IoU.

Por otro lado, la comparación de resultados de identificación de daño de los paneles experimentales se presenta en la tabla 5.3, donde se consideran los valores de IoU obtenidos de los paneles con núcleo de aluminio y NOMEX.

Tabla 5.3. Comparación de identificación paneles experimentales.

Panel Compuesto	IoU Diferencias Centrales	IoU Regresión de Proceso Gaussiano	Mejor identificación de daño
Aluminio 1	80.56%	67.42%	Diferencias Centrales
Aluminio 2	36.71%	31.96%	Diferencias Centrales
Aluminio 3	46.15%	44.06%	Diferencias Centrales
Aluminio 4	38.46%	35.59%	Diferencias Centrales
NOMEX 1	40.79%	41.10%	Regresión de Proceso Gaussiano

Al considerar las figuras 5.1 y 5.2 se puede observar que el método de obtención de curvaturas basado en diferencias centrales posee una media del IoU mayor o igual, para todos los intervalos de daño normalizado, comparado con el método basado en regresión de proceso gaussiano. También se puede notar que el coeficiente de variación es similar entre ambos métodos de obtención de curvatura, indicando que poseen un grado parecido de variabilidad. Considerando ambos puntos se puede concluir que, en el caso de las simulaciones basadas en elementos finitos, el método basado en diferencias centrales posee un mejor comportamiento, dada su mayor tasa de identificación media de daño y similar variabilidad, por intervalo de daño normalizado.

A partir de la tabla 5.3, se observa que para el caso de los paneles experimentales de aluminio se obtiene una mejor identificación al emplear las curvaturas basadas en diferencias centrales, por otro lado, el método basado en regresión de proceso gaussiano entrega un mejor resultado en el caso del panel con núcleo de NOMEX. En ambos casos la diferencia con el otro método de obtención de curvatura es mínima, siendo ambos métodos capaces de identificar correctamente el daño.

A partir de lo anteriormente expuesto, se considera que el método de obtención de curvatura basado en diferencias centrales entrega mejores resultados que el método basado en regresión de proceso gaussiano, aunque ambos son capaces de cumplir con un desempeño aceptable la identificación de daño.

5.3. Relación de identificación de daño entre los paneles experimentales y simulados

Se procede a comparar en base al tamaño de daño normalizado, el desempeño de identificación de los paneles experimentales con respecto al IoU medio del intervalo correspondiente de las simulaciones de elementos finitos con 10% de ruido.

En las tablas 5.4 y 5.5 se presentan las comparaciones de identificación de daño entre paneles experimentales y simulados para los casos de curvaturas basadas en diferencias centrales y regresión de proceso gaussiano, respectivamente. La columna variación refiere a la diferencia porcentual entre el IoU del panel experimental respecto a la media del IoU del intervalo simulado respectivo.

Tabla 5.4. Relación de comparación numérico-experimental caso diferencias centrales.

Panel compuesto	Daño 1			Daño 2		
	Tamaño normalizado	IoU medio intervalo	Variación (%)	Tamaño normalizado	IoU medio intervalo	Variación (%)
Aluminio 1	0.12	0.4739	+69.99%	-	-	-
Aluminio 2	0.14	0.4739	-22.54%	0.07	0.2891	+26.98%
Aluminio 3	0.11	0.4739	-2.62%	0.17	0.5528	-16.52%
Aluminio 4	0.09	0.2891	+33.03%	-	-	-
NOMEX 1	0.16	0.5528	-26.21%	0.12	0.4739	-13.93%

Tabla 5.5. Relación de comparación numérico-experimental caso regresión de proceso gaussiano.

Panel compuesto	Daño 1			Daño 2		
	Tamaño normalizado	IoU medio intervalo	Variación (%)	Tamaño normalizado	IoU medio intervalo	Variación (%)
Aluminio 1	0.12	0.3698	+82.31%	-	-	-
Aluminio 2	0.14	0.3698	-13.57%	0.07	0.2252	+41.92%
Aluminio 3	0.11	0.3698	+19.15%	0.17	0.5057	-12.87%
Aluminio 4	0.09	0.2252	+58.04%	-	-	-
NOMEX 1	0.16	0.5057	-18.73%	0.12	0.3698	11.14%

A partir de las tablas 5.4 y 5.5 se pueden observar los siguientes comportamientos para cada uno de los paneles experimentales estudiados:

- **Aluminio 1:** Este panel presenta un solo daño en forma circular, de igual forma que la base de datos de paneles simulados con elementos finitos, presentando una mejor identificación que la media del intervalo correspondiente para ambos métodos de obtención de curvatura.
- **Aluminio 2:** El panel posee dos daños con forma rectangular de distinto tamaño, siendo la identificación de daño experimental mejor que la media de elementos finitos al considerar el intervalo de daño normalizado menor y peor al considerar el intervalo de daño mayor, tanto para curvaturas basadas en diferencias centrales como en regresión de proceso gaussiano. La identificación experimental sigue la tendencia de la numérica basada en elementos finitos.
- **Aluminio 3:** El panel presenta dos daños circulares de diferente tamaño, siendo la identificación de daño en el caso de curvaturas basadas en diferencias centrales peor que la media de los intervalos de daño normalizado numéricos. En cambio, en el caso de curvaturas basadas en regresión de proceso gaussiano la identificación experimental es mejor que la media del intervalo menor y peor que la media del intervalo mayor de daño normalizado numérico.
- **Aluminio 4:** Al igual que en el caso de Aluminio 1, el panel posee un solo tipo de daño circular y la identificación de daño experimental es mejor que la media del intervalo numérico correspondiente, para ambos métodos de obtención de curvatura.
- **NOMEX 1:** Este panel posee dos daños circulares y es de un material distinto al considerado en las simulaciones numéricas. La identificación de daño posee las mismas características que Aluminio 3, el cual también posee dos daños circulares de diferente tamaño.

Considerando lo recién expuesto es posible observar que, para los casos de paneles experimentales con un solo daño, la identificación experimental es mejor que la media del intervalo numérico. También se puede notar que, para los casos con dos daños circulares, los resultados basados en regresión de proceso gaussiano poseen una mejor relación numérico-experimental, dado que sigue la tendencia de la media de los intervalos de daño normalizado. En el caso del panel con dos daños rectangulares, ambos métodos de obtención de curvatura siguen la tendencia del caso numérico. En general, se observa una buena relación numérica-experimental del algoritmo diseñado.

5.4. Comparación del algoritmo con Método Gapped Smoothing

Se presentan las comparaciones de identificación de daño (IoU) de los paneles experimentales en la tabla 5.6. Tanto en los resultados de identificación de daño en paneles con curvaturas basadas en diferencias centrales, como en regresión de proceso gaussiano, se toma como base de comparación el Método Gapped Smoothing.

Tabla 5.6. Comparación Wavelet-Gapped Smoothing paneles experimentales.

Panel Compuesto	Diferencias Centrales			Regresión de Proceso Gaussiano		
	Wavelet	Gapped Smoothing	Variación relativa (%)	Wavelet	Gapped Smoothing	Variación relativa (%)
Aluminio 1	0.8056	0.4381	+83.88%	0.6742	0.4632	+45.55%
Aluminio 2	0.3671	0.4456	-17.62%	0.3196	0.3456	-7.52%
Aluminio 3	0.4615	0.5957	-22.53%	0.4406	0.5078	-13.23%
Aluminio 4	0.3846	0.0996	+286.14%	0.3559	0.0998	+256.61%
NOMEX 1	0.4079	0.2693	+51.47%	0.4110	0.35	+17.42%

De la tabla 5.6 se puede observar que en los casos de aluminio 1, aluminio 4 y NOMEX 1, la identificación de daño es superior al aplicar el algoritmo basado en transformada de Wavelet, comparado con el Método Gapped Smoothing. En estos casos existen diferencias considerables de identificación de daño, especialmente en los paneles Aluminio 1 y Aluminio 4, correspondientes a daños únicos, siendo superior la identificación con el algoritmo de Transformada de Wavelet con curvaturas basadas en diferencias centrales.

También se puede notar que los casos Aluminio 2 y Aluminio 3 poseen, tanto para curvaturas basadas en diferencias centrales como en regresión de proceso gaussiano, una identificación menor al considerar el algoritmo basado en Transformada de Wavelet, siendo de todas formas similar la identificación al Método Gapped Smoothing.

En general se observa que el algoritmo basado en Transformada de Wavelet tiene un comportamiento similar e incluso superior al Método Gapped Smoothing, de manera que el algoritmo desarrollado cumple correctamente su función de identificación de daño tipo delaminación y es comparable a métodos empleados en la literatura.

Capítulo 6

Conclusión

En este trabajo de título se logra desarrollar un algoritmo de identificación automática de daños tipo delaminación basado en Transformada de Wavelet. Se emplean tanto datos numéricos de las curvaturas de los modos de vibración de un modelo de panel compuesto con daño de elementos finitos como de paneles experimentales. Las curvaturas se obtienen mediante dos métodos, el primero basado en diferencias centrales y el segundo mediante regresión de proceso gaussiano.

En el caso de los paneles compuestos simulados por medio de elementos finitos se determina que los resultados de identificación de daño obtenidos por ambos métodos de cálculo de curvatura poseen un comportamiento similar, debido a que mejoran su rendimiento basado en IoU al aumentar el tamaño de daño, siendo de todas formas levemente superior el algoritmo que emplea curvaturas basadas en diferencias centrales.

Por otro lado, en el caso de los paneles compuestos experimentales se obtienen interesantes resultados de identificación de daño, siendo comparables a los obtenidos mediante el Método Gapped Smoothing, utilizado ampliamente en la literatura. En este caso, al igual que en los paneles simulados se obtienen mejores resultados con el algoritmo que emplea curvaturas basadas en diferencias centrales, siendo de todas formas ambos métodos capaces de identificar correctamente el daño.

El algoritmo diseñado muestra un buen desempeño tanto en forma numérica como experimental, con una excelente inmunidad al ruido y una buena relación numérica- experimental, siendo un algoritmo robusto y con potencial a ser empleado en estructuras más complejas.

Bibliografía

- [1] E. P. Carden, «Vibration Based Condition Monitoring: A Review,» *Structural Health Monitoring*, pp. 355-377, 2004.
- [2] M. Cao, «Damage identification for beams in noisy conditions based on Teager energy operator-wavelet transform modal curvature,» *Journal of Sound and Vibration*, pp. 1543-1553, 2014.
- [3] W. Xu, «Two-dimensional curvature mode shape method based on wavelets and Teager energy for damage detection in plates,» *Journal of Sound and Vibration*, pp. 266-278, 2015.
- [4] A. Mohanan, «Performance Assessment of Sandwich Structures with Debonds and Dents,» de *International Conference on Innovations in Civil Engineering*, 2013.
- [5] V. N. Burlayenko, «Influence of skin/core debonding on free vibration behavior of foam and honeycomb cored sandwich plates,» *International Journal of Non-Linear Mechanics*, pp. 959-968, 2010.
- [6] R. Janeliukstis, «Wavelet transform based damage detection in a plate structure,» de *World Multidisciplinary Civil Engineering-Architecture-Urban Planning Symposium 2016*, 2016.
- [7] Admatis, «Advanced Materials in Space,» [En línea]. Available: http://www.admatis.com/eng/competencies_material_science_sandwich.html.
- [8] J. Shafizadeh, «Evaluation of the In-Service Performance Behavior of Honeycomb Composite Sandwich Structures,» *Journal of Materials Engineering and Performance*, pp. 661-668, 1999.
- [9] F. Seguel y V. Meruane, «Damage assessment in a sandwich panel based on full-field vibration measurement,» *Journal of Sound and Vibration*, pp. 1-18, 2018.
- [10] Z. Smékal, «Difference Equations with Forward and Backward Differences and Their Usage in Digital Signal Processor Algorithms,» *Radioengineering*, vol. 15, n^o 2, pp. 45-52, 2006.

- [11] D. García, «Robust smoothing of gridded data in one and higher dimensions with missing values,» *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 54, n° 4, pp. 1167-1178, 2010.
- [12] V. Meruane, «Gapped Gaussian smoothing technique for debonding assessment with automatic thresholding,» *Structural Control and Health Monitoring*, 2019.
- [13] J.-P. Antoine, *Two-Dimensional Wavelets and their Relatives*, Cambridge University Press, 2004.
- [14] M. M. Mohammad, «Wavelet Entropy-Based Damage Identification Technique for Hybrid FRP-Concrete Structures,» de *Resilient Infrastructure*, London, 2016.
- [15] M. Rucka, «Application of continuous wavelet transform in vibration based damage detection method for beams and plates,» *Journal of Sound and Vibration*, pp. 536-550, 2006.
- [16] L. Dolinski, «Detection of Delamination in Laminate Wind Turbine Blades Using One-Dimensional Wavelet Analysis of Modal Responses,» *Shock and Vibration*, p. 15, 2018.
- [17] N. Otsu, «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,» *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, n° 1, pp. 62-66, 1979.
- [18] P.-S. Liao, «A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding,» *Journal of Information Science and Engineering*, pp. 713-727, 2001.
- [19] H.-F. Ng, «Automatic Thresholding for Defect Detection,» de *Third International Conference on Image and Graphics (ICIG'04)*, Hong Kong, 2004.
- [20] T. Siebert, «High Speed Image Correlation for Vibration Analysis,» de *7th International Conference on Modern Practice in Stress and Vibration Analysis*, 2009.
- [21] M. N. Helfrick, «3D Digital Image Correlation Methods for Full Field Vibration Measurement,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, pp. 917-927, 2011.