

TESIS DOCTORAL

2019



**MÉTODOS MATEMÁTICOS PARA
CARACTERIZACIÓN DE DEFECTOS EN
MATERIALES COMPUESTOS
MEDIANTE TERMOGRAFÍA ACTIVA**

PABLO VENEGAS BOSOM

**PROGRAMA DE DOCTORADO EN TECNOLOGÍAS
INDUSTRIALES**

**JUAN PERÁN MAZÓN
RUBÉN USAMENTIAGA FERNÁNDEZ
IDURRE SÁEZ DE OCÁRIZ GRANJA**

Tesis

MÉTODOS MATEMÁTICOS PARA
CARACTERIZACIÓN DE DEFECTOS EN
MATERIALES COMPUESTOS
MEDIANTE TERMOGRAFÍA ACTIVA

presentada por

Pablo Venegas Bosom

para la obtención del grado de

**Doctor por la Universidad Nacional
de Educación a Distancia**

Directores:

Juan Perán Mazón

Rubén Usamentiaga Fernández

Idurre Sáez de Ocáriz Granja

Madrid, Febrero 2019

A mis Padres.

“Nunca consideres el estudio como una obligación, sino como una oportunidad para penetrar en el bello y maravilloso mundo del saber”.
Albert Einstein

Agradecimientos

Este trabajo ha sido el resultado de mucho esfuerzo y dedicación personal, que ha contado con importantes apoyos durante su realización, sin los cuales no habría sido posible alcanzar los resultados obtenidos. Como “de bien nacido es ser agradecido”, dedicaré ahora unas líneas a corresponder a los principales apoyos recibidos.

En primer lugar me gustaría mostrar mi gratitud a la Universidad Nacional de Educación a Distancia. El origen de este trabajo fue un Máster universitario oficial ofertado por la UNED que daba acceso a estudios de doctorado. Fue un Máster exigente en el que aprendí mucho y que, gracias a la modalidad de estudios ofertados por la UNED, pude compaginar perfectamente con el trabajo a jornada completa y sacar adelante.

Tras completar el Máster, continuar con el doctorado suponía un nuevo reto personal. Sin embargo, enseguida encontré la motivación suficiente para tomar la decisión de iniciar los estudios. Esta decisión era el resultado de la labor educativa llevada a cabo por mis padres muchos años atrás, quienes supieron enseñarme el valor del esfuerzo y la ilusión por aprender. Por ello, y por toda la formación que me han proporcionado, estaré siempre agradecido a mis padres.

He de reconocer que el comienzo de estos estudios fue complicado. La distancia con los directores no facilitaba la comunicación y el entendimiento mutuo llevaba su tiempo. A pesar de ello, y gracias a la buena disposición y paciencia de todo el grupo, se consiguió avanzar progresivamente hasta llegar a obtener los resultados alcanzados. No me cabe la menor duda de que los tres directores han sido el pilar fundamental en el que se sustenta todo el estudio realizado y que ha permitido llegar a buen fin. El apoyo de los directores, que además de grandes profesionales son excelentes personas, ha sido clave para superar las dificultades encontradas en el camino y, por eso, mis mayores agradecimientos son para ellos.

Gracias, Idurre, por tantos años de compañerismo trabajando juntos, por compartir tu experiencia, por aportar ideas y por tu permanente disposición a buscar soluciones. Gracias, Rubén, por tu inestimable ayuda durante todo este tiempo. He aprendido mucho de tus valiosos consejos y de todo el conocimiento que me has transmitido. Me has sabido mostrar el camino en los momentos en que me encontraba más perdido. Gracias, Juan, por aportar las ideas originales que han sido el germen de este trabajo. He aprendido mucho de tu rigurosidad y de los debates mantenidos durante el estudio. Tener una perspectiva diferente de la propia ha resultado muy enriquecedor y ha aportado un gran valor al trabajo.

Creo que hemos formado un buen equipo entre los cuatro y espero poder seguir trabajando juntos durante mucho tiempo.

Durante este periodo de esfuerzo personal han tenido lugar numerosos altibajos. Ha habido una persona que ha estado a mi lado durante todo este tiempo, dándome su apoyo en los momentos complicados y celebrando los logros alcanzados. Esta persona es mi pareja, Nekane, a quien quiero agradecer su comprensión y apoyo incondicional. Nos quedan aún muchas historias que vivir, y sé que a tu lado el final en todas ellas será un final feliz.

No quiero terminar este apartado sin agradecer a todos los colegas e investigadores cuyos estudios han servido de base para la elaboración de esta tesis, porque “si he visto más lejos es porque estoy sentado sobre los hombros de gigantes”. Entre ellos se encuentran un gran número de profesores de universidades tanto nacionales como internacionales, con los que he compartido ideas en congresos y por correspondencia, y cuyas recomendaciones y críticas constructivas han sido de gran ayuda y motivación para continuar con el trabajo.

Resumen

La termografía infrarroja (IRT) es una tecnología que permite determinar la temperatura de los objetos, a distancia y sin contacto, a través de la medición de la radiación infrarroja que éstos emiten. La tecnología IRT ha evolucionado rápidamente durante los últimos años. Actualmente existe una amplia gama de sensores disponibles en el mercado, desde sensores de bajo coste y propósito general hasta sensores de altas prestaciones. Estos avances tecnológicos unidos al abaratamiento de los costes de fabricación han favorecido la rápida expansión de esta tecnología a numerosas aplicaciones industriales, incluyendo la aplicación como técnica de ensayos no destructivos (NDT).

La aplicación de la IRT como técnica de NDT permite detectar una gran variedad de defectos en diversos tipos de materiales sin producir daños o alteraciones en sus propiedades físicas. La aplicación de la IRT como NDT requiere el establecimiento de un flujo controlado de calor en el material inspeccionado. Este flujo de calor controlado y no destructivo se genera mediante técnicas específicas de estimulación térmica, las cuales se encuentran en la actualidad en un avanzado estado de desarrollo.

Además de los sensores y los sistemas de estimulación térmica, la técnica de NDT basada en IRT requiere una metodología de análisis de resultados que sea eficaz y precisa, que asegure la correcta caracterización de las indicaciones detectadas y permita determinar de manera unívoca parámetros clave como la naturaleza, el tamaño y la profundidad de los defectos detectados. Sin embargo, una limitación importante que afecta actualmente a la IRT aplicada como NDT es, precisamente, la falta de un criterio común para caracterizar las detecciones producidas. Esta falta de un procedimiento general de caracterización hace que la técnica sea altamente dependiente del factor humano.

En este estudio se avanza en la definición de una metodología robusta e independiente de caracterización para la técnica termográfica de NDT, centrándose en defectos de materiales *composites*, por tratarse de materiales de alto interés tecnológico utilizados en industrias innovadoras como la aeronáutica y aeroespacial, que se encuentran en constante expansión. Para ello, en este estudio se han desarrollado cuatro métodos novedosos basados en diferentes herramientas matemáticas, con el propósito general de desarrollar nuevos métodos que mejoren el nivel de detección de los defectos existentes y permitan caracterizarlos en tamaño, profundidad y naturaleza.

El primero de los métodos desarrollados es el método de difusividad térmica proyectada (PTD), que permite analizar el comportamiento del flujo térmico producido en inspecciones termográficas NDT mediante la proyección de la ecuación de difusión de calor 3D sobre un plano de coordenadas.

El segundo de los métodos desarrollados es el método de funciones de iluminación virtual (VIF), que establece un nuevo enfoque matemático para el procesamiento de datos termográficos NDT. Este método está basado en la definición de un modelo simplificado de difusión térmica en 2D sobre el que se aplican algoritmos de procesamiento habituales.

El tercero de los métodos desarrollados es el correspondiente a criterios de selección de canales RGB. Este método avanza en la aplicación de la técnica de proyección RGB para resultados de inspecciones termográficas NDT mediante el desarrollo y evaluación de criterios robustos para superar las limitaciones del método actual sobre automatización y objetividad de la selección de canales.

El cuarto y último de los métodos desarrollados es el método de colorización termográfica por síntesis computacional. Este método es capaz de extraer un alto grado de información producida en inspecciones termográficas NDT sintetizando los resultados producidos en sólo tres imágenes, que son finalmente representadas en espacios de color.

Abstract

Infrared thermography (IRT) is a technology that enables to determine the temperature of objects, from distance and contactless, through the measurement of the infrared radiation they emit. IRT technology has evolved rapidly during the last years. Currently there is a wide range of sensors available in the market, from low cost and general purpose sensors to high performance ones. These technological advances together with the reduction in manufacturing costs have improved the rapid expansion of this technology to numerous industrial applications, including the application as a non-destructive testing technique (NDT).

The application of IRT as a NDT technique enables to detect a wide variety of defects in numerous types of materials without causing damage or alterations in their physical properties. The application of IRT as NDT requires the establishment of a controlled heat flow in the inspected material. This controlled and non-destructive heat flow is generated by specific techniques of thermal stimulation, which are currently in an advanced state of development.

In addition to the sensors and thermal stimulation systems, the NDT technique based on IRT requires a methodology for analyzing results that is effective and accurate, which ensures the correct characterization of the detected indications and enables the unambiguous determination of key parameters such as nature, size and depth of the detected defects. However, an important limitation that currently affects the IRT applied as NDT is, precisely, the lack of a common criterion to characterize the detections produced. This lack of a general characterization procedure makes this technique highly dependent on the human factor.

This study advances in the definition of a robust and independent characterization methodology for the thermographic NDT technique, focusing on defects in *composite* material, since these are materials of high technological interest used in innovative industries such as aeronautics and aerospace, which are constantly expanding. To achieve this goal, four novel methods based on different mathematical tools have been developed in this study, with the general purpose of developing new methods that improve the level of detection of existing defects and enable to characterize them in size, depth and nature.

The first developed method is the projected thermal diffusivity (PTD) method, which enables to analyze the thermal flow behavior produced in NDT thermographic inspections by projecting the 3D heat diffusion equation onto a coordinate plane.

The second developed method is the virtual illumination functions (VIF) method, which establishes a new mathematical approach for the processing of thermographic NDT data. This method is based on the definition of a simplified 2D thermal diffusion model on which usual processing algorithms are applied.

The third developed method corresponds to the channels selection criteria in RGB projection technique. This method advances in the application of the RGB projection technique to thermographic NDT data through the development and evaluation of robust criteria to overcome the limitations of the current method in automation and objective selection of channels.

The fourth and last developed method is the computationally synthesized thermographic colorization method. This method is capable of extracting a high quantity of information produced in thermographic NDT inspections and synthesizing the results in only three images, which are finally represented in color spaces.

Glosario

Magnitudes y Símbolos

α	Absortividad
α_λ	Absortividad espectral hemisférica
ϕ [$^\circ, rad$]	Ángulo acimutal
θ [$^\circ, rad$]	Ángulo cenital, de fase, de representación polar
ψ [$^\circ, rad$]	Ángulo de elevación
Ω [$^\circ, rad$]	Ángulo de fase lock-in
ω [sr]	Ángulo sólido
A [m^2]	Área
λ	Autovalores de una matriz
v	Autovectores de una matriz
c_p [J/kgK]	Calor específico a presión constante
k [W/mK]	Conductividad térmica
\mathbb{H}	Conjunto de cuaterniones
\mathbb{O}	Conjunto de octoniones
\mathbb{Z}	Conjunto de números enteros
\mathbb{C}	Conjunto de números complejos
\mathbb{R}	Conjunto de números reales
k [J/K]	Constante de Boltzmann ($1.3806488 \cdot 10^{-23}$)
h [Js]	Constante de Planck ($6.62607015 \cdot 10^{-34}$)
σ [W/m^2K^4]	Constante de Stefan-Boltzmann ($5.6704 \cdot 10^{-8}$)
ρ [kg/m^3]	Densidad
σ	Desviación estándar
α [m^2/s]	Difusividad térmica
e [$Ws^{1/2}/m^2K$]	Efusividad térmica
ξ	Eje propio de un cuaternión en representación polar
$\varepsilon_{\lambda,\theta}$	Emisividad espectral direccional
ε_λ	Emisividad espectral hemisférica
ε_θ	Emisividad total direccional

ε	Emisividad total hemisférica
S	Entropía
ϵ	Error numérico
\mathcal{H}	Espacio de Hilbert
G	Factor de amplificación
λ [Hz]	Frecuencia
ω [rad/s]	Frecuencia angular
u [$K, ^\circ C$]	Función temperatura
H [A/m]	Intensidad del campo magnético
I_λ [$W/m^3 sr$]	Intensidad espectral
I [$W/m^2 sr$]	Intensidad total
λ [m]	Longitud de onda
J	Matriz Jacobiana
M [$K, ^\circ C, DL$]	Módulo lock-in
M_n	Momento central de orden n
χ	Número de onda
\mathcal{O}	O grande de Landau
*	Operador de conjugación y trasposición-conjugación
*	Operador de convolución
-	Operador de valor medio
T [s]	Periodo
E_λ [W/m^3]	Poder emisivo espectral
E [W/m^2]	Poder emisivo total
P [W/m^2]	Potencia de una señal
Q_λ [W/m]	Potencia espectral
Q [W/m^2]	Potencia incidente
ρ	Reflectividad, módulo de representación polar
ρ_λ	Reflectividad espectral hemisférica
T [$K, ^\circ C, DL$]	Temperatura
t [s]	Tiempo
τ	Transmisividad
i, j, k	Unidades imaginarias
μ	Valor medio
σ^2	Varianza
c_0 [m/s]	Velocidad de la luz en el vacío (299 792 458)
ψ	Wavelet madre

Abreviaturas

POLI	Ajuste polinomial
atm	Atmosférico
2D	Bidimensional
BMI	Bismaleimida
col	Colorización
CON	Contraste
COR	Correlación
Def	Defecto
r	Derecho
DER	Derivada
ENE	Energía
filt	Filtrado
FOU	Fourier
HOM	Homogeneidad
h	Horizontal
ini	Inicial
l	Izquierdo
obj	Objeto
PAN	Poliacrilonitrilo
PE	Polietileno
PTFE	Politetrafluoretileno
med	Promedio
proy	Proyección
rej	Proyección sobre plano ortogonal
Ref	Referencia
ref	Reflejado
refl	Reflexión
rot	Rotación
Sha	Sharpness
term	Térmico
4D	Tetradimensional
tras	Traslación
3D	Tridimensional
abs	Valor absoluto
ang	Valor de fase
v	Vertical

Acrónimos

ICA	Análisis de componentes independientes (Independent Component Analysis)
PCA	Análisis de componentes principales (Principal Component Analysis)
NAPC	Análisis de componentes principales ajustado al ruido (Noise-Adjusted Principal Component analysis)
QPCA	Análisis de componentes principales cuaterniónicas (Quaternion Principal Component Analysis)
KPCA	Análisis kernel de componentes principales (Kernel Principal Component Analysis)
CMY	Cian, Magenta, Amarillo (Cyan, Magenta, Yellow)
CMYK	Cian, Magenta, Amarillo, Negro (Cyan, Magenta, Yellow, black)
CIE	Comisión internacional de la iluminación (Commission Internationale de l'Éclairage)
PC	Componentes principales (Principal Components)
MMC	Compuestos de matriz metálica (Metal Matrix Composites)
SVD	Descomposición en valores singulares (Singular Value Decomposition)
PTD	Difusividad térmica proyectada (Projected Thermal Diffusivity)
FDE	Ecuaciones en diferencias finitas (Finite Difference Equations)
PDE	Ecuación en derivadas parciales (Partial Differential Equation)
NDT	Ensayos no destructivos (Non-Destructive Testing)
MSE	Error cuadrático medio (Mean Square Error)
RKHS	Espacio de Hilbert con kernel reproductor (Reproducing Kernel Hilbert Space)
HOS	Estadísticos de orden superior (Higher Order Statistics)
IQA	Evaluación de calidad de imagen (Image Quality Assessment)
MNF	Fracción mínima de ruido (Minimum Noise Fraction)
VIF	Funciones de iluminación virtual (Virtual Illumination Functions)
IR	Infrarrojos (Infrared)
LWIR	Infrarrojos de onda larga (Long-Wave Infrared)
MWIR	Infrarrojos de onda media (Mid-Wave Infrared)
ECT	Inspección por corrientes inducidas (Eddy-Current Testing)
DPI	Inspección por líquidos penetrantes (Dye Penetrant Inspection)

MPI	Inspección por partículas magnéticas (Magnetic Particle Inspection)
UT	Inspección por ultrasonidos (Ultrasonic Testing)
RT	Inspección radiográfica (Radiographic Testing)
VT	Inspección visual (Visual Testing)
GLCM	Matrices de co-ocurrencia de niveles de gris (Gray Level Co-occurrence Matrix)
FDM	Métodos de diferencias finitas (Finite Difference Methods)
PLS	Mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares)
DL	Nivel digital (Digital Level)
CFRP	Polímero reforzado con fibras de carbono (Carbon Fiber Reinforced Polymer)
GFRP	Polímero reforzado con fibras de vidrio (Glass Fiber Reinforced Polymer)
MOS	Puntuación de opinión media (Mean Opinion Score)
RMSE	Raíz del error cuadrático medio (Root Mean Square Error)
TSR	Reconstrucción de la señal termográfica (Thermographic Signal Reconstruction)
PCR	Regresión de componentes principales (Principal Component Regression)
MLR	Regresión lineal múltiple (Multiple Linear Regression)
RGB	Rojo, Verde, Azul (Red Green Blue)
SNR o S/N	Relación señal/ruido (Signal to Noise Ratio)
HVS	Sistema visual humano (Human Visual System)
PPT	Termografía de fase pulsada (Pulsed Phase Thermography)
IRT	Termografía infrarroja (Infrared Thermography)
LT	Termografía lock-in (Lock-in Thermography)
OSHT	Termografía óptica por calentamiento en escalón (Optical Step Heating Thermography)
OPT	Termografía óptica pulsada (Optical Pulsed Thermography)
FTCS	Tiempo hacia adelante y espacio centrado (Forward Time Centered Space)
BTCS	Tiempo hacia atrás y espacio centrado (Backward Time Centered Space)
HSV	Tonalidad, Saturación, Valor (Hue, Saturation, Value)
QFT	Transformada cuaterniónica de Fourier (Quaternion Fourier Transform)

DQFT	Transformada cuaterniónica discreta de Fourier (Discrete Quaternion Fourier Transform)
IDQFT	Transformada cuaterniónica discreta de Fourier inversa (Inverse Discrete Quaternion Fourier Transform)
FT	Transformada de Fourier (Fourier Transform)
DFT	Transformada discreta de Fourier (Discrete Fourier Transform)
WT	Transformada wavelet (Wavelet Transform)
UAV	Vehículo aéreo no tripulado (Unmanned Aerial Vehicle)

Índice general

Índice de figuras	XXI
Índice de tablas	XXXIII
I INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1 Introducción	5
2 Motivación y objetivos	9
3 Estructuración del estudio	13
II ANTECEDENTES	15
4 Materiales compuestos	19
4.1 Origen de los materiales compuestos	19
4.2 Características principales	20
4.3 Composición	21
4.3.1 Matriz orgánica	21
4.3.2 Matrices metálicas y cerámicas	23
4.3.3 Materiales de refuerzo	24
5 Ensayos no destructivos convencionales	29
5.1 Generalidades de ensayos no destructivos	29
5.2 Técnicas convencionales de NDT	30
5.2.1 Inspección visual	30
5.2.2 Inspección por ultrasonidos	31
5.2.3 Inspección por corrientes inducidas	32
5.2.4 Inspección por líquidos penetrantes	33
5.2.5 Inspección por partículas magnéticas	34
5.2.6 Inspección radiográfica	35
5.2.7 Inspección por termografía infrarroja	36

6	Termografía infrarroja	37
6.1	Principios de radiación térmica	37
6.2	Medida de temperatura con termografía infrarroja	44
6.3	Ensayos no destructivos por termografía infrarroja	47
6.3.1	Sistemas de estimulación térmica	48
6.3.2	Técnicas de calentamiento	52
7	Procesamiento de datos termográficos	57
7.1	Propósito del procesamiento	57
7.2	Procesados convencionales en termografía activa	58
7.2.1	Reconstrucción de la señal termográfica	58
7.2.2	Análisis espectral	61
7.2.3	Análisis de componentes principales	63
7.2.4	Regresión por mínimos cuadrados parciales	64
7.2.5	Momentos estadísticos de orden superior	66
7.2.6	Análisis <i>wavelet</i>	68
7.3	Procesados de imagen	69
7.3.1	Modificación de histograma	69
7.3.2	Filtrado de imagen	70
III FUNDAMENTOS DE LOS MÉTODOS PROPUESTOS		73
8	Modelización de inspecciones termográficas NDT	77
8.1	Modelo general de difusión térmica 3D	77
8.2	Modelo anisotrópico simplificado 2D	80
8.2.1	Casuística del modelo anisotrópico simplificado 2D	82
9	Resolución numérica de ecuaciones diferenciales	85
9.1	Resolución de ecuaciones diferenciales	85
9.2	Aproximaciones por diferencias finitas	86
9.2.1	Aproximación y errores de truncamiento	86
9.2.2	Fórmulas de diferencias finitas	88
9.3	Esquemas de resolución del método de diferencias finitas	90
9.3.1	Discretización del problema continuo	91
9.3.2	Esquemas explícitos de resolución	92
9.3.3	Esquemas implícitos de resolución	96
10	Colorización y espacios de color	99
10.1	Fundamentos de visión en color	99
10.2	Modelos de color	103
10.2.1	Modelo de color RGB	104

10.2.2 Modelos de color CMY y CMYK	105
10.2.3 Modelo de color HSV	106
11 Métricas de cuantificación de calidad de señales	109
11.1 Necesidad de métricas	109
11.2 Relación señal/ruido	110
11.3 <i>Sharpness</i>	113
11.4 Matrices de co-ocurrencia de niveles de gris	117
12 Técnicas de reducción de dimensionalidad	121
12.1 Imágenes multiespectrales. Reducción de dimensionalidad	121
12.2 Análisis de componentes principales	123
12.3 Fracción mínima de ruido	125
12.4 Análisis kernel de componentes principales	128
12.5 Análisis de componentes independientes	131
13 Análisis cuaterniónico	135
13.1 Los cuaterniones y sus propiedades	135
13.1.1 Definición de cuaternión	136
13.1.2 Propiedades de los cuaterniones	137
13.2 Representación de colores	138
13.3 Procesados cuaterniónicos	140
13.3.1 Transformada cuaterniónica discreta de Fourier	140
13.3.2 Análisis cuaterniónico de componentes principales	142
13.3.3 Convolución espacial cuaterniónica	143
 IV PRESENTACIÓN Y EVALUACIÓN DE LOS MÉTODOS PROPUESTOS	 145
14 Presentación de los métodos propuestos	149
14.1 Difusividad térmica proyectada	149
14.1.1 Planteamiento del problema	149
14.1.2 Método de difusividad térmica proyectada	151
14.1.3 Consideraciones en la aplicación del método	152
14.2 Funciones de iluminación virtual	155
14.2.1 Fundamentos de funciones de iluminación virtual	155
14.2.2 Casuística de funciones de iluminación virtual	156
14.3 Criterios de selección de canales RGB	163
14.3.1 Fundamentos del método de proyección RGB	163
14.3.2 Criterios para selección de canales RGB	165
14.3.3 Metodología de aplicación de criterios	168

14.4	Colorización termográfica por síntesis computacional	170
14.4.1	Fundamentos del método propuesto de colorización	170
14.4.2	Técnicas de colorización analizadas	172
14.4.3	Procesado de secuencias termográficas en color	173
15	Datos empleados en el análisis	175
15.1	Datos generados de manera computacional	175
15.1.1	Datos teóricos de inspecciones IRT NDT	175
15.1.2	Datos teóricos IRT NDT corrompidos con ruido	179
15.2	Datos generados de manera experimental	182
15.2.1	Inspecciones IRT NDT sobre probetas calibradas	183
15.2.2	Inspecciones IRT NDT sobre componentes reales	186
16	Análisis y evaluación de los métodos propuestos	189
16.1	Difusividad térmica proyectada	189
16.1.1	Resultados obtenidos en la aplicación del método	189
16.1.2	Evaluación del método desarrollado	197
16.2	Funciones de iluminación virtual	201
16.2.1	Análisis de resultados con funciones virtuales	201
16.2.2	Evaluación conjunta de las funciones virtuales	218
16.3	Criterios de selección de canales RGB	219
16.3.1	Evaluación simplificada de criterios de selección	220
16.3.2	Evaluación extendida de criterios de selección	224
16.4	Colorización termográfica por síntesis computacional	233
16.4.1	Resultados obtenidos con las técnicas de colorización	233
16.4.2	Evaluación del método propuesto de colorización	249
V	CONCLUSIONES ALCANZADAS Y LÍNEAS DE TRABAJO FUTURO	255
17	Conclusiones alcanzadas en el estudio	259
18	Líneas de trabajo futuro	265
19	Difusión de los resultados obtenidos	269
REFERENCIAS		271
	Referencias de Introducción general	271
	Referencias de Antecedentes	273
	Referencias de Fundamentos de los métodos propuestos	281
	Referencias de Presentación y evaluación de los métodos propuestos	289

Índice de figuras

3.1.	Estructuración general del estudio.	14
4.1.	Ejemplos de materiales compuestos naturales: (a) textura de madera [30], (b) estructura de bambú [31].	20
4.2.	(a) Esquema de material compuesto de fibras unidireccionales. (b) Placa de <i>composite</i> de fibras de carbono y resina polimérica [33].	20
4.3.	Configuraciones de los materiales de refuerzo: (a) partículas, (b) fibras unidireccionales, (c) fibras entrelazadas o tejido, (d) fibras con orientación aleatoria.	25
5.1.	Representación esquemática de ensayo no destructivo por inspección visual.	30
5.2.	Representación esquemática de ensayo no destructivo por técnica de ultrasonidos.	31
5.3.	Representación esquemática de ensayo no destructivo por corrientes inducidas.	32
5.4.	Etapas de una inspección por líquidos penetrantes: (a) limpieza y desengrase de la superficie, (b) aplicación de solución coloreada y eliminación del sobrante, (c) extracción mediante revelador de la solución ocluida en la grieta.	33
5.5.	Representación esquemática de ensayo no destructivo por partículas magnéticas.	34
5.6.	Representación esquemática de inspección radiográfica.	35
6.1.	Esquema de los procesos experimentados por la energía al incidir sobre una superficie.	38
6.2.	Representación gráfica de los parámetros de cálculo de la intensidad espectral.	39
6.3.	Poder emisivo espectral del cuerpo negro para diferentes temperaturas.	41
6.4.	Esquema de la radiación total recibida por un sensor infrarrojo y las fuentes de su emisión.	45
6.5.	Transmisividad atmosférica para diferentes longitudes de onda.	47

6.6.	Sistemas ópticos de estimulación para inspecciones por termografía activa: (a) lámpara de flash de alta energía, (b) lámpara halógena.	49
6.7.	Sonotrodo para inyección puntual de ondas mecánicas en inspecciones por termografía activa.	50
6.8.	Bobina de inducción para generación de corrientes en inspecciones por termografía activa.	51
6.9.	Evolución de la temperatura de una zona sana y una zona de defecto en una inspección termográfica por calentamiento óptico pulsado.	53
6.10.	Esquema de aplicación del proceso <i>lock-in</i> para cálculo de los valores de amplitud y fase.	54
6.11.	Evolución de la temperatura de una zona sana y una zona de defecto en una inspección termográfica por calentamiento en escalón.	55
7.1.	Principio de ajuste del TSR. Aproximación polinomial de la secuencia discreta de valores medidos y derivación del polinomio resultante.	60
7.2.	Ejemplo de histograma: (a) imagen termográfica de inspección NDT, (b) histograma correspondiente.	70
8.1.	Modelo de difusión térmica 3D.	79
8.2.	Modelo simplificado de difusión térmica 2D.	81
8.3.	Casuística de difusividad térmica proyectada: caso de material de espesor infinito sin defectos (izquierda), caso de material de espesor finito sin defectos (centro) y caso de material de cualquier espesor con presencia de defecto (derecha).	84
9.1.	Parámetros de discretización: (a) dominio material a discretizar, (b) malla de discretización espacial y temporal.	92
9.2.	Esquema de resolución del método FTCS.	94
9.3.	Esquema de resolución del método BTCS.	97
10.1.	Espectro electromagnético de la luz visible [147].	100
10.2.	Curvas de absorción espectral de los conos en la retina humana [149]. Los conos S, que tienen sensibilidad máxima a longitudes de onda cortas (<i>Short</i>), perciben el azul; los conos M, con sensibilidad máxima a longitudes de onda media (<i>Medium</i>), perciben el verde; y los conos L, con sensibilidad máxima a longitudes de onda largas (<i>Long</i>), perciben el rojo.	101

10.3.	Colores primarios y secundarios: (a) colores primarios y secundarios de la luz, (b) colores primarios y secundarios para los pigmentos.	102
10.4.	Diagrama de comaticidad CIE - 1931 [151].	103
10.5.	Modelo RGB de color: (a) cubo RGB [153], (b) Coordenadas en sistema RGB.	104
10.6.	Representación gráfica de las componentes del modelo HSV: (a) descripción de la componente de valor, (b) descripción de las componentes de saturación y tonalidad.	108
11.1.	Posicionamiento de las áreas de medida para el cálculo de SNR: (a) distancias consideradas, (b) representación de las áreas de cálculo para un defecto cuadrado.	113
11.2.	Ejemplo de niveles diferentes de <i>sharpness</i>	114
11.3.	Posicionamiento de las áreas de medida para el cálculo de <i>sharpness</i> : (a) distancias consideradas, (b) representación de las áreas de cálculo para un defecto cuadrado.	117
11.4.	Direcciones de adyacencia consideradas para calcular las características de textura mediante GLCM.	118
12.1.	Interpretación geométrica del método de análisis de componentes principales.	123
12.2.	Interpretación geométrica del análisis kernel de componentes principales.	128
12.3.	Interpretación geométrica del análisis de componentes independientes: (a) caso de PCA, (b) caso de ICA.	132
13.1.	Representación geométrica de un color mediante cuaterniones.	138
13.2.	Procesado cuaterniónico de imágenes de color: (a) relaciones cuaterniónicas entre espacios de color RGB y HSV, (b) filtrado cuaterniónico de imágenes de color.	140
14.1.	Perfiles de temperatura de ensayos teóricos utilizados como referencia para el procesamiento de ensayos experimentales: (a) detección de defectos en ensayo teórico, (b) respuesta del fondo de la escena en ensayo teórico, (c) perfiles del defecto y el fondo de la escena en ensayo teórico, (d) resultado obtenido en ensayo experimental, (e) perfiles del defecto y el fondo de la escena en ensayo experimental.	154

14.2.	Resultados obtenidos con el método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre diferentes datos de entrada producidos en ensayos experimentales: (a) utilizando los datos originales, (b) utilizando datos filtrados con técnica de suavizado y procesamiento de ajuste polinomial, (c) utilizando los grupos de funciones generadas mediante el procedimiento definido.	155
14.3.	Ejemplos de imágenes seleccionadas por los diferentes criterios: (a) candidatos considerados por los criterios 1, 2 y 3, (b) candidatos considerados por los criterios 4 y 5, (c) candidatos considerados por los criterios 6 y 7.	167
14.4.	Definición de las áreas de medida para las métricas aplicadas a defectos individuales: (a) definición geométrica de las áreas, (b) áreas para medida para el SNR, (c) áreas para medida para el <i>sharpness</i>	170
14.5.	Esquema de reducción de dimensión aplicado con el método propuesto de colorización.	172
15.1.	Valores térmicos teóricos de un defecto situado bajo 3 capas: (a) respuesta tras 3 segundos de calentamiento, (b) respuesta tras 5 segundos de calentamiento, (c) respuesta tras 7 segundos de calentamiento.	177
15.2.	Ejemplos de los datos empleados en el estudio: (a) defectos triangulares de PTFE, (b) defectos circulares de PE, (c) defectos cuadrados de metal, (d) evolución temporal de temperatura para las diferentes estimulaciones.	179
15.3.	Distribución de los valores de ruido generados por la cámara empleada en este estudio.	180
15.4.	Valores térmicos teóricos de defectos corrompidos con ruido para un mismo instante: (a) defecto situado bajo 1 capa, (b) defecto situado bajo 3 capas, (c) defecto situado bajo 5 capas.	181
15.5.	Características de las inspecciones termográficas NDT modeladas: (a) posición de los defectos modelados con la profundidad indicada numéricamente [mm], (b) modelo de difusión térmica definido para generación de datos termográficos.	181
15.6.	Espécimen empleado en el estudio de colorización termográfica: (a) esquema de posición de los defectos modelados indicando la profundidad numéricamente [mm], (b) termograma ideal obtenido para el instante 4 s de calentamiento, (c) termograma para el instante 4 s de calentamiento corrompido con ruido.	182

15.7. Características de las inspecciones termográficas NDT experimentales: (a) posición de los defectos provocados con la profundidad indicada numéricamente [mm], (b) estructura del espécimen inspeccionado, (c) configuración de los ensayos realizados. . .	183
15.8. Esquemas de la estructura de las probetas calibradas: (a) probeta de CFRP para evaluación, (b) probeta de GFRP para validación.	184
15.9. Configuración de los ensayos experimentales.	185
15.10. Valores térmicos experimentales de diferentes defectos para un mismo instante: (a) defecto situado bajo 2 mm, (b) defecto situado bajo 3 mm, (c) defecto situado bajo 5 mm.	186
15.11. Imágenes de los componentes aeronáuticos inspeccionados: (a) borde de ataque de ala de aeronave, (b) parte de trampa delantera de tren de aterrizaje, (c) trozo de cola de UAV.	187
16.1. Valores de difusividad térmica proyectada para el mismo instante obtenidos con datos generados de manera computacional: (a) defecto bajo 1 capa, (b) defecto bajo 3 capas, (c) defecto bajo 5 capas.	190
16.2. Resultados de difusividad proyectada para el mismo instante obtenidos con diferentes tipos de datos de entrada: (a) ensayo teórico, (b) ensayo teórico corrompido con ruido, (c) ensayo teórico corrompido con ruido y filtrado con técnica de suavizado y procesado de ajuste polinomial.	191
16.3. Ejemplos de resultados obtenidos con el método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre datos teóricos (a,b,c) y datos experimentales (d,e,f): (a,d) datos térmicos, (b,e) datos de difusividad térmica proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad térmica proyectada.	193
16.4. Resultados obtenidos en las diferentes etapas del proceso de transferencia térmica en ensayos termográficos NDT: (a) evolución temporal de la temperatura de un defecto y su correspondiente área de referencia durante la fase de calentamiento, (b) posicionamiento de un defecto y su referencia dentro del área de análisis, (c) resultado termográfico original para $t = 1$ s, (d) resultado termográfico original para $t = 5$ s, (e) resultado termográfico original para $t = 9.5$ s, (f) resultado de difusividad proyectada para $t = 1$ s, (g) resultado de difusividad proyectada para $t = 5$ s, (h) resultado de difusividad proyectada para $t = 9.5$ s.	194

16.5.	Ejemplos de defectos detectados mediante el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de la sección de borde de ataque: (a,d) datos térmicos iniciales, (b,e) datos de difusividad proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad proyectada.	197
16.6.	Ejemplos de defectos detectados mediante el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de los componentes reales con defectos de delaminación: (a,b,c) tramo de cola de UAV, (d,e,f) porción de trampa de tren de aterrizaje, (a,d) datos térmicos iniciales, (b,e) datos de difusividad proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad proyectada.	198
16.7.	Propiedades del método de difusividad térmica proyectada para SNR y c_0 aplicado sobre defectos teóricos: (a) SNR para mismo defecto y diferentes valores de $c_{0_{ini}}$, (b) SNR para diferentes defectos y mismo valor de $c_{0_{ini}}$	199
16.8.	Propiedades del método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre defectos reales: (a) SNR para mismo defecto y diferentes valores de $c_{0_{ini}}$, (b) SNR para diferentes defectos y mismo valor de $c_{0_{ini}}$, (c) simetría impar en ensayos experimentales, (d) simetría par en ensayos experimentales.	200
16.9.	Representación de defectos proporcionada por el método de difusividad térmica proyectada: (a) resultado obtenido con el método de difusividad térmica proyectada, (b) perfil de señal de un defecto detectado con el método de difusividad térmica proyectada, (c) interpretación física de los resultados de difusividad proyectada.	201
16.10.	Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (<i>frame</i> 136) con la VIF correspondiente a la derivada segunda, (d,e) representación de la respuesta espacial y evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	203
16.11.	Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (<i>frame</i> 137) con la VIF correspondiente a la derivada tercera, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	204

16.12. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (<i>frame</i> 137) con la VIF correspondiente a la derivada primera, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	205
16.13. Resultados obtenidos con las VIF de G_{der_1} , G_{der_2} , G_{der_3} y G_{der_4} bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y <i>sharpness</i> (b).	207
16.14. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 50) con la VIF correspondiente a la fase del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	208
16.15. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 10) con la VIF correspondiente al módulo del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	209
16.16. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 50) con la VIF correspondiente a la fase del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	210
16.17. Resultados obtenidos con las VIF correspondientes al análisis de Fourier bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y <i>sharpness</i> (b).	211
16.18. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente a momentos centrales de orden 3, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).	212
16.19. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente al momento central de orden 4, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).	213

16.20. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente al momento central de orden 5, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).	214
16.21. Resultados obtenidos con las VIF correspondientes a momentos centrales estandarizados bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y <i>sharpness</i> (b).	215
16.22. Resultados del análisis de dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 2) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y evolución en función de las componentes de los puntos indicados en (a,b,c).	216
16.23. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 3) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en función de las componentes de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	217
16.24. Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 4) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en función de las componentes de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).	218
16.25. Resultados obtenidos con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y <i>sharpness</i> (b).	219
16.26. Comparativa de resultados medios obtenidos con las VIF analizadas en el estudio para todos los defectos y condiciones de estimulación analizadas: (a) valores de SNR y (b) valores de <i>sharpness</i>	220

16.27. Ejemplos de imágenes RGB proyectadas producidas por los criterios: (a) criterio 4a aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (b) criterio 4b aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (c) criterio 4b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7, (d) criterio 1a aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (e) criterio 2b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7, (f) criterio 4b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7.	221
16.28. Evaluación cuantitativa preliminar de los criterios propuestos: (a) criterios aplicados a procesados de datos de tendencia irregular, (b) criterios aplicados a procesados de datos de tendencia regular.	224
16.29. Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 4a aplicado a coeficientes del ajuste de grado 4, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.	226
16.30. Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 7b aplicado a la primera derivada del polinomio de aproximación de grado 4, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.	227
16.31. Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 5a aplicado a los datos del PCA, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.	228
16.32. Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con los momentos de orden superior, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.	229
16.33. Ejemplos de los resultados obtenidos con la metodología de vídeo RGB proyectado: (a,b,c) <i>frames</i> correspondientes a escalas 1.52, 2.15 y 3.62, respectivamente, para el ensayo teórico, (d,e,f) <i>frames</i> correspondientes a escalas 0.76, 0.91 y 1.08, respectivamente, para el ensayo experimental.	230

16.34. Evaluación cuantitativa de los criterios seleccionados para los diferentes procesados: (a) coeficientes del ajuste polinomial, (b) derivadas del polinomio de ajuste, (c) análisis de Fourier, (d) análisis de componentes principales, (e) regresión PLS, (f) análisis wavelet.	231
16.35. Evaluación cuantitativa de los criterios seleccionados respecto a la tendencia de los procesados: (a) procesados de tendencia regular, (b) procesados de tendencia irregular.	232
16.36. Resultados disponibles en las diferentes etapas de análisis del método de proyección RGB: (a) datos originales capturados por el sensor IR tras 5 s de calentamiento óptico en escalón, (b) imagen RGB proyectada original obtenida con el criterio 4a aplicado a coeficientes del ajuste de grado 4, (c) imagen RGB proyectada tras procesado.	233
16.37. Componentes independientes obtenidas a partir de la secuencia formada por los <i>frames</i> del instante 6.8 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.	235
16.38. Componentes independientes seleccionadas por el criterio basado en GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	235
16.39. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante ICA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	236
16.40. Componentes independientes seleccionadas por el criterio de entropía (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	237
16.41. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante ICA y selección por el criterio de entropía: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	237
16.42. Componentes kernel principales obtenidas a partir de la secuencia formada por los <i>frames</i> del instante 7 s de las 20 secuencias de aproximación polinomial de la evolución térmica inicial. . . .	238
16.43. Componentes kernel principales seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen RGB resultante de la proyección (d). . .	239

16.44. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante KPCA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	240
16.45. Componentes kernel principales seleccionadas por el criterio de varianza (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	241
16.46. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante KPCA y selección por el criterio de varianza: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	241
16.47. Componentes de ruido mínimo obtenidas a partir de la secuencia formada por los <i>frames</i> del instante 8.9 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.	242
16.48. Componentes de ruido mínimo seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	243
16.49. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante MNF y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	244
16.50. Componentes de ruido mínimo seleccionadas por el criterio de SNR (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	244
16.51. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante MNF y selección por el criterio de SNR: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	245
16.52. Componentes principales obtenidas a partir de la secuencia formada por los <i>frames</i> del instante 9.9 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.	246
16.53. Componentes principales seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	246

16.54. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante PCA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	247
16.55. Componentes principales seleccionadas por el criterio de varianza (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).	248
16.56. Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante PCA y selección por el criterio de varianza: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).	248
16.57. Representación de los valores de SNR y <i>sharpness</i> obtenidos a partir de la secuencia original, las técnicas convencionales de procesado termográfico y las técnicas desarrolladas de colorización termográfica para los criterios de GLCM y parámetros propios.	251
16.58. Representación de los valores de SNR y <i>sharpness</i> obtenidos mediante la aplicación de procesado cuaterniónico de Fourier y filtrados adicionales para las técnicas de colorización termográfica desarrolladas.	252
16.59. Representación de los valores de SNR y <i>sharpness</i> obtenidos mediante la aplicación de análisis cuaterniónico de componentes principales y filtrados adicionales para las técnicas de colorización termográfica desarrolladas.	253

Índice de tablas

16.1 Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de probetas calibradas (defectos 1 a 5).	195
16.2 Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de probetas calibradas (defectos 6 a 10).	196
16.3 Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones realizadas sobre componentes reales.	198

Parte I

INTRODUCCIÓN GENERAL

En esta primera parte del trabajo se contextualiza el estudio realizado, introduciendo el tema tratado y poniendo de manifiesto su carácter multidisciplinar y la importante labor de las Matemáticas en el desarrollo tecnológico y humano. Se describe de manera resumida la situación actual de la tecnología y a partir de ella se identifica la problemática existente y la necesidad de encontrar respuesta a tales limitaciones. Posteriormente se describen los objetivos planteados en el estudio y los medios empleados para alcanzarlos. En último lugar se muestra la estructuración del estudio realizado que se detallará en las sucesivas partes del presente documento.

Capítulo 1

Introducción

Durante los últimos años se ha producido un formidable incremento de la utilización de los materiales avanzados en el ámbito industrial. Estos materiales presentan propiedades muy superiores en comparación con los materiales convencionales [1-3]. Una de las principales ventajas de los materiales avanzados es la posibilidad que ofrecen de diseñar a medida sus microestructuras internas, permitiendo maximizar sus prestaciones según la aplicación final a la que estén destinados. De este modo se consigue producir materiales con propiedades mecánicas superiores, de elevada tenacidad, alta resistencia a la fatiga y al desgaste, a la vez que ligeros y sostenibles. Muchos de ellos presentan, además, la posibilidad de recibir tratamientos superficiales específicos (químicos y mecánicos) para aumentar sus prestaciones y maximizar su durabilidad, obteniendo materiales para trabajar en ambientes extremos de temperatura y corrosivos sin alterar las características del material base original.

Entre los materiales avanzados destacan los materiales compuestos o *composites* por su excelente relación resistencia/peso. En la actualidad su uso está ampliamente extendido en el sector aeronáutico y gracias al desarrollo de técnicas de fabricación más rápidas y económicas se está extendiendo cada vez más a otros sectores industriales, tales como el ferroviario, marítimo y de automoción [4-6]. Básicamente, un material compuesto es un sistema constituido por una combinación de dos o más elementos constituyentes, cada uno de los cuales tiene forma y composición química diferente, que son insolubles entre sí. Como resultado de la unión, los materiales compuestos poseen propiedades superiores a las que presentan los materiales constituyentes individuales.

Los materiales compuestos ofrecen una importante reducción de peso y una producción mucho más eficiente que los materiales convencionales ya que se reducen en gran medida los procesos de corte y mecanizado. Además, permiten optimizar los diseños de piezas y estructuras desarrollando materiales con propiedades anisotrópicas, consiguiendo una importante reducción del material requerido para cumplir con las sollicitaciones exigidas. Esta particularidad ha propiciado un gran avance en el diseño mecánico cambiando completamente el paradigma actual. Hasta el desarrollo de los materiales compuestos, los diseña-

dores dedicaban grandes esfuerzos en superar las limitaciones impuestas por los métodos convencionales de fabricación (arranque de viruta, fundición, soldadura o mecanizado). Actualmente, los materiales compuestos permiten diseñar materiales prácticamente a medida de las necesidades, haciéndolos más resistentes en las direcciones requeridas por la aplicación a la que se destinan [7, 8].

Para cumplir los niveles de calidad y seguridad exigidos por la normativa vigente en cada sector industrial, se somete a los materiales a exigentes controles de calidad. Es habitual llevar a cabo estos controles empleando técnicas de ensayos no destructivos, o *Non-Destructive Testing* (NDT). Los ensayos no destructivos son una serie de pruebas a las que se someten los materiales para verificar su correcto estado sin que sus propiedades resulten alteradas a consecuencia de su aplicación [9, 10]. Los NDT están basados en diferentes principios físicos y los resultados que generan deben ser interpretados para determinar de manera correcta el estado del material inspeccionado. El proceso de interpretación de resultados tiene una gran trascendencia, ya que las indicaciones que cada método detecta son función del principio físico en que se basa el método y del propio material ensayado [11].

Dos de las técnicas NDT de uso más extendido en la actualidad son la técnica de ultrasonidos y la técnica de corrientes inducidas. El principio de funcionamiento de la técnica de ultrasonidos se basa en la medida del tiempo que tardan en recorrer una distancia conocida las ondas mecánicas ultrasónicas introducidas en el material de forma controlada. A partir del valor de la velocidad de propagación de dichas ondas en el material inspeccionado es posible determinar la distancia que recorren en el tiempo medido y establecer la profundidad a la que se encuentra una anomalía interna. La técnica de corrientes inducidas basa su principio de funcionamiento en la medida de las variaciones de reactancia que se producen en bobinas inductoras como consecuencia de las variaciones de impedancia existentes en zonas superficiales y sub-superficiales de un material. Las corrientes inducidas en los materiales a través de bobinas se ven alteradas por las variaciones de impedancia, induciendo a su vez un campo eléctrico en la bobina inductora que produce una variación de su reactancia. En ambos casos la detección y caracterización de defectos se efectúa a través de la interpretación de las indicaciones mostradas por las medidas.

El rápido desarrollo y uso cada vez más extendido de los materiales avanzados, especialmente de los materiales compuestos, supone un reto importante para la industria de los ensayos no destructivos, los cuales deben evolucionar para adaptarse a las particularidades de estos nuevos materiales y a su defectología propia. La reducción de los costes de fabricación de los materiales compuestos garantiza una rápida expansión de estos materiales a otros sectores, inclusive para aplicaciones recreativas. Muchos de estos materiales compuestos presentan dificultades para ser inspeccionados con métodos tradicionales de NDT. El continuo desarrollo de los materiales compuestos requiere a su vez de un con-

tinuo desarrollo de las técnicas de NDT para seguir manteniendo los requisitos de calidad y seguridad exigidos. En consecuencia, resulta necesario mejorar los métodos convencionales de NDT y desarrollar nuevos métodos que amplíen las capacidades de inspección a elementos fabricados en materiales y tecnologías avanzadas.

Entre las nuevas técnicas de ensayo no destructivo que mayores avances están experimentando en la actualidad, y que parecen tener aún un amplio margen de desarrollo, se encuentra la termografía infrarroja, o *Infrared Thermography* (IRT), que destaca por su gran versatilidad y rapidez de inspección [12, 13]. La termografía infrarroja es una tecnología que permite llevar a cabo medidas de temperatura de los objetos a través de la relación que existe entre su temperatura y la radiación térmica que emiten. La IRT mide radiación térmica en el rango espectral infrarrojo y lo hace a distancia y sin contacto con el objeto que se está midiendo [14-16]. En la actualidad existen multitud de aplicaciones de IRT, siendo la mayor parte de ellas aplicaciones pasivas. Estas aplicaciones pasivas consisten en la captación de la radiación térmica que emiten los objetos sin interferir en su estado. Se pueden encontrar aplicaciones de termografía pasiva en detección de faltas de aislamiento en edificaciones, control de humedades en tejados y fachadas, detección de fallos en sistemas eléctricos, desgastes en máquinas rotativas e incluso para la monitorización del clima terrestre desde satélites, entre otros [17-21]. Por el contrario, la aplicación de la IRT como técnica de NDT es una aplicación activa, es decir, precisa de la aplicación de una estimulación térmica controlada sobre los materiales a inspeccionar. Su principio de aplicación se basa en el análisis de los flujos de calor intercambiados en los objetos inspeccionados y su efecto sobre la radiación térmica que emiten.

Capítulo 2

Motivación y objetivos

La tecnología de termografía infrarroja ha evolucionado rápidamente durante los últimos años. Desde los primeros experimentos con materiales detectores de *rayos calóricos* llevados a cabo por Herschel en 1800 [22, 23] hasta la actualidad, los sensores de infrarrojos, o *InfraRed* (IR), se han desarrollado de manera formidable, pasando de dispositivos térmicos sensibles a todo el rango espectral y equipados en sistemas de barrido a los modernos sensores fotónicos dispuestos en arrays planos focales e incluso dispositivos adaptables a smartphones. Actualmente se pueden encontrar en el mercado sensores de resolución espacial del orden del megapíxel, capaces de medir desde decenas de grados bajo cero hasta varios miles de grados positivos, con precisiones del orden del $\pm 1\%$ a velocidades de captura de hasta varios KHz. Estos avances tecnológicos unidos al abaratamiento de los costes de fabricación han favorecido la rápida expansión de la tecnología de IRT, incluyendo su aplicación como técnica de ensayos no destructivos, con la cual se obtienen actualmente altos niveles de detección de defectos.

La aplicación de la IRT como NDT requiere del establecimiento de un flujo controlado de calor en el material objeto de inspección. Las técnicas de excitación térmica para IRT han evolucionado a lo largo del tiempo hasta encontrarse actualmente en una fase de desarrollo pleno con un margen de mejora aparentemente limitado. Prácticamente cualquier método de calentamiento, o enfriamiento, que permita un control de la energía intercambiada con el sistema resulta viable como sistema de excitación en aplicaciones termográficas de NDT. Sin embargo, existe una serie de técnicas que, por sus especiales características para generar y controlar la estimulación térmica, se ha generalizado su utilización. Entre estas técnicas se encuentran los *métodos ópticos*, que aportan calor por medio de radiación lumínica, los *métodos mecánicos*, que producen calentamiento por fricción interna e histéresis, y los *métodos inductivos*, para los cuales el calentamiento se genera por disipación eléctrica producida mediante corrientes inducidas.

Además de los sensores infrarrojos y los sistemas de estimulación térmica, la técnica de NDT basada en IRT requiere de una metodología de análisis de

resultados que sea eficaz y precisa, que asegure la correcta caracterización de las indicaciones detectadas y permita determinar de manera unívoca parámetros clave como el tamaño de los defectos detectados, la profundidad a la que éstos se encuentran y su naturaleza. La termografía infrarroja es una tecnología de eficacia demostrada para su aplicación como ensayo no destructivo, sin embargo, una de las principales limitaciones que actualmente presenta es la falta de un criterio general para caracterizar correctamente los defectos detectados. Esta falta de acuerdo común hace que la experiencia y habilidad del inspector resulten determinantes y que la técnica sea altamente dependiente del factor humano.

En este estudio se pretende avanzar en la solución al problema de variabilidad e independencia de la técnica de NDT basada en IRT, y para ello se plantea el uso de herramientas matemáticas de novedosa aplicación en este campo. Matemáticos de trascendencia histórica como Fourier, Buffon, Diderot y D'Alembert ya se mostraron firmes partidarios de que el verdadero valor de las matemáticas residía en sus muchas e importantes aplicaciones a las otras ciencias. A partir del siglo XIX la aplicación de las matemáticas a otras ciencias se aceleró intensamente en el campo de la mecánica, las distintas partes de la física teórica y como consecuencia de ello en las distintas tecnologías englobadas en la ingeniería. A partir del siglo XX se extendieron a la economía, la sociología, la química y la biología, y actualmente las matemáticas continúan demostrando su utilidad y necesidad para el progreso material y aumento del bienestar del ser humano [24].

Con este trabajo se continúa la línea de aplicación de las Matemáticas al avance tecnológico, siendo el propósito general de esta tesis desarrollar nuevas técnicas matemáticas que permitan no sólo mejorar el nivel de detección de los defectos existentes sino también diferenciarlos entre sí y caracterizarlos en tamaño y profundidad. Para alcanzar esta meta se propone la siguiente secuencia de objetivos:

1. Adquirir los conocimientos necesarios para comprender y dominar los procedimientos que se aplican actualmente al procesamiento de datos termográficos obtenidos en ensayos no destructivos, incluyendo los fundamentos físicos de la tecnología.
2. Adquirir dominio en las disciplinas matemáticas que muestran mayor capacidad de aprovechamiento para el procesamiento de datos termográficos: análisis funcional, análisis convexo, análisis cuaterniónico, sistemas dinámicos y los métodos numéricos asociados.
3. Generar nuevos procedimientos matemáticos para el procesado de datos termográficos, buscando nuevos puntos de vista y combinando técnicas existentes para mejorar los resultados actuales.
4. Desarrollar los algoritmos y el código informático que permitan aplicar los anteriores métodos matemáticos de forma eficiente.

-
5. Diseñar y ejecutar los experimentos termográficos necesarios para generar los datos que se procesarán mediante los algoritmos desarrollados.
 6. Analizar, evaluar y discutir los resultados del procesamiento de los datos procedentes de los experimentos, comparando de forma crítica y objetiva los resultados obtenidos con los métodos existentes en la literatura.

Capítulo 3

Estructuración del estudio

Los objetivos fijados al inicio del estudio permiten identificar las siguientes fases de actividad, cada una con una metodología propia, sobre las que se ha trabajado en diferentes ocasiones durante el desarrollo del proyecto.

1. Documentación. Trabajo con fuentes bibliográficas utilizando los recursos bibliográficos disponibles.
2. Desarrollo de modelos matemáticos. Metodología propia del trabajo matemático: procesos de indagación y demostración.
3. Desarrollo de algoritmos de detección y caracterización. Tareas de ingeniería algorítmica y programación informática.
4. Diseño y ejecución de experimentos. Trabajo de laboratorio avanzado para generación de datos representativos.
5. Aplicación de los algoritmos a los datos generados, análisis y evaluación de los resultados. Reflexión sobre los resultados y discusión.

La estructura del estudio ha ido evolucionando con el avance de la investigación, adaptándose a las necesidades y nuevas líneas de trabajo surgidas. La estructura final del estudio se muestra en la figura 3.1. Se distinguen dos líneas principales de trabajo. Por un lado está la línea correspondiente al análisis de la ecuación general de difusión térmica y por otro lado la línea relativa a espacios de color de imágenes digitales. En la primera línea se ha desarrollado un modelo simplificado de ecuación de difusión, que ha sido resuelto en su planteamiento directo e inverso y ha permitido definir las funciones de iluminación virtual. En la segunda línea de trabajo se ha avanzado en el empleo de técnicas de colorización sobre datos termográficos, dando como resultado dos sublíneas de desarrollo: la proyección RGB de datos termográficos y la colorización termográfica. En la primera sublínea se han definido una serie de criterios de selección de canales RGB y se ha desarrollado un nuevo procesado basado en análisis wavelet, mientras que en la segunda sublínea se han propuesto métodos de colorización aplicables a datos termográficos y se han definido métodos de análisis cuaterniónico para su procesado.

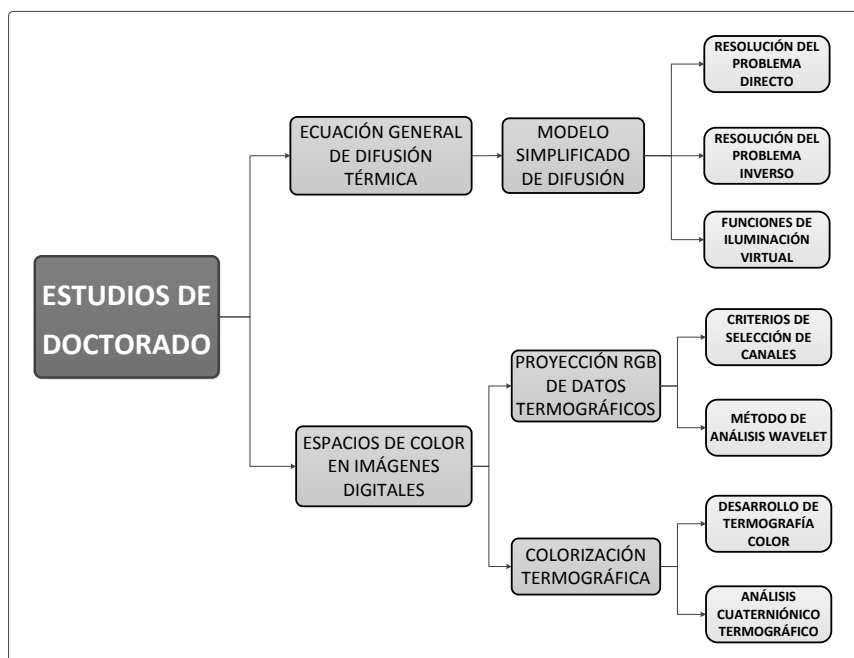


Figura 3.1: Estructuración general del estudio.

Parte II

ANTECEDENTES

En esta parte del trabajo se detallan los antecedentes del estudio, describiendo los aspectos generales de las materias que se tratan y que convergen hacia el estado del arte del que se parte para avanzar en la investigación. Son cuatro los apartados que constituyen los antecedentes de la tesis: Materiales compuestos, Ensayos no destructivos, Termografía infrarroja y Procesamiento de datos termográficos. La investigación está centrada en el uso de los materiales compuestos, debido a su gran importancia en múltiples aplicaciones industriales así como por su rápido desarrollo y expansión. La necesidad de mantener altos niveles de calidad de estos materiales justifica el empleo de los ensayos no destructivos para garantizar su correcto estado de integridad. La técnica de ensayo no destructivo basada en termografía infrarroja se encuentra actualmente en continua evolución y es la técnica que se desarrolla en el presente trabajo. Concretamente, la investigación está enfocada en el avance y desarrollo de técnicas de procesado de datos termográficos, siendo el estado del arte de las técnicas convencionales de procesamiento el punto de partida de este estudio.

Capítulo 4

Materiales compuestos

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [25-28], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

4.1. Origen de los materiales compuestos

Los materiales compuestos son materiales avanzados que están formados por la unión insoluble de dos o más constituyentes [25, 26]. Se trata de la combinación de diferentes materiales que da como resultado un producto final de características superiores. El origen de este tipo de materiales data de la antigüedad y su aplicación ha sido creciente hasta la época actual. En la edad media los ladrillos de barro se reforzaban con paja para aumentar la rigidez de las construcciones. Posteriormente el cemento se ha reforzado con barras de acero dando lugar al hormigón armado. En la actualidad se utilizan materiales compuestos de matriz reforzada con fibras para producir estructuras ligeras y resistentes [29].

Existen multitud de materiales compuestos naturales. Ejemplos de ello son el bambú y la madera, cuyas propiedades varían significativamente con la dirección de las fibras (figura 4.1). Estas propiedades direccionales o anisotrópicas se controlan mediante criterios de diseño que aprovechan las propiedades superiores en ciertas direcciones, y evitan las que son indeseables, por medio de procesos de laminación.

Un material compuesto o *composite* es el resultado de la combinación de uno o varios materiales de refuerzo y un material aglutinante o matriz, sin que se produzca reacción química entre ellos y permaneciendo en fases separadas. El refuerzo es la fase discontinua que aporta sus propiedades mecánicas y la matriz es la fase continua que aglutina y transmite los esfuerzos (figura 4.2). Los materiales de refuerzo habituales son el vidrio, carbono, Kevlar, boro y SiC; mientras que las matrices pueden ser orgánicas (poliméricas), inorgánicas (cerámicas) o metálicas [32].



Figura 4.1: Ejemplos de materiales compuestos naturales: (a) textura de madera [30], (b) estructura de bambú [31].

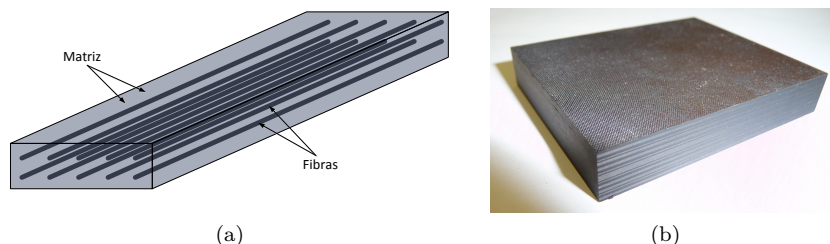


Figura 4.2: (a) Esquema de material compuesto de fibras unidireccionales. (b) Placa de *composite* de fibras de carbono y resina polimérica [33].

4.2. Características principales

Las fibras más comúnmente utilizadas en *composites* son el vidrio, carbono, Kevlar, boro y SiC [32]. Los productos comerciales están disponibles como cintas unidireccionales preimpregnadas (prepreg) o tela tejida. La amplia gama disponible permite diseñar de forma selectiva materiales y configuraciones para adaptarse a casi cualquier aplicación.

Los materiales utilizados de matriz en los materiales compuestos son tan variados como los materiales de refuerzo. Se utilizan resinas o materiales plásticos, metales e incluso materiales cerámicos. Actualmente, la resina epoxi es la principal matriz termoestable utilizada para aplicaciones estructurales y aeroespaciales [29]. Las matrices termoestables se curan y consolidan mediante la aplicación de presión y temperatura durante un cierto periodo de tiempo. Durante el proceso de curado el material se dispone en una configuración determinada, tal que el

refuerzo se alinea con la dirección de las cargas previstas en su aplicación final. El material utilizado como matriz determina las características del ciclo de curado y condiciona las propiedades finales del material, tales como resistencia a la fluencia, compresión, cizalladura, resistencia térmica, sensibilidad a la humedad y sensibilidad ultravioleta.

El criterio empleado durante el desarrollo de nuevos materiales compuestos consiste, de manera habitual, en maximizar los módulos de elasticidad longitudinales manteniendo valores controlados de resistencia mecánica, resistencia al impacto, deformación hasta fallo y tenacidad a la fractura. Las propiedades de tracción de los materiales compuestos están condicionadas por las fibras utilizadas, de forma que la elección del tipo de fibra dependerá de la aplicación final. Las propiedades de compresión dependen tanto de la fibra como de la matriz. Los valores de los módulos de compresión están condicionados por el tipo de fibra, mientras que la resistencia a compresión depende principalmente del módulo de cizalladura pura de la matriz. Una matriz con resistencia relativamente alta minimizará el agrietamiento de cada capa de compuesto en condiciones de impacto y aportará buenas propiedades transversales [34].

Prevenir la aparición de daños en materiales compuestos empleados en aplicaciones estructurales es una tarea importante. Sin embargo, contener los daños una vez producidos resulta incluso más trascendental. Por ello, la resistencia residual después de impacto es una propiedad crítica para los materiales compuestos. Para evitar que las grietas generadas por un impacto sobre el material se propaguen y provoquen daños mayores, se precisa un valor alto de tenacidad a la fractura interlaminar.

4.3. Composición

4.3.1. Matriz orgánica

El propósito de la matriz en un material compuesto es múltiple. Principalmente, la matriz sirve para unir el refuerzo entre sí, transferir la carga a las fibras y entre ellas, y proteger a las fibras de la auto-abrasión y de golpes externos. Además, la matriz protege a las fibras de la humedad y la corrosión, fija las fibras en la posición y orientación diseñadas, distribuye las cargas entre las fibras, proporciona resistencia al agrietamiento y propagación del daño, y es la responsable de toda la resistencia de cortadura interlaminar del material.

El material utilizado para la matriz debe ser compatible con las fibras de refuerzo, tanto en su comportamiento mecánico como químico, y además, debe ser fácil de procesar. Las matrices orgánicas se pueden dividir en termoestables y termoplásticas.

Matrices termoestables

La matriz termoestable de uso más extendido es el epoxi, seguido de las poliamidas, el poliéster y los compuestos fenólicos. La naturaleza reactiva de las matrices termoestables ha hecho que los materiales basados en este tipo de matriz hayan controlado la industria de los compuestos durante mucho tiempo [35, 36]. Estas matrices conllevan una serie de ventajas productivas frente a otros materiales, tales como su baja viscosidad, que favorece la impregnación de las fibras, y su maleabilidad, que permite la fabricación de formas complejas.

Las matrices epoxi constituyen el principal material compuesto para aplicaciones de baja temperatura (por debajo de 93°C) y, por lo general, ofrecen una alta resistencia química, buena adhesión a las fibras, alta estabilidad dimensional, buen comportamiento en calor húmedo y altas propiedades dieléctricas. El epoxi puede producirse con diferentes viscosidades para ajustarse a distintos procesos de fabricación y programas de curado. Generalmente están libres de compuestos volátiles, presentan contracciones de curado bajas y existe una amplia gama de productos comerciales de preimpregnados perfectamente caracterizados.

La familia de matrices epoxi es la más utilizada en el campo de los materiales compuestos avanzados. Sin embargo, su utilización está restringida en aplicaciones donde se requieren temperaturas de servicio altas.

Las poliamidas son matrices termoestables que conservan sus propiedades mecánicas a temperaturas mucho mayores que la mayoría de polímeros, de manera general por encima de 320°C. La Bismaleimida (BMI) es un tipo especial de poliamida que tiene una temperatura superior de trabajo entre 177 y 230°C. La BMI tiene alta resistencia mecánica y rigidez pero suele ser frágil y presenta una contracción por curado relativamente alta. Su campo de aplicación se centra en aquellos casos en los que se requiere un buen comportamiento en condiciones de calor húmedo o estabilidad térmica por encima de los límites del epoxi.

Las matrices de poliéster tienen la particularidad de que se pueden curar a temperatura ambiente y presión atmosférica, aunque también pueden hacerlo a una temperatura de hasta 177°C bajo condiciones de ligera sobrepresión. Este tipo de matriz tiene un coste de fabricación bajo, es fácilmente manejable durante el procesado, y produce materiales que presentan buenas propiedades mecánicas y eléctricas, alta resistencia química y estabilidad dimensional.

Los ésteres de vinilo son derivados del poliéster que se caracterizan por producir materiales con mayor deformación a tracción, tenacidad, resistencia al calor y resistencia química que los poliésteres convencionales.

Las matrices fenólicas son la familia más antigua de las matrices termoestables. Estos materiales presentan excelentes propiedades aislantes, alta resistencia a la humedad y buenas propiedades eléctricas. El uso habitual de los compuestos de matriz fenólica se centra en aplicaciones donde se precisa alta resistencia a la radiación y estabilidad dimensional a altas cargas y temperaturas.

Matrices termoplásticas

Tras el desarrollo de las matrices termoestables se introdujeron los sistemas de matriz termoplástica [37, 38]. Este tipo de matrices soportan temperaturas de servicio de hasta 280°C, tienen una excelente capacidad de deformación, alta resistencia frente a la humedad y su vida útil es ilimitada. Como desventaja, requieren de altas temperaturas de procesamiento y presentan baja drapeabilidad.

Las matrices termoplásticas se han utilizado durante mucho tiempo para fabricar materiales y piezas sometidas a sollicitaciones mecánicas reducidas. De manera general, estas matrices tienen altas temperaturas de servicio, entre 120 y 200°C, altas temperaturas de fusión y alta viscosidad. Producen materiales con una alta tenacidad a la fractura interlaminar, buena resistencia al daño por impacto, excelente resistencia a altas temperaturas y alta resistencia a la humedad.

La principal ventaja de las matrices termoplásticas frente a las matrices termoestables es que precisan de ciclos de fabricación mucho más cortos y que no requieren de un curado químico, lo que hace posible el reprocesamiento de las piezas defectuosas tras el proceso de fabricación y la reparación de piezas en servicio.

4.3.2. Matrices metálicas y cerámicas

Las matrices metálicas y cerámicas no han experimentado el mismo grado de desarrollo que las matrices orgánicas, debido principalmente a su elevado coste de fabricación y al reducido número de aplicaciones en las que ofrecen ventajas frente a otros tipos de matrices. Muchos materiales compuestos de matrices metálicas y cerámicas se encuentran en fase de investigación y desarrollo, siendo su uso muy limitado en la actualidad.

Matrices metálicas

Entre los principales materiales compuestos de matriz metálica, o *Metal Matrix Composites* (MMC), se encuentran los materiales compuestos de boro/aluminio (B/Al), grafito/aluminio (GR/Al) y carburo de silicio/aluminio (SiC/Al) [39]. Las matrices metálicas producen materiales con mayor rigidez, resistencia mecánica y tenacidad a la fractura que las matrices poliméricas. Además, los materiales compuestos de matriz metálica tienen mayor resistencia a altas temperaturas en entornos corrosivos.

De manera general, las matrices metálicas, frente a las matrices orgánicas, tienen una temperatura de trabajo muy superior (mayores que 1100°C), una resistencia a cortadura mucho mayor (proporcionada por el material de la matriz), menor sensibilidad a la humedad aunque más facilidad a la corrosión, mejor conductividad térmica y eléctrica, y menor susceptibilidad a la radiación.

Matrices cerámicas

El material cerámico se caracteriza por tener altos puntos de fusión, alta resistencia a la compresión, alta resistencia a temperaturas elevadas y alta resistencia a la oxidación. Los materiales compuestos cerámicos presentan estas mismas propiedades y además tienen la ventaja de que se fabrican con preformas, reduciendo al mínimo el mecanizado posterior [40].

Sin embargo, este material tiene un uso bastante limitado en la actualidad, debido principalmente a las grandes restricciones de diseño que ocasionan. Esto se debe a las dificultades de mecanizado que presentan y a la incompatibilidad para unirse a través de fijaciones convencionales, tales como uniones atornilladas. Para solventar esta limitación, se recurre a grandes hornos en los que se fabrican estructuras de una sola pieza con forma casi final, evitando así el mecanizado y unión posterior pero ralentizando en gran medida el proceso productivo.

La estabilidad dimensional a altas temperaturas de las cerámicas es muy superior a la de los compuestos de matriz metálica y polimérica, lo que convierte a estos materiales en aptos candidatos para aplicaciones aeroespaciales. Concretamente, las estructuras de los sistemas ópticos espaciales, donde se requiere una alta estabilidad dimensional bajo diferentes temperaturas para su correcto funcionamiento, están fabricadas en materiales cerámicos reforzados con vidrio.

Entre las mayores limitaciones que presentan los materiales compuestos cerámicos se incluye una resistencia relativamente baja a la tracción, una baja resistencia a impacto y una resistencia limitada al choque térmico. Además, la integración de fibras de alta resistencia a una cerámica no asegura obtener un compuesto con mayor resistencia a tracción, debido a que la deformación de la matriz no es suficiente para transmitir la carga necesaria al refuerzo y evitar el colapso del material.

4.3.3. Materiales de refuerzo

Los materiales compuestos deben sus propiedades a la combinación de matriz y refuerzo. Sin embargo, es el sistema de refuerzo el principal responsable de las propiedades estructurales, tales como la resistencia y la rigidez.

El refuerzo es el principal elemento portador de carga del material compuesto y es el responsable de la rigidez del material y de su resistencia a tracción, compresión y flexión. Además, el tipo de refuerzo también determina las propiedades eléctricas y térmicas del *composite* [41, 42]. Actualmente, existe una gran variedad de materiales de refuerzo, siendo las partículas y fibras sólidas de sección transversal circular los refuerzos de uso más extendido (figura 4.3).

Las fibras de refuerzo que se emplean de manera habitual son de tres tipos:

- Fibras orgánicas. Ofrecen alta resistencia y peso ligero. Dentro de este grupo se encuentran las fibras de vidrio, aramida, polietileno (PE) y carbono.

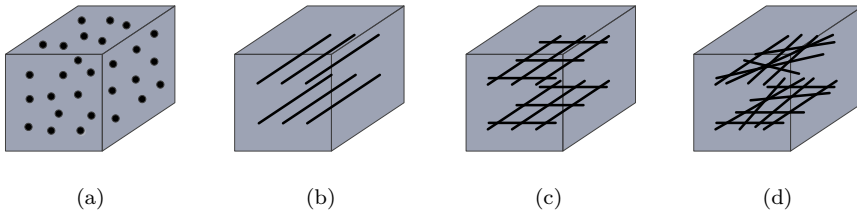


Figura 4.3: Configuraciones de los materiales de refuerzo: (a) partículas, (b) fibras unidireccionales, (c) fibras entrelazadas o tejido, (d) fibras con orientación aleatoria.

- Fibras cerámicas. Soportan altas temperaturas. Dentro de este grupo se encuentran las fibras de cuarzo, carburo de silicio y alúmina.
- Fibras metálicas. Son excelentes conductores del calor y la electricidad.

Fibras de vidrio

La fibra de vidrio es el refuerzo más utilizado para materiales compuestos, debido principalmente a su bajo coste, peso ligero, alta resistencia y características dieléctricas y aislantes del calor. Los materiales compuestos de fibra de vidrio se usan generalmente para fabricar piezas que no están sometidas a importantes solicitaciones mecánicas, por ejemplo carenados e interiores, aunque también se emplean en la fabricación de palas de aerogeneradores y rotores.

Existen dos tipos de fibra de vidrio de uso más extendido: el vidrio tipo E y el vidrio tipo S. El vidrio tipo E se utiliza habitualmente para aplicaciones eléctricas, presenta una buena relación resistencia/peso, alta resistencia a fatiga, excelentes propiedades dieléctricas y tiene una excelente resistencia a la corrosión. El vidrio tipo S tiene mayor resistencia mecánica, un 25 % más de resistencia a compresión, un 40 % más de resistencia a tracción, un módulo de elasticidad 20 % mayor y una densidad 4 % menor. El vidrio tipo S se emplea en estructuras que requieren propiedades mecánicas superiores.

Fibras de aramida (KEVLAR®)

La fibra de aramida comenzó a comercializarse en 1972 y desde entonces se ha utilizado para aplicaciones estructurales. La elevada dureza de este tipo de fibra junto con su alta capacidad de absorción de energía lo hacen especialmente adecuado para aplicaciones de protección contra proyectiles. Este material presenta una alta rigidez y resistencia a la tracción con una densidad muy baja. Su baja resistencia a compresión es una de las principales limitaciones de la aramida. Sin

embargo, en aquellos casos en que se necesita mayor resistencia a compresión se usan combinaciones de fibras de Kevlar y carbono.

La aramida tiene una resistencia a tracción muy alta, del orden de cinco veces superior al acero, tiene un comportamiento frágil con una resistencia a la tracción de 1.38 GPa y un módulo de elasticidad a tracción de 76 GPa. Bajo condiciones de carga compresiva este material tiene un comportamiento muy diferente. A partir de una determinada carga de compresión el kevlar pierde el comportamiento lineal. Este hecho ha limitado en gran medida el uso de esta fibra en aplicaciones con altas sollicitaciones estructurales.

Fibras de carbono

Las fibras de carbono son uno de los materiales más resistentes y rígidos que se emplean como refuerzo en la fabricación de materiales compuestos. Se trata de materiales con propiedades de gran interés debido principalmente a su alta relación resistencia/peso y rigidez/peso. Mediante una colocación específica de las fibras se consiguen materiales más fuertes y rígidos que piezas similares de acero, con una reducción de peso de hasta el 50%. Existen tres categorías principales de fibras de carbono: poliacrilonitrilo, brea y fibras basadas en Rayón.

Las fibras derivadas del poliacrilonitrilo (PAN) se utilizan desde hace muchos años y se encuentran actualmente en un avanzado estado de desarrollo, existiendo grandes bases de datos con sus propiedades y composición. Las fibras de PAN destacan por su mayor resistencia y mejor equilibrio de propiedades mecánicas de entre todos los *composites*. Hay disponibles diferentes productos comerciales clasificados según el nivel del módulo de elasticidad, llegando a alcanzar valores de hasta 897 GPa. Estas fibras se emplean en aplicaciones que requieren materiales con alta resistencia y retención eficiente de propiedades.

Las fibras basadas en brea se desarrollaron posteriormente a las fibras de PAN. Estas fibras tienen menos resistencia que las fibras PAN pero ofrecen ciertas ventajas en aplicaciones de rigidez crítica debido a su facilidad para procesar materiales de alto módulo de elasticidad. Por el contrario, el elevado coste de la materia prima limita en gran medida la aplicación de este tipo de fibras.

Finalmente, las fibras de carbono basadas en un precursor de Rayón tienen peores propiedades mecánicas que las fibras de PAN y brea. Este tipo de fibras se han usado casi exclusivamente como refuerzo en compuestos C/C para aplicaciones ablativas.

Fibras cerámicas

El empleo de matrices metálicas y cerámicas está asociado a temperaturas de fabricación y trabajo que pueden ser muy altas. Las fibras cerámicas son el material de refuerzo que se utiliza habitualmente en este tipo de aplicaciones. Los tipos de fibras cerámicas más comunes son: fibras de cuarzo, SiC y alúmina.

Las fibras de cuarzo soportan temperaturas en servicio de más de 1040°C y tienen una resistencia a tracción de 3.4 GPa, siendo una de las resistencias más altas entre los materiales resistentes a altas temperaturas. Las fibras de cuarzo también presentan altas relaciones resistencia/peso y baja densidad.

Las fibras de SiC son cerámicas que conservan una alta resistencia mecánica a temperaturas superiores a 980°C. Las principales ventajas que ofrecen las fibras de SiC son una alta resistencia mecánica, resistencia a altas temperaturas (hasta 1200°C), buenas propiedades dieléctricas, buena resistencia a la corrosión y alta compatibilidad con matrices poliméricas y metálicas.

Las fibras de alúmina tienen un módulo de elasticidad 40% mayor que el de las fibras de SiC. La temperatura en servicio de este tipo de fibras es superior a 980°C. Es una fibra frágil y quebradiza, siendo su principal aplicación como refuerzo de matrices de aluminio.

Fibras de polietileno

Una de las principales ventajas que presentan las fibras de polietileno frente a las fibras de vidrio y carbono es su mayor resistencia a impactos. Estas fibras tienen mejores propiedades dieléctricas que otros *composites*, siendo su constante dieléctrica 30% menor que la del compuesto aramida/epoxi y 50% menor que la del vidrio/epoxi. Las fibras de PE funden a temperaturas relativamente bajas y son buenos aislantes de la humedad.

Fibras de boro

Las fibras de boro se obtienen a través de un proceso complejo de deposición de boro gaseoso sobre un filamento de tungsteno. La fibra de boro es más resistente que la fibra de carbono, con una resistencia a tracción de 3.4 GPa y un módulo de elasticidad de 400 GPa. Estas fibras son compatibles con matrices orgánicas y metálicas, y dan como resultado materiales ligeros. La principal limitación de las fibras de boro es la dificultad que presenta su manejo y procesado, que junto con el alto coste de fabricación han limitado en gran medida su uso.

Capítulo 5

Ensayos no destructivos convencionales

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [43, 44], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

5.1. Generalidades de ensayos no destructivos

Los ensayos no destructivos (NDT) son ensayos que se aplican sobre materiales, equipos y componentes con el objetivo de determinar sus propiedades y verificar su estado de calidad sin que éstos resulten dañados o afectados para su uso posterior [43, 44]. Los NDT están basados en principios físicos que, siendo aplicados según procedimientos específicos, permiten conocer de manera indirecta las propiedades del objeto ensayado. Este tipo de ensayos sirve para estudiar propiedades físicas, químicas o mecánicas de los materiales.

Los NDT son complementarios entre sí y se aplican en diferentes ámbitos industriales, durante todo el ciclo de vida de un producto: durante la fabricación, en servicio y en paradas de mantenimiento. También se utilizan técnicas NDT en el desarrollo de nuevos materiales y productos, para comprobar y controlar procesos de fabricación y para inspeccionar posibles daños ocurridos en servicio.

Los ensayos no destructivos son necesarios para verificar el estado de calidad de un gran número de objetos cotidianos: trenes, automóviles, aviones, plantas industriales, edificaciones, etc. En general, los NDT sirven para medir de forma indirecta parámetros que no pueden ser medidos de manera directa sin provocar alteraciones o deterioro en los materiales. Permiten caracterizar el estado y la naturaleza de los materiales detectando variaciones locales de alguna de sus propiedades físicas, y permiten detectar la presencia de discontinuidades o defectos, determinando su tamaño, forma, posición y características.

Es necesario interpretar las indicaciones que produce cada técnica de NDT. Estas indicaciones son función de los principios físicos en los que está basada la propia técnica, así como de la naturaleza y los procesos de fabricación del

material ensayado. La interpretación de las indicaciones depende en gran medida de la formación, experiencia y cualificación de los inspectores.

Los NDT evolucionan de manera continua gracias a nuevos avances tecnológicos y al origen de nuevas técnicas y procedimientos. Todo ello hace que la ciencia y tecnología de los NDT esté en constante progreso y se haga cada vez más necesario un mayor conocimiento específico.

5.2. Técnicas convencionales de NDT

5.2.1. Inspección visual

La inspección visual, o *Visual Testing* (VT), es la técnica de NDT más sencilla y habitual [45, 46]. Por medio de este método sólo es posible detectar discontinuidades superficiales, tales como salpicaduras, corrosión, quemaduras o grietas superficiales (figura 5.1). El medio que se emplea para llevar a cabo una inspección visual es la vista del operador. Bajo ciertas condiciones de luminosidad y limpieza de la superficie inspeccionada, se *observa* un material mediante una técnica concreta y se determina, en base a unos criterios definidos por una especificación, si las discontinuidades detectadas son admisibles.

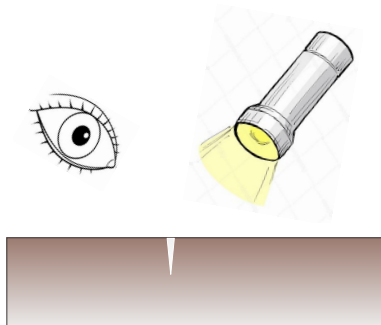


Figura 5.1: Representación esquemática de ensayo no destructivo por inspección visual.

La técnica de inspección visual es adecuada para todo tipo de materiales. Se aplica mediante la visualización directa de la superficie examinada observando los colores, sombras y texturas existentes. No es posible el acondicionamiento artificial de la imagen y las restricciones de acceso pueden limitar este tipo de inspección.

Dentro de la técnica de inspección visual se incluyen la inspección a simple vista, la inspección con medios simples de apoyo, tales como lupas y espejos, y la inspección remota. No se consideran técnicas de inspección visual la interferometría, estroboscopia, holografía, microscopía y análisis fotoelástico, entre otras.

5.2.2. Inspección por ultrasonidos

La técnica NDT de inspección por ultrasonidos, o *Ultrasonic Testing* (UT), permite detectar irregularidades en los materiales empleando ondas mecánicas de frecuencia específica [47, 48]. Se hace un análisis de propagación de las ondas mecánicas introducidas en el material para detectar la presencia de discontinuidades. Esta técnica se basa en el principio de reflexión de ondas ultrasónicas en la interfase entre medios diferentes. Una discontinuidad interna genera una interfase donde se reflejará una porción de las ondas (figura 5.2).

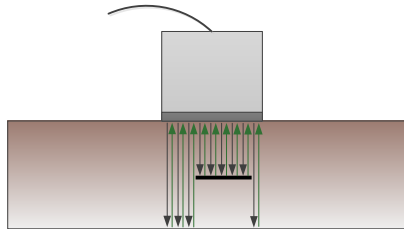


Figura 5.2: Representación esquemática de ensayo no destructivo por técnica de ultrasonidos.

Las ondas mecánicas empleadas en NDT son ultrasónicas con frecuencias en el rango de 100 KHz a 20 MHz. Estas ondas se transmiten y propagan a través de los materiales sólidos con mayor facilidad que a través del aire. Las ondas ultrasónicas se generan por medio de oscilaciones mecánicas producidas por materiales piezoeléctricos al ser sometidos a campos eléctricos variables.

El procedimiento general de inspección por ultrasonidos consiste en emitir una serie de pulsos de ondas ultrasónicas generadas por un cristal piezoeléctrico, comúnmente denominado palpador, el cual se encarga también de detectar los pulsos reflejados en las interfases, convirtiéndolos en señales eléctricas que se registran en un osciloscopio.

La inspección por ultrasonidos permite examinar piezas de gran espesor, se puede llevar a cabo desde una única superficie exterior y permite la inspección de zonas de difícil acceso. Proporciona información precisa de la profundidad a la que se encuentran las discontinuidades internas y es también capaz de detectar

discontinuidades superficiales y sub-superficiales. Sin embargo, esta técnica no consigue detectar discontinuidades paralelas al haz de ondas y las discontinuidades cuyo tamaño es similar o menor que el tamaño de grano del material pueden no ser detectadas correctamente. En general, no produce registros permanentes de los resultados y se requiere de experiencia y entrenamiento específico para aplicar correctamente este método. La superficie inspeccionada debe cumplir ciertas condiciones de rugosidad. Una superficie inadecuada requerirá mayor cantidad de material acoplante produciendo resultados con baja resolución.

5.2.3. Inspección por corrientes inducidas

La técnica NDT de corrientes inducidas, o *Eddy-Current Testing* (ECT), se basa en la generación de corrientes eléctricas en un material conductor por medio de un campo magnético variable [49, 50]. La presencia de imperfecciones o discontinuidades en el material provoca alteraciones en las líneas de corriente eléctrica (corrientes de Eddy). Estas alteraciones producen, a su vez, cambios en el campo magnético que las propias corrientes eléctricas inducen, indicando la presencia de discontinuidades en el material (figura 5.3). Su aplicación está limitada a materiales conductores eléctricos, siendo posible detectar únicamente defectos superficiales y sub-superficiales.

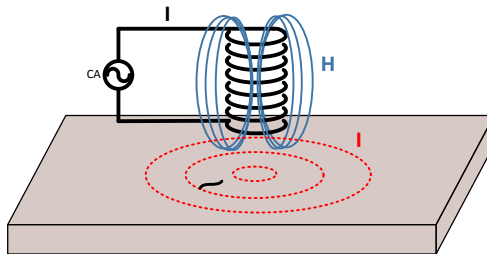


Figura 5.3: Representación esquemática de ensayo no destructivo por corrientes inducidas.

El procedimiento de aplicación de esta técnica consiste en someter a un material conductor a un campo magnético variable en el tiempo y analizar las variaciones que se producen en las corrientes inducidas. Entre los parámetros que se pueden caracterizar mediante la técnica de corrientes inducidas se encuentran la conductividad eléctrica, la permeabilidad magnética y el espesor del material, así como la presencia de discontinuidades.

Las principales aplicaciones de la técnica de corrientes inducidas son la inspección en servicio de tuberías en centrales térmicas y petroquímicas, inspección de estructuras aeronáuticas y aeroespaciales, control en producción de tubos, alambres, barras, etc.

Este método tiene una penetración limitada que varía con la conductividad eléctrica del material y la frecuencia de las corrientes aplicadas (efecto *skin*). Resulta especialmente dificultoso inspeccionar materiales ferromagnéticos que no están magnéticamente saturados. Los fundamentos físicos de esta técnica son complejos y se requiere de una alta preparación y experiencia para dominar el método de aplicación.

La técnica de corrientes inducidas no requiere materiales acoplantes, siendo el campo magnético la única interfase entre el material ensayado y el dispositivo de inspección. No se requiere una preparación previa del objeto a inspeccionar ni es necesario que la bobina esté en contacto con el material, lo que permite velocidades de inspección relativamente altas. Es un método seguro y no conlleva riesgos para la salud.

5.2.4. Inspección por líquidos penetrantes

La técnica NDT de líquidos penetrantes, o *Dye Penetrant Inspection* (DPI), se basa en el principio de capilaridad de los líquidos y se emplea para detectar discontinuidades abiertas a la superficie [44, 51]. Esta técnica es válida para todo tipo de materiales que no sean porosos (metales ferrosos y no ferrosos, cerámicos, vidrios, polímeros, *composites*, etc). Tras el ensayo, el líquido se retira en su totalidad, tanto el que permanece en la superficie como el que penetra en las irregularidades (figura 5.4).

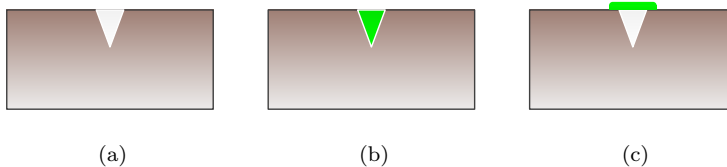


Figura 5.4: Etapas de una inspección por líquidos penetrantes: (a) limpieza y desengrase de la superficie, (b) aplicación de solución coloreada y eliminación del sobrante, (c) extracción mediante revelador de la solución ocluida en la grieta.

La técnica de líquidos penetrantes analiza la superficie de los materiales. El primer paso para la aplicación de esta técnica es limpiar y desengrasar completamente la superficie a examinar. A continuación, la superficie se recubre con

una solución coloreada o fluorescente y se elimina el exceso. Se deja un tiempo para que la solución penetre en las discontinuidades (entre 10 y 15 minutos) y a continuación se aplica un revelador (entre 10 y 30 minutos). El revelador es un producto secante que extrae la solución que ha quedado retenida dentro de las discontinuidades, destacando su presencia con colores vivos o iluminándola con luz ultravioleta. La profundidad de las discontinuidades puede relacionarse con la cantidad de líquido acumulado.

5.2.5. Inspección por partículas magnéticas

La inspección por partículas magnéticas, o *Magnetic Particle Inspection* (MPI), se utiliza para detectar discontinuidades en materiales ferromagnéticos [44, 52]. Para ello se emplea un polvo metálico que se somete a la acción de un campo magnético inducido en el material inspeccionado. Las discontinuidades existentes se detectan por las zonas donde se acumula el polvo metálico.

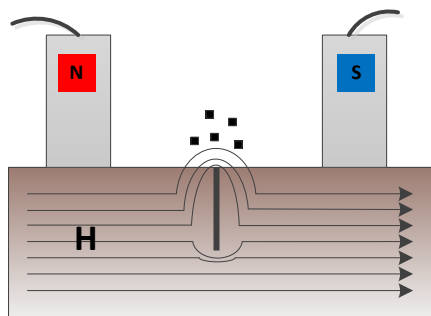


Figura 5.5: Representación esquemática de ensayo no destructivo por partículas magnéticas.

La aplicación de este método consiste en inducir un campo magnético en un material ferromagnético y extender sobre la superficie partículas finas de material magnético (seco o en disolución). El principio de detección se basa en la dispersión local del flujo magnético inducido que se produce por la presencia de irregularidades en el material. Las imperfecciones superficiales modifican el campo magnético inducido y las partículas magnéticas se concentran en las zonas de defecto, donde se originan los campos de fugas (figura 5.5).

Esta técnica es únicamente aplicable a materiales ferromagnéticos para detectar defectos superficiales y sub-superficiales perpendiculares a las líneas de campo. Esta técnica se aplica habitualmente para detectar grietas originadas por

templado, deformación o fatiga. No se obtienen buenos resultados en soldaduras ni en aceros austeníticos. Los resultados son prácticamente instantáneos y puede ser necesaria la desmagnetización previa y posterior al ensayo.

5.2.6. Inspección radiográfica

La inspección radiográfica, o *Radiographic Testing* (RT), es una técnica de ensayo no destructivo que permite detectar discontinuidades internas de los materiales. Se emplean radiaciones electromagnéticas ionizantes (radiación gamma o rayos-X) para examinar los defectos internos [53, 54]. La radiación ionizante atraviesa el material inspeccionado y produce una “imagen negativa” en una película o film (figura 5.6).

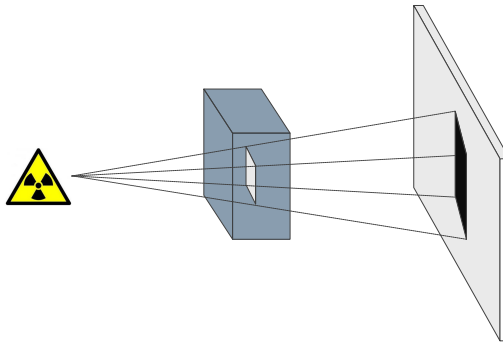


Figura 5.6: Representación esquemática de inspección radiográfica.

La radiografía muestra la solidez interna de los materiales examinados. El grado de absorción de la radiación es diferente si la estructura interna del material no es uniforme y, por tanto, las discontinuidades se muestran como cambios de densidad en la película. Es preciso tomar fuertes medidas de seguridad para evitar daños ocasionados por la radiación ionizante.

Esta técnica de NDT proporciona un registro permanente de alta precisión, es muy versátil y se puede utilizar para inspeccionar todo tipo de materiales y geometrías. Es un método relativamente sensible, ampliamente utilizado, de eficacia probada y permite la caracterización de las discontinuidades detectadas.

Las principales desventajas de la radiografía son el alto coste inicial de equipamiento y los importantes riesgos para la salud que conlleva el manejo de elementos radiactivos. Es muy dependiente de la orientación de la discontinuidad, tiene limitaciones respecto al espesor máximo de material que es capaz de

atravesar, en función de la energía utilizada y la densidad del material, y su aplicación puede requerir largos tiempos de exposición.

5.2.7. Inspección por termografía infrarroja

La técnica de NDT basada en termografía infrarroja (IRT) es una técnica novedosa que permite detectar defectos superficiales y sub-superficiales en una gran variedad de materiales. Esta técnica se describe de manera detallada en el siguiente capítulo.

Capítulo 6

Termografía infrarroja

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [55-57], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

6.1. Principios de radiación térmica

Se denomina radiación térmica al fenómeno de transmisión de calor que se lleva a cabo a través de ondas electromagnéticas sin necesidad de soporte material [57-59]. La radiación térmica es la parte de la energía radiante que al ser absorbida provoca excitación térmica, es decir, que incrementa la energía interna. La radiación relevante en intercambios energéticos por radiación es la comprendida en el rango de longitudes de onda de 0.1 a 1 000 μm .

La emisión de calor por radiación se produce a consecuencia del movimiento de los electrones. Este movimiento está directamente relacionado con la energía interna de los cuerpos y, por tanto, con su estado y temperatura. Según la *Ley de Prevost* todo cuerpo con una temperatura superior a 0K emite radiación térmica.

Todo cuerpo emite y absorbe radiación térmica de manera simultánea, de forma que la transferencia neta de calor se producirá desde el objeto de mayor temperatura hacia el de temperatura menor.

La energía Q que incide sobre un cuerpo puede experimentar diferentes procesos (figura 6.1). Parte de esa energía puede ser reflejada Q_r , parte puede ser absorbida Q_a , y parte puede ser transmitida Q_t . El balance de energía que tiene lugar puede calcularse como

$$Q = Q_a + Q_r + Q_t \quad (6.1)$$

dividiendo esta expresión entre el calor total incidente Q se tiene:

$$1 = \alpha + \rho + \tau \quad (6.2)$$

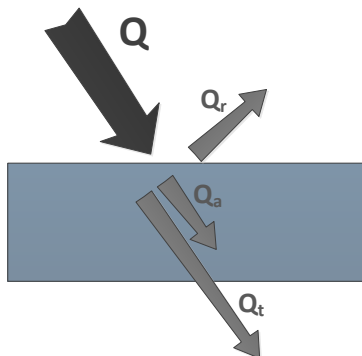


Figura 6.1: Esquema de los procesos experimentados por la energía al incidir sobre una superficie.

Las fracciones de la energía radiante total que absorbe, refleja y transmite un cuerpo se denominan respectivamente absorptividad (α), reflectividad (ρ) y transmisividad (τ).

Se define la intensidad espectral como la energía emitida por radiación en una longitud de onda concreta, y se puede calcular como

$$I_\lambda(\lambda, \theta, \phi) = \frac{dq}{dA_1 \cos \theta d\omega d\lambda} \quad (6.3)$$

donde λ es la longitud de onda considerada, θ y ϕ los ángulos cenital y acimutal, respectivamente, en un sistema de coordenadas esféricas, A_1 el área de la superficie de emisión y ω el ángulo sólido que atraviesa la radiación emitida (figura 6.2).

A partir de la expresión anterior, se puede definir la intensidad total como la energía emitida por radiación considerando todas las longitudes de onda del espectro.

$$I = \int_0^\infty I_\lambda d\lambda \quad (6.4)$$

La potencia espectral radiante es la energía por unidad de longitud de onda λ que emite una superficie dA_1 y atraviesa una superficie dA_n

$$dQ_\lambda = \frac{dQ}{d\lambda} = I_\lambda(\lambda, \theta, \phi) dA_1 \cos \theta d\omega \quad (6.5)$$

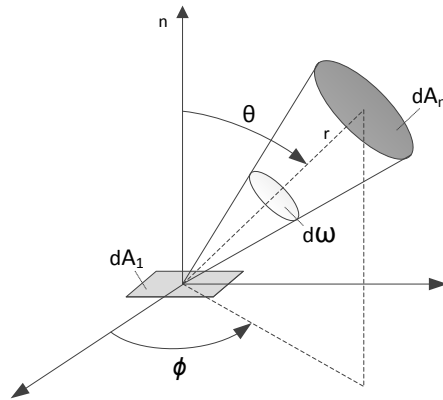


Figura 6.2: Representación gráfica de los parámetros de cálculo de la intensidad espectral.

El poder emisor espectral se define como la radiación emitida por una superficie dada en todas las direcciones y en una longitud de onda concreta λ . El poder emisor espectral puede calcularse mediante la expresión

$$E_\lambda = \int_{\phi=0}^{\phi=2\pi} \int_{\theta=0}^{\theta=\frac{\pi}{2}} I_\lambda \cos \theta \sin \theta d\theta d\phi \quad (6.6)$$

A partir de la definición anterior, se define el poder emisor total como la radiación emitida por unidad de superficie en todas las direcciones y considerando todas las longitudes de onda del espectro.

$$E = \int_0^\infty E_\lambda d\lambda \quad (6.7)$$

Un caso especial de superficie radiante es el denominado emisor difuso, que es un caso ideal para el cual la intensidad espectral I_λ no depende de la dirección considerada [59]. Integrando el poder emisor espectral para todas las direcciones se obtiene

$$E_{\lambda,n} = \pi I_{\lambda,n} \quad (6.8)$$

dando como valor total para todas las longitudes de onda

$$E = \pi I_n \quad (6.9)$$

Los procesos que se producen durante las transferencias térmicas por radiación son complejos en una superficie cualquiera. Para facilitar su estudio se ha definido una superficie ideal, denominada cuerpo negro [59], que sirve de referencia y tiene las siguientes características:

- Absorbe toda la radiación que incide sobre él (reflexión nula).
- Produce emisión máxima para todas las temperaturas.
- Es un emisor difuso. La radiación que emite no depende de la dirección.

Según estas características, un cuerpo negro es un cuerpo perfectamente opaco ($\tau = 0$) y perfectamente mate ($\rho = 0$) que absorbe toda la energía que incide sobre él ($\alpha = 1$).

El cuerpo negro es un modelo ideal que sirve de referencia para definir el comportamiento de los demás cuerpos, simplificando el análisis de las transferencias energéticas por radiación. Ninguna superficie real tiene las propiedades de un cuerpo negro. Sin embargo, puede ser una aproximación aceptable en algunos casos. La superficie real que más se aproxima al comportamiento de un cuerpo negro es la superficie de una cavidad cerrada con temperatura uniforme.

Ley de Planck

Por definición, un cuerpo negro es un emisor difuso y, por tanto, su poder emisor espectral tiene la forma

$$E_{\lambda,n}(\lambda, T) = \pi I_{\lambda,n}(\lambda, T) \quad (6.10)$$

Planck determinó el valor de la intensidad espectral del cuerpo negro y consiguió expresar su poder emisor espectral como

$$E_{\lambda,n}(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 [e^{(C_2/\lambda T)} - 1]} \quad (6.11)$$

donde T es la temperatura del emisor en grados Kelvin y $C_1 = 2\pi hc_0^2$ y $C_2 = hc_0/k$ son constantes de radiación, siendo h la constante de Planck, k la constante de Boltzmann y c_0 la velocidad de la luz en el vacío.

En la figura 6.3 se muestra la representación gráfica del poder emisor espectral del cuerpo negro para diferentes temperaturas.

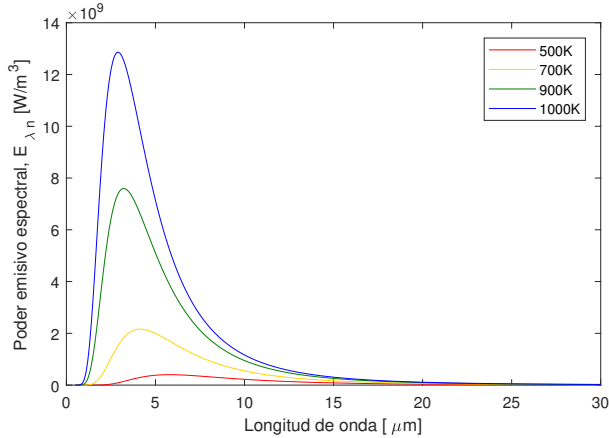


Figura 6.3: Poder emisivo espectral del cuerpo negro para diferentes temperaturas.

A partir de la ecuación (6.11) y la figura 6.3 se observan las siguientes características de la emisión del cuerpo negro:

- La radiación emitida varía con la longitud de onda de manera continua.
- La radiación emitida es mayor cuanto mayor es la temperatura, para una longitud de onda concreta.
- La longitud de onda a la cual se produce máxima emisión es función de la temperatura.
- Para temperaturas elevadas, por encima de 1000K, la radiación emitida por un cuerpo negro está parcialmente en la región visible.
- Para temperaturas por debajo de 800K la emisión es predominantemente infrarroja.

Ley de desplazamiento de Wien

La ecuación de Wien se obtiene a partir de la expresión del poder emisivo espectral del cuerpo negro para los casos en que $(C_2/\lambda T) \gg 1$, y se expresa como

$$E'_{\lambda,n}(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 e^{(C_2/\lambda T)}} \quad (6.12)$$

Esta expresión es válida para valores de $\lambda T < 3000 \mu\text{mK}$.

Si esta ecuación se deriva respecto de λ se observa que la longitud de onda a la cual la emisión es máxima cumple que

$$\lambda_{max} = \frac{C_3}{T} \quad (6.13)$$

Esta expresión es la conocida como *Ley de desplazamiento de Wien*, donde C_3 es la tercera constante de radiación, de valor $2897.6 \mu\text{mK}$. De acuerdo a esta expresión, y tal como se puede apreciar en la figura 6.3, a medida que T aumenta λ_{max} se desplaza hacia valores menores.

Ley de Stefan-Boltzmann

La *Ley de Stefan-Boltzmann* permite calcular el poder emisor total del cuerpo negro, que se obtiene mediante la siguiente expresión

$$E = \int_0^{\infty} E_{\lambda,n} d\lambda = \int_0^{\infty} \pi I_{\lambda,n}(\lambda, T) d\lambda = \sigma T^4 \quad (6.14)$$

siendo σ la constante de Stefan-Boltzmann.

Para poder relacionar el comportamiento de un cuerpo real con el de un cuerpo negro se definen una serie de parámetros. Entre estos parámetros destaca la emisividad de una superficie, que se define como el cociente entre la radiación emitida por una superficie real y la emitida por un cuerpo negro que se encuentra a la misma temperatura. De manera análoga, se define la emisividad espectral direccional de una superficie como el cociente entre la radiación emitida por una superficie a una longitud de onda concreta λ y una dirección (θ, ϕ) y la radiación emitida por un cuerpo negro para los mismos valores de T y λ .

$$\varepsilon_{\lambda,\theta}(\lambda, \theta, \phi, T) = \frac{I_{\lambda}(\lambda, \theta, \phi, T)}{I_{\lambda,n}(\lambda, T)} \quad (6.15)$$

La emisividad total direccional será en este caso

$$\varepsilon_{\theta}(\theta, \phi, T) = \frac{I(\theta, \phi, T)}{I_n(T)} \quad (6.16)$$

Se define la emisividad espectral hemisférica como el cociente entre el poder emisor espectral de un cuerpo real y el poder emisor espectral de un cuerpo negro

$$\varepsilon_{\lambda}(\lambda, T) = \frac{E_{\lambda}(\lambda, T)}{E_{\lambda,n}(\lambda, T)} \quad (6.17)$$

La expresión anterior permite resolver problemas de radiación empleando valores promediados sobre todas las direcciones. Para emplear propiedades promedio sobre todas las direcciones y longitudes de onda se define la emisividad total hemisférica como

$$\varepsilon(T) = \frac{E(T)}{E_n(T)} = \frac{\int_0^{\infty} \varepsilon_{\lambda}(T) E_{\lambda,n}(\lambda, T) d\lambda}{\int_0^{\infty} E_{\lambda,n} d\lambda} \quad (6.18)$$

La emisividad de las superficies reales tienen las siguientes características:

- Depende de la naturaleza y el acabado de la superficie.
- Depende del valor de la Temperatura.
- Generalmente tiene un valor pequeño para superficies metálicas.
- Generalmente es mucho mayor en materiales no conductores.
- Generalmente se incrementa con la temperatura en los conductores.

Ley de Kirchhoff

Sea una cavidad cerrada e isoterma en cuyo interior hay una serie de cuerpos de pequeñas dimensiones. Se puede considerar que la radiación que llega a los cuerpos se debe exclusivamente a la emisión de la superficie de la cavidad, despreciando la radiación que emiten los propios cuerpos.

La cavidad cerrada emite como un cuerpo negro y, por tanto, la radiación incidente en los cuerpos del interior vendrá dada por la expresión

$$Q = E_n(T_s) \quad (6.19)$$

Las temperaturas de los cuerpos del interior y de la superficie de la cavidad serán iguales bajo condiciones de equilibrio. Si se analiza, en estas condiciones, el balance de energías en una superficie de control de uno de los cuerpos, se tiene que

$$\alpha_1 Q A_1 - E_1(T_s) A_1 = 0 \quad (6.20)$$

Considerando el valor de la radiación incidente y sustituyéndolo en la expresión anterior se obtiene

$$\frac{E_1(T_s)}{\alpha_1} = E_n(T_s) \quad (6.21)$$

Tanto la superficie de la cavidad como las superficies de los cuerpos del interior tienen la misma temperatura ($T_1 = T_2 = T_3 = \dots = T_s$). Por tanto, se debe

cumplir que

$$\frac{E_1(T_s)}{\alpha_1} = \frac{E_2(T_s)}{\alpha_2} = \dots = E_n \quad (6.22)$$

La expresión anterior es la conocida como *Ley de Kirchhoff*. A partir de esta expresión y la definición de emisividad total hemisférica (6.18) se deduce que la emisividad total hemisférica y la absortividad total hemisférica tienen el mismo valor.

$$\varepsilon = \alpha \quad (6.23)$$

Esta relación también se cumple para parámetros espectrales, obteniéndose la expresión análoga

$$\varepsilon_\lambda = \alpha_\lambda \quad (6.24)$$

Además del cuerpo negro, existe otro caso de superficie ideal de referencia que se emplea de manera generalizada para efectuar cálculos de transferencia de calor por radiación. Este cuerpo se denomina superficie gris y se caracteriza por cumplir

$$\varepsilon_\lambda = cte = \varepsilon \quad (6.25)$$

para cualquier λ y T .

La expresión (6.24) también puede utilizarse como definición de cuerpo gris, la cual implica que tanto la radiación como la superficie deben ser difusas.

Para poder considerar que una superficie es gris no es necesario que ε_λ y α_λ sean independientes de λ en todo el espectro. Es suficiente con que lo sean en la banda espectral en la que se produce la radiación [57].

6.2. Medida de temperatura con termografía infrarroja

La temperatura es una de las magnitudes físicas más importantes en ingeniería. La medición de la temperatura es de suma importancia para la regulación y control en multitud de procesos industriales.

La termografía infrarroja es una tecnología utilizada en numerosas aplicaciones con el objetivo principal de medir la temperatura a distancia y sin contacto [55, 60, 61]. Su particular capacidad de medida hace que esta tecnología sea muy adecuada para un gran número de aplicaciones [60-62]. A partir de las medidas de temperatura se puede determinar el valor de parámetros relacionados con fenómenos de intercambio de calor que tienen lugar en diferentes procesos físicos. Éste es el caso de las inspecciones termográficas en edificios para detectar humedades, en líneas de alta tensión para detectar fallos de aislamiento o rotura de catenarias, y en máquinas rotativas para identificar desequilibrios o desgastes [62-66].

La medición de temperatura mediante IRT consiste en la captación de la radiación infrarroja emitida por un cuerpo y su posterior conversión a valores de temperatura. Sin embargo, no toda la radiación captada por el sensor proviene del objeto que se desea medir, sino que, simultáneamente, se recibe radiación procedente de otras fuentes, tales como objetos próximos o la propia atmósfera. Para poder medir la temperatura de un objeto con precisión deben tenerse en cuenta todas las aportaciones energéticas que llegan al sensor infrarrojo (IR).

La radiación total recibida por un sensor infrarrojo (Q) tiene, de manera general, tres orígenes distintos: la radiación emitida por el objeto que se está midiendo, debida a su propio estado térmico (Q_{obj}), la radiación reflejada por el objeto que se mide, debida a la emisión de cuerpos de los alrededores sobre el objeto que se mide (Q_{ref}), y la radiación que emite la propia atmósfera (Q_{atm}) por encontrarse a un temperatura superior a 0K. Este balance de energía se muestra en la figura 6.4 y puede expresarse mediante la ecuación (6.26).

$$Q = Q_{obj} + Q_{ref} + Q_{atm} \quad (6.26)$$

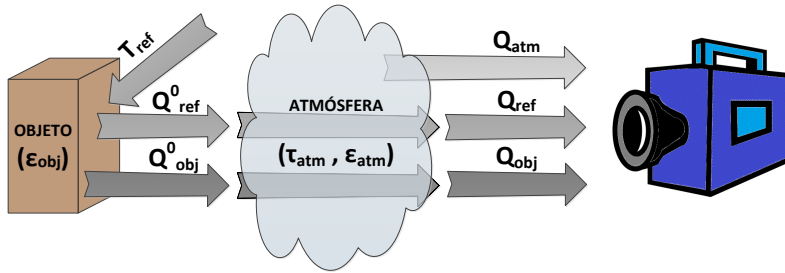


Figura 6.4: Esquema de la radiación total recibida por un sensor infrarrojo y las fuentes de su emisión.

El sensor IR no recibe toda la radiación emitida por el cuerpo que se desea medir, sino que parte de la radiación emitida es absorbida por la atmósfera al atravesarla. La cantidad de energía que la atmósfera absorbe viene determinada por su valor de transmisividad (τ_{atm}), tal que la radiación que llega al sensor procedente de la emisión del objeto bajo observación se puede expresar como

$$Q_{obj} = \varepsilon_{obj} \tau_{atm} \sigma (T_{obj})^4 \quad (6.27)$$

Suponiendo que el objeto medido se comporta como un cuerpo gris, se tendrá que su reflectividad será mayor que cero y, por tanto, reflejará parte de la radia-

ción emitida por los objetos de su entorno. La reflectividad se puede calcular a partir del valor conocido de emisividad y la relación (6.2) particularizada para un cuerpo gris. La atmósfera también absorbe parte de esta radiación reflejada, siendo el valor de la radiación que finalmente llega al sensor

$$Q_{ref} = \rho_{obj}\tau_{atm}\sigma (T_{ref})^4 = (1 - \varepsilon_{obj})\tau_{atm}\sigma (T_{ref})^4 \quad (6.28)$$

La última componente del balance energético corresponde a la emisión de radiación de la propia atmósfera. El valor de esta aportación se puede calcular a través de la ecuación (6.29), donde $(1 - \tau_{atm})$ es la emisividad de la atmósfera.

$$Q_{atm} = \varepsilon_{atm}\sigma (T_{atm})^4 = (1 - \tau_{atm})\sigma (T_{atm})^4 \quad (6.29)$$

Sustituyendo los valores calculados para las diferentes componentes del balance energético inicial (6.26) se obtiene

$$Q = \varepsilon_{obj}\tau_{atm}\sigma (T_{obj})^4 + (1 - \varepsilon_{obj})\tau_{atm}\sigma (T_{ref})^4 + (1 - \tau_{atm})\sigma_{atm}\sigma (T_{atm})^4 \quad (6.30)$$

A partir de la expresión anterior se puede despejar el valor de la temperatura del objeto medido llegando finalmente a la expresión

$$T_{obj} = \sqrt[4]{\frac{Q - (1 - \varepsilon_{obj})\tau_{atm}\sigma (T_{ref})^4 + (1 - \tau_{atm})\sigma_{atm}\sigma (T_{atm})^4}{\varepsilon_{obj}\tau_{atm}\sigma}} \quad (6.31)$$

donde ε_{obj} es la emisividad del objeto medido, T_{ref} es la temperatura que produce la radiación reflejada, τ_{atm} es la transmisividad de la atmósfera y T_{atm} la temperatura de la atmósfera.

La transmisividad de la atmósfera es un parámetro que depende de la humedad relativa y de la distancia entre el objeto medido y el sensor, siendo generalmente su valor muy cercano a uno. Los valores de emisividad se encuentran tabulados para un gran número de materiales de uso industrial, existiendo además un procedimiento general para su cálculo [67].

Otros factores de gran importancia para realizar correctamente una medición de temperatura con IRT son el ángulo de observación y la composición y estado de la atmósfera. El ángulo de observación influye de manera significativa en el valor de la emisividad de los objetos medidos, mientras que las características de transmisión de la atmósfera dependen, entre otros factores, de la longitud de onda. Existen dos franjas del espectro electromagnético en las que la transmisión atmosférica es más elevada: la zona de 3 a 5 μm y la de 8 a 13 μm (figura 6.5). Estas zonas constituyen las llamadas ventanas de transmisión atmosférica. Los sensores infrarrojos se diseñan para trabajar en una u otra ventana dando lugar

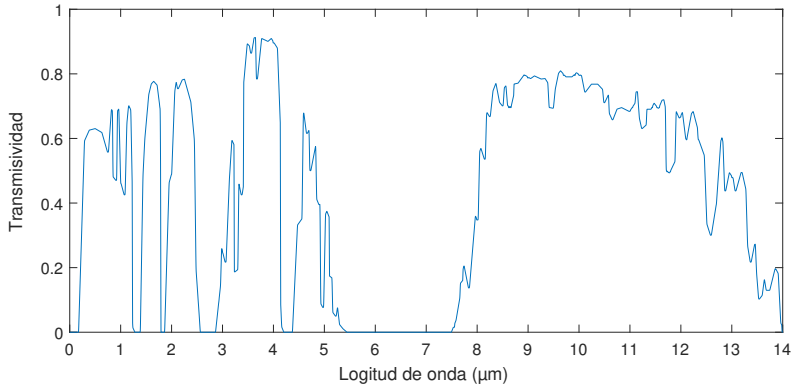


Figura 6.5: Transmisividad atmosférica para diferentes longitudes de onda.

a los sistemas de onda media, o *Mid-Wave Infrared* (MWIR), para la zona de 3 a 5 μm , y los de onda larga, o *Long-Wave Infrared* (LWIR), en la zona de 8 a 13 μm .

6.3. Ensayos no destructivos por termografía infrarroja

La termografía infrarroja es una tecnología que actualmente se utiliza en un gran número de aplicaciones. Sus especiales características de medida no invasiva y sin contacto, junto con los efectos inocuos para la salud de la radiación infrarroja, hacen de la IRT un instrumento de gran utilidad en áreas como la medicina [64, 68], agricultura y ganadería [69, 70], seguridad [71], aislamiento térmico [72] y mantenimiento de maquinaria [73]. Un campo de interés creciente para la IRT es la aplicación como herramienta de ensayo no destructivo para la detección de defectos, evaluación del estado de integridad de los materiales y monitorización de la salud estructural [56, 74, 75]. Muchas de estas aplicaciones están relacionadas con el control de calidad de materiales sometidos a estrictas regulaciones, como es el caso de los materiales compuestos en la industria aeronáutica y aeroespacial [76-78]. No obstante, la gran versatilidad de la IRT hace que esta tecnología también se utilice para detección de defectos en otro tipo de materiales, como cerámica [79, 80], hormigón [81, 82], madera [83, 84] o incluso obras de arte [85, 86], entre otros.

El principio de operación de la IRT aplicada como NDT se basa en el análisis del estado térmico dinámico de los materiales inspeccionados. Este estado diná-

mico se induce externamente de manera controlada, de modo que se conoce de manera anticipada la evolución prevista de la temperatura en el material. Los cambios inesperados en los valores de temperatura medidos por el sensor infrarrojo producen indicaciones en los resultados de las inspecciones, permitiendo identificar la presencia de discontinuidades.

Actualmente, se cuenta con una amplia experiencia en la aplicación de ensayos no destructivos mediante IRT. Se han llevado a cabo un gran número de estudios significativos [87, 88], cuyos resultados, junto con los avances tecnológicos producidos, han convertido a la IRT en una valiosa herramienta para inspecciones NDT.

La termografía infrarroja aplicada como ensayo no destructivo es una tecnología de eficacia probada que ofrece información precisa sobre discontinuidades superficiales y sub-superficiales en los materiales. Se trata de una técnica activa, es decir, se aplica un estímulo externo sobre la superficie de la muestra inspeccionada que induce un flujo de calor no estacionario. La evolución del flujo de calor inducido se analiza mediante una cámara infrarroja, que registra la radiación emitida por la superficie del objeto en un rango específico del espectro infrarrojo. La información captada por el sensor se procesa para obtener finalmente una representación de los resultados en forma de imágenes llamadas termogramas.

El estímulo externo es necesario para generar suficiente contraste térmico entre áreas defectuosas y no defectuosas y hacer posible la detección de discontinuidades. Existen diferentes modalidades de termografía NDT dependiendo del tipo de técnica de estimulación empleada.

6.3.1. Sistemas de estimulación térmica

La selección de la técnica de estimulación adecuada es fundamental para garantizar una correcta detección de defectos [74, 89]. En la mayoría de inspecciones termográficas NDT se analizan procesos de enfriamiento y, por lo tanto, se debe calentar previamente el material que se inspecciona. Sin embargo, también es posible analizar procesos de calentamiento e incluso procesos cíclicos de calentamiento-enfriamiento.

En general, cualquier método capaz de generar un flujo de calor en el interior del material que se inspecciona es válido como técnica de estimulación térmica para IRT NDT. Entre los sistemas convencionales de estimulación se encuentran pistolas de aire caliente, mantas térmicas y lámparas de filamento. Debido a sus altas capacidades de aplicación y control del calor generado, existe una serie de fuentes de estimulación cuyo uso se ha generalizado. Estos sistemas de calentamiento se clasifican en sistemas ópticos, mecánicos y termoinductivos.

Sistemas ópticos

Los sistemas ópticos son el método de estimulación más habitual empleado en termografía activa NDT [88, 90]. Estos sistemas incluyen una amplia gama de dispositivos para calentamiento óptico, entre los que destacan las lámparas de flash de alta energía y las lámparas halógenas (figura 6.6).

El calentamiento se aplica sobre el material inspeccionado mediante radiación térmica generada por el dispositivo óptico. Se aporta una cantidad de energía no destructiva al material, que se absorbe a través de su superficie exterior de acuerdo a las leyes de radiación térmica definidas en la sección 6.1. Este calentamiento genera un gradiente superficial de temperatura que provoca un flujo de calor hacia el interior del material. La onda térmica viaja en el interior a una velocidad definida por las propiedades térmicas de cada punto (difusividad térmica), pudiendo variar debido a cambios estructurales del propio material o a la presencia de defectos. Los cambios de propiedades térmicas hacen que la propagación del calor no sea homogénea y se generen zonas de mayor acumulación de calor. Esto, a su vez, produce variaciones locales de temperatura que se transmiten hacia puntos de la superficie exterior, alterando su temperatura y revelando la presencia de defectos.

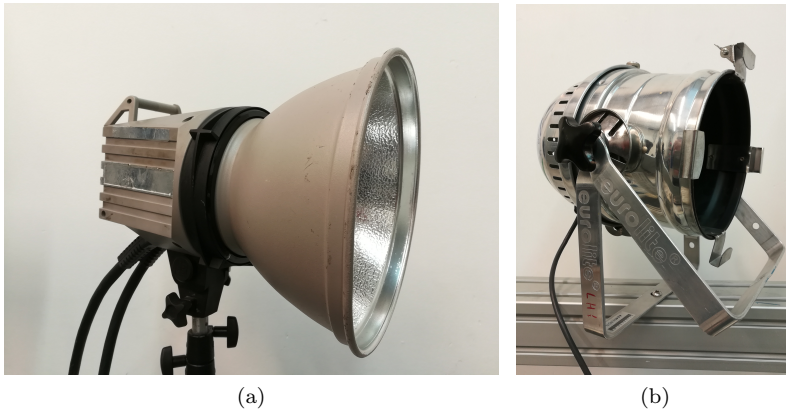


Figura 6.6: Sistemas ópticos de estimulación para inspecciones por termografía activa: (a) lámpara de flash de alta energía, (b) lámpara halógena.

Las principales ventajas que ofrecen los sistemas ópticos de estimulación son la capacidad de aporte de energía a distancia y sin contacto y la sencillez de equipamiento. Se trata de equipos simples que pueden controlarse de manera precisa sincronizando la estimulación con la captura del sensor, favoreciendo la automatización de las inspecciones. La capacidad de estimulación sin contac-

to permite una aplicación rápida y automatizable incluso para inspecciones en movimiento. El principal inconveniente de estos sistemas se debe al efecto reflectante que producen, causando la aparición de falsas indicaciones que pueden llevar a error en la interpretación de los resultados.

Sistemas mecánicos

Este sistema de estimulación se aplica a través de una excitación mecánica que se induce externamente a la estructura. El calor se genera por efecto termoelástico, dando lugar a mayores temperaturas en puntos de concentración de tensiones, y por fricción e histéresis en las discontinuidades o roturas. Los gradientes térmicos locales que delatan la presencia de defectos dependen de la frecuencia de excitación.

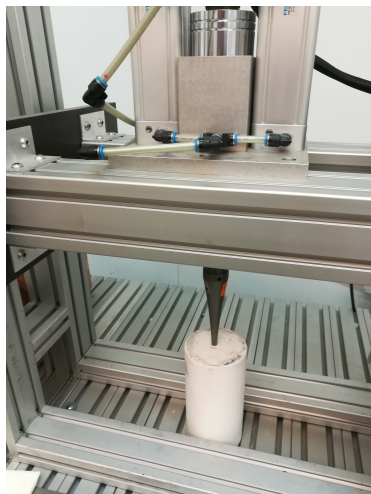


Figura 6.7: Sonotrodo para inyección puntual de ondas mecánicas en inspecciones por termografía activa.

Se distinguen, de manera general, dos modalidades diferentes de estimulación mediante sistemas mecánicos. Por un lado está la vibrotermografía [91, 92], en la que se hace vibrar la estructura a estudiar, y por otro lado se encuentra la termografía ultrasónica [93, 94], en la que se introducen de manera localizada ondas ultrasónicas moduladas que se propagan dentro del material. Una bocina o sonotrodo (material piezoeléctrico) inyecta los ultrasonidos en el material. Las ondas de baja frecuencia favorecen su propagación en el interior del material mientras que las de alta frecuencia producen la vibración de las partículas generando calor. Muchos investigadores no hacen distinción entre estas dos mo-

dalidades, denominando de manera genérica vibrotermografía a cualquier ensayo no destructivo por termografía infrarroja con estimulación mecánica [95-97].

Como consecuencia de este tipo de estimulación, se produce una conversión de energía mecánica en energía térmica. El calor se genera fundamentalmente en los puntos de la pieza donde existen defectos tales como grietas y delaminaciones. La principal limitación práctica de este sistema es la necesidad de mantener contacto con el material inspeccionado y reubicar el transductor piezoeléctrico para cubrir toda la superficie en grandes áreas. Sin embargo, es más eficaz en la inspección de grietas que los métodos ópticos gracias a su característica de sensibilidad a los defectos.

Sistemas inductivos

Una alternativa al calentamiento sin contacto mediante fuentes ópticas y al calentamiento interno por ondas mecánicas es el calentamiento mediante corrientes inducidas. Este sistema de excitación se basa en la generación de corrientes tipo Eddy en la superficie del objeto inspeccionado, utilizando para ello una bobina de inducción de alta frecuencia (figura 6.8). Las bobinas se fabrican *ad-hoc* a cada caso particular de pieza a inspeccionar jugando un papel crucial en el proceso de detección.

La bobina induce corrientes eléctricas (tipo Eddy) en materiales conductores, generando calor resistivo por efecto Joule. Las discontinuidades existentes en el material interrumpen el flujo de las corrientes inducidas, de forma que las proximidades de los defectos se calientan más que el material sano debido a la mayor densidad local de corriente que éstos provocan. La mayor densidad de corriente afecta a la cantidad de energía disipada, provocando un incremento mayor de temperatura. La detección de defectos se obtiene identificando los puntos calientes mediante un sensor termográfico [98, 99].



Figura 6.8: Bobina de inducción para generación de corrientes en inspecciones por termografía activa.

Esta técnica es apropiada para la detección de defectos superficiales, como grietas abiertas, aunque también se ha demostrado una alta capacidad de detección de defectos sub-superficiales, como delaminaciones en materiales compuestos o grietas internas en materiales conductores.

6.3.2. Técnicas de calentamiento

El modo en que se aplica la estimulación térmica para un sistema de excitación determinado es un parámetro fundamental en el proceso de inspección y permite clasificar los distintos métodos de NDT utilizados en termografía activa. Las principales técnicas de calentamiento son la técnica pulsada, la técnica *lock-in* y la técnica de calentamiento en escalón.

Técnica de calentamiento pulsado

Esta técnica consiste en calentar brevemente el material a inspeccionar mediante un pulso corto de estimulación térmica y analizar la curva de decaimiento de temperatura que se origina (figura 6.9). La termografía pulsada, o termografía de pulso, es uno de los métodos de excitación térmica más populares en termografía activa [88]. Una de las principales ventajas de esta técnica es la rapidez de ensayo que ofrece, con una duración que va desde los pocos milisegundos para ensayos de materiales de conductividad alta (como piezas de metal) hasta los pocos segundos para materiales de conductividad baja (como plásticos y *composites*). Esta rápida excitación térmica favorece en gran medida su aplicación industrial en procesos productivos y previene a los materiales de daños por calentamientos prolongados.

La técnica IRT NDT por calentamiento óptico pulsado, u *Optical Pulsed Thermography* (OPT), se aplica mediante lámparas flash de alta energía. El frente térmico que se genera en la superficie del material se propaga hacia su interior. La variación en las propiedades térmicas del material modifica la capacidad de difusión del medio, haciendo que la temperatura en la superficie sea diferente en las zonas próximas a las discontinuidades. La diferencia de temperatura superficial se producirá con mayor retardo y en menor grado para las discontinuidades más profundas.

La técnica de calentamiento pulsado para sistemas mecánicos y termoinductivos se aplica por medio de generadores de señales que alimentan sonotrodos y bobinas, respectivamente, para generar ondas mecánicas y campos magnéticos de tipo pulsado. En estos casos, a diferencia del calentamiento óptico, se analizan tanto la fase de enfriamiento como la fase de calentamiento durante la estimulación. Analizar la fase de calentamiento permite detectar defectos superficiales de manera muy eficaz debido a la capacidad de estos sistemas para estimular de manera selectiva las zonas con presencia de defectos sin afectar a las zonas sanas.

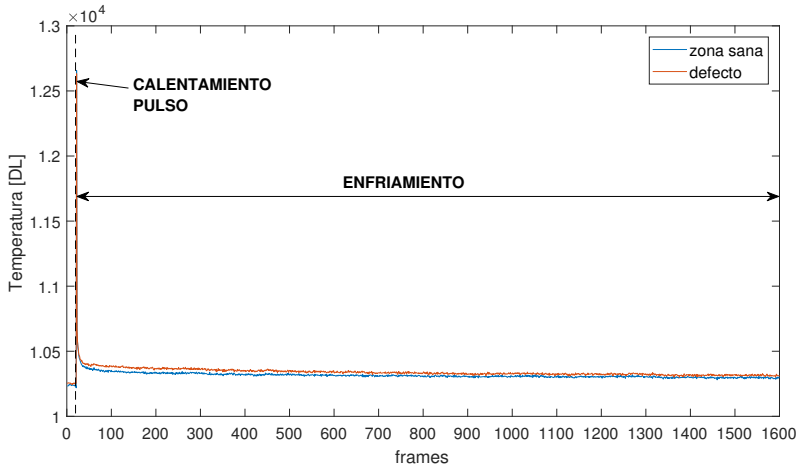


Figura 6.9: Evolución de la temperatura de una zona sana y una zona de defecto en una inspección termográfica por calentamiento óptico pulsado.

Técnica de calentamiento *lock-in*

Esta técnica de inspección termográfica se caracteriza por aplicar una estimulación cíclica, generalmente sinusoidal, que requiere de la sincronización de la adquisición y el calentamiento [100]. En el interior del material inspeccionado se crean ondas térmicas como consecuencia de la estimulación cíclica, haciendo que la temperatura de cada punto de la superficie varíe a lo largo del tiempo por la superposición de las ondas generadas externamente y las reflejadas en barreras térmicas, tales como defectos. Las temperaturas superficiales son registradas por un sensor de infrarrojos que toma imágenes cada cierto tiempo sincronizado con la excitación. Aplicando una serie de cálculos con los valores de temperatura de cada píxel medidos en un ciclo se obtienen las imágenes de amplitud y fase, que resultan menos afectadas por heterogeneidades del calentamiento, ruidos, reflexiones externas, variaciones de emisividad,...etc. En dichas imágenes quedan reflejadas las barreras térmicas existentes en el interior del objeto inspeccionado, visualizándose tanto la estructura interna del material como los defectos que contiene.

Una de las principales desventajas de esta técnica es que puede conllevar largos tiempos de inspección, ya que para cada profundidad que se quiere analizar dentro del material es necesario realizar un ensayo diferente a una frecuencia de excitación distinta. Cada uno de estos ensayos necesita, además, varios ciclos de excitación para conseguir un estado de equilibrio térmico dinámico.

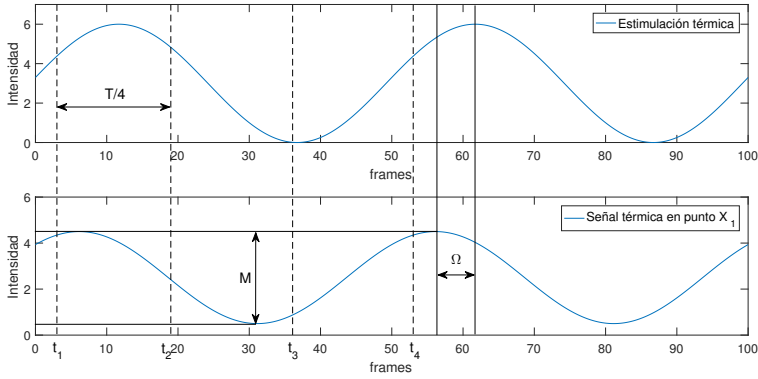


Figura 6.10: Esquema de aplicación del proceso *lock-in* para cálculo de los valores de amplitud y fase.

El cálculo de las imágenes de amplitud y fase resultantes de las inspecciones por termografía *lock-in*, o *Lock-in Thermography* (LT), se realiza mediante las expresiones (6.32) y (6.33), respectivamente. Sea $T(x, t)$ el campo de temperaturas de la superficie del cuerpo, dependiente de la posición y del tiempo. Sea X_1 un punto material y t_1, t_2, t_3 y t_4 instantes distanciados por un cuarto de periodo cada uno, se tiene que:

$$\begin{aligned} T(X_1, t_1) &= T_1(X_1) & ; & & T(X_1, t_2) &= T_2(X_1) \\ T(X_1, t_3) &= T_3(X_1) & ; & & T(X_1, t_4) &= T_4(X_1) \end{aligned}$$

Las imágenes resultantes se obtienen aplicando las siguientes operaciones:

$$M = \sqrt{[T_3(X_1) - T_1(X_1)]^2 + [T_4(X_1) - T_2(X_1)]^2} \quad (6.32)$$

$$\Omega = \arctan\left(\frac{T_3(X_1) - T_1(X_1)}{T_4(X_1) - T_2(X_1)}\right) \quad (6.33)$$

siendo M los valores de la imagen de amplitud y Ω los valores de la imagen de fase (figura 6.10).

Esta técnica de excitación se aplica mediante generadores de señales que alimentan los dispositivos de calentamiento, tales como lámparas halógenas, sonotrodos o bobinas, y sincronizan la adquisición de imágenes del sensor infrarrojo para efectuar los cálculos necesarios.

Técnica de calentamiento en escalón o *step-heating*

La técnica termográfica de calentamiento en escalón es la técnica más simple de todas las que se emplean en termografía activa y consiste en calentar o enfriar de forma continua la estructura que se quiere inspeccionar [101]. Con una cámara termográfica se mide el campo de temperaturas de la superficie durante todo el proceso de calentamiento y enfriamiento. Una desviación en las curvas de evolución térmica determina la existencia de discontinuidades o defectos, que se muestran como puntos fríos o puntos calientes (*hot-spots*) en la imagen termográfica resultante.

La termografía óptica por calentamiento en escalón, u *Optical Step Heating Thermography* (OSHT), usa un pulso mucho más largo que el método de estimulación pulsada. Estos pulsos pueden durar desde varios segundos hasta varios minutos, y resulta de interés para la detección de discontinuidades tanto la fase de calentamiento como la fase de enfriamiento posterior (figura 6.11). La estimulación térmica que se genera con esta técnica tiene un alto poder de penetración dentro del material, siendo capaz de estimular defectos situados a gran profundidad.

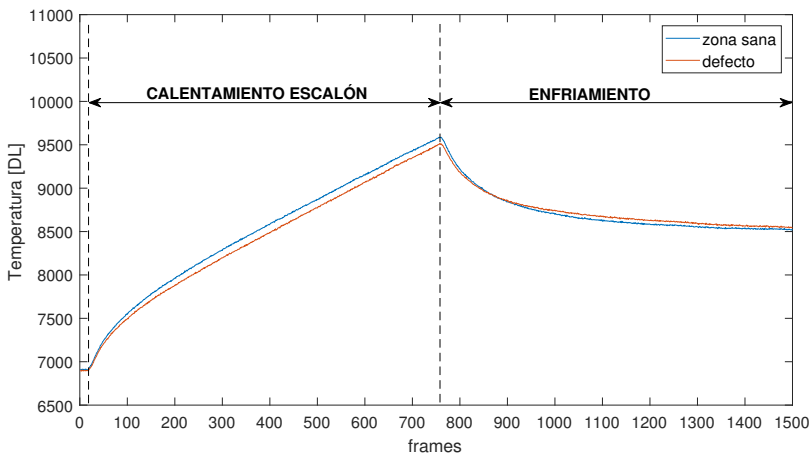


Figura 6.11: Evolución de la temperatura de una zona sana y una zona de defecto en una inspección termográfica por calentamiento en escalón.

En general, esta técnica de calentamiento se lleva a cabo con dispositivos convencionales de estimulación (lámparas halógenas, sonotrodos y bobinas) sin necesidad de aplicar modulación a la señal de excitación. Los resultados que se obtienen consisten en secuencias temporales de imágenes térmicas, que favorecen la aplicación de técnicas de procesamiento de datos.

Capítulo 7

Procesamiento de datos termográficos

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [102-111], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

7.1. Propósito del procesamiento

Actualmente, los valores de temperatura medidos por los sensores IR en inspecciones NDT no se analizan directamente sino que previamente se procesan con algoritmos matemáticos, con el fin de reducir el nivel de ruido y mejorar la detección de defectos. En ocasiones ocurre que, incluso con la aplicación de la técnica de estimulación adecuada, algunas discontinuidades sub-superficiales son tan sutiles que los niveles de señal que producen se confunden con el ruido de los datos termográficos. En estos casos el análisis de los datos termográficos capturados (valores de temperatura) no proporciona resultados aceptables. Una operación ampliamente extendida para mejorar el contenido de señal frente al ruido de los datos termográficos consiste en aplicar técnicas de post-procesamiento. Estos métodos de procesado optimizan la localización y visualización de discontinuidades, aumentando significativamente el nivel de detección de defectos en inspecciones termográficas NDT.

Se dispone de una amplia gama de métodos de procesamiento para inspecciones termográficas NDT [104, 106, 109, 112, 113]. En general, estos procesamientos no tienen la misma eficacia en todos los casos sino que son más efectivos para tipos concretos de materiales, defectos o condiciones de estimulación térmica. Toman la señal de temperatura medida como datos de entrada y producen señales de salida con características mejoradas que facilitan la detección de defectos. Las características de las señales de salida dependen del procesamiento aplicado. Algunos resultados de procesamientos habituales son el módulo y la fase de datos complejos, derivadas temporales y parámetros estadísticos, entre otros.

7.2. Procesados convencionales en termografía activa

Una de las problemáticas más importantes que afecta a los datos termográficos en todos los campos de aplicación es el alto contenido de ruido que presentan. Aunque esta cuestión se está resolviendo de manera gradual por medio de avances tecnológicos en los sensores IR, actualmente es una limitación importante en la capacidad de detección de la técnica termográfica de NDT.

En general, los datos termográficos captados por el sensor IR en una inspección NDT consisten en una secuencia relativamente grande de imágenes, las cuales contienen altos niveles de ruido que pueden ocultar los efectos térmicos de los defectos existentes. Con el fin de reducir este contenido de ruido y tratar de sintetizar las principales características de toda la secuencia en pocas imágenes, se han introducido numerosos algoritmos de procesamiento en el campo de IRT [104, 106, 109, 112, 113]. Entre los algoritmos de procesamiento más utilizados se encuentran la reconstrucción de la señal termográfica, el análisis espectral, el análisis de componentes principales, la regresión por mínimos cuadrados parciales, los momentos estadísticos de orden superior y el análisis *wavelet*.

7.2.1. Reconstrucción de la señal termográfica

La reconstrucción de la señal termográfica, o *Thermographic Signal Reconstruction* (TSR), es un procesado de efectividad reconocida y uso ampliamente extendido en aplicaciones IRT NDT para mejorar la detección de defectos y filtrar el ruido [106, 114, 115]. Este método se desarrolló en un principio para su aplicación en inspecciones termográficas NDT por calentamiento óptico pulsado, aunque posteriormente se ha extendido a inspecciones por calentamiento óptico en escalón [103, 116].

Este método surge de la consideración de la ecuación de difusión térmica unidimensional (7.1) como representación simplificada del proceso térmico que tiene lugar en las inspecciones termográficas NDT.

$$\frac{\partial T}{\partial t} - \alpha \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} = 0 \quad (7.1)$$

siendo α la difusividad térmica del material, x la variable espacial, t la variable temporal y T la temperatura.

Para unas condiciones de sólido semi-infinito y calentamiento adiabático en forma de delta de Dirac aplicado sobre la superficie exterior, la ecuación diferencial (7.1) tiene una solución $T(x, t)$. Para puntos de la superficie $x = x_0$, esta solución resulta en una función $T(x_0, t)$ que depende sólo del tiempo y que

puede expresarse como

$$T = \frac{Q}{e\sqrt{\pi t}} \quad (7.2)$$

donde Q es la energía de entrada, e es la efusividad térmica (la raíz cuadrada del producto de densidad, capacidad calorífica y conductividad térmica), t es la variable temporal y T la temperatura.

La operación fundamental de este método se produce al considerar la evolución temporal de la temperatura superficial en escala logarítmica.

$$\ln(T) = \ln\left(\frac{Q}{e}\right) - \frac{1}{2} \ln(\pi t) \quad (7.3)$$

Analizando la expresión (7.3) se obtiene una serie de conclusiones acerca del comportamiento del modelo térmico empleado. Principalmente, se observa que describe una línea recta de pendiente -0.5 para un material libre de discontinuidades, siendo el comportamiento lineal independiente del material, la energía aportada y la calibración del sensor IR. Además, se observa que la energía aportada y las propiedades del material son independientes del tiempo. Estas características permiten identificar un defecto sin necesidad de una referencia de material sano.

En la práctica, los datos termográficos no se ajustan perfectamente al comportamiento teórico descrito por limitaciones de diferente naturaleza. Sin embargo, el comportamiento logarítmico de la evolución temporal es muy consistente, obteniéndose una respuesta casi lineal para los píxeles que representan zonas libres de defectos, mientras que los píxeles correspondientes a defectos sub-superficiales pierden la linealidad en instantes concretos relacionados con la profundidad a la que se encuentran.

Se puede utilizar una función o conjunto de funciones ortogonales para aproximar la evolución temporal de un píxel expresada en escala logarítmica. En general, un ajuste polinomial proporciona una aproximación correcta de los datos experimentales adquiridos por el sensor IR. En este caso el ajuste se realiza a través de la expresión

$$\ln(T) = a_n [\ln(t)]^n + a_{n-1} [\ln(t)]^{n-1} + \dots + a_1 \ln(t) + a_0 \quad (7.4)$$

donde T es la temperatura, t es la variable independiente del tiempo y a_i son los coeficientes del ajuste.

Tras el ajuste de la evolución temporal de cada píxel en escala logarítmica, se pueden reconstruir los datos originales deshaciendo el cambio de escala mediante la siguiente expresión

$$T(t) = \exp(a_0 + a_1 \ln(t) + a_2 [\ln(t)]^2 + \dots + a_n [\ln(t)]^n) \quad (7.5)$$

La secuencia reconstruida (7.5) es una función sobre la que se pueden aplicar diversas operaciones matemáticas, entre las que destaca la diferenciación, de modo que se pueden generar imágenes de derivación en el tiempo de primer, segundo o mayor orden.

El procedimiento para aplicar TSR consta de varios pasos que incluyen la sustracción a toda la secuencia de la temperatura previa a la estimulación, la compensación de la sincronización del instante del flash, la transformación logarítmica de los datos de entrada, la interpolación de valores en instantes próximos al flash y el ajuste polinomial.

La fase fundamental en este procesamiento es la etapa de ajuste polinomial (figura 7.1), que consiste en ajustar el histórico de temperatura de cada píxel a un polinomio de grado n mediante la expresión (7.4). Habitualmente, el polinomio resultante se deriva respecto del tiempo para obtener las derivadas primera y segunda, que producen un aumento en la relación señal/ruido, o *Signal to Noise Ratio* (SNR o S/N), y evitan el incremento de ruido en comparación con la secuencia original de imágenes termográficas.

En función de la técnica de estimulación térmica utilizada se puede prescindir del resto de etapas del TSR debido a su reducido efecto sobre el resultado final (e.g. para calentamiento en escalón).

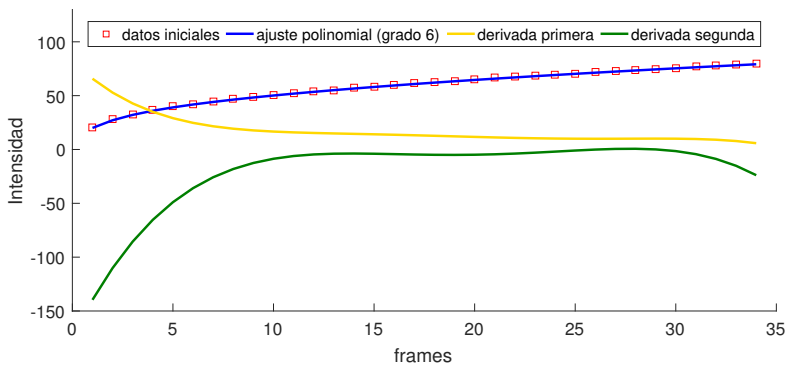


Figura 7.1: Principio de ajuste del TSR. Aproximación polinomial de la secuencia discreta de valores medidos y derivación del polinomio resultante.

Ajuste polinomial

En este estudio no se ha aplicado TSR sino que se ha aplicado únicamente la etapa de ajuste polinomial para el procesamiento de datos. A diferencia del TSR, este procedimiento se aplica a los datos térmicos originales representados

en escala lineal empleando la expresión (7.6), donde T representa los valores de temperatura, t es la variable independiente de tiempo y a_i son los coeficientes del ajuste. Posteriormente, el polinomio resultante se deriva para producir derivadas sucesivas que proporcionan un aumento en el SNR y una reducción en los niveles de ruido. Las otras etapas del TSR no se han aplicado debido a su menor efectividad con la estimulación térmica utilizada en las inspecciones realizadas (calentamiento en escalón).

$$T(t) = a_n(t - t_0)^n + a_{n-1}(t - t_0)^{n-1} + \dots + a_1(t - t_0) + a_0 \quad (7.6)$$

7.2.2. Análisis espectral

El análisis espectral o armónico de funciones se lleva a cabo mediante la transformada de Fourier, o *Fourier Transform* (FT), que es un método matemático que expresa una función como la suma de funciones sinusoidales. Las transformadas de Fourier se usan ampliamente en muchos campos de las ciencias y la ingeniería, incluidos el procesamiento de imágenes, la mecánica cuántica, la cristalografía, la geociencia, etc. [105, 117, 118].

A principios del siglo XIX, mientras el físico y matemático Jean-Baptiste Joseph Fourier investigaba la transmisión del calor, determinó soluciones para la ecuación térmica de difusión con las variables separadas, esto es, de la forma $u(x, t) = T(t)X(x)$, dando como resultado expresiones en senos y cosenos. A partir de ello, trató de extender sus deducciones a todas aquellas funciones que pudiesen ser desarrolladas como sumas de senos y cosenos, lo que le llevó a estudiar las series funcionales que llevan su nombre y que tienen la forma

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos(2\pi n\lambda t) + b_n \sin(2\pi n\lambda t)) \quad (7.7)$$

donde $f(t)$ es una función periódica con periodo $T = 1/\lambda$ y los coeficientes se calculan mediante

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \cos(2\pi n\lambda t) dt \quad \text{para } n = 0, 1, 2, 3, \dots$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) \sin(2\pi n\lambda t) dt \quad \text{para } n = 1, 2, 3, \dots$$

Posteriormente, se introdujo la serie de Fourier en el campo complejo reemplazando las funciones seno y coseno por la exponencial $e^{2\pi in\lambda t}$, mediante la

relación de Euler, obteniéndose así la serie compleja de Fourier

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{2\pi i n \lambda t} \quad (7.8)$$

con

$$c_n = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) e^{-2\pi i n \lambda t} dt \quad (7.9)$$

Se observó, a continuación, que cuando el período de la función f tiende hacia infinito la serie compleja de Fourier se transforma en una integral, surgiendo así la fórmula de la conocida como transformada de Fourier inversa.

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{2\pi i \omega t} d\omega \quad (7.10)$$

que expresa la función $f(t)$ como combinación de exponenciales en forma integral. Interpretando $f(t)$ como una señal, la fórmula anterior representa una sintetización mediante señales exponenciales, siendo el parámetro ω la frecuencia de cada componente. Cada valor $F(\omega)$ representa la magnitud o cantidad de la señal elemental $e^{2\pi i \omega t}$ contenida en $f(t)$.

A partir de la expresión anterior se deduce la segunda fórmula de la transformada de Fourier, que es la conocida como transformada de Fourier directa o simplemente transformada de Fourier.

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-2\pi i \omega t} dt \quad (7.11)$$

Esta expresión representa un análisis de la función $f(t)$, que proporciona el valor de las magnitudes $F(\omega)$ que la componen.

Sin embargo, en la práctica no se conoce el valor de la función $f(t)$ para los infinitos valores de t , sino sólo para un número finito de ellos. Sea una función $y(x)$ definida en los puntos j para $j = 0, 1, \dots, n-1$. Se denomina a estos valores como y_j para $j = 0, 1, \dots, n-1$. Se define la transformada de Fourier discreta, o *Discrete Fourier Transform* (DFT), de y_0, y_1, \dots, y_{n-1} como los coeficientes c_0, c_1, \dots, c_{n-1} , siendo

$$c_k = \sum_{j=0}^{n-1} y_j e^{-(2\pi i j k)/n} \quad (7.12)$$

para $k = 0, \dots, n-1$.

Sea c_0, c_1, \dots, c_{n-1} la transformada de Fourier discreta de y_0, y_1, \dots, y_{n-1} .

Entonces, se define la transformada de Fourier discreta inversa como

$$y_j = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} c_k e^{(2\pi ijk)/n} \quad (7.13)$$

para $j = 0, \dots, n - 1$.

Las expresiones (7.12) y (7.13) permiten aplicar el análisis de Fourier sobre señales digitales. El análisis de Fourier para datos termográficos NDT se aplicó originalmente en la termografía de fase pulsada, o *Pulsed Phase Thermography* (PPT), [88, 119, 120] y posteriormente su uso se extendió a otras técnicas termográficas.

Este algoritmo de procesamiento consiste en aplicar sobre la secuencia de datos termográficos iniciales la transformada de Fourier discreta por medio de la expresión (7.14), donde F_n es el n -ésimo coeficiente complejo de Fourier con partes reales e imaginarias Re_n e Im_n respectivamente, T es el valor de temperatura de cada píxel, N es la cantidad total de elementos en la secuencia de tiempo e i es la unidad imaginaria. De esta forma, la secuencia inicial de datos termográficos se transforma del dominio de tiempo al dominio de frecuencia, permitiendo efectuar un análisis espectral.

$$F_n = \sum_{k=1}^{N-1} T(k) e^{-\frac{(2\pi i k n)}{N}} = \text{Re}_n + \text{Im}_n \quad (7.14)$$

La transformada de Fourier separa los resultados según sus niveles de frecuencia de modo que se pueden extraer las componentes de alta frecuencia producidas por el ruido. Los resultados producidos por el análisis de Fourier son números complejos que generalmente se analizan a través de su módulo y fase, siendo la fase el resultado más informativo.

7.2.3. Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales, o *Principal Component Analysis* (PCA), es una técnica para sintetizar datos de alta dimensión. Es un análisis multivariado clásico que se emplea de manera habitual para la compresión de datos y la detección de relaciones lineales basadas en estadísticas de segundo orden [107, 121-123].

Esta técnica convierte una matriz inicial A de dimensión $m \times q$ en otra matriz A_p de dimensión inferior $s \times q$ ($s < m$) mediante la proyección de A sobre un nuevo conjunto de ejes principales. Esta transformación puede realizarse a través de la operación matricial $A_p = U^T A$, donde las columnas de U son los vectores de proyección que maximizan la varianza retenida en los datos proyectados A_p .

Esta operación puede interpretarse como una transformación lineal para obtener distribuciones proyectadas no correlacionadas. Los nuevos ejes principales son los vectores propios ortogonales normalizados de la matriz de covarianzas $C = (A - A_{med})(A - A_{med})^T$ de dimensión $m \times m$. El PCA puede aplicarse de manera sencilla a través de la descomposición en valores singulares, o *Singular Value Decomposition* (SVD), de la matriz C

$$C = UDU^T = [U_s \ U_n] \begin{bmatrix} D_s & 0 \\ 0 & D_n \end{bmatrix} [U_s \ U_n]^T \quad (7.15)$$

donde U es la matriz de vectores propios y D es una matriz diagonal cuyos elementos corresponden a los valores propios de C colocados en orden decreciente.

A continuación, la transformación de PCA de los datos de dimensión m a un subespacio de dimensión inferior s (con $s + n = m$) se obtiene seleccionando los s primeros vectores columna de U , de forma que la matriz A_p vendrá dada por

$$A_p = U_s^T A \quad (7.16)$$

El criterio general para definir el número de vectores propios seleccionados s se basa en la proporción de varianza que se desea acumular, que puede calcularse mediante la expresión

$$r = \frac{\sum_{i=0}^s d_i}{\sum_{i=0}^m d_i} \cdot 100 \quad (7.17)$$

donde d_i es el i -ésimo elemento (valor propio) de la matriz diagonal D . De manera habitual, más del 90 % de la varianza se recoge con las primeras cinco componentes.

El algoritmo de procesamiento de PCA se aplica a inspecciones termográficas NDT mediante la descomposición en valores singulares de la secuencia temporal de datos de temperatura de cada píxel a través de la relación (7.16), donde U es la matriz de vectores propios, A es la matriz de datos iniciales y A_p es el resultado final considerando las s primeras componentes principales.

Este procesamiento se explica con más detalle en el capítulo 12, dedicado a las técnicas de reducción de dimensionalidad empleadas en método de colorización termográfica por síntesis computacional.

7.2.4. Regresión por mínimos cuadrados parciales

La regresión por mínimos cuadrados parciales, o *Partial Least Squares* (PLS) *Regression*, es un método de correlación estadística que descompone la secuencia de datos termográficos iniciales en un conjunto de variables latentes.

Los mínimos cuadrados parciales es un método que se utiliza para construir modelos predictivos en casos en que se dispone de muchos factores que tienen

además un alto grado de colinealidad. Este método permite predecir respuestas sin analizar las relaciones existente entre las variables, por lo que no resulta apropiado para descartar factores poco predominantes. Herman Wold desarrolló el método de regresión PLS en la década de 1960 como técnica econométrica, aunque algunos de sus principales precursores han sido ingenieros químicos. También se ha aplicado con éxito en calibración espectrométrica y en monitorización y control de procesos industriales [108, 124, 125].

La técnica de regresión lineal múltiple, o *Multiple Linear Regression* (MLR), puede aplicarse para un número elevado de factores. Sin embargo, si la cantidad de factores es mayor que la cantidad de observaciones pueden obtenerse modelos que se ajustan perfectamente a los datos muestreados pero que no son capaces de predecir correctamente nuevos datos. En estos casos, puede existir un número reducido de factores subyacentes o latentes que producen la mayor parte de variación en las respuestas. La idea central de la regresión PLS es identificar los factores latentes y modelar las respuestas teniendo en cuenta la mayor variación posible de estos factores.

La mayoría de los métodos de regresión utilizan todos los datos disponibles x para formar una nueva combinación lineal de variables, sin considerar previamente sus características. Por el contrario, la regresión PLS descarta la información irrelevante y utiliza sólo la información fundamental que origina la variación de x para llevar a cabo la regresión. Esta metodología resuelve el problema de colinealidad produciendo modelos de regresión más estables.

El método de regresión PLS busca modelar una variable dependiente Y (predicha) en términos de una variable independiente X (predictor). Con este fin, el PLS combina características de dos técnicas: la regresión de componentes principales, o *Principal Component Regression* (PCR), y la regresión lineal múltiple. Mientras que el método PCR encuentra factores que capturan la máxima cantidad de varianza en las variables predictoras X , el objetivo del método MLR es encontrar un único factor que correlacione mejor las predictoras X con las variables predichas Y . En el método PLS los factores, o nuevas variables, se eligen para satisfacer simultáneamente tres condiciones: que estén altamente correlacionados con las variables dependientes Y , como en MLR; que modelen la mayor parte de la varianza entre las variables independientes X , como en PCR; y que no estén correlacionados entre sí.

La regresión PLS descompone las matrices de variables predictoras X ($n \times N$) y predichas Y ($n \times M$) en combinaciones de cargas, puntuaciones y residuos para extraer sus componentes latentes. Matemáticamente, el modelo PLS se expresa como

$$X = TP^T + E \quad (7.18)$$

$$Y = TQ^T + F \quad (7.19)$$

donde T ($n \times a$) se conoce como matriz de puntuaciones y sus elementos se denotan por t_a ($a = 1, 2, \dots, A$). Las puntuaciones son un conjunto de variables que son las principales responsables de las variaciones de X . Las matrices P ($N \times a$) y Q ($M \times a$) se denominan matrices de cargas (o coeficientes) y describen cómo las variables en T se relacionan con las matrices originales X e Y . Finalmente, las matrices E ($n \times N$) y F ($n \times M$) son los residuos y representan el ruido o la variabilidad irrelevante en X e Y , respectivamente.

A partir de las ecuaciones anteriores se puede observar que la matriz de puntuaciones T es predictora tanto de los valores de Y como de X , es decir, que tanto Y como X están modeladas por las mismas variables latentes. La matriz de puntuaciones T se calcula como combinación lineal de las variables x_i utilizando los pesos w_{ia} con $a = 1, 2, \dots, A$.

$$T = XW \quad (7.20)$$

Las matrices de cargas P y Q se calculan mediante la regresión de X e Y sobre T . Las matrices de residuos se obtienen despejando su valor de las expresiones (7.18) y (7.19). Finalmente, los coeficientes de la regresión se calculan a través de la ecuación

$$B = WQ^T \quad (7.21)$$

El modelo de regresión que se obtiene bajo los supuestos considerados se puede expresar como

$$Y = XB + F = XWQ^T + F \quad (7.22)$$

La aplicación de la regresión PLS a inspecciones termográficas NDT implica la descomposición bilineal de la matriz de evolución temporal de temperaturas (X) y la matriz de tiempos de observación (Y), obteniendo un nuevo conjunto de imágenes térmicas y un vector de tiempos de observación compuesto de variables latentes que consideran sólo las variaciones más significativas [126].

7.2.5. Momentos estadísticos de orden superior

La distribución de la temperatura superficial en una muestra sometida a una inspección termográfica NDT varía ante la presencia de discontinuidades y, por tanto, también varían sus parámetros estadísticos. El cálculo de momentos estadísticos de orden superior, o *Higher Order Statistics* (HOS), aplicado sobre datos termográficos es un tipo de procesamiento que proporciona una representación simplificada de la evolución de la temperatura superficial, generando una única imagen a partir de dichos valores estadísticos [109].

Considerando el modelo unidimensional de difusión térmica, se observa que los valores de temperatura superficial obtenidos de la ecuación (7.1) no presentan una distribución normal, sino que se aproximan a una distribución Weibull

estándar. Debido a que la forma de la distribución cambia en presencia de defectos superficiales y sub-superficiales, los parámetros estadísticos de orden superior pueden ofrecer información esencial para detectar y caracterizar la presencia de discontinuidades. Es posible obtener una representación mediante parámetros HOS de la evolución de la temperatura superficial, y generar una imagen con estos valores para detectar y visualizar los defectos de la muestra.

Entre los parámetros estadísticos más habituales se encuentran las medidas de tendencia central, siendo la media y la varianza los casos más representativos [127, 128]. En aplicaciones de termografía NDT los parámetros estadísticos que presentan mayor interés son la media, la varianza, la asimetría y la curtosis, que corresponden al primer, segundo, tercer y cuarto momento estadísticos, respectivamente. La media μ es el valor promedio en una distribución y se calcula mediante la siguiente expresión.

$$\mu = E[X] = \frac{1}{P} \sum_{n=1}^P X_n \quad (7.23)$$

siendo X_n el conjunto de datos disponibles.

La varianza σ^2 es el segundo momento central de una distribución y mide el grado de dispersión de los datos en torno al valor medio de la distribución. Su cálculo se realiza mediante

$$\sigma^2 = E[(X - E[X])^2] \quad (7.24)$$

Los momentos centrales estandarizados M_n de una distribución se calculan mediante la expresión

$$M_n = \frac{E[(X - E[X])^n]}{\sigma^n} \quad (7.25)$$

donde n indica el orden del momento, $E[X]$ es el valor medio de la distribución y σ es la desviación estándar, que se calcula como la raíz cuadrada de la varianza.

El tercer momento central estandarizado recibe el nombre de asimetría o *skewness* y proporciona información sobre el grado de asimetría que presenta una distribución. El cuarto momento central estandarizado se conoce como curtosis y proporciona información acerca del grado de planitud relativa de una distribución respecto de la distribución normal.

Los momentos centrales estandarizados de orden mayor de 4 no tienen una interpretación física definida y producen valores elevados debido a las potencias involucrados en sus cálculos. En general, no ofrecen información que mejore la caracterización de la distribución.

7.2.6. Análisis *wavelet*

La transformada *wavelet*, o *Wavelet Transform* (WT), se introdujo en la década de 1980 y a partir de entonces su uso se ha ido extendiendo, siendo su campo de aplicación cada vez mayor [105, 110, 129]. El geofísico Jean Morlet fue el primero que comenzó a utilizar las *wavelet* mientras trabajaba en unas prospecciones petrolíferas.

Las *wavelets* son familias de funciones que tienen el número de oscilaciones constante mientras su amplitud temporal varía. Esta propiedad hace que estas funciones sean muy flexibles para ajustarse a señales de cualquier duración. A partir de una *wavelet* inicial, conocida como *wavelet* madre, se generan todas las demás funciones de la familia aplicando sobre ella traslaciones y dilataciones. Así, la familia que se genera a partir de una *wavelet* madre ψ es

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (7.26)$$

donde a y b son números reales cualesquiera, con a no nulo.

La transformada *wavelet* $W(a, b)$ de una función $f(t)$ se define como la suma en el tiempo del producto de la función $f(t)$ por la versión escalada y trasladada de la *wavelet* original considerada, y se expresa como

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{ab}^*(t) dx \quad (7.27)$$

donde $*$ es el operador complejo conjugado.

A partir de la expresión anterior se observa que la transformada *wavelet* es una transformación bidimensional que produce dos parámetros a y b . Para una función $f(t)$ dependiente del tiempo las dos dimensiones de la transformada serán el tiempo b y el parámetro a llamado escala. El resultado de la transformada es la descomposición de la señal $f(t)$ en una serie de coeficientes $W(a, b)$ que son función de dos parámetros reales $a \neq 0$ y b . Los coeficientes $W(a, b)$ serán reales o complejos en función del tipo de *wavelet* usada.

Los datos recogidos en inspecciones termográficas NDT se pueden analizar de manera eficiente empleando análisis *wavelet*. La transformada *wavelet* de una función $f(t)$ puede interpretarse como una correlación entre la señal y la *wavelet* madre escalada. De esta forma, la señal de temperatura en cada píxel se puede descomponer en réplicas estiradas y escaladas de la *wavelet* madre. Dos parámetros resultan esenciales en el proceso de análisis: el factor de traslación b y el factor de escala a . La transformada *wavelet* de una función $T(t)$ basada en

funciones $h_{a,b}$ vendrá dada por la siguiente expresión:

$$W_T(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)h_{ab}^* dt \quad (7.28)$$

donde $*$ es el operador complejo conjugado y la función $h_{a,b}(t)$ se genera trasladando y escalando la *wavelet* madre $h(t)$, la cual, de manera habitual, se trata de la *wavelet* de Morlet para aplicaciones termográficas de NDT [90, 130].

7.3. Procesados de imagen

La ciencia del procesamiento de imágenes ha avanzado considerablemente durante las últimas décadas junto con los desarrollos en computadoras digitales y procesamiento de señales. Hoy en día el procesamiento de imágenes se ha convertido en una técnica esencial en muchas disciplinas [111, 131]. La termografía infrarroja es una de estas disciplinas que aprovechan el procesamiento de imágenes. Sin embargo, las características especiales de los datos termográficos requieren procedimientos específicos de aplicación de los procesados. En general, las imágenes de IRT son excesivamente brillantes u oscuras, con irregularidades de iluminación provocadas por la fuente de estimulación aplicada, contienen altos niveles de ruido y presentan bajo contraste. Entre las múltiples opciones de procesamiento, aquéllas que presentan mayor interés para aplicaciones de IRT son las de mejora de contraste de imagen, donde destacan los algoritmos para modificación de histograma, y el filtrado para suavizado o realce de detalles de la imagen.

7.3.1. Modificación de histograma

El histograma de una imagen es una representación gráfica que muestra el número de píxeles que contiene la imagen para los diferentes niveles de intensidad. El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango $[0, L-1]$ es una función discreta $h(r_k) = n_k$, donde r_k es el nivel de gris k -ésimo y n_k es el número de píxeles de la imagen que tienen el nivel de gris r_k (figura 7.2).

Existen diferentes opciones para efectuar la modificación del histograma en función de las características de la imagen y el objetivo de mejora deseado. El estiramiento y la ecualización de histograma son dos casos de gran interés para el procesamiento de imágenes termográficas. El estiramiento de histograma aplica una escala lineal al mapa de intensidad de entrada f , de forma que los valores de los píxeles en el rango $[f_a, f_b]$ se expanden para llenar el nuevo rango $[g_a, g_b]$ en el mapa de intensidad de salida g . Este procesado se lleva a cabo mediante

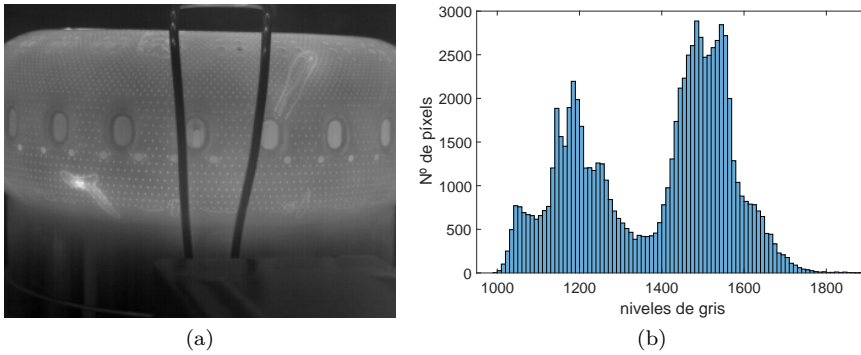


Figura 7.2: Ejemplo de histograma: (a) imagen termográfica de inspección NDT, (b) histograma correspondiente.

la siguiente expresión:

$$g(x, y) = \frac{f(x, y) - f_a}{f_b - f_a} (g_b - g_a) + g_a \quad (7.29)$$

La ecualización de histograma produce una mejora del contraste y aumenta el rango dinámico de la imagen. Para ello se modifican los valores de intensidad buscando aproximarse a una distribución uniforme. Este proceso se realiza calculando la función de distribución acumulada del histograma de la imagen mediante la expresión

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (7.30)$$

para $k = 0, 1, \dots, L - 1$, donde L es el número de niveles diferentes de gris en la imagen, $p(r_j)$ es la frecuencia relativa de los píxeles con nivel de gris r_j , n_j es el número de píxeles con nivel de gris r_j y n es la cantidad total de píxeles en la imagen.

7.3.2. Filtrado de imagen

A veces la imagen analizada contiene ruido o detalles sin interés para el propósito final. Para eliminar estos detalles y concentrarse en los rasgos importantes dentro de la imagen pueden aplicarse técnicas de filtrado para suavizado. Por el contrario, si el interés se centra en enfatizar los bordes de los objetos para

mejorar la visualización de ciertos detalles dentro de la imagen, pueden aplicarse técnicas de realce. Entre los algoritmos de filtrado de imagen, aquéllos que presentan especial interés para el procesamiento de imágenes termográficas son el filtrado de promedio, para suavizado de detalles, y el filtrado de alto impulso (*high-boost filtering*) aplicado mediante filtro Laplaciano, para aumentar la nitidez de la imagen.

Un método sencillo para llevar a cabo filtrado lineal de imágenes consiste en aplicar convolución en el dominio espacial. Este procedimiento puede aplicarse mediante la expresión (7.31) para una máscara de filtrado w de tamaño $m \times n$, donde $a = (m - 1)/2$, $b = (n - 1)/2$ y f y g son los valores de intensidad de entrada y salida, respectivamente.

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t) \quad (7.31)$$

Parte III

FUNDAMENTOS DE LOS MÉTODOS PROPUESTOS

En esta parte del trabajo se describen los fundamentos técnicos y matemáticos en los que se basan los métodos desarrollados en el estudio. Las principales técnicas que constituyen la base de los métodos desarrollados son seis: modelización de inspecciones termográficas NDT, técnicas de resolución numérica de ecuaciones diferenciales, sistemas de colorización y espacios de color, métricas de valoración, técnicas de reducción de dimensionalidad y técnicas de análisis cuaterniónico.

La modelización de inspecciones termográficas NDT, y especialmente el planteamiento propuesto de modelo simplificado de difusión, es una técnica esencial para el desarrollo del método de difusividades proyectadas y para la definición de las funciones de iluminación virtual. Las técnicas de resolución numérica de ecuaciones diferenciales se han empleado en el estudio para generar datos artificiales, simulando casos reales representativos, y son una herramienta fundamental para la resolución del problema de difusividades proyectadas. Los sistemas de colorización permiten establecer relaciones entre los datos termográficos básicos, monocromos por naturaleza, y las imágenes de color, utilizándose en este estudio tanto para el desarrollo de los criterios de selección de canales RGB como para la definición de la técnica de colorización termográfica. Las métricas de valoración son la base para la definición de los criterios de selección de canales RGB, mientras que las técnicas de reducción de dimensionalidad son el fundamento del método de colorización termográfica. Finalmente, las técnicas de análisis cuaterniónico son la base para el procesado de imágenes obtenidas mediante la técnica de colorización termográfica.

Capítulo 8

Modelización de inspecciones termográficas NDT

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [132, 133].

8.1. Modelo general de difusión térmica 3D

El proceso térmico que tiene lugar en los ensayos no destructivos (NDT) aplicados mediante termografía infrarroja (IRT), y que hace posible la detección de defectos dentro en un material, se puede describir mediante la ecuación de difusión térmica, cuya expresión para el modelo de difusión unidimensional tiene la forma

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + F \quad 0 \leq x \leq L, t \geq 0 \quad (8.1)$$

siendo α la difusividad térmica del medio, F las fuentes internas de calor y u la función de temperatura, con dominio espacial x entre 0 y L , y dominio temporal t positivo.

Para obtener un modelo que represente de manera precisa las condiciones térmicas involucradas en las inspecciones deben definirse previamente los parámetros correspondientes a las condiciones iniciales y de contorno, así como las propiedades físicas del material y las fuentes de calor.

La primera etapa del procedimiento de inspección por IRT es la estimulación térmica del material. Esta etapa se puede llevar a cabo de diferentes maneras usando estrategias de calentamiento como las descritas en la sección 6.3. En este estudio se han considerado inspecciones termográficas con excitación óptica por motivos de capacidad experimental, aunque podría considerarse cualquier otro tipo de fuente de calor. Como resultado de esta elección, la primera etapa se modeliza mediante la iluminación de la superficie exterior del objeto inspeccionado.

En las inspecciones termográficas NDT realizadas mediante estimulación óptica cierta cantidad de la energía incidente se absorbe a través de la superficie del objeto, aumentando su energía interna y consecuentemente su temperatura, otra cantidad se transmite en materiales transparentes, y el resto se refleja al medio ambiente, de forma que la ley de conservación de la energía se verifica. En este proceso también se produce, de manera inherente, transferencia de calor por convección y radiación entre la superficie del material y el medio ambiente; aunque esta cantidad de energía es por lo general despreciable. Bajo condiciones habituales de ensayo, el proceso de calentamiento con sistemas ópticos genera gradientes de temperatura en la superficie de la muestra inspeccionada, creando ondas térmicas que se transmiten al interior del material por conducción de calor. Las anomalías superficiales o sub-superficiales causan perturbaciones en la propagación de estas ondas térmicas, que producen a su vez variaciones en la temperatura local de la superficie.

Este proceso térmico se lleva a cabo sobre un objeto material que tiene unas propiedades físicas específicas. La existencia de defectos en el interior del objeto puede provocar comportamientos diferentes dependiendo de las propiedades térmicas del material base y las del propio defecto, actuando como una barrera térmica reduciendo la difusión de calor o, por el contrario, actuando como un sumidero favoreciendo la difusión. Para definir el modelo de análisis se utiliza una muestra genérica sometida al proceso de inspección NDT descrito (figura 8.1). Esta muestra está constituida por un material isotrópico heterogéneo, esto es, sus propiedades no dependen de la dirección en que se miden y los puntos materiales pueden tener propiedades diferentes, y además contiene un defecto interno, cuya forma se considera plana por conveniencia experimental sin pérdida de generalidad. Antes del inicio del proceso de calentamiento la muestra se encuentra en equilibrio térmico con el ambiente. A continuación, en el instante $t = t_0$ se aplica la estimulación externa sobre la superficie causando la propagación por conducción de las ondas térmicas a través del material.

Para obtener un modelo matemático que represente con suficiente rigurosidad el proceso físico descrito y presente una complejidad matemática moderada, se consideran las siguientes hipótesis simplificadoras:

- El material es opaco, tiene transmisividad nula.
- El material bajo inspección es heterogéneo e isotrópico.
- No se produce reacción química como consecuencia de la radiación térmica.
- No existen fuentes internas de calor dentro del material.
- Las propiedades termofísicas del material permanecen constantes durante la inspección y son independientes de la temperatura.

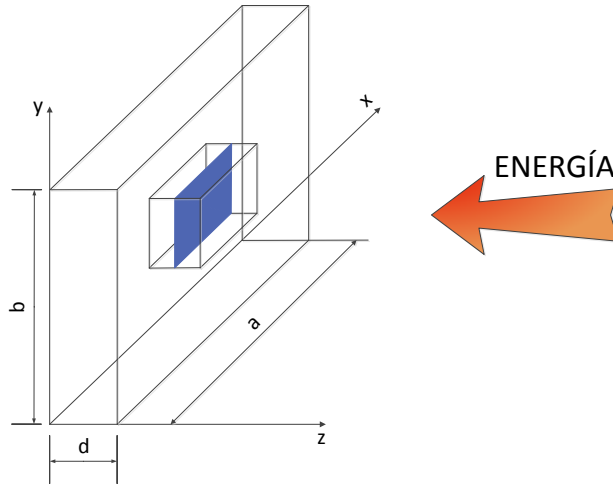


Figura 8.1: Modelo de difusión térmica 3D.

- La superficie externa se comporta como un cuerpo gris.
- La energía incidente es difusa y está distribuida homogéneamente a lo largo de la superficie.

Considerando las hipótesis anteriores, la ecuación que describe el proceso de transferencia de calor en las inspecciones termográficas NDT, obtenida por medio de un modelo de difusión térmica isotrópico heterogéneo en 3D, puede representarse mediante la expresión

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \nabla \cdot (\alpha(x) \nabla u(x, t)) = F(x, t) \quad (8.2)$$

$$x \in \mathbb{R}^3, t \geq 0, \alpha(x) \in \mathbb{R}_+$$

donde u es la temperatura en cada punto del espacio x e instante de tiempo t , α es la difusividad térmica del material $\alpha = k/(\rho c_p)$, k es la conductividad térmica, ρ es la densidad del material, c_p es el calor específico a presión constante, ∇ es el operador nabla con respecto a las variables espaciales y F representa las fuentes de calor.

La ecuación anterior se puede expresar en forma de suma expandida para el sistema de coordenadas propuesto como

$$\frac{\partial u(x, y)}{\partial t} - \sum_{i=1}^3 \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\alpha(x) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_i} \right) = F(x, t) \quad (8.3)$$

$$x \in \mathbb{R}^3, t \geq 0, \alpha(x) \in \mathbb{R}_+$$

La estimulación óptica se considera aplicada sobre la superficie exterior del objeto durante el proceso de calentamiento, siendo nula fuera de ella. Esta condición se modeliza haciendo que $F(x_1, x_2, x_3, t) = 0$ siempre que $x_3 \notin (d - \epsilon, d + \epsilon)$, siendo d la posición correspondiente a la superficie exterior del objeto inspeccionado y ϵ una variación infinitesimal.

Resolviendo las ecuaciones diferenciales (8.2) u (8.3) se obtiene el comportamiento térmico esperado para un material concreto sometido a diferentes casos de estimulación térmica. Se puede obtener información de gran interés a través de este tipo de análisis, por ejemplo, el conocimiento *a priori* del nivel mínimo de contraste térmico que se espera producir para un determinado tipo de defecto, la profundidad máxima a la que se puede llegar a detectar un defecto de un determinado tamaño y en un material específico, o la cantidad de energía que es necesaria aplicar con una fuente de calentamiento concreta para obtener un contraste térmico detectable por un dispositivo de sensibilidad térmica definida.

Sin embargo, el uso de este modelo de difusión térmica 3D se limita al análisis teórico. Su aplicación a inspecciones termográficas NDT reales tiene un interés reducido, ya que en estos casos los únicos datos de entrada disponibles son los valores de temperatura $u(x_1, x_2, x_3, t)$ obtenidos con el sensor de infrarrojos (IR) en el intervalo $0 \leq x_1 \leq a, 0 \leq x_2 \leq b, x_3 = d$ y $0 \leq t \leq t_{final}$. Tanto las temperaturas internas como los valores de difusividad son desconocidos, por lo que las ecuaciones (8.2) y (8.3) no pueden resolverse.

8.2. Modelo anisotrópico simplificado 2D

Para superar las limitaciones en la aplicación experimental del modelo de difusión térmica 3D, debido a la falta de datos de temperatura y difusividad internas, en este estudio se propone un modelo alternativo. Se trata de un modelo simplificado de difusión anisotrópico 2D que se obtiene a partir del modelo isotrópico heterogéneo 3D *proyectando* las características sobre uno de los planos coordenados (figura 8.2). Los parámetros físicos bajo estudio no cambian en comparación con el caso 3D, pero en esta nueva situación el dominio de análisis se convierte en una superficie, reduciéndose el número de incógnitas presentes en el problema.

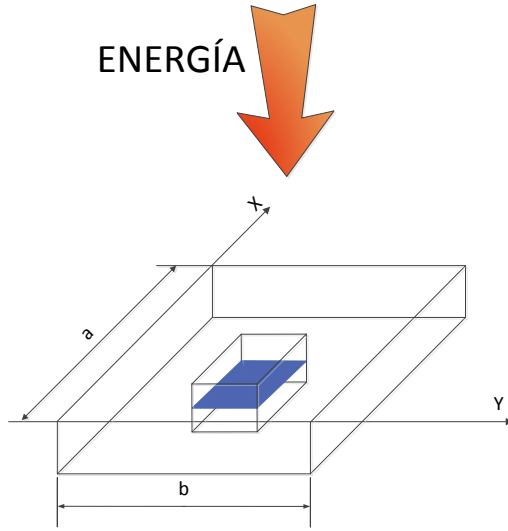


Figura 8.2: Modelo simplificado de difusión térmica 2D.

Matemáticamente esto se puede formular mediante la siguiente expresión

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \nabla \cdot (C(x, t) \nabla u(x, t)) = F(x, t) \quad (8.4)$$

$$x \in \mathbb{R}^2, t \geq 0$$

donde $C(x, t)$ es la matriz de difusividad térmica proyectada, que consiste en una matriz definida positiva 2×2 cuya forma general viene dada por

$$\begin{pmatrix} c_{11}(x, t) & c_{12}(x, t) \\ c_{21}(x, t) & c_{22}(x, t) \end{pmatrix}$$

La ecuación de difusión 2D se puede expresar en forma de suma expandida para el sistema de coordenadas propuesto como

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \sum_{i,j=1}^2 \frac{\partial}{\partial x_i} \left(c_{ij}(x, t) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_j} \right) = F(x, t) \quad (8.5)$$

A partir de esta expresión, expandiendo la suma y reorganizando términos se obtiene la expresión general del modelo de difusión anisotrópico 2D propuesto.

$$\begin{aligned} \frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \left[\left(\frac{\partial c_{11}(x, t)}{\partial x_1} + \frac{\partial c_{21}(x, t)}{\partial x_2} \right) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_1} \right. \\ + \left(\frac{\partial c_{12}(x, t)}{\partial x_1} + \frac{\partial c_{22}(x, t)}{\partial x_2} \right) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_2} \\ + (c_{12}(x, t) + c_{21}(x, t)) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \left. + c_{11}(x, t) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_1^2} + c_{22}(x, t) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_2^2} \right] = F(x, t) \end{aligned} \quad (8.6)$$

La principal diferencia que aparece en este caso 2D respecto del caso 3D es la matriz $C(x, t)$, que es una propiedad directamente relacionada con la difusividad térmica del material. A diferencia del parámetro $\alpha(x)$ del caso 3D, $C(x, t)$ tiene un dominio de definición limitado a una superficie y es capaz de capturar información de defectos cercanos localizados a cualquier profundidad. Se cumplirá que cuanto más profundo esté un defecto mayor será el tiempo que $C(x, t)$ tarde en experimentar cambios.

8.2.1. Casuística del modelo anisotrópico simplificado 2D

Una consideración importante a tener en cuenta al trabajar con el modelo anisotrópico simplificado de difusión térmica es el hecho de que el sentido físico de los valores de difusividad puede perderse completamente como resultado del proceso de proyección.

En función de la configuración de las inspecciones y del estado de integridad del material inspeccionado se obtienen diferentes casos de estudio. Todas las situaciones experimentales de inspección termográfica NDT se ajustan a alguno de los 3 casos que se definen a continuación.

1. Inspección de un material sin presencia de defectos y espesor infinito.

Este caso se podría modelar mediante la siguiente matriz de difusividad térmica proyectada.

$$C(x, t) = \begin{pmatrix} c_0 & 0 \\ 0 & c_0 \end{pmatrix} \quad (8.7)$$

El campo de difusividades proyectadas $C(x, t)$ estaría definido por una matriz diagonal con $c_{11} = c_{22} = c_0$. El proceso térmico que tiene lugar en esta situación es un flujo térmico no perturbado donde se puede asumir la hipótesis de flujo unidimensional. El flujo es perpendicular a cada punto de

la superficie exterior y está orientado hacia el interior del material debido al tipo de calentamiento aplicado. El valor c_0 sería constante en espacio y tiempo por tratarse de un material de características constantes sometido a un proceso térmico estable en el tiempo (figura 8.3).

2. Inspección de un material sin presencia de defectos y espesor finito.

Este caso podría modelarse mediante la matriz de difusividad térmica proyectada

$$C(x, t) = \begin{pmatrix} c_0(x, t) & 0 \\ 0 & c_0(x, t) \end{pmatrix} \quad (8.8)$$

En este caso se tendría nuevamente un predominio del flujo unidimensional de calor con $c_{11} = c_{22} = c_0$. Sin embargo, la proximidad de la cara opuesta del material origina una acumulación del calor procedente de la cara exterior, que hace que el gradiente de temperaturas varíe de manera uniforme con la profundidad en todos los puntos del material, llegando a afectar a la cara exterior. Esto produce que el valor de c_0 varíe con el tiempo en función de las propiedades del material y la proximidad de la cara opuesta, así como de las condiciones de calentamiento. En caso de que el material inspeccionado disponga de diferentes espesores, el valor de c_0 sería también función de las variables espaciales (figura 8.3).

3. Inspección de material con presencia de defectos y cualquier espesor.

Este caso podría modelarse mediante la matriz de difusividad térmica proyectada

$$C(x, t) = \begin{pmatrix} c_{11}(x, t) & c_{12}(x, t) \\ c_{21}(x, t) & c_{22}(x, t) \end{pmatrix} \quad (8.9)$$

Éste sería el caso de estudio general, a partir del cual se pueden obtener los dos casos particulares anteriores. En este caso el flujo de calor se ve alterado por la presencia de algún defecto de geometría y propiedades cualesquiera. La condición de flujo unidimensional deja de ser válida, haciendo que la matriz $C(x, t)$ pierda su forma diagonal. El tiempo de inicio de variación de las componentes de $C(x, t)$ estaría relacionado con la profundidad de los defectos, mientras que las coordenadas espaciales indicarían su posición sobre el plano coordenado (figura 8.3).

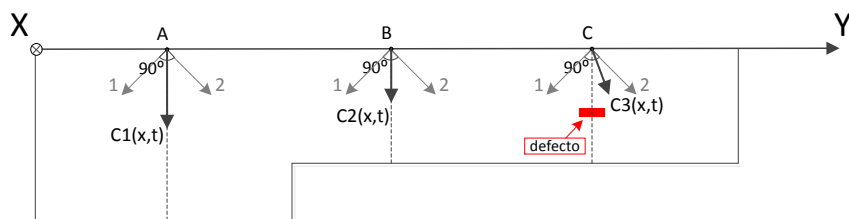


Figura 8.3: Casuística de difusividad térmica proyectada: caso de material de espesor infinito sin defectos (izquierda), caso de material de espesor finito sin defectos (centro) y caso de material de cualquier espesor con presencia de defecto (derecha).

Capítulo 9

Resolución numérica de ecuaciones diferenciales

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [133-135], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

9.1. Resolución de ecuaciones diferenciales

La resolución de una ecuación diferencial consiste en encontrar una función que satisfaga una relación dada entre varias de sus derivadas en una determinada región del espacio y/o tiempo, cumpliéndose una serie de condiciones iniciales y de contorno sobre los bordes de dicha región. En general, éste es un problema difícil de resolver y sólo las ecuaciones diferenciales más elementales tienen soluciones analíticas sencillas. A pesar de que es posible determinar algunas propiedades de las soluciones de una ecuación diferencial sin tener que calcularlas de manera exacta, la mayoría de las veces es necesario realizar aproximaciones para poder estudiar el comportamiento del sistema.

En los casos en que no es posible obtener una solución exacta de las ecuaciones diferenciales, o es demasiado complicado obtenerlas, o su cálculo resulta muy dificultoso, está indicado recurrir a métodos aproximados de resolución que proporcionen valores cercanos a la solución verdadera con una precisión adecuada en un determinado conjunto de puntos. En ocasiones ocurre que, aun siendo posible encontrar la solución analítica en términos de funciones elementales o en desarrollo en series, la evaluación numérica de la función o el truncamiento de la serie conducen a errores mayores que un método aproximado.

Los métodos numéricos son un caso particular de los métodos aproximados. Las características básicas que definen a un método numérico son la disposición de un algoritmo de aplicación y la aproximación en cada etapa mediante racionales exactos y con un número predeterminado de cifras significativas. Estos métodos permiten experimentar con ecuaciones diferenciales modificando los valores de sus parámetros, con el fin de obtener una información más completa

sobre el problema físico que representan. Esta capacidad de simulación numérica de los fenómenos físicos proporciona una importante reducción de los costes que la experimentación real ocasionaría. En la actualidad estos métodos han alcanzado un alto desarrollo gracias al progreso de las computadoras.

9.2. Aproximaciones por diferencias finitas

Los métodos de diferencias finitas, o *Finite Difference Methods* (FDM), son métodos de aproximación de derivadas, que sustituidas en ecuaciones diferenciales proporcionan sistemas algebraicos de ecuaciones cuya resolución conduce a soluciones aproximadas de las ecuaciones diferenciales originales [133, 135, 136]. Los FDM son métodos de discretización, es decir, la solución numérica que proporcionan se conoce sólo en un número finito de puntos del dominio físico. La cantidad de puntos de la discretización se define previamente a la aplicación del método y se cumple, de manera general, que al aumentar el número de puntos también aumenta la resolución de la solución numérica y su precisión.

Los métodos de diferencias finitas proporcionan buenos resultados en geometrías rectilíneas y son métodos intuitivos y fáciles de aplicar, siendo el coste computacional que requieren relativamente bajo. Sin embargo, los FDM no permiten modelar de manera precisa geometrías complejas ni condiciones de contorno sobre bordes curvos.

9.2.1. Aproximación y errores de truncamiento

En primer lugar se analiza el problema de aproximar las derivadas de una función conocida mediante fórmulas de diferencias finitas basadas sólo en valores de la función en puntos discretos.

Sea $v(x)$ una función analítica en x y $J \subset \mathbb{Z}$ finito. Se quiere aproximar las derivadas de $v(x)$ mediante un número finito de puntos de $v(x)$ de un intervalo que contiene un punto particular de interés \bar{x} a través de la expresión

$$P(h) = \sum_{j \in J} a_j v(\bar{x} + jh) \tag{9.1}$$

para un valor pequeño de h .

Desarrollando la expresión (9.1) a través de la fórmula de Taylor se obtiene

$$P(h) = \sum_{j \in J} a_j v(\bar{x} + jh) = \sum_{j \in J} a_j \left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{v^{(k)}(\bar{x})}{k!} j^k h^k \right] \quad (9.2)$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \left[\sum_{j \in J} a_j j^k \right] \frac{v^{(k)}(\bar{x})}{k!} h^k \quad (9.3)$$

De la expresión (9.3) se deduce que la condición que debe cumplir $P(h)$ para que aproxime a la derivada primera de $v(\bar{x})$ y, por tanto, para que se verifique

$$v'(\bar{x}) = \frac{P(h)}{\sum_{j \in J} a_j j} + \mathcal{O}(h^m) \quad (9.4)$$

es que

$$\sum_{j \in J} a_j j^k = 0 \quad \text{para } 0 \leq k < m, k \neq 1 \quad (9.5)$$

donde \mathcal{O} es la notación asintótica de O grande de Landau, mediante la cual dadas dos funciones $f(x)$ y $g(x)$ y un valor \bar{x} finito, la expresión

$$f = \mathcal{O}(g) \quad \text{cuando } x \rightarrow \bar{x} \quad (9.6)$$

significa que existen constantes K y x_1 tales que se cumple

$$|f(x)| \leq K |g(x)| \quad \text{para } |x - \bar{x}| < x_1 \quad (9.7)$$

Así, $\mathcal{O}(h^m)$ denota que el error que se produce de truncar la serie es proporcional a h^m , siendo en tal caso una aproximación de orden de precisión m .

Del mismo modo se determina que $P(h)$ aproximará a la derivada n -ésima de $v(\bar{x})$ si se cumple

$$\sum_{j \in J} a_j j^k = 0 \quad \text{para } 0 \leq k < m, k \neq n \quad (9.8)$$

siendo en este caso

$$v^{(n)}(\bar{x}) = \frac{n! P(h)}{h^n \sum_{j \in J} a_j j^n} + \mathcal{O}(h^m) \quad (9.9)$$

con n el orden de la derivada que se aproxima.

9.2.2. Fórmulas de diferencias finitas

El método de diferencias finitas emplea aproximaciones de la forma (9.1) para sustituir las derivadas en ecuaciones diferenciales, donde los valores de los términos de la derecha de la igualdad $(\bar{x} + jh)$ se definen sobre una malla de discretización, unidimensional en el tiempo y bidimensional en el espacio para el caso de interés en este estudio.

La notación adoptada para definir las diferencias finitas se muestra en la expresión (9.10), donde $\phi(x, t)$ es la solución verdadera de la función objetivo, $\phi(x_i, y_j, t_m)$ es la solución verdadera evaluada en los puntos de la malla (x_i, y_j, t_m) , y ϕ_{ij}^m es la solución numérica aproximada en los puntos (x_i, y_j, t_m) obtenida al resolver la ecuación en diferencias finitas.

$$\frac{\partial \phi}{\partial x} \approx \frac{\phi_{i+1j}^m - \phi_{ij}^m}{h} \quad (9.10)$$

A partir de la condición (9.8) se pueden obtener diferentes aproximaciones para las derivadas de la función objetivo. Para un determinado conjunto de valores J y orden de precisión m deseado, se plantea un sistema de $m - 1$ ecuaciones lineales, que al resolverse proporciona los coeficientes de las fórmulas de diferencias finitas correspondientes. A continuación se muestran algunas de las fórmulas de diferencias finitas de uso más extendido.

Diferencias finitas de primer orden

Se pueden obtener diferentes fórmulas de diferencias finitas para aproximar la derivada primera de una función ϕ . Considerando un orden de precisión $m = 1$ y tomando el conjunto de valores $J = \{0, 1\}$ se resuelve el sistema (9.8) llegando a la expresión

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial x} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+1j}^m - \phi_{ij}^m}{h} + \mathcal{O}(h) \quad (9.11)$$

donde h es una variación de x relativa a x_i . La ecuación (9.11) se denomina fórmula de diferencias hacia adelante para $(\partial\phi/\partial x)$ porque involucra los puntos (x_i, y_j, t_m) y (x_{i+1}, y_j, t_m) . Se obtienen resultados análogos para las derivadas de la función respecto de las otras variables independientes:

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial y} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{ij+1}^m - \phi_{ij}^m}{k} + \mathcal{O}(k) \quad (9.12)$$

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial t} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{ij}^{m+1} - \phi_{ij}^m}{l} + \mathcal{O}(l) \quad (9.13)$$

donde k es una variación de y relativa a y_j y l una variación de t relativa a t_m .

Si para el mismo orden de precisión se selecciona el conjunto de valores $J = \{-1, 0\}$ y se resuelve el sistema (9.8), se llega a la expresión

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial x} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{ij}^m - \phi_{i-1j}^m}{h} + \mathcal{O}(h) \quad (9.14)$$

A esta expresión se la denomina fórmula de diferencias hacia atrás para $(\partial\phi/\partial x)$ porque involucra los valores de ϕ en (x_i, y_j, t_m) y (x_{i-1}, y_j, t_m) . De forma análoga se obtienen las expresiones de diferencias finitas de primer orden hacia atrás para las otras variables independientes.

El orden de precisión de la aproximación de diferencias hacia atrás y la aproximación de diferencias hacia adelante es el mismo. Sin embargo, es posible obtener una fórmula de diferencias para la derivada primera $(\partial\phi/\partial x)_{x_i, y_j}^{t_m}$ con un error de truncamiento más pequeño. Considerando un orden de precisión $m = 2$ y tomando el conjunto de valores $J = \{-1, 1\}$ se resuelve el sistema (9.8) llegando a la expresión

$$\left. \frac{\partial \phi}{\partial x} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+1j}^m - \phi_{i-1j}^m}{2h} + \mathcal{O}(h^2) \quad (9.15)$$

A esta expresión se la denomina aproximación de diferencia central para $(\partial\phi/\partial x)$ porque involucra valores de ϕ simétricos respecto del punto (x_i, y_j, t_m) . De forma análoga se obtienen las expresiones de diferencias finitas de primer orden centradas para las otras variables independientes.

Diferencias finitas de segundo orden

Se pueden obtener aproximaciones de diferencias finitas para derivadas de segundo orden siguiendo el mismo procedimiento que en el caso de diferencias de primer orden. Así, para el conjunto de puntos $J = \{0, 1, 2\}$ se obtiene la expresión

$$\left. \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+2j}^m - 2\phi_{i+1j}^m + \phi_{ij}^m}{h^2} + \mathcal{O}(h) \quad (9.16)$$

A esta expresión se la denomina fórmula de diferencias hacia adelante para $(\partial^2\phi/\partial x^2)$ y tiene un orden de precisión de $m = 1$. Seleccionando los puntos $J = \{-2, -1, 0\}$ se obtiene la fórmula de diferencias finitas hacia atrás de segundo orden

$$\left. \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{ij}^m - 2\phi_{i-1j}^m + \phi_{i-2j}^m}{h^2} + \mathcal{O}(h) \quad (9.17)$$

Las fórmulas (9.16) y (9.17) tienen un orden de precisión $m = 1$. Seleccionando los puntos $J = \{-1, 0, 1\}$ se obtiene una fórmula con orden de precisión $m = 2$, que se denomina aproximación de diferencia central de segundo orden y tiene la

siguiente expresión

$$\left. \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+1j}^m - 2\phi_{ij}^m + \phi_{i-1j}^m}{h^2} + \mathcal{O}(h^2) \quad (9.18)$$

De forma análoga, se obtienen las expresiones de diferencias finitas de segundo orden centradas para las otras variables independientes.

Diferencias finitas de tercer orden

Aplicando el mismo procedimiento que en los casos anteriores se pueden obtener diferencias finitas de tercer orden. Seleccionando los puntos $J = \{0, 1, 2, 3\}$ se llega a la fórmula de diferencias hacia adelante de tercer orden

$$\left. \frac{\partial^3 \phi}{\partial x^3} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+3j}^m - 3\phi_{i+2j}^m + 3\phi_{i+1j}^m - \phi_{ij}^m}{h^3} + \mathcal{O}(h) \quad (9.19)$$

Seleccionando los puntos $J = \{-3, -2, -1, 0\}$ se llega a la fórmula de diferencias hacia atrás de tercer orden

$$\left. \frac{\partial^3 \phi}{\partial x^3} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{ij}^m - 3\phi_{i-1j}^m + 3\phi_{i-2j}^m - \phi_{i-3j}^m}{h^3} + \mathcal{O}(h) \quad (9.20)$$

Finalmente, seleccionando los puntos $J = \{-2, -1, 1, 2\}$ se llega a la fórmula de diferencia central de tercer orden

$$\left. \frac{\partial^3 \phi}{\partial x^3} \right|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{\phi_{i+2j}^m - 2\phi_{i+1j}^m + 2\phi_{i-1j}^m - \phi_{i-2j}^m}{2h^3} + \mathcal{O}(h^2) \quad (9.21)$$

De forma análoga, se obtienen las expresiones de diferencias finitas de tercer orden para las otras variables independientes.

9.3. Esquemas de resolución del método de diferencias finitas

El fundamento del método de diferencias finitas consiste en reemplazar las derivadas continuas de las ecuaciones diferenciales por fórmulas de diferencias finitas, las cuales involucran solamente valores discretos asociados con posiciones de la malla de discretización, con el fin de aproximar las ecuaciones diferenciales a través de ecuaciones algebraicas, denominadas ecuaciones en diferencias finitas, o *Finite Difference Equations* (FDE) [135-137].

Aplicar el método de diferencias finitas a una ecuación diferencial implica reemplazar todas las derivadas con fórmulas de diferencias. Usando diferentes combinaciones de puntos de la malla en las fórmulas de diferencias se obtienen diferentes esquemas de resolución. En el límite, a medida que el espacio entre los puntos de la malla (Δx y Δt) se acerca a cero, la solución numérica que se obtiene con cualquier esquema convergente se aproximará a la solución verdadera de la ecuación diferencial original. Sin embargo, la velocidad a la que la solución numérica se acerca a la solución verdadera depende del esquema utilizado.

A continuación se desarrollan dos esquemas diferentes para la resolución de ecuaciones diferenciales. Se considerará la ecuación de difusión de calor (9.22) para desarrollar los esquemas de resolución por tratarse del caso de interés en este estudio.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \alpha \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \right) \quad \text{con} \quad 0 \leq x \leq L, \quad 0 \leq y \leq M \quad \text{y} \quad t \geq 0 \quad (9.22)$$

9.3.1. Discretización del problema continuo

El conjunto de posiciones donde se calcula la solución discreta del problema continuo se denomina malla de discretización. Cada uno de los puntos de la malla se denomina nodo, de forma que trazando rectas entre nodos adyacentes en el dominio se obtiene una red o malla. Los parámetros clave para la definición de la malla son la distancia entre los puntos adyacentes en el espacio Δx y Δy , y la distancia entre los pasos adyacentes de tiempo Δt .

El método de diferencias finitas proporciona una solución aproximada para una función $u(x, y, t)$ en un conjunto finito de puntos (x, y, t) . En este estudio se ha trabajado con el caso 2D espacial considerando valores de x e y uniformemente espaciados en los intervalos $0 \leq x \leq L$ y $0 \leq y \leq M$, respectivamente, tal que

$$x_i = (i - 1)\Delta x \quad \text{para} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (9.23)$$

$$y_j = (j - 1)\Delta y \quad \text{para} \quad j = 1, 2, \dots, P \quad (9.24)$$

donde N y P son la cantidad total de nodos espaciales en las direcciones x e y , incluidos los que se encuentran en el límite, y L y M los valores máximos del dominio espacial.

Dados L , N , M y P , el espacio entre los valores discretos x_i y los valores y_j se calcula mediante las siguientes expresiones

$$\Delta x = \frac{L}{N - 1} \quad \Delta y = \frac{M}{P - 1} \quad (9.25)$$

De manera similar, los valores discretos de t se consideran uniformemente espaciados en $0 \leq t \leq t_{max}$ tal que

$$t_m = m\Delta t \quad \text{para } m = 0, 1, 2, \dots, S \quad (9.26)$$

donde S es el número de pasos de tiempo y Δt es el tamaño de un paso de tiempo, que cumple

$$\Delta t = \frac{t_{max}}{S} \quad (9.27)$$

El dominio de la solución se representa en la figura 9.1b.

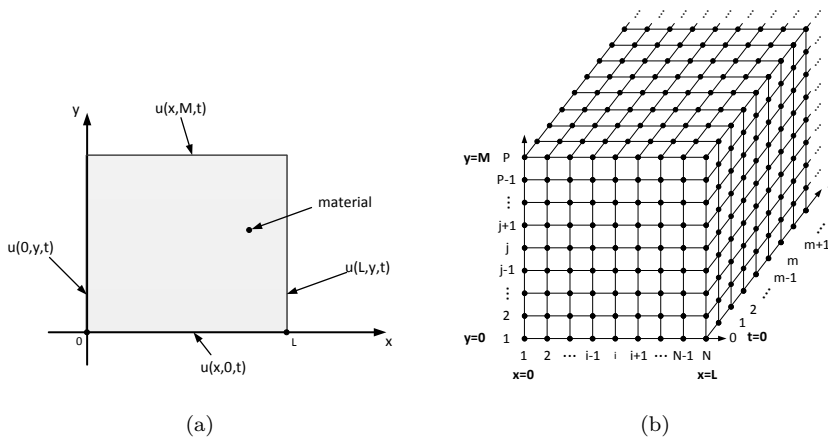


Figura 9.1: Parámetros de discretización: (a) dominio material a discretizar, (b) malla de discretización espacial y temporal.

9.3.2. Esquemas explícitos de resolución

Las aproximaciones de diferencias finitas desarrolladas en los apartados anteriores se combinan para obtener una aproximación discreta de la ecuación (9.22). Tanto las derivadas espaciales como temporales se reemplazan por diferencias finitas, lo que requiere especificar tanto el tiempo como las posiciones espaciales de los valores de u en las fórmulas de diferencias. Elegir el paso del tiempo en el que se evalúan las derivadas espaciales tiene un gran impacto en la ejecución y la facilidad de implementación del modelo de diferencias finitas.

Para obtener un esquema explícito se aproxima la derivada temporal en la ecuación (9.22) con una diferencia de primer orden hacia adelante

$$\frac{\partial u}{\partial t} \Big|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{u_{ij}^{m+1} - u_{ij}^m}{\Delta t} + \mathcal{O}(\Delta t) \quad (9.28)$$

Los términos en el lado derecho sólo implican valores de u para $(x, y) = (x_i, y_j)$. Para aproximar las derivadas $(\partial^2 u / \partial x^2)_{x_i, y_j}^{t_m}$ y $(\partial^2 u / \partial y^2)_{x_i, y_j}^{t_m}$ se emplean diferencias centrales de segundo orden, que evalúan todos los términos en el instante de tiempo m .

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \Big|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{u_{i-1j}^m - 2u_{ij}^m + u_{i+1j}^m}{(\Delta x)^2} + \mathcal{O}((\Delta x)^2) \quad (9.29)$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \Big|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{u_{ij-1}^m - 2u_{ij}^m + u_{ij+1}^m}{(\Delta y)^2} + \mathcal{O}((\Delta y)^2) \quad (9.30)$$

Sustituyendo la ecuación (9.28) en el lado izquierdo de la ecuación (9.22), las ecuaciones (9.29) y (9.30) en el lado derecho y agrupando los términos de error de truncamiento se obtiene

$$\begin{aligned} \frac{u_{ij}^{m+1} - u_{ij}^m}{\Delta t} = & \alpha \left(\frac{u_{i-1j}^m - 2u_{ij}^m + u_{i+1j}^m}{(\Delta x)^2} + \frac{u_{ij-1}^m - 2u_{ij}^m + u_{ij+1}^m}{(\Delta y)^2} \right) \\ & + \mathcal{O}(\Delta t) + \mathcal{O}((\Delta x)^2) + \mathcal{O}((\Delta y)^2) \end{aligned} \quad (9.31)$$

Los errores temporales y espaciales tienen diferentes órdenes. Se observa que la ecuación resultante se puede resolver explícitamente para u_{ij}^{m+1} en términos del resto de valores de u . Eliminando los términos del error de truncamiento de la ecuación (9.31) y resolviendo para u_{ij}^{m+1} se obtiene

$$u_{ij}^{m+1} = u_{ij}^m + d_1(u_{i-1j}^m - 2u_{ij}^m + u_{i+1j}^m) + d_2(u_{ij-1}^m - 2u_{ij}^m + u_{ij+1}^m) \quad (9.32)$$

La ecuación (9.32) se denomina aproximación a la ecuación de calor de tiempo hacia adelante y espacio centrado, o *Forward Time Centered Space* (FTCS), donde $d_1 = \alpha \Delta t / (\Delta x)^2$ y $d_2 = \alpha \Delta t / (\Delta y)^2$ son los números de difusión. El esquema FTCS es sencillo de implementar ya que los valores de u_{ij}^{m+1} se pueden calcular independientemente del resto de valores para $m + 1$, esto es, los nuevos valores se calculan a partir de valores conocidos de la función.

Consistencia, orden, estabilidad y convergencia

Es necesario analizar las ecuaciones en diferencias finitas para garantizar que la solución que ofrecen es adecuada para los requisitos de cada caso de estudio.

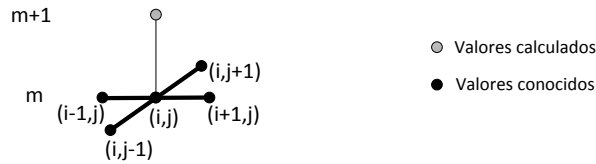


Figura 9.2: Esquema de resolución del método FTCS.

Para ello debe analizarse su consistencia, orden, estabilidad y convergencia.

Un esquema de diferencias finitas es convergente si la solución de la ecuación en diferencias finitas, es decir, los valores numéricos que produce, se acerca a la solución exacta de la ecuación diferencial a medida que el paso de la malla tiende a cero. Según el teorema de equivalencia de Lax la convergencia de un esquema numérico se demuestra con su consistencia y estabilidad, por lo que el problema se reduce a verificar estas dos propiedades básicas del esquema: consistencia y estabilidad. Si la ecuación en diferencias finitas es consistente y estable, entonces, por el Teorema de Lax, el esquema es convergente [138, 139].

La consistencia de un método numérico hace referencia a su capacidad para aproximar una ecuación diferencial concreta. El análisis de consistencia consiste en comprobar que el esquema numérico utilizado aproxima de manera adecuada una ecuación diferencial concreta y no otra ecuación diferente [140]. Habitualmente, se emplean desarrollos de Taylor para analizar la consistencia de un método numérico, comprobando si las soluciones verdaderas del problema continuo son soluciones aproximadas del problema discreto a medida que el error de truncamiento tiende a cero, es decir, cuando el paso de la malla Δx y Δy tiende a cero.

Dado un esquema numérico consistente, su orden es la velocidad a la que disminuye el error global a medida que los tamaños de la malla tienden a cero. Cuando el error del esquema es del orden de una potencia p del tamaño de la malla se dice que el método es de orden p [140]. Con esto, según la expresión (9.31) desarrollada en el apartado anterior, se comprueba que el esquema explícito propuesto tiene un orden $\mathcal{O}(\Delta t) + \mathcal{O}((\Delta x)^2) + \mathcal{O}((\Delta y)^2)$.

El análisis de estabilidad consiste en comprobar que los esquemas discretos no amplifican los errores iniciales en el tiempo o, al menos, que el error se mantiene acotado a medida que el paso de la malla tiende a cero [140]. Definiéndose el error ϵ como la diferencia entre la solución calculada u y la solución exacta \bar{u} de la ecuación discretizada

$$\epsilon_i^m = u_i^m - \bar{u}_i^m \quad (9.33)$$

la condición de estabilidad se puede expresar como

$$\lim_{m \rightarrow \infty} |\epsilon_i^m| \leq K \quad (9.34)$$

siendo K independiente de m .

El análisis de estabilidad del esquema explícito propuesto se realiza mediante el método de von Neumann [134, 141]. Cualquier esquema lineal para u_i^m se cumplirá de manera exacta para \bar{u}_i^m y, por tanto, el error ϵ_i^m también será solución del esquema

$$\begin{aligned} & \frac{\bar{u}_{ij}^{m+1} - \bar{u}_{ij}^m}{\Delta t} + \frac{\epsilon_{ij}^{m+1} - \epsilon_{ij}^m}{\Delta t} = \\ & \alpha \left(\frac{\bar{u}_{i-1j}^m - 2\bar{u}_{ij}^m + \bar{u}_{i+1j}^m}{(\Delta x)^2} + \frac{\bar{u}_{ij-1}^m - 2\bar{u}_{ij}^m + \bar{u}_{ij+1}^m}{(\Delta y)^2} \right) \\ & + \alpha \left(\frac{\epsilon_{i-1j}^m - 2\epsilon_{ij}^m + \epsilon_{i+1j}^m}{(\Delta x)^2} + \frac{\epsilon_{ij-1}^m - 2\epsilon_{ij}^m + \epsilon_{ij+1}^m}{(\Delta y)^2} \right) \end{aligned} \quad (9.35)$$

de donde se observa que el error ϵ y la solución u_i^m tienen la misma evolución temporal.

Aplicando una descomposición discreta de Fourier de la solución calculada u para un punto genérico (i, j, m) se tiene que

$$u_{ij}^m = \sum_{\chi_x \chi_y} \rho^m e^{I\chi_x i \Delta x} e^{I\chi_y j \Delta y} \quad (9.36)$$

donde χ_x y χ_y son los números de onda para las direcciones x e y , respectivamente, y se definen como

$$\chi_{xk} = k\chi_{x\min} = k\frac{\pi}{L} = k\frac{\pi}{N\Delta x} \quad k = 0, 1, \dots, N \quad (9.37)$$

$$\chi_{yl} = l\chi_{y\min} = l\frac{\pi}{M} = l\frac{\pi}{P\Delta y} \quad l = 0, 1, \dots, P \quad (9.38)$$

Cada una de las componentes del desarrollo de Fourier de u cumplen la igualdad definida por el esquema numérico debido a su carácter lineal. Introduciendo una componente genérica del desarrollo $\rho^m e^{I\chi_x \Delta x} e^{I\chi_y \Delta y}$ en la expresión (9.32) se puede expresar la condición de estabilidad como

$$|G| = \left| \frac{\rho^{m+1}}{\rho^m} \right| = \left| \frac{E^{m+1}}{E^m} \right| \leq 1 \quad (9.39)$$

donde G es el factor de amplificación, E es la amplitud de la componente j -ésima del desarrollo de Fourier del error ϵ y ρ la amplitud j -ésima del desarrollo para la solución u .

La condición de estabilidad para la expresión (9.32) resulta finalmente

$$0 < \alpha \left(\frac{1}{(\Delta x)^2} + \frac{1}{(\Delta y)^2} \right) \Delta t \leq \frac{1}{2} \quad (9.40)$$

de donde se determina que el esquema explícito propuesto es condicionalmente estable.

9.3.3. Esquemas implícitos de resolución

Para obtener la ecuación (9.32) del esquema explícito se utiliza la diferencia hacia delante para aproximar la derivada temporal en el lado izquierdo de la ecuación (9.22). Para desarrollar el esquema implícito se emplea la diferencia hacia atrás

$$\frac{\partial u}{\partial t} \Big|_{x_i, y_j}^{t_m} = \frac{u_{ij}^m - u_{ij}^{m-1}}{\Delta t} + \mathcal{O}(\Delta t) \quad (9.41)$$

Sustituyendo la ecuación (9.41) en el lado izquierdo de la ecuación (9.22), sustituyendo las ecuaciones (9.29) y (9.30) en el lado derecho de la ecuación (9.22) y agrupando los términos del error de truncamiento se obtiene

$$\begin{aligned} \frac{u_{ij}^{m+1} - u_{ij}^m}{\Delta t} = & \alpha \left(\frac{u_{i-1j}^{m+1} - 2u_{ij}^{m+1} + u_{i+1j}^{m+1}}{(\Delta x)^2} + \frac{u_{ij-1}^{m+1} - 2u_{ij}^{m+1} + u_{ij+1}^{m+1}}{(\Delta y)^2} \right) \\ & + \mathcal{O}(\Delta t) + \mathcal{O}((\Delta x)^2) + \mathcal{O}((\Delta y)^2) \end{aligned} \quad (9.42)$$

Los errores de truncamiento en esta aproximación tienen el mismo orden de magnitud que los errores de truncamiento en la ecuación (9.31). Sin embargo, a diferencia de la ecuación (9.31), la ecuación (9.42) no se puede resolver para u_{ij}^{m+1} en términos de puntos adyacentes de valor conocido. Reordenando términos se llega a la expresión de la aproximación a la ecuación de calor de tiempo hacia atrás y espacio centrado, o *Backward Time Centered Space* (BTCS).

$$(1 + 2d_1 + 2d_2)u_{ij}^{m+1} - d_1(u_{i-1j}^{m+1} + u_{i+1j}^{m+1}) - d_2(u_{ij-1}^{m+1} + u_{ij+1}^{m+1}) = u_{ij}^m \quad (9.43)$$

donde $d_1 = \alpha \Delta t / (\Delta x)^2$ y $d_2 = \alpha \Delta t / (\Delta y)^2$ son los números de difusión para x e y , respectivamente.

Se puede comprobar que u_{i+1j}^m depende de u_{i+2j}^m y u_{ij}^m . Por lo tanto, la ecuación (9.43) representa un sistema de ecuaciones para los valores de u en los nodos internos de la malla espacial ($i = 2, 3, \dots, N-1$) que se debe resolver en

cada paso, suponiendo un mayor coste computacional. Es decir, en los métodos implícitos los nuevos valores para cada escalón temporal se calculan a partir de los valores conocidos del escalón temporal anterior y los valores desconocidos del mismo escalón temporal de la función objetivo.

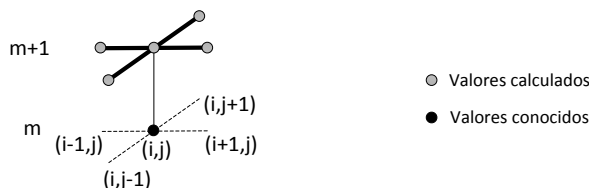


Figura 9.3: Esquema de resolución del método BTCS.

Consistencia, orden, estabilidad y convergencia

El análisis de consistencia del esquema numérico (9.43) se puede llevar a cabo desarrollando en series de Taylor la ecuación en derivadas parciales, o *Partial Differential Equation* (PDE), inicial y comprobando si las soluciones verdaderas del problema continuo son soluciones aproximadas del problema discreto en la medida en que el error de truncamiento tiende a cero ($\Delta x \rightarrow 0$ y $\Delta y \rightarrow 0$).

El orden de un esquema consistente es la velocidad a la que disminuye el error global a medida que los tamaños de la malla tienden a cero [140]. De la expresión (9.42) desarrollada en el apartado anterior se comprueba que, a medida que $\Delta t \rightarrow 0$, $\Delta x \rightarrow 0$ y $\Delta y \rightarrow 0$, todos los errores de truncamiento tienden a cero y, por tanto, la ecuación (9.43) se aproxima a la PDE inicial. De este modo, se comprueba que la ecuación (9.42) es consistente con la ecuación de difusión, siendo el error de truncamiento y, por tanto, su orden $\mathcal{O}(\Delta t) + \mathcal{O}((\Delta x)^2) + \mathcal{O}((\Delta y)^2)$.

Aplicando un análisis de estabilidad de von Neumann, se introduce una componente del desarrollo de Fourier de la solución $\rho^m e^{Ii\chi_x \Delta x} e^{Ii\chi_y \Delta y}$ en el esquema numérico, esto es, una solución de la PDE homogénea por separación de variables, llegando a determinar que el factor de amplificación G es

$$G = \frac{1}{1 + 2d_1(1 - \cos \theta_x) + 2d_2(1 - \cos \theta_y)} \tag{9.44}$$

Los términos $(1 - \cos \theta_x)$ y $(1 - \cos \theta_y)$ son mayores o iguales que cero para todos los valores de $\theta_x = (\chi_x \Delta x)$ y $\theta_y = (\chi_y \Delta y)$. Por tanto, el denominador de la ecuación (9.44) es siempre ≥ 1 y $|G| \leq 1$ para todos los valores positivos de d_1 y d_2 . En consecuencia, se demuestra que la ecuación (9.43) es incondicionalmente

estable, lo que permite tomar valores de Δx , Δy y Δt grandes para optimizar el tiempo de cálculo.

Tras comprobarse que la aproximación BTCS de la ecuación de difusión es consistente e incondicionalmente estable, por el teorema de equivalencia de Lax se demuestra que el esquema BTCS es convergente.

En este estudio se ha empleado el esquema FTCS o BTCS en función de la naturaleza del problema físico y las limitaciones computacionales existentes, como se verá en la parte IV del trabajo, correspondiente a los métodos propuestos.

Capítulo 10

Colorización y espacios de color

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [142-144], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

10.1. Fundamentos de visión en color

El proceso que realiza el cerebro humano para percibir e interpretar los colores es un fenómeno físico-psicológico de gran complejidad que implica numerosas variables. Actualmente, este proceso no se comprende en su totalidad. Sin embargo, como resultado de numerosos estudios llevados a cabo, tanto teóricos como experimentales, es posible expresar de manera formal la naturaleza física del color [145, 146].

La caracterización de la luz es una cuestión fundamental para la ciencia del color. Si la luz es acromática, esto es, sin color, su única propiedad es la intensidad. La luz acromática es lo que se observa en imágenes en blanco y negro. En este tipo de luz, el término nivel de gris se utiliza como medida escalar de la intensidad, yendo de negro hasta blanco pasando por las diferentes gamas de gris.

La luz cromática corresponde a la radiación electromagnética que abarca aproximadamente el rango entre 400 y 700 nm. Este tipo de luz se caracteriza a través de las magnitudes de radiancia, luminancia y brillo. La radiancia es la cantidad de energía, generalmente expresada en vatios (W), que emite la fuente de luz cromática. La luminancia cuantifica en unidades de lúmenes (lm) la cantidad de energía que percibe un observador. En cuanto al brillo, se trata de un parámetro subjetivo que representa la intensidad cromática y es fundamental para describir la sensación de color.

La percepción de los colores que tienen los seres humanos está determinada por la naturaleza de la luz que reflejan los objetos observados. La luz visible está constituida por una banda estrecha de longitudes de onda en el espectro electromagnético (figura 10.1). Un observador percibirá color blanco en un cuerpo que refleja luz equilibrada en todas las longitudes de onda visibles (aunque ésta

no es la única manera de producir percepción de color blanco, como se verá más adelante). Por el contrario, un cuerpo que refleja luz en un rango limitado del espectro visible se percibirá con diferentes tonalidades de color.

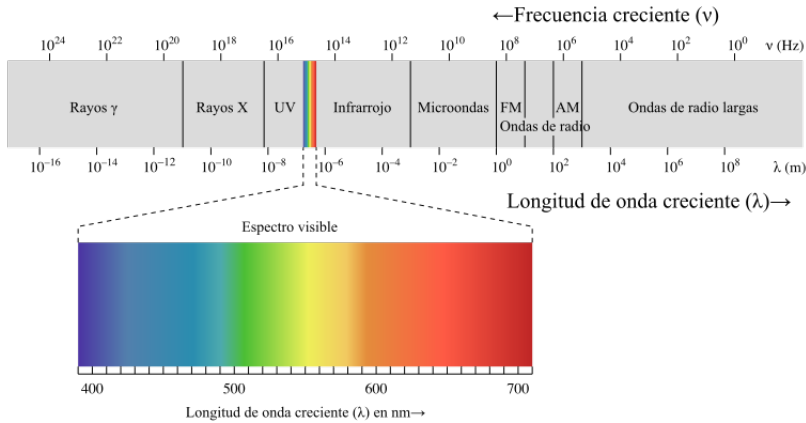


Figura 10.1: Espectro electromagnético de la luz visible [147].

Existen tres tipos de células fotorreceptoras del color en la retina humana, llamadas conos, que producen una respuesta diferente a la radiación en función de su rango espectral [148]. Existe otro tipo más de células fotorreceptoras en la retina, llamadas bastones, que no son relevantes en la visión del color, siendo únicamente sensibles a niveles muy bajos de iluminación.

Los resultados obtenidos en experimentos realizados concluyen que existen entre 6 y 7 millones de conos en el ojo humano y que se pueden dividir en tres categorías diferentes en función de sus capacidades sensitivas. Según esto, se dispone de conos sensibles al rango espectral que corresponde aproximadamente al color rojo, siendo cerca del 65% del total, conos sensibles al rango aproximado del color verde, con cerca del 33% del total, y conos sensibles al rango aproximado del color azul, con cerca del 2% del total.

Las curvas de la figura 10.2 se han obtenido de manera experimental y muestran la proporción de luz que absorben los conos rojo, verde y azul en el ojo humano para las longitudes de onda del espectro visible. Como resultado de estas características de sensibilidad, los colores se perciben como combinaciones de los denominados colores primarios rojo (R), verde (G) y azul (B). Con el objetivo de normalizar estos valores, la Comisión Internacional de la Iluminación (CIE, *Commission Internationale de l'Eclairage*) estableció en 1931 los valores de longitud de onda correspondientes a los tres colores primarios, asignando 700 nm para el color rojo, 546.1 nm para el verde y 435.8 nm para el azul.

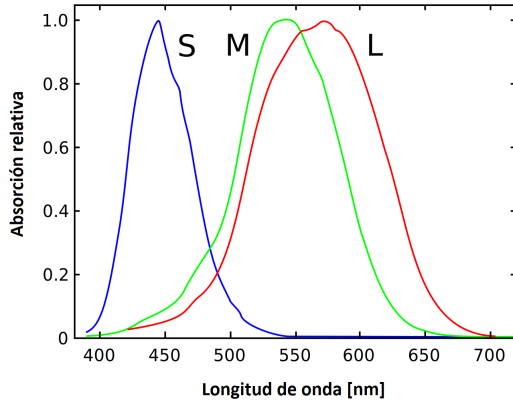


Figura 10.2: Curvas de absorción espectral de los conos en la retina humana [149]. Los conos S, que tienen sensibilidad máxima a longitudes de onda cortas (*Short*), perciben el azul; los conos M, con sensibilidad máxima a longitudes de onda media (*Medium*), perciben el verde; y los conos L, con sensibilidad máxima a longitudes de onda largas (*Long*), perciben el rojo.

Como resultado de la naturaleza aditiva de la luz de color, los colores primarios se pueden combinar para producir los colores secundarios de la luz, que son el magenta (combinación de rojo y azul), el cian (combinación de verde y azul) y el amarillo (combinación de rojo y verde). Combinando los tres colores primarios, o un secundario con su color primario opuesto, en las intensidades adecuadas se obtiene luz blanca (figura 10.3a).

No se deben confundir los colores primarios de la luz con los colores primarios de los pigmentos o colorantes. Los colores primarios de los pigmentos se definen según los colores que restan o absorben de la luz, mientras reflejan o transmiten los otros dos. De esta forma, los colores primarios de los pigmentos son magenta, cian y amarillo, y los colores secundarios son rojo, verde y azul (figura 10.3b). Una combinación adecuada de los tres pigmentos primarios, o un secundario con su primario opuesto, produce color negro.

Las magnitudes que se utilizan para diferenciar los colores entre sí son el brillo, la tonalidad y la saturación. El brillo representa la intensidad cromática. La tonalidad es un parámetro relacionado con el color percibido por un observador y representa la longitud de onda dominante en una mezcla de luz. En cuanto a la saturación, corresponde a la cantidad de luz blanca con que se encuentra mezclada una determinada tonalidad, es decir, su grado de pureza, siendo el grado de saturación inversamente proporcional a la cantidad de luz blanca.

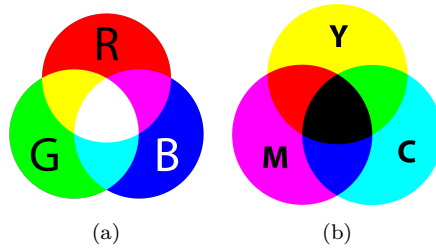


Figura 10.3: Colores primarios y secundarios: (a) colores primarios y secundarios de la luz, (b) colores primarios y secundarios para los pigmentos.

La tonalidad y saturación son parámetros que conjuntamente reciben el nombre de cromaticidad, de forma que un color queda completamente definido mediante su brillo y cromaticidad. Las cantidades de rojo, verde y azul que es necesario combinar para producir un color concreto se denominan valores triestímulo y se denotan con X , Y y Z , respectivamente. Un color cualquiera se puede especificar mediante sus coeficientes tricromáticos, que se definen como

$$x = \frac{X}{X + Y + Z} \quad (10.1)$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (10.2)$$

$$z = \frac{Z}{X + Y + Z} \quad (10.3)$$

Otro modo de especificar los colores es a través del diagrama de cromaticidad CIE [150], que representa la composición de los colores en función de los coeficientes tricromáticos x (rojo) e y (verde) (figura 10.4). A partir de una pareja de valores x e y , el valor correspondiente de z (azul) se puede calcular por medio de la relación $z = 1 - (x + y)$.

El diagrama de cromaticidad presenta la característica de que un segmento de recta que une dos puntos cualesquiera del diagrama representa todos los posibles colores que pueden obtenerse mediante diferentes combinaciones de los dos colores de partida. De esta forma, para determinar la gama de colores que se puede obtener a partir de tres colores definidos basta con dibujar el triángulo que forman estos tres puntos de color, siendo los colores que encierra todos los colores que se pueden obtener mediante combinaciones de los tres colores iniciales. Del mismo modo, una recta trazada entre el punto de color blanco y cualquier punto situado en el límite del gráfico define todos los niveles de saturación posibles para un color de longitud de onda determinada.

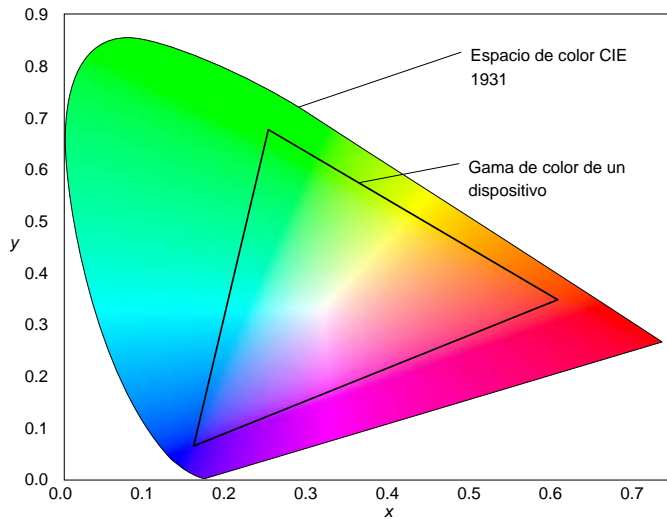


Figura 10.4: Diagrama de comaticidad CIE - 1931 [151].

Se observa en la figura 10.4 que no es posible encerrar toda la región de color del espectro visible mediante un triángulo de vértices fijos, lo que significa que no se pueden obtener todos los colores con tres primarios únicos. Por ello, es habitual utilizar diferentes gamas de color, donde el número de colores disponibles viene definido por la necesidad del tipo de aplicación final.

10.2. Modelos de color

Un modelo de color, espacio de color o sistema de color, es un modelo matemático abstracto cuyo propósito es facilitar la especificación de colores de manera estándar. Básicamente, un modelo de color consiste en un sistema de coordenadas y un espacio definido en dicho sistema donde los diferentes colores están representados de manera única por cada punto [143, 144, 152].

La mayoría de los modelos de color actuales se desarrollaron para su implementación en aplicaciones hardware, tales como monitores e impresoras, o para aplicaciones de manipulación del color, tales como software de diseño gráfico. Actualmente, los modelos de color de uso más extendido son el modelo RGB (del Inglés *Red, Green, Blue*) para monitores y una amplia gama de cámaras de vídeo; los modelos CMY (del Inglés *Cyan, Magenta, Yellow*) y CMYK (del Inglés *Cyan, Magenta, Yellow, black*) para impresoras en color; y el modelo HSV (del Inglés *Hue, Saturation, Value*), que presenta una alta correspondencia con

la forma en que los seres humanos describen e interpretan el color. El modelo HSV permite separar la información relativa a la intensidad de una imagen de la información exclusiva del color, de forma que su aplicación con técnicas convencionales de procesamiento de imágenes en escala de grises resulta muy apropiada.

10.2.1. Modelo de color RGB

El modelo de color RGB consiste en un sistema de coordenadas cartesianas donde cada color está representado por sus componentes primarias de rojo, verde y azul. El espacio de colores definido por este modelo se corresponde con el cubo que se muestra en la figura 10.5, donde los colores primarios (rojo, verde y azul) están en tres de sus vértices, los colores secundarios (cian, magenta y amarillo) están en los tres vértices opuestos, el negro se encuentra situado en el origen y el blanco está en el vértice opuesto al origen. La línea de grises, es decir, los puntos que tienen el mismo valor para todas las componentes, se encuentra situada en la línea que une los puntos negro y blanco. Los diferentes colores que constituyen este modelo son los puntos que se encuentran situados en el interior y en la superficie del cubo de color, y se definen por medio de sus vectores. Por convenio, se considera que los vectores están normalizados y toman valores en el rango $[0,1]$.

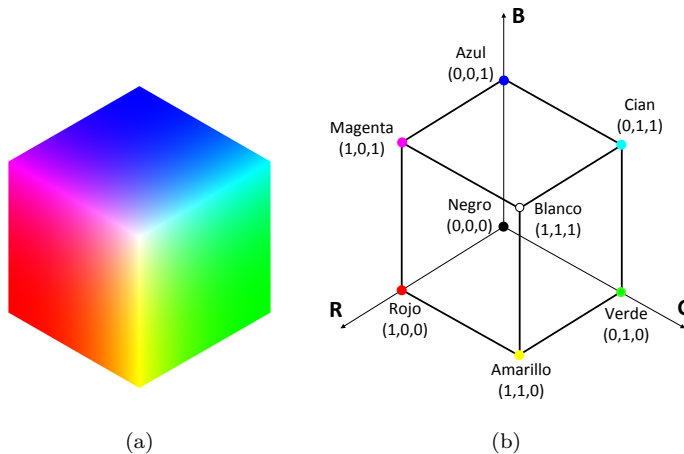


Figura 10.5: Modelo RGB de color: (a) cubo RGB [153], (b) Coordenadas en sistema RGB.

Las imágenes representadas en el modelo RGB están formadas por tres imágenes individuales, correspondientes a cada uno de los colores primarios rojo, verde y azul. Estas tres imágenes monocromas se combinan en las pantallas y monitores RGB para producir una imagen de color compuesta. La cantidad de bits que se utiliza para representar cada píxel de una imagen RGB se denomina profundidad de píxel. Así, dada una imagen RGB en la que cada imagen individual es una imagen de 8 bits, se dice que cada píxel de color, definido por una terna de valores (R,G,B), tiene una profundidad de 24 bits. Habitualmente, se emplea el término imagen a todo color para referirse a una imagen en color RGB de 24 bits, donde el número total de colores disponibles es $2^{24} = 16\,777\,216$.

La mayoría de monitores y tarjetas gráficas de alta gama producen una reproducción correcta de los colores en imágenes RGB de 24 bits. Sin embargo, muchos de los sistemas actuales de visualización están limitados a 256 colores, y en multitud de aplicaciones el uso de un número elevado de colores resulta innecesario. Ante la amplia variedad de sistemas de visualización disponibles, resulta de gran interés disponer de un conjunto de colores que puedan reproducirse de manera exacta independientemente del sistema de reproducción que se utilice. Este conjunto de colores se conoce como conjunto de colores RGB seguros o colores web seguros para aplicaciones de Internet.

Se dispone de una notación estándar aceptada para definir los colores seguros. Se considera que 256 es el número mínimo de colores que se puede reproducir de manera exacta en cualquier sistema de visualización. Cuarenta de estos 256 colores se procesan de manera diferente en función del sistema operativo utilizado, por lo que sólo 216 colores son comunes a la mayoría de sistemas. Estos 216 colores se han convertido en el estándar de colores seguros, especialmente en aplicaciones de Internet, y se usan de manera habitual para que los colores representados tengan la misma apariencia.

10.2.2. Modelos de color CMY y CMYK

En la sección 10.1 se indicó que el cian, magenta y amarillo son los colores secundarios de la luz pero también los colores primarios de los pigmentos. Por este motivo, el modelo de color CMY es el referente para sistemas de impresión.

La mayoría de los dispositivos de impresión en papel que utilizan tinta coloreada o tóner, tales como impresoras y fotocopiadoras, requieren que los datos de entrada suministrados estén representados en el modelo de color CMY o, de manera alternativa, realizan internamente una conversión entre el modelo RGB y CMY. Esta conversión se realiza empleando la expresión (10.4), donde se considera que los valores de color están normalizado en el rango $[0,1]$.

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (10.4)$$

A partir de la ecuación (10.4) se comprueba que la conversión de valores CMY a valores RGB se obtiene de manera directa restando a 1 los valores CMY, aunque por lo general esta operación tiene poco interés práctico. Esta expresión pone de manifiesto que la luz reflejada por una superficie cubierta de color cian puro no contiene rojo ($C = 1 - R$), que el magenta puro no refleja el verde ($M = 1 - G$), o que el amarillo puro no refleja el azul ($Y = 1 - B$).

Teóricamente, y como se observa en la figura 10.3b, la mezcla de mismas cantidades de pigmentos primarios cian, magenta y amarillo producen como resultado color negro. Sin embargo, en la práctica la combinación de estos colores para impresión produce un color negro de aspecto turbio. Para obtener color negro exacto se añade un cuarto color a los primarios CMY, que es el negro puro, dando origen al modelo de color CMYK.

10.2.3. Modelo de color HSV

Los modelos de color RGB y CMY tienen muchas ventajas prácticas, principalmente relacionadas con la sencillez de conversión entre ambos modelos y su especial aptitud para implementación en aplicaciones hardware. Además, el modelo RGB se asimila bastante al sistema humano de percepción de colores primarios rojo, verde y azul. Sin embargo, estos modelos no describen los colores de forma práctica para la interpretación del ser humano y, por tanto, su utilidad para aplicaciones de procesado de imagen es limitada.

Las personas no interpretan las imágenes en color como una composición de tres imágenes primarias que se combinan para producir la imagen final, ni se refieren a los colores de los objetos por la cantidad de primarios que los componen. Las personas describen los colores mediante las propiedades de tonalidad, saturación y brillo. Como ya se adelantó en la sección 10.1, la tonalidad (*hue*) es una característica del color que describe su estado más puro, la saturación representa el grado en que un color en estado puro se encuentra combinado con luz blanca, y el brillo es un parámetro subjetivo que representa la intensidad cromática.

La intensidad es el parámetro de mayor interés en imágenes en escala de grises, en las que comúnmente se denomina nivel de gris. Se trata de una magnitud de fácil interpretación que puede medirse con precisión. El modelo de color HSV (tonalidad, saturación, valor) separa la componente de intensidad (valor) de la información que describe propiamente el color (tonalidad y saturación) en una imagen en color. El modelo HSV proporciona una interpretación sencilla e

intuitiva de los colores y se utiliza ampliamente para aplicaciones de procesado de imágenes en color.

Los valores de tonalidad, saturación y valor que definen un color concreto en el espacio HSV se pueden obtener a partir de las coordenadas RGB aplicando una serie de transformaciones geométricas. Sea la línea que une el vértice negro $(0, 0, 0)$ y el vértice blanco $(1, 1, 1)$ en el modelo RGB. El valor o intensidad de las imágenes en escala de grises se mide a lo largo de esta línea, que se denomina eje de escala de grises. El valor de las imágenes en color se obtiene pasando un plano perpendicular al eje de escala de grises que contenga el punto de color considerado. La intersección entre dicho plano y el eje da un punto en el rango $[0, 1]$ que será el valor del color considerado (figura 10.6a).

La saturación de un color es mayor cuanto mayor es su distancia al eje de intensidad (eje de escala de grises). Esto significa que los puntos del propio eje de intensidad tienen un valor nulo de saturación (colores grises), mientras que los puntos más alejados del eje de intensidad tienen saturación máxima (colores puros). La saturación se define como el módulo del vector que va desde el punto de intersección del plano de color y el eje de intensidad hasta el punto de color considerado.

La interpretación y cálculo de la tonalidad de un color a partir de sus valores RGB es más compleja que los casos de valor y saturación. En la figura 10.6b se muestra el cubo RGB con los vértices negro y blanco alineados de manera perpendicular al plano del dibujo. Se puede comprobar que los puntos del plano definido por el eje de intensidad y los límites del cubo RGB tienen todos la misma tonalidad. Rotando dicho plano alrededor del eje de intensidad se obtienen las diferentes tonalidades, de forma que los colores primarios están separados 120° y los colores secundarios se encuentran a 60° de los primarios.

La tonalidad de un punto cualquiera de color se define mediante el ángulo que forma respecto de un punto de referencia. De manera generalizada se toma como tonalidad de referencia el eje de color rojo, al que se le asigna el valor de tonalidad 0, aumentando su valor en sentido antihorario.

Capítulo 11

Métricas de cuantificación de calidad de señales

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [154-156], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

11.1. Necesidad de métricas

La calidad de las señales generadas, procesadas o medidas es un requisito fundamental en todas las disciplinas de ingeniería. Los ingenieros e investigadores caracterizan las señales de manera cuantitativa para evaluar la calidad de los equipos y procesos, y poder actuar en consecuencia. Para ello se ha desarrollado una gran cantidad de métricas de calidad de señales [157-160].

Las imágenes digitales están experimentando en la actualidad un rápido desarrollo debido a la creciente expansión de las señales visuales como fuente de información. Antes de llegar a los usuarios finales las imágenes se someten a diferentes procesos, tales como adquisición, almacenamiento, compresión, transmisión y visualización. En cada una de estas etapas, las imágenes sufren diferentes tipos de distorsiones y pérdida de información que producen degradación en su calidad. Ejemplos de ello son la borrosidad y el efecto *ringing* que los esquemas de compresión con pérdida introducen en fases de compresión de imágenes, o la pérdida de datos que se origina en fases de transmisión debido al ancho de banda limitado de los canales.

Para controlar la calidad de las imágenes y poder mantenerla, e incluso mejorarla, es necesario medir la calidad en cada una de las etapas que atraviesan. Actualmente, la evaluación de la calidad de imagen, o *Image Quality Assessment* (IQA), tiene una gran trascendencia en la comunicación visual y es esencial para la mayoría de aplicaciones de procesamiento de imagen. Entre las principales aplicaciones del IQA se encuentran la monitorización y ajuste automático de los parámetros operativos que optimizan la calidad de imagen, y la evaluación de sistemas y algoritmos de procesamiento para comparar sus capacidades [154].

La medición de la calidad de imagen es un problema complejo en la mayoría de aplicaciones de procesamiento. En los últimos años se han realizado numerosos estudios analizando diferentes enfoques para tratar de dar solución a este problema. De forma general, las métricas de calidad de imagen se pueden clasificar en subjetivas y objetivas. Parece razonable pensar que la evaluación subjetiva es el modo más adecuado de valorar la calidad de las imágenes, ya que los usuarios finales en la mayoría de comunicaciones visuales son las personas. Durante mucho tiempo, se ha efectuado la medida subjetiva de calidad por medio de la puntuación de opinión media o *Mean Opinion Score* (MOS). Sin embargo, la métrica MOS, y en general todas las métricas subjetivas, presenta importantes limitaciones prácticas, debido principalmente al alto grado de variabilidad de la respuesta ante ciertos factores, como la distancia de visualización, las condiciones de iluminación, la capacidad visual de los sujetos o incluso su estado de ánimo.

La evaluación objetiva de la calidad de imagen se lleva a cabo por medio de métricas escalares que incluyen medidas bivariadas como el error cuadrático medio, o *Mean Square Error* (MSE), y la norma L_p [161, 162], medidas que tratan de imitar el sistema visual humano como el *Human Visual System* (HVS) [145, 163] y medidas gráficas [164, 165]. Se ha comprobado que las medidas objetivas basadas en HVS, a pesar de sus complejos algoritmos, no proporcionan mejores resultados que las medidas simples basadas en píxeles, como el MSE, la raíz del MSE, o *Root Mean Square Error* (RMSE), y la relación señal/ruido (SNR). En general, estas métricas se definen sólo para imágenes monocromáticas quedando descartada la información relativa al color.

11.2. Relación señal/ruido

La relación señal/ruido es una métrica de uso extendido en ciencia e ingeniería que se emplea para valorar el nivel de una señal determinada en comparación con el nivel de ruido de fondo existente [166, 167]. El SNR se define como la relación entre la potencia de la señal y la potencia del ruido. Valores más elevados de SNR significan mayor calidad de una señal, ya que hay más información útil (la señal) que datos no deseados (el ruido).

El SNR puede aplicarse a cualquier tipo de señal, por ejemplo, señales eléctricas, señales bioquímicas o señales visuales. Existen diferentes definiciones del SNR en función del tipo de señal sobre el que se desea aplicar y las magnitudes involucradas. En el caso de señales eléctricas la relación señal/ruido se define como la relación entre la potencia de la señal y la potencia del ruido de fondo

$$\text{SNR} = \frac{P_{\text{señal}}}{P_{\text{ruido}}} \quad (11.1)$$

siendo P la potencia media. Las medidas de potencia, tanto de la señal como del ruido, deben realizarse en el mismo punto o en puntos equivalentes de un sistema.

Se puede obtener otra definición del SNR a partir de los valores de varianza de la señal y el ruido. Considerando que una señal y su ruido asociado son señales de media cero, el correspondiente SNR puede calcularse como

$$\text{SNR} = \frac{\sigma_{\text{señal}}^2}{\sigma_{\text{ruido}}^2} \quad (11.2)$$

Habitualmente, las señales que tienen un rango dinámico muy amplio se expresan mediante escala logarítmica en unidades de decibelios (dB). En el caso de señales y ruido los valores de potencia en escala logarítmica se calculan mediante las expresiones

$$P_{\text{señal},dB} = 10 \log_{10}(P_{\text{señal}})$$

$$P_{\text{ruido},dB} = 10 \log_{10}(P_{\text{ruido}})$$

Por lo tanto, el SNR de una señal puede expresarse en decibelios mediante la expresión

$$\text{SNR}_{dB} = 10 \log_{10}(\text{SNR}) \quad (11.3)$$

Sustituyendo las definiciones del SNR para señal y ruido expresado en decibelios en la ecuación (11.1) y aplicando la propiedad del logaritmo de un cociente se obtiene una fórmula de especial interés práctico para el cálculo del SNR expresado en decibelios.

$$\text{SNR}_{dB} = 10 \log_{10}(\text{SNR}) = 10 \log_{10}(P_{\text{señal}}) - 10 \log_{10}(P_{\text{ruido}}) \quad (11.4)$$

Otra definición del SNR, aplicada de manera habitual a señales y medidas que no sean señales eléctricas, consiste en el cociente entre el valor medio y la desviación estándar de la señal considerada, y se expresa como

$$\text{SNR} = \frac{\mu}{\sigma} \quad (11.5)$$

siendo μ el valor medio de la señal y σ la desviación estándar del ruido.

Esta definición del SNR sólo es aplicable a señales no negativas, tales como la radiación electromagnética, y su uso está extendido en aplicaciones de procesamiento de imagen. En estos casos, el SNR de una imagen, o región de interés de una imagen, se calcula como el cociente del valor medio de los píxeles de interés y la desviación estándar de los píxeles de la periferia [168, 169].

Para caracterizar los sistemas de visualización de imágenes se emplea otra definición diferente del SNR, que proporciona una medida de la sensibilidad del sistema. Esta definición del SNR consiste en la relación entre el valor medio de

la señal $\mu_{señal}$ y la desviación estándar del fondo σ_{fondo} , y se calcula mediante la expresión

$$\text{SNR} = \frac{\mu_{señal}}{\sigma_{fondo}} \quad (11.6)$$

Sin embargo, esta definición no resulta válida en los casos de fijación de fondo, esto es, en aquellas escenas de alto contraste en las que el fondo se fija de manera artificial a negro ($\sigma_{fondo} = 0$), en las cuales el SNR toma valor infinito. En estos casos se toma como definición del SNR el cociente entre el valor medio de la señal $\mu_{señal}$ y la desviación estándar de la propia señal $\sigma_{señal}$.

$$\text{SNR} = \frac{\mu_{señal}}{\sigma_{señal}} \quad (11.7)$$

La medición del SNR en inspecciones termográficas NDT se emplea para cuantificar la severidad de un defecto, comparando la señal de su respuesta con el comportamiento del material no dañado [170-172]. Esta metodología de cuantificación de defectos requiere la ubicación preliminar de los defectos para definir dos áreas de medición, una para el defecto y otra para la referencia de material sano (figura 11.1). El área defectuosa incluye píxeles de la imagen que muestran una respuesta anormal en la imagen infrarroja. El área de referencia es un área compuesta por píxeles de respuesta regular, situada cerca del área defectuosa para reducir el efecto de la posible falta de homogeneidad producida por la estimulación externa.

El SNR se calcula en este estudio mediante la expresión (11.8), donde Def_μ es la media aritmética de la intensidad de los píxeles dentro del área defectuosa, Ref_μ es la media aritmética de la intensidad de los píxeles dentro del área de referencia, y Ref_σ es la desviación estándar de la intensidad de los píxeles dentro del área de referencia.

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{|\text{Def}_\mu - \text{Ref}_\mu|}{\text{Ref}_\sigma} \right) \quad (11.8)$$

Las áreas de medición se definen como se muestra en la figura 11.1a, donde G es el centro geométrico de la indicación, L es la longitud del lado y R es la mitad de la longitud del lado. El área de defecto se selecciona coincidiendo con el área del defecto detectado y el área de referencia se selecciona con forma del marco y posicionada cerca del defecto pero suficientemente alejada de él como para que la influencia térmica que éste produce sea despreciable (figura 11.1b).

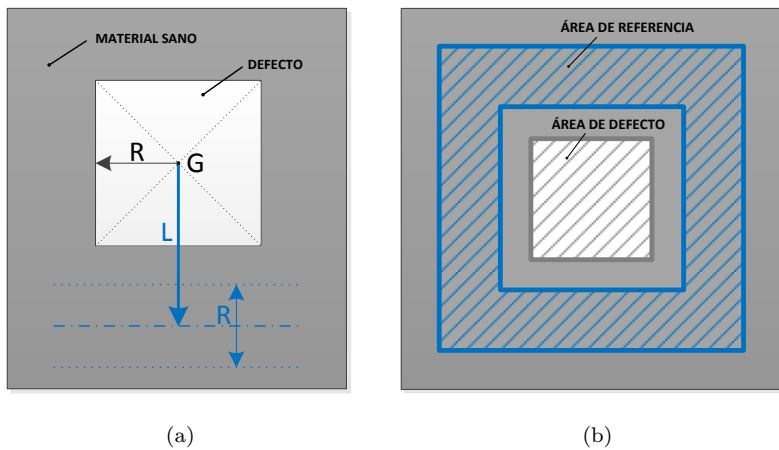


Figura 11.1: Posicionamiento de las áreas de medida para el cálculo de SNR: (a) distancias consideradas, (b) representación de las áreas de cálculo para un defecto cuadrado.

11.3. Sharpness

El *sharpness* o nitidez es una combinación de dos factores: la resolución y la acutancia [173, 174]. La resolución es un parámetro de medida directa y objetiva que representa el tamaño de una imagen expresado en número de píxeles. Cuanto mayor sea la resolución de una imagen, esto es, cuanto mayor número de píxeles contenga, más nítida será dicha imagen, considerando que los demás parámetros permanecen constantes. Por otro lado, la acutancia es un parámetro que representa una medida subjetiva del contraste de los bordes de una imagen. Una imagen con mayor acutancia se aprecia con los bordes mejor definidos, pero no conlleva por ello una mayor resolución.

El valor de nitidez está relacionado con el nivel de definición de los detalles en una imagen, especialmente de los pequeños detalles. La nitidez se calcula en las transiciones entre zonas de diferentes intensidades o colores. En la figura 11.2 se muestra un ejemplo de *sharpness* mediante un patrón de barras verticales. Se observa que la parte superior tiene mayor *sharpness* ya que las transiciones entre las barras son variaciones bruscas, no graduales. La parte inferior, por el contrario, muestra el mismo patrón de barras pero degradado, siendo evidente que este caso es más borroso y, por tanto, su *sharpness* inferior.

El *sharpness* se mide de manera habitual en imágenes a través del cálculo del gradiente [155, 175]. Se calcula el gradiente en cada píxel de la imagen y se

determina su módulo, que aporta el valor de variación máxima, o en ocasiones se emplea la fase, que aporta la dirección en la que se produce la variación máxima.

$$G = [G_x, G_y] = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (11.9)$$

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$

donde G es el gradiente, f es la distribución de valores de intensidad en una imagen dada y x e y son las direcciones definidas por los ejes coordenados del sistema de referencia.

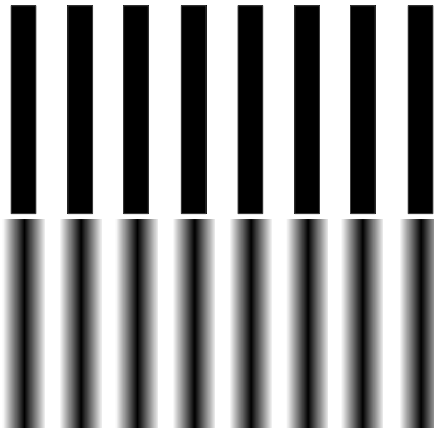


Figura 11.2: Ejemplo de niveles diferentes de *sharpness*.

El *sharpness* es una magnitud importante para la evaluación de la calidad de una imagen de uso poco extendido en aplicaciones termográficas [155]. Esta métrica proporciona información sobre el contraste de los objetos dentro de la escena, lo que está relacionado con el enfoque en imágenes digitales y también con la calidad de detección en imágenes termográficas. Se pueden aplicar diferentes expresiones para medir la nitidez. La ecuación (11.10) es una definición general de gradiente que se puede utilizar para evaluar el *sharpness*, donde f es la distribución de valores de intensidad en una imagen dada, x e y indican la

posición del píxel para el cálculo de nitidez y M y N son la cantidad de píxeles horizontales y verticales del área de medición.

$$\begin{aligned} \text{Sha} = & \sum_{x=0}^{M-2} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x+1, y) - f(x, y))^2 + \\ & \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-2} (f(x, y+1) - f(x, y))^2 \end{aligned} \quad (11.10)$$

Existen otros métodos para calcular el *sharpness* de una imagen. Una metodología habitual en procesamiento digital de imágenes para calcular sumas ponderadas de valores de intensidad de píxeles es a través de la operación matemática de convolución discreta en el espacio, que se aplica mediante la siguiente expresión

$$f(x, y) * g(x, y) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} f(\tau, \nu) g(x - \tau, y - \nu) \quad (11.11)$$

donde $g(x, y)$ es la relación de pesos expresada en forma matricial, comúnmente llamado *kernel* o máscara de convolución.

Este procedimiento permite representar operaciones lineales entre píxeles de manera compacta por medio de *kernels* de convolución. Entre los métodos más habituales para calcular el gradiente de imágenes, y por consiguiente para calcular su *sharpness*, se encuentran el método de diferencias, el método de Sobel y el método de Prewitt, cuyos *kernels* para el cálculo de gradientes verticales y horizontales se muestran a continuación.

	Vertical	Horizontal
Diferencias	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Sobel	$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

Un caso especial para el cálculo de *sharpness*, que se ha utilizado en este estudio, es el método de Canny para la detección de bordes, que calcula el gradiente mediante la derivada del filtro gaussiano [176], cuyas expresiones se

muestran a continuación:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (11.12)$$

$$g_x(x, y) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4} x e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (11.13)$$

$$g_y(x, y) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4} y e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (11.14)$$

siendo g la función gaussiana, g_x su derivada en la dirección x y g_y su derivada en la dirección y .

Todas las metodologías de cálculo de *sharpness* se ven afectadas en gran medida por el ruido de la imagen. Por ello, la reducción previa del nivel de ruido, por ejemplo mediante algoritmos de suavizado por convolución, es fundamental para producir valores de *sharpness* comparables entre imágenes. En inspecciones termográficas NDT el filtrado previo del ruido es esencial para evitar que el *sharpness* produzca falsas detecciones.

La aplicación de la métrica de *sharpness* para la cuantificación de defectos en inspecciones termográficas también requiere el conocimiento previo de la posición de los defectos para definir las áreas de medición. Sin embargo, a diferencia de la medida de SNR, sólo se necesita un área cerca de los bordes de los defectos detectados para calcular el *sharpness*. El área de medición de *sharpness* se define en este estudio como se muestra en la figura 11.3a, donde G es el centro geométrico de la indicación y R es la mitad de la longitud del lado. Se coloca un área rectangular en cada lado del defecto de forma que ocupe la zona de transición del borde. El valor final de *sharpness* se obtiene sumando las contribuciones de los 4 lados (figura 11.3b).

Se ha demostrado en estudios anteriores que la métrica de *sharpness* puede calcularse para toda la imagen, sin necesidad de aplicarse a áreas de detalle más pequeñas, y obtener valores adecuados para evaluar la calidad de una imagen [177, 178]. Este concepto se aplica de manera habitual en imagen digital para la optimización del enfoque de los sistemas de captura, y se basa en el hecho de que cuantos más objetos y con mayor contraste estén presentes en la imagen mayor será el *sharpness* medido. De este modo, el enfoque se optimiza maximizando el valor de *sharpness* de toda la imagen.

Las imágenes termográficas obtenidas en inspecciones NDT tienen las mismas características generales que las imágenes visuales. Se producen diferentes niveles de detección de defectos en los diferentes *frames* de las secuencias grabadas durante una inspección. El *sharpness* de cada *frame* será diferente, y en aquéllos en que el número de defectos y la calidad de detección sea mayor el valor del *sharpness* será máximo.

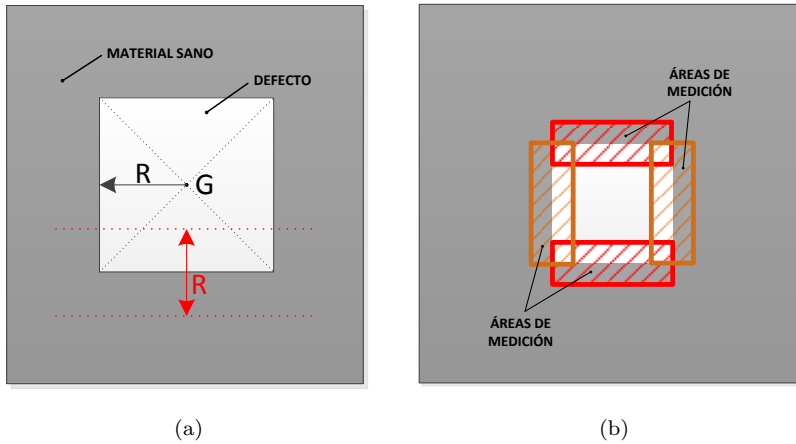


Figura 11.3: Posicionamiento de las áreas de medida para el cálculo de *sharpness*: (a) distancias consideradas, (b) representación de las áreas de cálculo para un defecto cuadrado.

11.4. Matrices de co-ocurrencia de niveles de gris

La caracterización de defectos en inspecciones termográficas NDT es una tarea compleja que se puede interpretar como la identificación de diferentes texturas dentro de la imagen infrarroja. La identificación de la textura se puede realizar de manera eficiente utilizando matrices de co-ocurrencia de niveles de gris, o *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) [156, 179, 180].

La textura es una característica que se utiliza para identificar regiones de interés en una imagen. Las matrices de co-ocurrencia de niveles de gris son un método para extraer las características de textura que se basa en la relación espacial de los píxeles dentro de una imagen en escala de grises [156, 181, 182].

Sea una imagen en escala de grises y L el número total de niveles de gris en la imagen. La matriz de co-ocurrencia de niveles de gris es una matriz cuadrada P de orden L , donde la entrada (i, j) de P representa el número de ocasiones en que un píxel con intensidad i es adyacente a un píxel con intensidad j . La adyacencia se define para cada una de las cuatro direcciones partiendo de un píxel determinado (horizontal $P_0(i, j)$, vertical $P_{90}(i, j)$, diagonal izquierda $P_{135}(i, j)$ y diagonal derecha $P_{45}(i, j)$) como se muestra en la figura 11.4. Las características de la textura se determinan para cada una de estas direcciones de adyacencia.

A partir de la GLCM se pueden obtener diferentes medidas estadísticas, que se calculan promediando las cuatro matrices de co-ocurrencia direccional y pro-

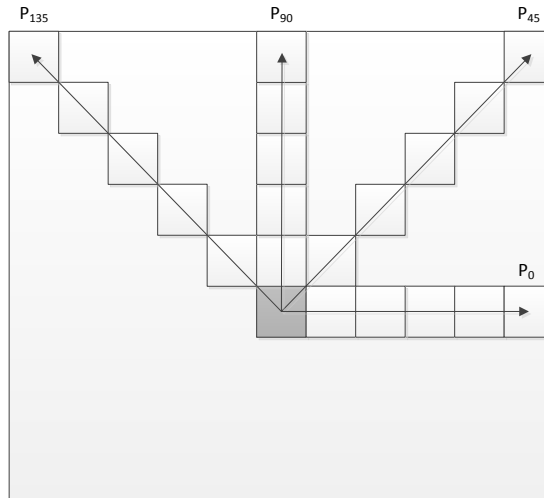


Figura 11.4: Direcciones de adyacencia consideradas para calcular las características de textura mediante GLCM.

porcionan información sobre la textura de una imagen. Estos conceptos se pueden generalizar al espacio euclídeo n -dimensional definiendo las imágenes en escala de grises y las correspondientes direcciones de adyacencia en el espacio n -dimensional.

Cada elemento en la GLCM representa la probabilidad de co-ocurrencia de dos niveles de gris i y j para un desplazamiento espacial dado Δx y Δy . El cálculo para todos los pares de niveles de gris posibles se lleva a cabo mediante la expresión

$$P(i, j) = \sum_{x, y} c(x, y, i, j) / N \quad (11.15)$$

donde

$$c(x, y, i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) = i \text{ y } f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$N = \sum_{x, y, i, j} c(x, y, i, j)$$

donde $c(x, y, i, j)$ es la cantidad total de pares co-ocurrentes (i, j) , N es el número

total de recuentos para todo (i, j) , y $P(i, j)$ es la probabilidad de ocurrencia conjunta del nivel de gris para la fila i y la columna j .

El análisis de co-ocurrencia no requiere el conocimiento previo de la posición de los defectos. Este método caracteriza la textura de una imagen calculando con qué frecuencia se producen pares de píxeles con valores de intensidad específicos y en una relación espacial determinada dentro de una imagen, creando una matriz GLCM y extrayendo parámetros estadísticos de ella. Entre los parámetros estadísticos de mayor interés se encuentran los siguientes:

- **Contraste:** Mide las variaciones locales en la matriz de co-ocurrencia de nivel de gris.

$$CON = \sum_{i,j} (i - j)^2 P(i, j) \quad (11.16)$$

- **Correlación:** Mide la probabilidad de ocurrencia conjunta de los pares de píxeles especificados.

$$COR = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_h)(j - \mu_v)P(i, j)}{\sigma_h^2 \sigma_v^2} \quad (11.17)$$

- **Energía:** Proporciona la suma de los cuadrados de los elementos en la GLCM. También conocido como uniformidad o el segundo momento angular.

$$ENE = \sum_{i,j} (P(i, j))^2 \quad (11.18)$$

- **Homogeneidad:** Mide la cercanía de la distribución de elementos de la GLCM a la diagonal de la GLCM.

$$HOM = \sum_{i,j} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (11.19)$$

donde μ_h y μ_v representan, respectivamente, las medias de las probabilidades de co-ocurrencia medidas en dirección horizontal y vertical, y σ_h^2 y σ_v^2 representan las varianzas de las probabilidades medidas en dirección horizontal y vertical, respectivamente. Estos valores se calculan como

$$\mu_h = \sum_{i,j} iP(i, j) \quad \mu_v = \sum_{i,j} jP(i, j) \quad (11.20)$$

$$\sigma_h^2 = \sum_{i,j} (i - \mu_h)^2 P(i, j) \quad \sigma_v^2 = \sum_{i,j} (j - \mu_v)^2 P(i, j) \quad (11.21)$$

Capítulo 12

Técnicas de reducción de dimensionalidad

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [183-190], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

12.1. Imágenes multiespectrales. Reducción de dimensionalidad

Frente a los sensores fotográficos digitales convencionales, capaces de captar radiación lumínica en una única banda situada en el rango visible del espectro electromagnético, se encuentran los sensores multiespectrales e hiperespectrales, que son capaces de captar radiación electromagnética en un número de bandas mayor. Cada una de estas bandas abarca un rango distinto del espectro electromagnético de forma que se genera una imagen diferente para cada banda. El número de bandas en los sensores multiespectrales suele comprender entre 3 y 20, mientras que en sensores hiperespectrales el número es mucho mayor, del orden de varios cientos.

Los sensores actuales son capaces de generar imágenes que incorporan una gran cantidad de bandas espectrales, facilitando la identificación y clasificación de objetivos con gran precisión. Sin embargo, la alta dimensionalidad de las imágenes multiespectrales hace que la aplicación de procesados convencionales tenga un coste computacional elevado y pone de manifiesto la necesidad de desarrollar algoritmos de procesamiento específicos.

Una imagen multiespectral puede representarse en un espacio vectorial cuya dimensión sea igual que el número de bandas espectrales de la imagen. No obstante, en general la dimensionalidad intrínseca de estos datos es mucho menor que la dimensión de la imagen original. Por ello, es frecuente proyectar los datos a un espacio de menor dimensión para efectuar su análisis. Para que el análisis sea correcto y los resultados obtenidos se correspondan de manera adecuada con

el caso inicial, los datos originales deben comprimirse preservando la máxima cantidad de información posible.

En la actualidad, existen diversas técnicas para reducir la dimensionalidad de los datos multiespectrales. Entre estas técnicas se encuentra el análisis de componentes principales (PCA), que es una técnica habitual para reducción de dimensionalidad en el análisis de datos [191-193]. El criterio que emplea el PCA para reducir las dimensiones de los datos iniciales es la varianza, que se usa para medir estadísticas de segundo orden. El PCA utiliza los valores propios para cuantificar el nivel informativo de las componentes principales, o *Principal Components* (PC), produciendo la reducción de dimensión mediante la selección de un número reducido de componentes, que vendrá definido por la magnitud de los valores propios asociados. Sin embargo, este método puede resultar poco efectivo para el análisis de imágenes multiespectrales debido a que las estadísticas de segundo orden no registran variaciones sutiles de información, que en este tipo de datos pueden ser determinantes.

Un método de reducción similar al PCA es el procesado de fracción mínima de ruido, o *Minimum Noise Fraction* (MNF), también conocido como análisis de componentes principales ajustado al ruido, o *Noise-Adjusted Principal Component analysis* (NAPC), que basa el proceso de reducción de dimensionalidad en la métrica de relación señal/ruido [186, 194, 195]. Una limitación importante que presentan el PCA y el MNF es que muchos detalles sutiles de información, ocultos por la elevada resolución de los sensores hiperespectrales, no pueden caracterizarse correctamente por medio de estadísticas de segundo orden. Estos detalles no se registran mediante el PCA o MNF produciéndose una pérdida de información.

El análisis kernel de Componentes Principales, o kernel PCA o *Kernel Principal Component Analysis* (KPCA), es una extensión del PCA estándar que se aplica a través de métodos kernel [187, 188, 196, 197]. El kernel PCA es la forma no lineal del PCA, que es capaz de identificar y analizar la estructura espacial compleja de características de alta dimensión. Por medio de un *kernel* las operaciones originalmente lineales del método de PCA se realizan en un espacio de Hilbert con *kernel* reproductor, o *Reproducing Kernel Hilbert Space* (RKHS). Un RKHS es un espacio de Hilbert \mathcal{H} de funciones definidas sobre un espacio compacto $X \subseteq \mathbb{R}^d$ donde toda funcional lineal $\mathcal{F} : \mathcal{H} \mapsto \mathbb{R}$, que evalúa cada función de \mathcal{H} en un punto $t \in X$, es continua para todo $t \in X$.

El análisis de componentes independientes, o *Independent Component Analysis* (ICA), es una técnica de procesamiento de señales que ha recibido poca atención en aplicaciones de reducción de dimensionalidad, debido a que su propósito original era otro [189, 198, 199]. El ICA es una técnica que originalmente se desarrolló para aplicarse a la separación de fuentes ciegas [190, 200]. El fundamento de esta técnica se basa en la optimización de un criterio de independencia aplicado sobre las señales de partida, que conduce a una proyección lineal

no ortogonal de los datos originales. El ICA considera que las señales iniciales están formadas por combinaciones lineales de una serie de componentes estadísticamente independientes que se encuentran directamente relacionadas con las fuentes primarias de emisión.

12.2. Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales es una técnica matemática que transforma un número de variables, que pueden estar correlacionadas, en un número menor de variables llamadas componentes principales [191-193]. El origen del PCA se encuentra en el análisis de datos multivariados, sin embargo, esta técnica tiene muchas y muy variadas aplicaciones, entre las que se encuentran el análisis de conjuntos grandes de datos, la compresión de información y la eliminación del ruido de señales.

El PCA permite también llevar a cabo reducciones de dimensionalidad de conjuntos grandes de datos. A través de una transformación vectorial, la información contenida en el conjunto de datos iniciales, que puede incluir un número elevado de variables, se puede sintetizar en un número reducido de nuevas variables o componentes principales. El análisis de este conjunto de nuevas variables, de dimensión reducida, permite detectar tendencias y relaciones entre los datos de manera mucho más sencilla que analizando el conjunto de datos iniciales.

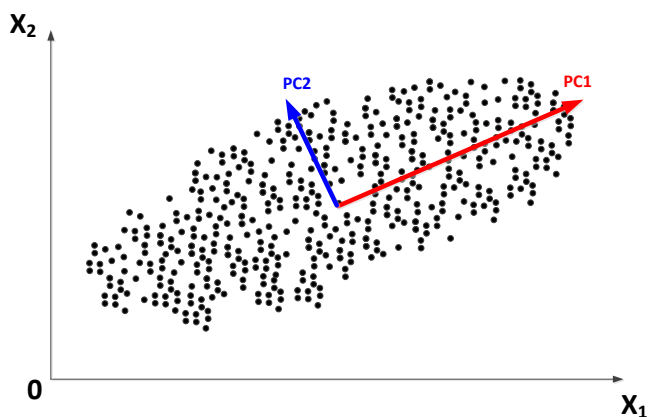


Figura 12.1: Interpretación geométrica del método de análisis de componentes principales.

Sea un conjunto de datos representados por medio de una matriz X de orden $m \times n$, donde las n columnas de la matriz son las muestras y las m filas son las variables observadas. El objetivo consiste en encontrar una transformación ortogonal de dicha matriz X en otra matriz Y , también de dimensión $m \times n$, tal que para alguna matriz P de orden $m \times m$ se cumpla

$$Y = PX \quad (12.1)$$

El análisis de componentes principales define la independencia de las variables a través del valor de varianza de los datos expresados en la base inicial. La nueva base queda definida por medio de las direcciones en las que se maximiza la varianza, decorrelando de este modo los datos iniciales.

Sea $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ un vector de n mediciones discretas con media $\mu_r = 0$. La varianza muestral de estas mediciones se expresa como

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{n-1} r r^T \quad (12.2)$$

Sea $s = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ otro vector de n mediciones discretas con media de valor cero, se puede obtener la covarianza muestral de r y s como

$$\sigma_{rs}^2 = \frac{1}{n-1} r s^T \quad (12.3)$$

La matriz X de datos iniciales puede expresarse como m vectores fila de longitud n , tal que cada vector fila contiene todas las muestras para una variable concreta.

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \dots & x_{m,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix} \quad (12.4)$$

donde $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ con $x_i^T \in \mathbb{R}^n$ para $i = 1, \dots, m$.

A partir de estos vectores la matriz de covarianzas puede calcularse mediante el siguiente producto matricial

$$C_X = \frac{1}{n-1} X X^T = \frac{1}{n-1} \begin{pmatrix} x_1 x_1^T & x_1 x_2^T & \dots & x_1 x_m^T \\ x_2 x_1^T & x_2 x_2^T & \dots & x_2 x_m^T \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m x_1^T & x_m x_2^T & \dots & x_m x_m^T \end{pmatrix} \quad (12.5)$$

En esta matriz se encuentran calculadas las covarianzas de todos los pares de variables y en la diagonal principal se encuentran las varianzas.

El método de PCA busca que las variables de la matriz transformada estén incorreladas. Esto implica que las covarianzas en la matriz C_Y deben ser lo más próximas posible a cero y, por tanto, la matriz C_Y debe ser diagonal.

Sea la matriz P de vectores en la nueva base p_1, p_2, \dots, p_m una matriz ortogonal. Considerando la fórmula para la matriz de covarianzas C_Y y la expresión de Y en términos de X y P se obtiene

$$C_Y = \frac{1}{n-1} Y Y^T = \frac{1}{n-1} (PX)(PX)^T = \frac{1}{n-1} P S P^T \quad (12.6)$$

donde $S = X X^T$ es una matriz simétrica semidefinida positiva $m \times m$. Teniendo en cuenta que toda matriz simétrica es ortogonalmente diagonalizable se puede escribir

$$S = V D V^T \quad (12.7)$$

donde V es una matriz ortonormal $m \times m$ cuyas columnas son los vectores propios de S y D es una matriz diagonal que contiene los valores propios de S .

Los valores propios de S se reordenan en sentido decreciente y se colocan en la diagonal de D . A continuación, se construye la matriz V colocando los vectores propios asociados en el mismo orden que los autovalores.

Tomando como matriz de transformación $P = V^T$ y considerando la diagonalización de la matriz S , se sustituye en la matriz de covarianzas C_Y llegando a la expresión

$$C_Y = \frac{1}{n-1} D \quad (12.8)$$

El valor de las varianzas proporciona información sobre la importancia relativa de cada componente principal, de forma que la mayor varianza corresponde a la primera componente, la segunda mayor a la segunda componente, y así sucesivamente.

De este modo se consigue diagonalizar la matriz de covarianzas de los datos transformados. Las componentes principales son las filas de la matriz P , que se encuentran ordenadas en sentido decreciente según la varianza recogida por cada componente y se corresponden con los vectores propios de la matriz de covarianzas de los datos iniciales $X X^T$.

12.3. Fracción mínima de ruido

Los datos multiespectrales e hiperspectrales proporcionan cuantiosa información que resulta de gran utilidad en numerosas aplicaciones prácticas. Sin embargo, la enorme cantidad de datos generados, de manera habitual, produce redundancia de información y dificulta en gran medida las tareas de tratamiento y análisis. Por ello, determinar las características de los datos multiespectrales

de manera eficiente es de suma importancia para obtener resultados satisfactorios. Entre los métodos convencionales para alcanzar este objetivo se encuentra el método de fracción mínima de ruido [185, 186, 194, 195].

El MNF se desarrolló por las limitaciones que el análisis de componentes principales encuentra para procesar ciertos tipos de señales. En aquellos casos en que la varianza del ruido es mayor que la varianza de la señal o la distribución del ruido es desigual entre las bandas espectrales, los resultados que produce el PCA no garantizan que la calidad de la señal procesada disminuya al aumentar la componente principal.

Al igual que el PCA, el MNF consiste en una transformación lineal de los datos originales. Sin embargo, la transformación MNF ordena los datos en términos de fracción de ruido mientras que el PCA emplea la varianza. Una de las principales aplicaciones del método MNF es el filtrado de ruido en datos multivariados. En este caso los datos se transforman aplicando MNF, ordenándose las bandas según sus niveles de ruido. A continuación, las bandas de mayor contenido de ruido se filtran y finalmente se invierte la transformación.

Se han realizado numerosos estudios sobre MNF para procesado de datos multi e hiperespectrales. En la mayoría de ellos la aplicación del MNF se basa en la estimación de la matriz de covarianzas del ruido, o alguna de sus variantes, a partir de los datos originales para obtener la matriz que define la transformación MNF. Posteriormente, se realiza una proyección lineal de los datos originales con dicha matriz de transformación, y finalmente se seleccionan las primeras componentes de los datos transformados como representación de los datos originales.

A continuación se describe un método de cálculo para la transformación de MNF. Sea Z un conjunto de datos multivariados con p bandas y sea x la posición de cada muestra

$$Z_i(x) \quad \text{para } i = 1, \dots, p \quad (12.9)$$

Se considera que los valores medios de $Z_i(x)$ son cero, es decir, que los datos originales están centrados. En caso de no cumplirse esta condición, los datos se centran restando a cada uno los valores medios de su muestra. Se considera que el caso de estudio puede representarse a través de un modelo de ruido aditivo de la forma

$$Z(x) = S(x) + N(x) \quad (12.10)$$

donde $Z^T(x) = Z_1(x), \dots, Z_p(x)$ es la señal corrupta, $S(x)$ es la señal inco-relada y $N(x)$ contiene las componentes de ruido de $Z(x)$. Las matrices de covarianzas de cada una de estas componentes están relacionadas por la expresión

$$C_Z = C_S + C_N \quad (12.11)$$

donde C_N y C_S son las matrices de covarianzas del ruido y señal, respectivamente.

La fracción de ruido correspondiente a la banda i -ésima puede calcularse a través del siguiente cociente de varianzas

$$\sigma_{N_i(x)} / \sigma_{Z_i(x)} \quad (12.12)$$

El resultado que produce la transformación de MNF consiste en un nuevo conjunto Y de datos no correlacionados con p bandas, que se obtiene mediante la transformación lineal de los datos originales

$$Y(x) = V^T Z(x) \quad (12.13)$$

Los coeficientes de la transformación lineal V pueden determinarse a través del cálculo de autovalores de las covarianzas del ruido, resolviendo la siguiente ecuación

$$C_N C_Z^{-1} V = D V \quad (12.14)$$

donde D es la matriz diagonal de valores propios λ_i , ordenados en sentido decreciente, y los vectores propios v_i están normalizados de modo que se cumple que $V^T C_Z V = I$. El contenido de ruido de la componente asociada a un valor λ_i puede calcularse como

$$\frac{\sigma_{v_i^T N}}{\sigma_{v_i^T Z}} = \frac{v_i^T C_N v_i}{v_i^T C_Z v_i} \quad (12.15)$$

La fracción de ruido contenida en $Y_i(x)$ está definida por el valor λ_i . Al encontrarse los autovalores ordenados según valores decrecientes, los datos resultantes de la transformación de MNF se encuentran ordenados en bandas de fracción de ruido decreciente. La cantidad de varianza de ruido que se recoge en las primeras r bandas de los datos transformados viene dada por la expresión

$$\frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (12.16)$$

Una propiedad de la transformación de MNF de alto interés práctico es su invariabilidad frente a las transformaciones lineales en los datos. La ordenación de los datos transformados con MNF según su contenido de ruido permite aplicar procesados de manera localizada. La aplicación previa del MNF en procesos de filtrado produce, generalmente, mejoras en los resultados al distorsionarse en menor medida la señal, la cual se encuentra mayoritariamente concentrada en bandas inferiores no filtradas.

12.4. Análisis kernel de componentes principales

El análisis de componentes principales es una potente herramienta que permite determinar relaciones en grandes conjuntos de datos y llevar a cabo reducciones de dimensionalidad. Sin embargo, el PCA sólo permite efectuar reducciones lineales de dimensionalidad. En los casos en que el conjunto inicial de datos presenta relaciones que no pueden representarse de manera precisa en un espacio lineal, el PCA no consigue sintetizar correctamente la información.

El método de análisis kernel de componentes principales es la generalización del PCA estándar para su aplicación a reducción no lineal de dimensionalidad [187, 188, 196, 197]. El KPCA se aplica en los casos en que el interés no se encuentra en las componentes principales del espacio de entrada sino en las componentes principales de variables relacionadas de manera no lineal con los datos de entrada.

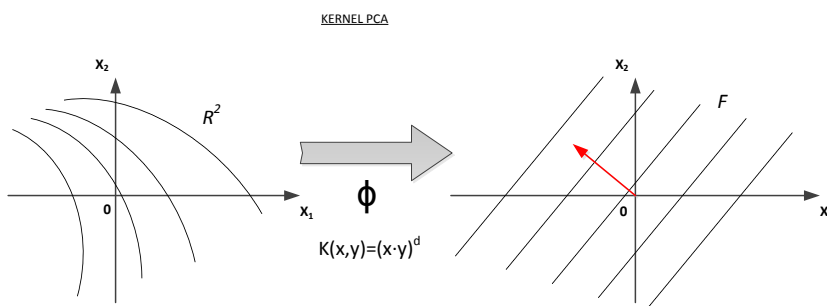


Figura 12.2: Interpretación geométrica del análisis kernel de componentes principales.

Sea $\phi(x)$ una transformación no lineal definida desde un espacio de dimensión D hacia un espacio de dimensión M , donde generalmente $M \gg D$, tal que cada punto del espacio original x_i se proyecta a un punto $\phi(x_i)$ en el espacio de destino. Se puede aplicar PCA estándar en el nuevo espacio generado, sin embargo, su cálculo puede llegar a ser excesivamente laborioso e ineficiente. Los cálculos de PCA se pueden simplificar de manera significativa empleando métodos kernel.

Sea un vector de n mediciones discretas $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ que se considera que están centradas, es decir, que cumplen $\sum_{i=1}^n x_i = 0$. Estos datos se mapean

de forma no lineal en un espacio de características F .

$$\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow F, \quad x \rightarrow X \quad (12.17)$$

Considerando que los datos en el espacio de características F están centrados, es decir, $\sum_{i=1}^n \phi(x_i) = 0$, la matriz de covarianzas se puede calcular mediante la expresión

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n \phi(x_j) \phi(x_j)^T \quad (12.18)$$

La aplicación del PCA conlleva encontrar los autovalores $\lambda \geq 0$ y autovectores $V \in F - \{0\}$ que satisfacen la ecuación

$$\lambda V = CV \quad (12.19)$$

Sustituyendo la relación anterior en la expresión (12.18) se observa que todos los valores de V se encuentran en el *span* de $\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n)$, lo que significa que se debe cumplir

$$\lambda(\phi(x_k) \cdot V) = (\phi(x_k) \cdot CV) \quad \text{para todo } k = 1, \dots, n \quad (12.20)$$

y también implica que deben existir unos coeficientes v_1, v_2, \dots, v_n tal que

$$V = \sum_{i=1}^n v_i \phi(x_i) \quad (12.21)$$

Combinando las expresiones (12.20) y (12.21) se obtiene la siguiente relación

$$\lambda \sum_{i=1}^n v_i (\phi(x_k) \cdot \phi(x_i)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i (\phi(x_k) \cdot \sum_{j=1}^n \phi(x_j)) (\phi(x_j) \cdot \phi(x_i)) \quad (12.22)$$

que se debe cumplir para todo $k = 1, \dots, n$.

Se define la función kernel a través de la matriz K de orden $n \times n$ como

$$K_{ij} := (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) \quad (12.23)$$

Sustituyendo la definición de la función kernel en la ecuación 12.22 se llega a la siguiente expresión

$$n\lambda K v = K^2 v \quad (12.24)$$

donde v corresponde al vector columna de valores v_1, v_2, \dots, v_n .

Para encontrar soluciones al sistema anterior se debe resolver el siguiente problema de autovalores

$$n\lambda v = Kv \quad (12.25)$$

Se observa que K es una matriz semidefinida positiva ya que su valor se calcula como $(\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n))^T \cdot (\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n))$, lo que implica que para todo $X \in F$ se cumple

$$(X \cdot KX) = \|(\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n))X\|^2 \geq 0 \quad (12.26)$$

Del resultado anterior se deduce que los autovalores de K proporcionan exactamente las $n\lambda$ soluciones de la ecuación (12.24) y que sus valores son no negativos. Por tanto, es posible determinar las soluciones de esta ecuación diagonalizando la matriz K .

Sean $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$ los valores propios de K y v_1, v_2, \dots, v_n el conjunto de autovectores asociados con λ_p el primer autovalor distinto de cero. Los autovectores v_p, \dots, v_n se normalizan imponiendo que los correspondientes vectores mapeados en F estén normalizados, tal que

$$(V_k \cdot V_k) = 1 \quad \text{para todo } k = p, \dots, n \quad (12.27)$$

A partir de las expresiones (12.21) y (12.25) se puede definir la condición de normalización para v_p, \dots, v_n como

$$\begin{aligned} 1 &= \sum_{i,j=1}^n v_{k,i}v_{k,j}(\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) = \sum_{i,j=1}^n v_{k,i}v_{k,j}K_{ij} \\ &= (v_k \cdot Kv_k) = \lambda_k(v_k \cdot v_k) \end{aligned} \quad (12.28)$$

Finalmente, para obtener las componentes principales se deben calcular las proyecciones de los vectores propios V_k en F para $k = p, \dots, n$. Sea x un punto cualquiera del espacio inicial con imagen $\phi(x)$ en F , entonces la expresión

$$(V_k \cdot \phi(x)) = \sum_{i=1}^n v_{k,i}(\phi(x_i) - \phi(x)) \quad \text{para } k = 1, \dots, n \quad (12.29)$$

representa las componentes principales no lineales correspondientes a la transformación ϕ . Se observa que las expresiones (12.23) y (12.29) no requieren los valores de $\phi(x_i)$ en forma explícita, sino que solamente se necesitan en forma de producto escalar. Esta circunstancia hace posible la utilización de funciones kernel para calcular estos productos escalares sin tener que realizar el mapeado completo de ϕ [201, 202].

Entre los *kernel* de uso más extendido se encuentran los siguientes:

- *kernel* polinomial

$$\kappa(x, y) = (x^T y)^d$$

ó

$$\kappa(x, y) = (x^T y + c)^d$$

donde $c > 0$ es una constante y d es el grado del polinomio.

- *kernel* gaussiano

$$\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2))$$

con la desviación estándar σ como parámetro.

12.5. Análisis de componentes independientes

El análisis de componentes independientes es un método empleado de manera habitual en procesamiento de señales con el objetivo de separar señales multivariadas en subcomponentes aditivas [189, 198, 199]. El ICA es un caso especial de separación ciega de fuentes cuyo fundamento se basa en la consideración de que las subcomponentes son señales no gaussianas estadísticamente independientes entre sí [190, 200]. Un ejemplo habitual de aplicación del ICA es el “efecto de la fiesta de cóctel” [203, 204], donde una persona se concentra en una sola conversación en medio de una sala ruidosa, es decir, es capaz de focalizar la atención auditiva en un estímulo particular mientras filtra otros estímulos recibidos.

El procedimiento que emplea el ICA para separar señales se basa en dos supuestos y tres efectos de mezclar señales fuente, que constituyen la base del método. El ICA asume que las señales fuente son independientes entre sí y que los valores de cada señal fuente siguen distribución no gaussiana. En base a esto, el primero de los tres efectos que considera el ICA es la pérdida de independencia, que establece que las mezclas de señales no son independientes a pesar de que las señales fuente lo sean, debido a que las señales mezcladas tienen las mismas señales fuente. El segundo efecto que considera es el de normalidad, que expresa que la distribución de una suma de variables aleatorias independientes con varianza finita tiende hacia una distribución normal, como resultado del teorema central del límite. El tercer efecto considerado es el de complejidad, que indica que la complejidad temporal de cualquier mezcla de señales es mayor que la de su señal fuente más simple.

El ICA trata de encontrar un conjunto de señales estadísticamente independientes dentro de una mezcla de señales, considerando que dichas señales estadísticamente independientes se generan a partir de procesos físicos diferentes. Una medida habitual de independencia es la curtosis, que toma valor nulo para

distribuciones gaussianas. Sin embargo, esta métrica es muy sensible a los valores atípicos o *outliers* y, por ello, en el ICA suele emplearse la entropía como medida de independencia, que es más robusta. La búsqueda del conjunto de señales estadísticamente independientes se realiza maximizando la métrica de entropía conjunta de las señales extraídas.

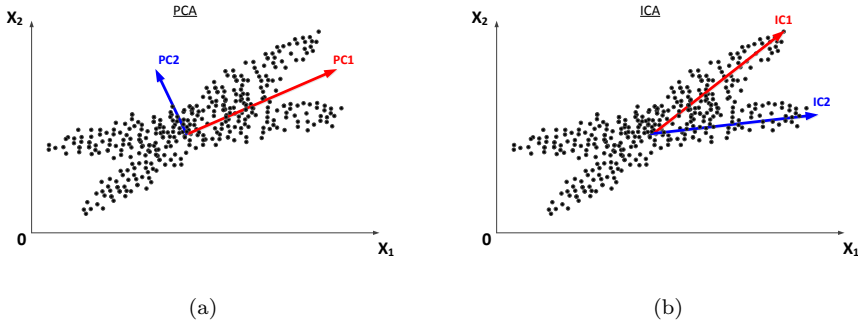


Figura 12.3: Interpretación geométrica del análisis de componentes independientes: (a) caso de PCA, (b) caso de ICA.

Sea una señal $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots)^T$ que consiste en una combinación lineal de N fuentes independientes de señal $s_j = (s_{j,1}, s_{j,2}, \dots)^T$. La contribución de cada señal fuente s_j depende de la distancia entre la fuente de emisión y el punto de medición, y se puede representar mediante un factor de peso A_{ij} para cada señal s_j . Así, una mezcla de señales x_i puede representarse mediante la contribución relativa de cada señal s_j como

$$\begin{aligned} x_i &= s_1 A_{1i} + s_2 A_{2i} + \dots + s_N A_{Ni} \\ &= (s_1, s_2, \dots, s_N)(A_{1i}, A_{2i}, \dots, A_{Ni})^T = s A_i \end{aligned} \quad (12.30)$$

donde los elementos del vector $s = (s_1, s_2, \dots, s_N)$ son las señales fuente y A_i es la columna i -ésima de la matriz A de coeficientes de mezcla. Si se dispone de varios puntos de medición M cada señal s_j tiene una amplitud relativa diferente en cada punto, definida por A_{ij} , tal que las señales medidas x_i son diferentes.

$$\begin{aligned} (x_1, x_2, \dots, x_M) &= (sA_1), (sA_2), \dots, (sA_M) \\ &= s(A_1, A_2, \dots, A_M) = sA \end{aligned} \quad (12.31)$$

Se observa que la contribución relativa de las señales fuente s a cada mezcla x_i está definida por cada columna de la matriz de mezcla A . Por tanto, un conjunto

de mezclas de señales se puede representar como combinaciones lineales de un conjunto de señales fuente como

$$x = sA \quad (12.32)$$

donde $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ es una variable vectorial y x_1, x_2, \dots, x_M son mezclas de señales.

La transformación lineal de las señales s , definida a través de la matriz A , puede invertirse para obtener señales aproximadas u de las señales fuente s a partir de las mezclas de señales x

$$s \approx u = xW \quad (12.33)$$

donde W es la matriz de separación, que cumple que $W = A^{-1}$. La matriz A es la incógnita del problema planteado y, por tanto, no puede usarse para determinar W . Sin embargo, según la expresión anterior, existe una matriz W que mapea un conjunto de mezclas x a un conjunto de señales fuente $u \approx s$.

El objetivo consiste en obtener una estimación $u = xW$ de las señales fuente s que, de acuerdo al primer supuesto del ICA, deben ser mutuamente independientes. Por tanto, se trata de determinar una matriz W tal que las señales fuente estimadas u sean mutuamente independientes. Esto se consigue ajustando W para maximizar la entropía de la función

$$U = g(u) = g(Wx) \quad (12.34)$$

donde g es la función de densidad acumulada de las señales fuente s .

Para calcular el valor de la entropía $S(U)$ de un conjunto de señales x mapeadas sobre otro conjunto U hay que considerar la entropía de x y la variación de entropía ΔS producida como consecuencia del mapeado de x sobre U .

$$S(U) = S(x) + \Delta S(x \rightarrow U) = S(x) + \Delta S(x \rightarrow g(Wx)) \quad (12.35)$$

La entropía debida a las mezclas $S(x)$ es un valor fijo. Por tanto, para maximizar $S(U)$ hay que maximizar la variación de entropía ΔS asociada al mapeado ($x \rightarrow U$). El mapeado de x sobre U depende de la función de densidad acumulada g y de la matriz de separación W . Dado que la forma de g no varía, el valor máximo de $S(U)$ se obtiene ajustando W para que maximice ΔS . Es decir, la matriz W que maximiza la variación de entropía inducida por el mapeado ($x \rightarrow U$) proporciona el valor máximo de la entropía total $S(U)$.

La variación de entropía ΔS inducida por la transformación $g(Wx)$ puede calcularse a través de la relación de volúmenes infinitesimales de los correspondientes puntos en x y U . Este ratio viene dado por el logaritmo natural del valor absoluto del determinante de la matriz jacobiana $J = \partial U / \partial x$. Operando según

lo expuesto anteriormente se llega a la siguiente expresión:

$$S(U) = S(x) + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^N \ln g'_j(u_{j,k}) + \ln |W| \quad (12.36)$$

donde los términos del sumatorio y $\ln |W|$ representan, de manera conjunta, una estimación del valor de $\ln |J|$, y $g'_j = \partial g_j / \partial u_j$ es la función de densidad de probabilidad de la j -ésima señal fuente. El valor de la entropía $S(x)$ es constante y, por tanto, puede despreciarse para determinar el valor de W que maximiza $S(U)$.

A partir de la relación $u = Wx$ puede calcularse el valor de $\nabla S(U)$ en función de W como

$$\nabla S(U) = W^{-1} + \psi(u)x^t \quad (12.37)$$

siendo

$$\psi(u) = \left[\frac{g'(u_1)}{g''(u_1)}, \dots, \frac{g'(u_N)}{g''(u_N)} \right]$$

donde $g''(u_j)$ representa la derivada segunda de g .

Se trata de determinar el valor de W que maximice $S(U)$. Un método habitual para ajustar el valor W es el método de ascenso de gradiente, que consiste en añadir una pequeña cantidad de gradiente $\nabla S(U)$ a W de manera iterativa.

$$W_{nuevo} = W_{antiguo} + \eta \nabla S(U) \quad (12.38)$$

siendo η el paso o ratio de aprendizaje.

La aplicación más frecuente del método ICA es el análisis temporal de componentes independientes de señales sonoras. El análisis espacial de componentes independientes aplicado a imágenes se realiza concatenando las filas o columnas de una imagen dada para producir una señal unidimensional x_i . De forma análoga, un conjunto de N imágenes se representa mediante una variable N -dimensional x , llegando así a la expresión de partida del método (12.32). Existen numerosos estudios sobre la aplicación del ICA al procesado de imágenes multiespectrales que muestran las capacidades analíticas de esta técnica. Por el contrario, son muy pocos los estudios publicados sobre la aplicación de ICA en inspecciones termográficas NDT [205, 206].

Capítulo 13

Análisis cuaterniónico

La información presentada en este capítulo ha sido extraída principalmente de las referencias [207-211], y se ha complementado con información adicional extraída de referencias que se citan de manera puntual en el texto.

13.1. Los cuaterniones y sus propiedades

Los cuaterniones son una extensión de los números complejos desde el plano 2D al espacio 3D y 4D, que forman una de las cuatro álgebras de división finito dimensionales sobre los números reales existentes (reales \mathbb{R} , complejos \mathbb{C} , cuaterniones \mathbb{H} y octoniones \mathbb{O}). Los cuaterniones pueden considerarse un caso especial de sistema de números hipercomplejos. Los números reales y complejos son casos especiales de los cuaterniones, tal que $\mathbb{R} \subset \mathbb{C} \subset \mathbb{H}$.

Los cuaterniones fueron ideados por Sir William Rowan Hamilton en 1843 [212-214]. Hamilton trataba de buscar una representación geométrica de los puntos en el espacio tridimensional similar a la representación como puntos en el plano de los números complejos. Por entonces, ya se conocía la representación de los puntos en el espacio mediante sus coordenadas, expresadas como ternas de números, y se dominaban las operaciones de suma y resta de coordenadas. Sin embargo, aún no se conocía la forma de calcular el cociente de las coordenadas de dos puntos en el espacio. Hasta que finalmente, el lunes 16 de octubre de 1843 en Dublín, cuando Hamilton se dirigía a la Real Academia Irlandesa, determinó la fórmula para los cuaterniones.

$$\mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = \mathbf{ijk} = -1 \quad (13.1)$$

Actualmente, los cuaterniones se utilizan de manera extendida en aplicaciones de mecánica y visión artificial debido a su especial capacidad para representar rotaciones. Cualquier rotación del grupo de rotaciones $SO(3)$ se puede representar mediante un cuaternión, mientras que cualquiera rotación del grupo de rotaciones $SO(4)$ puede representarse por medio de dos cuaterniones [215].

13.1.1. Definición de cuaternión

Un cuaternión q es un elemento del álgebra normada 4D sobre \mathbb{R} , denotado por \mathbb{H} , con la base $\{\mathbf{1}, \mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k}\}$.

$$\mathbb{H} = \{q = q_0\mathbf{1} + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \quad \text{con} \quad q_0, q_1, q_2, q_3 \in \mathbb{R}\}$$

donde q_0, q_1, q_2 y q_3 son coeficientes reales, e \mathbf{i}, \mathbf{j} y \mathbf{k} son operadores imaginarios que cumplen las siguientes reglas de multiplicación:

$$\begin{aligned} \mathbf{i}^2 &= \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 \\ \mathbf{ij} &= -\mathbf{ji} = \mathbf{k} \\ \mathbf{ki} &= -\mathbf{ik} = \mathbf{j} \\ \mathbf{jk} &= -\mathbf{kj} = \mathbf{i} \end{aligned}$$

de donde se observa que la multiplicación de cuaterniones no es conmutativa.

Existen diferentes notaciones para representar los cuaterniones. La notación convencional de un cuaternión es

$$q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k} \tag{13.2}$$

donde q_0 se denomina parte escalar o parte real S , y $q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k}$ se denomina parte vectorial o parte imaginaria V .

Un cuaternión con parte escalar nula se denomina cuaternión puro, mientras que un cuaternión con parte vectorial nula se convierte en un número real. A los cuaterniones con partes escalar y vectorial no nulas se les denomina cuaterniones completos.

La fórmula de Euler se puede generalizar para los cuaterniones, dando lugar a su representación en forma polar y a la interpretación de los cuaterniones en términos de módulo y fase [216, 217]. Cualquier cuaternión $q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k}$ se puede escribir como

$$q = \rho e^{\xi\theta} \tag{13.3}$$

siendo

$$\rho = \sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2} \tag{13.4}$$

$$\xi = \frac{q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k}}{\sqrt{q_1^2 + q_2^2 + q_3^2}} \tag{13.5}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{\sqrt{q_1^2 + q_2^2 + q_3^2}}{q_0}\right) \tag{13.6}$$

donde ρ es el módulo del cuaternión q , ξ es un cuaternión unitario puro deno-

minado eje propio, y θ es el ángulo entre la parte real y la parte imaginaria de q , denominado ángulo propio. Esta expresión se puede escribir en notación trigonométrica como

$$\begin{aligned}\rho e^{\xi\theta} &= \rho(\cos\theta + \xi \sin\theta) \\ &= \rho(\cos\theta + \sin\theta \cos\phi \sin\psi \mathbf{i} + \sin\theta \sin\phi \sin\psi \mathbf{j} + \sin\theta \mathbf{k})\end{aligned}\quad (13.7)$$

dónde los ángulos ϕ y ψ se denominan ángulo acimutal y de elevación, respectivamente.

13.1.2. Propiedades de los cuaterniones

A continuación se exponen las principales propiedades de los cuaterniones, centrandó la descripción en aquéllas que se han empleado en el trabajo realizado [212, 216, 217].

Sea un cuaternión $q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k}$, se define el cuaternión conjugado de q como

$$q^* = q_0 - q_1\mathbf{i} - q_2\mathbf{j} - q_3\mathbf{k}\quad (13.8)$$

La norma de un cuaternión se puede calcular como

$$|q| = \sqrt{qq^*} = \sqrt{q^*q} = \sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2}\quad (13.9)$$

Se denomina cuaternión unitario a un cuaternión q cuya norma es 1.

El inverso de un cuaternión se define como

$$q^{-1} = \frac{q^*}{|q|^2}\quad (13.10)$$

La multiplicación de cuaterniones no es conmutativa. Así, para dos cuaterniones q_1 y q_2 cualesquiera se tiene que

$$q_1q_2 \neq q_2q_1\quad (13.11)$$

Los cuaterniones pueden representarse en forma de matrices. Hay al menos dos formas de representar cuaterniones en forma de matrices tal que las operaciones de suma y multiplicación concuerdan. Una de estas formas es a través de matrices complejas 2×2 y la otra mediante matrices reales 4×4 .

Usando matrices complejas 2×2 un cuaternión $q = q_0 + q_1\mathbf{i} + q_2\mathbf{j} + q_3\mathbf{k}$ se puede representar como

$$\begin{bmatrix} q_0 + q_1i & q_2 + q_3i \\ -q_2 + q_3i & q_0 - q_1i \end{bmatrix}\quad (13.12)$$

13.2. Representación de colores

Como ya se vio en la sección 10.2.1, los píxeles de una imagen en color expresada en el espacio RGB tienen tres componentes: rojo, verde y azul. Estas componentes se pueden representar en forma de cuaternión empleando cuaterniones puros [218, 219], donde las tres partes imaginarias se usan para representar las componentes de color, tal que un píxel en las coordenadas (x,y) de una imagen RGB se puede expresar como

$$q(x, y) = r(x, y)\mathbf{i} + g(x, y)\mathbf{j} + b(x, y)\mathbf{k} \quad (13.13)$$

donde $r(x, y)$, $g(x, y)$ y $b(x, y)$ son las componentes rojo, verde y azul de un píxel de una imagen en color RGB, respectivamente.

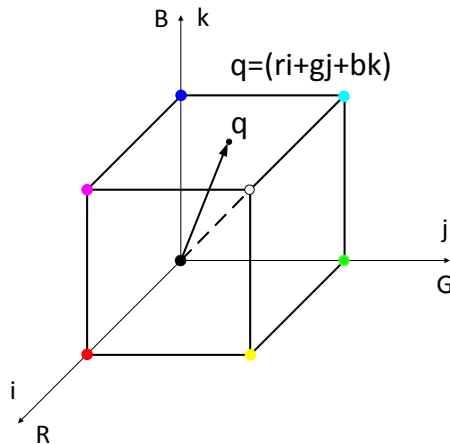


Figura 13.1: Representación geométrica de un color mediante cuaterniones.

La representación del espacio de color RGB mediante cuaterniones permite procesar de manera conjunta los tres canales de color al llevar a cabo operaciones sobre los píxeles, tales como multiplicación por un escalar. La manipulación de la información de color se lleva a cabo como una unidad y no como componentes individuales en escala de grises.

Además de proporcionar un método compacto para operar sobre las ternas de color, existen operaciones propias del análisis cuaterniónico que no pueden llevarse a cabo operando sobre las componentes de manera individual. Ejemplo de ello son las transformaciones clásicas de \mathbb{R}^3 , tales como traslaciones, reflexiones,

proyecciones y rotaciones, que pueden definirse por medio de sumas y productos de cuaterniones [220, 221].

Dados dos cuaterniones puros q_1 y $q_2 \in \mathbb{P}$, siendo \mathbb{P} es el conjunto de cuaterniones puros, el vector de traslación definido por ambos se corresponde con el cuaternión

$$q_{tras} = q_1 + q_2 \quad (13.14)$$

Sea $q \in \mathbb{P}$ y $\mu \in \mathbb{S} \cap \mathbb{P}$, donde \mathbb{S} es el conjunto de cuaterniones unitarios, entonces el vector de reflexión de q respecto del eje μ viene dado por la expresión

$$q_{refl} = -\mu q \mu \quad (13.15)$$

el vector de proyección de q sobre el eje μ se calcula como

$$q_{proy} = 1/2(q - \mu q \mu) \quad (13.16)$$

y el vector de proyección de q sobre el plano ortogonal al eje μ se obtiene como

$$q_{rej} = 1/2(q + \mu q \mu) \quad (13.17)$$

Sea $q \in \mathbb{P}$, $\phi \in \mathbb{R}$ y $\mu \in \mathbb{S} \cap \mathbb{P}$, entonces el vector de rotación de q alrededor del eje μ para un ángulo ϕ es

$$q_{rot} = e^{\mu \frac{\phi}{2}} q e^{-\mu \frac{\phi}{2}} \quad (13.18)$$

Cualquier píxel de color expresado en el espacio RGB mediante un cuaternión $q \in \mathbb{P}$ puede expresarse en el espacio de color HSV a través de una serie de operaciones cuaterniónicas. La componente valor del espacio HSV se corresponde con el módulo del vector de proyección del color sobre el eje gris μ_{gris}

$$(q \cdot \mu_{gris}) \mu_{gris} \quad (13.19)$$

siendo $\mu_{gris} = (\mathbf{i} + \mathbf{j} + \mathbf{k})/\sqrt{3}$.

La saturación y la tonalidad se definen sobre el plano perpendicular al eje de grises que cruza $(q \cdot \mu_{gris}) \mu_{gris}$. La saturación se corresponde con la distancia entre el vector de color q y el eje gris μ_{gris} , mientras que la tonalidad es el ángulo entre el vector de color q y un vector arbitrario ν , situado en el plano perpendicular a μ_{gris} , que define el ángulo de referencia de tonalidad cero. Habitualmente, el valor de tonalidad de referencia se elige coincidente con el vector de color rojo (figura 13.2a).

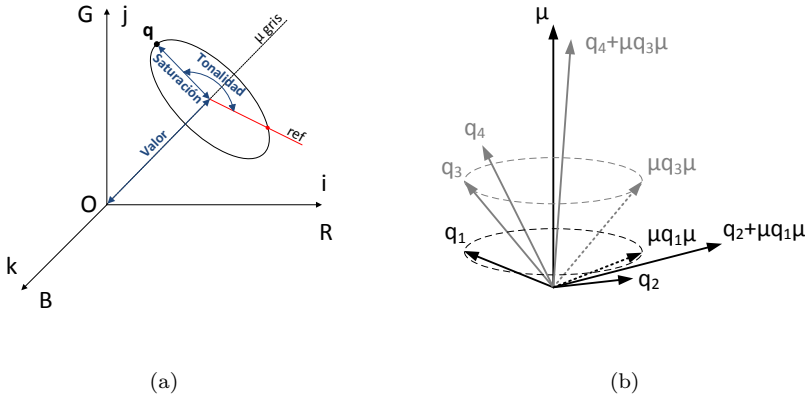


Figura 13.2: Procesado cuaterniónico de imágenes de color: (a) relaciones cuaterniónicas entre espacios de color RGB y HSV, (b) filtrado cuaterniónico de imágenes de color.

Para un píxel de color RGB representado mediante un cuaternión q , las correspondientes componentes H, S y V se obtienen mediante las siguientes operaciones cuaterniónicas

$$H = \arctan \left(\frac{|q - \mu_{gris} \nu q \nu \mu_{gris}|}{|q - \nu q \nu|} \right) \quad (13.20)$$

$$S = \left| \frac{1}{2} (q + \mu_{gris} q \mu_{gris}) \right| \quad (13.21)$$

$$V = \left| \frac{1}{2} (q - \mu_{gris} q \mu_{gris}) \right| \quad (13.22)$$

donde $\mu_{gris} \in \mathbb{S} \cap \mathbb{P}$ es el eje gris y $\nu \in \mathbb{S} \cap \mathbb{P}$ es el color de referencia.

13.3. Procesados cuaterniónicos

13.3.1. Transformada cuaterniónica discreta de Fourier

La definición de transformada de Fourier se ha extendido al análisis cuaterniónico en base a las operaciones de multiplicación y exponenciación de cuaterniones [208, 209, 218, 222, 223]. A consecuencia de la no conmutatividad del producto de cuaterniones, existen tres definiciones diferentes de la transformada cuater-

niónica discreta de Fourier o *Discrete Quaternion Fourier Transform* (DQFT). A continuación se muestran las expresiones para cada una de las definiciones. DQFT de dos lados:

$$F_{L-R}(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu 2\pi \frac{xu}{M}} f(x, y) e^{-\mu 2\pi \frac{yv}{N}} \quad (13.23)$$

DQFT de lado izquierdo:

$$F_L(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{-\mu 2\pi \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N} \right)} f(x, y) \quad (13.24)$$

DQFT de lado derecho:

$$F_R(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-\mu 2\pi \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N} \right)} \quad (13.25)$$

donde f es una función cuaterniónica definida sobre un conjunto de coordenadas espaciales $(x, y) \in \mathbb{R}^2$, F es la DQFT definida sobre un conjunto de coordenadas frecuenciales $(u, v) \in \mathbb{R}^2$, y μ es un cuaternión puro unitario que determina una dirección en el espacio. Es habitual en procesado de imágenes en color elegir la dirección coincidente con el eje de luminancia o eje de gris ($r = g = b$).

Las correspondientes transformadas cuaterniónicas discretas de Fourier inversas, o *Inverse Discrete Quaternion Fourier Transform* (IDQFT), se definen a continuación.

IDQFT de dos lados:

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{\mu 2\pi \frac{xu}{M}} F_{L-R}(u, v) e^{\mu 2\pi \frac{yv}{N}} \quad (13.26)$$

IDQFT de lado izquierdo:

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} e^{\mu 2\pi \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N} \right)} F_L(u, v) \quad (13.27)$$

IDQFT de lado derecho:

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F_R(u, v) e^{\mu 2\pi \left(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N} \right)} \quad (13.28)$$

Filtrado cuaterniónico

De manera similar al filtrado de imágenes en escala de grises, se pueden llevar a cabo operaciones de filtrado de imágenes en color en el dominio de frecuencia mediante análisis cuaterniónico, empleando los valores de la transformada cuaterniónica de Fourier F y sus variables de frecuencia (u, v) .

Esta capacidad se basa en la relación existente entre la operación de convolución espacial y la multiplicación en el dominio de la frecuencia definida por el Teorema de convolución. Sin embargo, debido a la no conmutatividad del producto cuaterniónico, la operación de convolución cuaterniónica en el dominio espacial se corresponde con la operación de producto de cuaterniones en el dominio de frecuencia sólo para casos muy concretos [207, 224, 225].

Uno de los casos en que se cumple el teorema de convolución es cuando el filtro a respuesta impulso cuaterniónico $h(x, y)$ tiene estructura de simetría par.

$$h(x, y) = h(-x, -y) \quad (13.29)$$

Bajo esta condición, la transformada cuaterniónica de Fourier, o *Quaternion Fourier Transform* (QFT), de $h(x, y)$, denotada por $H_q(u, v)$, también presenta simetría par, y la relación entre la convolución cuaterniónica y la QFT cumple

$$G(u, v) = H_q(u, v)F(u, v) \quad (13.30)$$

donde $F(u, v)$ es la QFT de la imagen en color inicial y $G(u, v)$ es la QFT de la imagen en color filtrada. La imagen filtrada se obtiene finalmente calculando la transformada cuaterniónica de Fourier inversa de $G(u, v)$.

13.3.2. Análisis cuaterniónico de componentes principales

Se han desarrollado extensiones cuaterniónicas de diversas técnicas clásicas, como el análisis de componentes principales, que proporcionan métodos para el procesamiento de imágenes en color teniendo en cuenta sus particulares características a través del análisis cuaterniónico [210, 226-228].

Existen dos tipos diferentes de problema de valor propio asociados a cuaterniones debido a la no conmutatividad del producto cuaterniónico. Dada una matriz cuaterniónica $M \in \mathbb{H}^{N \times N}$ se pueden determinar los autovalores izquierdos λ_l y los autovalores derechos λ_r . La definición de estos autovalores se expresa como

- Autovalores izquierdos: $Mv_l = \lambda_l v_l$
- Autovalores derechos: $Mv_r = v_r \lambda_r$

siendo v_r y v_l los vectores propios asociados.

Este estudio se ha limitado al problema de autovalores derechos debido a limitaciones teóricas relacionadas con los valores propios izquierdos, que no parecen resueltas completamente [229, 230].

Toda matriz cuaterniónica $M \in \mathbb{H}^{N \times N}$ se puede descomponer como

$$M = WDW^* \quad (13.31)$$

donde $W \in \mathbb{H}^{N \times N}$ es una matriz unitaria que contiene los vectores propios de M y $D \in \mathbb{C}^{N \times N}$ es una matriz diagonal que contiene los valores propios. Si M es una matriz hermitiana, es decir $M = M^*$, entonces sus valores propios son reales ($D \in \mathbb{R}^{N \times N}$). El cálculo de los autovalores derechos puede efectuarse a través del isomorfismo descrito en la sección 13.1.2 mediante la expresión (13.12).

Dada una imagen en color de tamaño $N \times M$, representada mediante una matriz $Q \in \mathbb{H}^{N \times M}$, la matriz de covarianzas de la columna i -ésima q_i se puede calcular como

$$C_i = \tilde{q}_i \tilde{q}_i^* \quad (13.32)$$

donde $\tilde{q}_i = q_i - \mu_{q_i}$ es la columna i -ésima centrada de Q . La matriz de covarianzas medias se define como

$$C = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M C_i \quad (13.33)$$

A partir de la definición de matriz de covarianzas medias de una imagen en color, el análisis de componentes principales cuaterniónico, o *Quaternion Principal Component Analysis* (QPCA), consiste en descomponer C como

$$C = WDW^* \quad (13.34)$$

Se puede comprobar que la matriz C es hermitiana cuaterniónica y, por tanto, los coeficientes en la diagonal de D son valores reales. Tras llevar a cabo la diagonalización de la matriz de covarianzas la transformación de cada columna inicial a la nueva base se realiza a través de la expresión

$$y_i = W^T q_i \quad (13.35)$$

La nueva imagen Y de componentes principales se obtiene repitiendo esta operación sobre cada columna de la imagen original Q .

13.3.3. Convolución espacial cuaterniónica

La técnica de convolución espacial también se ha extendido a los cuaterniones, existiendo diferentes definiciones como consecuencia de la no conmutatividad de la multiplicación cuaterniónica. La definición empleada en este estudio, de uso

extendido en procesamiento de imágenes en color, indica que la convolución en una imagen de color cuaterniónica $Q \in \mathbb{H}^{N \times M}$ puede expresarse como

$$Q_{filt}(x, y) = \sum_{\tau_1=-n}^n \sum_{\tau_2=-m}^m h_l(\tau_1, \tau_2) Q((x - \tau_1)(y - \tau_2)) h_r(\tau_1, \tau_2) \quad (13.36)$$

donde h_l y h_r son dos filtros conjugados de dimensión $N \times M$ con $N = 2n + 1 \in \mathbb{N}$ y $M = 2m + 1 \in \mathbb{N}$.

A partir de esta definición de convolución se han desarrollado una serie de detectores de bordes de color [207, 211, 221, 231]. Estos métodos emplean dos filtros h_l y h_r conjugados, que producen una rotación de un ángulo π alrededor del eje de grises a cada píxel y comparan su valor con los píxeles contiguos.

Uno de estos filtros detectores de bordes compuesto por un par de filtros conjugados se define de la siguiente manera:

$$h_l = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ q & q & q \end{bmatrix} \quad y \quad h_r = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ q^* & q^* & q^* \end{bmatrix} \quad (13.37)$$

donde el valor de q se calcula como $q = e^{\mu \frac{\pi}{2}}$, siendo $\mu = \mu_{gris} = \frac{\mathbf{i} + \mathbf{j} + \mathbf{k}}{\sqrt{3}}$ el eje de escala de grises.

En general, el resultado que se obtiene con la aplicación de este filtro es una imagen cuya apariencia es mayoritariamente gris, debido a que en las zonas con tonalidades homogéneas de color la suma vectorial de un píxel con sus vecinos girados un ángulo π alrededor del eje de grises tiene un valor muy pequeño, que origina niveles bajos de saturación. Por el contrario, la suma vectorial de píxeles con colores dispares, como ocurre en los bordes, da un resultado lejos del eje de grises, produciendo zonas coloreadas debido a la mayor saturación (figura 13.2b).

Parte IV

PRESENTACIÓN Y EVALUACIÓN DE LOS MÉTODOS PROPUESTOS

En esta parte del trabajo se presentan los métodos propuestos en el estudio, exponiendo el planteamiento de cada uno y analizando en detalle los resultados obtenidos. Los métodos que se proponen son cuatro:

1. Difusividad térmica proyectada
2. Funciones de iluminación virtual
3. Criterios de selección de canales RGB
4. Colorización termográfica por síntesis computacional.

Todos los métodos propuestos se han desarrollado partiendo de un análisis llevado a cabo sobre datos teóricos generados de manera computacional, con el fin de determinar las capacidades fundamentales de cada método evitando la influencia de las imperfecciones propias de las condiciones reales de inspección. Sin embargo, el nivel de desarrollo alcanzado con los cuatro métodos no ha sido el mismo. Así, los métodos de difusividad térmica proyectada y criterios de selección de canales RGB se han desarrollado en mayor grado, habiendo sido validados para casos experimentales de inspecciones reales sobre piezas controladas. El método de difusividad térmica proyectada ha sido además analizado con datos procedentes de inspecciones sobre componentes aeronáuticos reales.

Por el contrario, los métodos de funciones de iluminación virtual y colorización termográfica por síntesis computacional se han analizado empleando exclusivamente datos generados de manera computacional. Estos métodos se han propuesto con numerosas variantes en el procedimiento de aplicación, de forma que se dispone desde un principio de un elevado número de casos de análisis. En este estudio se han analizado todas las opciones disponibles determinando su viabilidad y capacidades técnicas para acometer su desarrollo experimental en fases posteriores. Se han analizado numerosas funciones de iluminación virtual y múltiples métodos de colorización termográfica, llegándose finalmente a determinar los casos que mejores resultados producen para su posterior desarrollo e implementación a casos reales de inspecciones termográficas.

Capítulo 14

Presentación de los métodos propuestos

Este capítulo contiene información que ha sido publicada en las referencias [232, 233].

14.1. Difusividad térmica proyectada

14.1.1. Planteamiento del problema

El planteamiento del método de difusividad térmica proyectada parte de la ecuación de difusión 2D que se desarrolló en la sección 8.2. Para superar las limitaciones en la aplicación experimental del modelo de difusión térmica 3D, debido a la falta de datos de temperatura y difusividad internas, se proponía un modelo alternativo. Se trata de un modelo simplificado de difusión anisotrópico 2D, obtenido a partir del modelo isotrópico heterogéneo 3D proyectando las características sobre uno de los planos coordenados (figura 8.2).

Matemáticamente esto se formula mediante la siguiente expresión:

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \nabla \cdot (C(x, t) \nabla u(x, t)) = F(x, t) \quad (14.1)$$

$$x \in \mathbb{R}^2, t \geq 0$$

donde $C(x, t)$ es una matriz definida positiva 2×2 , denominada matriz de difusividad térmica proyectada, cuya forma general viene dada por

$$\begin{pmatrix} c_{11}(x, t) & c_{12}(x, t) \\ c_{21}(x, t) & c_{22}(x, t) \end{pmatrix}$$

Expresando la ecuación de difusión anisotrópica 2D en forma de sumas y expandiendo términos se obtiene la expresión general del modelo propuesto.

$$\begin{aligned} \frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \left[\left(\frac{\partial c_{11}(x, t)}{\partial x_1} + \frac{\partial c_{21}(x, t)}{\partial x_2} \right) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_1} \right. \\ + \left(\frac{\partial c_{12}(x, t)}{\partial x_1} + \frac{\partial c_{22}(x, t)}{\partial x_2} \right) \frac{\partial u(x, t)}{\partial x_2} \\ + (c_{12}(x, t) + c_{21}(x, t)) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \left. + c_{11}(x, t) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_1^2} + c_{22}(x, t) \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x_2^2} \right] = F(x, t) \end{aligned} \quad (14.2)$$

En función de la configuración de las inspecciones y del estado de integridad del material inspeccionado se obtienen diferentes casos de estudio (ver sección 8.2.1). Todas las situaciones experimentales de inspección termográfica no destructiva (IRT NDT) se ajustan a alguno de los 3 casos que se muestran a continuación.

1. Zonas de espesor infinito sin presencia de defectos.

$$\begin{pmatrix} c_0 & 0 \\ 0 & c_0 \end{pmatrix}$$

2. Espesor finito sin presencia de defectos.

$$\begin{pmatrix} c_0(x, t) & 0 \\ 0 & c_0(x, t) \end{pmatrix}$$

3. Cualquier espesor con presencia de defectos.

$$\begin{pmatrix} c_{11}(x, t) & c_{12}(x, t) \\ c_{21}(x, t) & c_{22}(x, t) \end{pmatrix}$$

El primero de los casos de estudio corresponde a inspecciones de materiales que no presentan defectos y que tienen un espesor suficientemente grande como para que el “efecto borde” producido por la cara posterior del material no afecte al flujo de calor. En este caso la matriz $C(x, t)$ es constante y tiene forma diagonal. El segundo caso de estudio corresponde a inspecciones de materiales de espesor finito, en los que el flujo de calor se ve afectado por la proximidad de la superficie posterior del material, y que no contienen defectos. En este caso la matriz $C(x, t)$ es diagonal pero sus valores son variables en función de la posición y el tiempo, lo que permite detectar diferencias de espesor en el material inspeccionado. El

tercer caso de estudio corresponde a las inspecciones más generales llevadas a cabo sobre materiales de espesor finito con presencia de defectos. La matriz $C(x, t)$ asociada no tiene elementos nulos y sus valores varían con la posición y el tiempo.

14.1.2. Método de difusividad térmica proyectada

El método propuesto se deduce de la ecuación de difusión anisotrópica 2D (14.2) previamente desarrollada. Con el fin de aprovechar las especiales características que ofrece esta ecuación en inspecciones IRT NDT debe aplicarse un procedimiento de discretización.

A partir de la siguiente expresión de la ecuación anisotrópica, donde los valores de difusividad son las incógnitas del problema, es posible definir un procedimiento de discretización basado en diferencias finitas.

$$u_t = c_{11_x} u_x + c_{21_y} u_x + c_{12_x} u_y + c_{22_y} u_y + c_{12} u_{xy} + c_{21} u_{xy} + c_{11} u_{xx} + c_{22} u_{yy} + F \quad (14.3)$$

Los valores discretos de difusividad y sus respectivas derivadas pueden obtenerse aplicando el procedimiento de discretización definido en la sección 9.2, que produce las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned} c_{11_x} &= \frac{c_{11_{i+1j}} - c_{11_{i-1j}}}{2\Delta x} & c_{11_y} &= \frac{c_{11_{ij+1}} - c_{11_{ij-1}}}{2\Delta y} \\ c_{22_x} &= \frac{c_{22_{i+1j}} - c_{22_{i-1j}}}{2\Delta x} & c_{22_y} &= \frac{c_{22_{ij+1}} - c_{22_{ij-1}}}{2\Delta y} \\ c_{12_x} &= \frac{c_{12_{i+1j}} - c_{12_{i-1j}}}{2\Delta x} & c_{12_y} &= \frac{c_{12_{ij+1}} - c_{12_{ij-1}}}{2\Delta y} \\ c_{21_x} &= \frac{c_{21_{i+1j}} - c_{21_{i-1j}}}{2\Delta x} & c_{21_y} &= \frac{c_{21_{ij+1}} - c_{21_{ij-1}}}{2\Delta y} \end{aligned}$$

Sustituyendo estos valores en la ecuación (14.2) y operando los términos es posible llegar a una expresión de la forma

$$\begin{aligned} P &= ac_{11_{ij+1}} + bc_{11_{ij}} - ac_{11_{ij-1}} + dc_{12_{ij+1}} \\ &+ ec_{12_{ij}} - dc_{12_{ij-1}} + fc_{21_{i+1j}} + ec_{21_{ij}} \\ &- fc_{21_{i-1j}} + gc_{22_{i+1j}} + hc_{22_{ij}} + gc_{22_{i-1j}} \end{aligned} \quad (14.4)$$

Esta ecuación relaciona los valores de temperatura y difusividad en cada punto de una superficie para todo instante de tiempo, y es la expresión general para la aplicación del método de difusividad térmica proyectada, o *Projected Thermal Diffusivity* (PTD).

En este estudio se ha analizado el caso de estudio 1 (zonas de espesor infinito sin presencia de defectos) y el caso 2 (espesor finito sin presencia de defectos), dejando el caso 3 (cualquier espesor con presencia de defectos) para trabajos futuros. El análisis de estos dos casos de estudio teóricamente hace posible la detección de defectos, ya que permiten identificar diferencias de espesor y, por tanto, determinar la presencia de defectos mediante $c_0(x, t)$.

La aplicación de este método a la situación práctica de inspecciones termográficas NDT precisa los valores de temperatura captados por el sensor infrarrojo (IR) como datos de entrada y proporciona los correspondientes valores de difusividad proyectada como resultados. El algoritmo a implementar en el procedimiento de inspección se expresa en forma matricial como

$$[P_{ij}] = [T]C_0 \quad \forall n \quad (14.5)$$

donde $P_{ij} = u_t - F$ es el conjunto de datos de entrada, siendo u_t la derivada temporal de la temperatura medida y F el calor generado dentro del material, que en el caso de estimulación óptica para inspecciones termográficas NDT se aplicaría sólo en la superficie externa. T es una matriz que contiene valores conocidos calculados a partir de las temperaturas de entrada, y C_0 es el conjunto de incógnitas del problema. El sistema (14.5) puede resolverse de manera eficiente a través de métodos numéricos.

14.1.3. Consideraciones en la aplicación del método

A partir de los desarrollos matemáticos presentados en la sección 14.1.2 se puede programar el algoritmo para ejecutar el método propuesto. Este algoritmo tiene como datos de entrada la evolución de la temperatura. Concretamente, el algoritmo requiere dos grupos diferentes de funciones como datos de entrada. Cada uno de estos grupos de funciones incluye la evolución temporal de la temperatura de todos los puntos de la imagen, así como sus derivadas respecto al espacio y al tiempo. Uno de estos grupos de funciones corresponde a la evolución de temperatura de las áreas sanas en el material inspeccionado, y se utiliza para calcular la función de iluminación $F(x, t)$ por solución directa de la ecuación de difusividad térmica proyectada (14.5). El otro grupo de funciones corresponde a la evolución de temperatura de las anomalías en el material, y se utiliza junto con la función de iluminación calculada $F(x, t)$ para detectar la presencia de defectos a través del cálculo de los valores de difusividad térmica proyectada por solución inversa de la ecuación (14.5).

La función de iluminación $F(x, t)$ puede estimarse a partir de los valores de la energía teóricamente suministrada a la muestra inspeccionada. Sin embargo, las incertidumbres de los sistemas de excitación y las irregularidades en la distribución de la energía sobre la superficie del material hacen que esta opción resulte

poco práctica. Además, el significado físico de los parámetros en la ecuación 2D se perdió después del proceso de proyección y sus nuevos valores podrían ser completamente diferentes de lo esperado. Por ello, el procedimiento propuesto para determinar $F(x, t)$ se basa en la resolución de la ecuación 2D para un valor inicial de difusividad térmica proyectada $c_{0_{ini}}$ y un conjunto de funciones de temperatura que representan la evolución del fondo de la escena sin considerar la presencia de defectos. Se ha podido comprobar que el resultado final de c_0 depende de la elección de este valor inicial $c_{0_{ini}}$. Para determinar el valor de $c_{0_{ini}}$ que proporciona el nivel óptimo de detección de defectos se ha analizado para cada ensayo un rango de valores de $c_{0_{ini}}$ comprendido entre -10^{20} y 10^{20} .

La obtención de los dos grupos de funciones en el caso de datos generados de manera computacional es directa, ya que se pueden generar numéricamente de manera independiente añadiendo o eliminando el defecto interno en el modelo. Sin embargo, las condiciones de los ensayos reales hacen que no sea posible obtener estos dos grupos independientemente. En cada ensayo sólo se obtiene un grupo de funciones, que corresponde a la evolución de la temperatura del material inspeccionado, y generalmente no se puede utilizar de manera directa como ninguno de los grupos de funciones necesarios. Por ello, el procesamiento preliminar de los datos es una etapa fundamental en la aplicación del método PTD para generar los dos grupos de funciones en ensayos realizados en condiciones reales.

El procedimiento para obtener los grupos de funciones de entrada para ensayos experimentales se basa en la aplicación de técnicas de procesamiento de datos sobre la secuencia termográfica adquirida, con el propósito de obtener una forma de las señales similar a la obtenida en las pruebas teóricas. Las figuras 14.1a y 14.1b muestran respectivamente el estado térmico teórico de una zona que contiene un defecto y una zona libre de defectos, con los correspondientes perfiles de temperatura representados en la figura 14.1c. Estos perfiles se utilizan como referencias a las que aproximar los datos obtenidos de ensayos en condiciones reales, tales como los que se muestran en las figuras 14.1d y 14.1e. Las estrategias de procesamiento son diferentes dependiendo del grupo de funciones que se quiere generar. Se emplean técnicas de filtrado para generar las funciones que representan el fondo de la escena, usadas para calcular la iluminación $F(x, t)$ en la primera fase del método, mientras que se emplean técnicas de realce para destacar el defecto sobre el ruido de los datos y poder aplicar la segunda fase.

La figura 14.2a muestra los resultados de la aplicación del algoritmo de análisis PTD directamente sobre los datos recogidos por el sensor IR, tomando la misma secuencia de temperatura para ambos grupos de funciones. No se detecta ningún defecto y sólo se visualiza ruido en la imagen. Se han analizado diferentes opciones de procesamiento para obtener ambos grupos de funciones de entrada del método. La aplicación de algoritmos básicos de filtrado de media basados en máscaras de convolución sobre la secuencia inicial no proporcionó

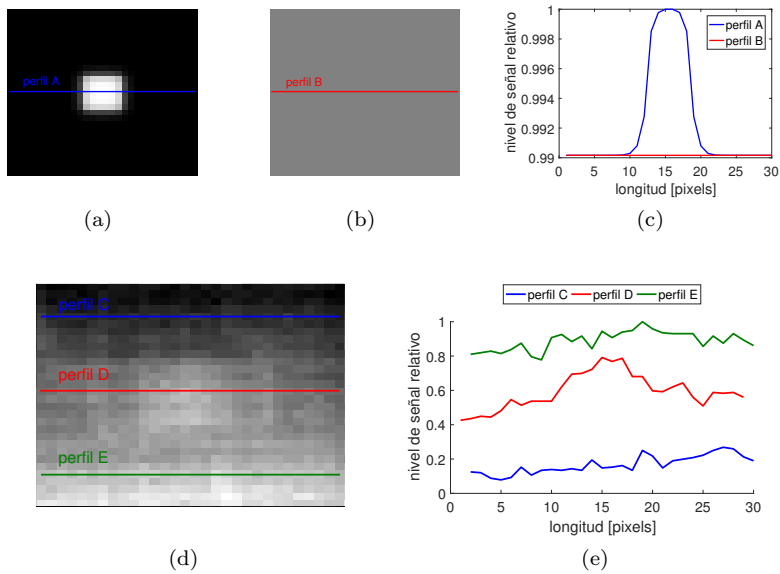


Figura 14.1: Perfiles de temperatura de ensayos teóricos utilizados como referencia para el procesamiento de ensayos experimentales: (a) detección de defectos en ensayo teórico, (b) respuesta del fondo de la escena en ensayo teórico, (c) perfiles del defecto y el fondo de la escena en ensayo teórico, (d) resultado obtenido en ensayo experimental, (e) perfiles del defecto y el fondo de la escena en ensayo experimental.

resultados aceptables (figura 14.2b). Analizando otras opciones de filtrado finalmente se produjo la detección de defectos de manera efectiva (figura 14.2c). Los resultados óptimos que mejor han aproximado los perfiles de temperatura de condiciones reales a los perfiles de condiciones teóricas, se han producido con una combinación de filtrado suave de media seguido de filtrado de orden estadístico para crear las funciones representativas de defectos, y filtrado fuerte de media para crear las funciones representativas del fondo. El filtrado suave de media se ha aplicado mediante una máscara de convolución de 3 píxeles de radio, mientras que la media más fuerte se ha aplicado con un cuadrado de 10 píxeles de lado. El filtro de orden estadístico se ha ajustado para seleccionar el tercer valor más alto en un cuadrado ordenado con 4 píxeles de lado para realzar la respuesta de los defectos.

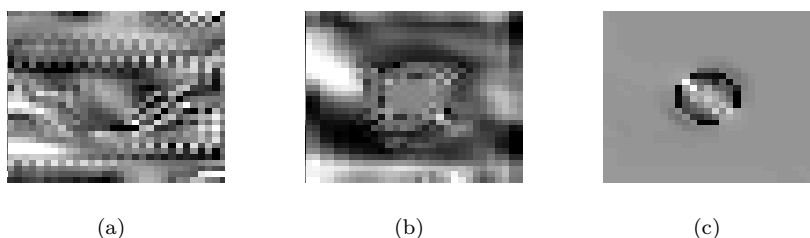


Figura 14.2: Resultados obtenidos con el método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre diferentes datos de entrada producidos en ensayos experimentales: (a) utilizando los datos originales, (b) utilizando datos filtrados con técnica de suavizado y procesado de ajuste polinomial, (c) utilizando los grupos de funciones generadas mediante el procedimiento definido.

14.2. Funciones de iluminación virtual

14.2.1. Fundamentos de funciones de iluminación virtual

Los algoritmos de procesamiento de datos juegan un papel importante en la mejora de las medidas proporcionadas por la termografía infrarroja y son un punto clave en la caracterización de los defectos detectados.

En este estudio se ha desarrollado y analizado un nuevo enfoque matemático para el procesamiento de datos termográficos NDT. Este enfoque se basa en la definición de un modelo simplificado de difusión térmica 2D al que se aplican algoritmos habituales de procesamiento para producir una serie de funciones de análisis, denominadas en este estudio como funciones de iluminación virtual, o *Virtual Illumination Functions* (VIF), que integran información relativa a los valores de temperatura del objeto inspeccionado, las propiedades termofísicas del material y las condiciones específicas del calentamiento aplicado.

En este estudio se han desarrollado varias de estas VIF y se han analizado sus propiedades, la representación gráfica de los defectos que producen y la mejora en el nivel de detección que proporcionan. Las funciones de iluminación virtual propuestas se deducen a partir de un modelo anisotrópico de difusión térmica 2D, que se genera al proyectar las características de un modelo de difusión térmica isotrópico 3D sobre un plano de coordenadas y cuya representación matemática viene dada por la expresión (14.1).

La posterior aplicación de algoritmos de procesamiento habituales sobre este modelo anisotrópico simplificado, tales como derivadas respecto al tiempo o análisis espectral, seguido de las operaciones pertinentes, conducen a una serie de

funciones de análisis. Estas funciones, definidas en este estudio como funciones de iluminación virtual, combinan información sobre la evolución de la temperatura y las propiedades del material con información relacionada con las características de la fuente de estimulación, proporcionando información complementaria sobre los defectos detectados.

14.2.2. Casuística de funciones de iluminación virtual

Se pueden aplicar diferentes algoritmos de procesamiento al modelo anisotrópico simplificado para producir funciones de iluminación virtual, incluyendo derivadas respecto al tiempo, análisis espectral (FT) y análisis de componentes principales (PCA). El procedimiento general para generar las VIF consiste en aplicar un algoritmo de procesamiento concreto a la ecuación de difusión bidimensional simplificada (14.1) y, a continuación, operar el resultado obtenido hasta alcanzar una forma análoga a la ecuación de difusión simplificada inicial. El término análogo a la fuente de calentamiento inicial F es la VIF correspondiente al algoritmo de procesamiento considerado.

A continuación se describe el procedimiento de obtención de las VIF para cuatro de los procesados de uso más extendido en termografía NDT: derivadas temporales, análisis de Fourier, momentos estadísticos y análisis de componentes principales.

Derivadas temporales sucesivas

Las VIF más elementales se obtienen aplicando derivadas temporales sucesivas a la ecuación (14.1). El resultado obtenido al aplicar primera derivación se muestra a continuación.

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} - \frac{\partial}{\partial t} (\nabla \cdot (C \nabla u)) = \frac{\partial F}{\partial t}$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} - \nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla u \right) - \nabla \cdot \left(C \nabla \frac{\partial u}{\partial t} \right) = \frac{\partial F}{\partial t}$$

Aplicando a continuación el cambio de variable $v = \partial u / \partial t$ se obtiene

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla u \right) - \nabla \cdot (C \nabla v) = \frac{\partial F}{\partial t}$$

Finalmente, reorganizando términos buscando la forma de la ecuación inicial se llega a la siguiente expresión.

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \nabla \cdot (C \nabla v) = \frac{\partial F}{\partial t} + \nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla u \right) \quad (14.6)$$

En la ecuación (14.6) se puede reconocer la forma de la ecuación de difusión bidimensional inicial simplificada tras aplicar primera derivación temporal y un cambio de variable. Observando el lado derecho se identifica una suma de términos que incluyen información sobre las condiciones de estimulación ($\partial F/\partial t$), las propiedades del material ($\partial C/\partial t$) y la evolución térmica del material ($\nabla u(x, t)$). Esta suma de términos, que ocupa la posición análoga de la función de iluminación F en la ecuación de difusión 2D inicial, constituye la función de iluminación virtual para la primera derivada temporal, y se representa como

$$G_{DER_1} = \frac{\partial F}{\partial t} + \nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla u \right) \quad (14.7)$$

Se pueden aplicar derivaciones sucesiva sobre la ecuación (14.1) para obtener las VIF correspondientes a derivadas sucesivas. El procedimiento a seguir es el mismo que para la primera derivación, tal que por medio de cambios sucesivos de variable y reorganización de términos se consigue llegar a las funciones deseadas. A continuación se muestran las VIF para derivadas de orden dos a cuatro.

$$G_{DER_2} = \frac{\partial^2 F}{\partial t^2} + \nabla \cdot \left(\frac{\partial^2 C}{\partial t^2} \nabla u \right) + 2\nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla v \right) \quad (14.8)$$

$$G_{DER_3} = \frac{\partial^3 F}{\partial t^3} + \nabla \cdot \left(\frac{\partial^3 C}{\partial t^3} \nabla u \right) + 3\nabla \cdot \left(\frac{\partial^2 C}{\partial t^2} \nabla v \right) + 3\nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla w \right) \quad (14.9)$$

$$G_{DER_4} = \frac{\partial^4 F}{\partial t^4} + \nabla \cdot \left(\frac{\partial^4 C}{\partial t^4} \nabla u \right) + 4\nabla \cdot \left(\frac{\partial^3 C}{\partial t^3} \nabla v \right) + 6\nabla \cdot \left(\frac{\partial^2 C}{\partial t^2} \nabla w \right) + 4\nabla \cdot \left(\frac{\partial C}{\partial t} \nabla s \right) \quad (14.10)$$

donde $v = \partial u/\partial t$, $w = \partial v/\partial t = \partial^2 u/\partial t^2$ y $s = \partial w/\partial t = \partial^3 u/\partial t^3$ son los cambios de variable aplicados.

Análisis de Fourier

Se pueden generar otras VIF mediante la aplicación de diferentes técnicas de procesamiento y un proceso deductivo similar al seguido en el caso de derivación temporal, basado en cambios de variables y reorganización de términos buscando la forma de la ecuación (14.1).

En el caso de análisis de Fourier se aplica la transformada de Fourier a ambos lados de la ecuación de difusión 2D (14.1) obteniendo

$$\mathcal{F}(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)) = \mathcal{F}(F)$$

Por medio de las propiedades de linealidad, derivación en el tiempo y producto de funciones de la transformada de Fourier se llega a los siguientes resultados:

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(u_t) - \mathcal{F}(\nabla \cdot (C\nabla u)) &= \mathcal{F}(F) \\ j\omega\mathcal{F}(u) - \nabla \cdot \mathcal{F}(C\nabla u) &= \mathcal{F}(F) \\ j\omega\mathcal{F}(u) - \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot (\mathcal{F}(C) * \mathcal{F}(\nabla u)) &= \mathcal{F}(F) \end{aligned}$$

donde $\mathcal{F}(C)$ es la transformada de una función vectorial, expresada en este caso por la matriz C , que se aplica a cada celda de dicha matriz.

A continuación se busca la forma de la ecuación de difusión 2D derivando respecto de ω .

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial\omega} \left(j\omega\mathcal{F}(u) - \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot (\mathcal{F}(C) * \mathcal{F}(\nabla u)) \right) &= \frac{\partial}{\partial\omega} (\mathcal{F}(F)) \\ \frac{\partial}{\partial\omega} (j\omega U(\omega)) - \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot \left(\frac{\partial}{\partial\omega} C(\omega) * \nabla U(\omega) \right) &= \frac{\partial}{\partial\omega} F(\omega) \\ jU + j\omega U_\omega - \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot (C_\omega * \nabla U) &= F_\omega \end{aligned}$$

Aplicando la definición de convolución para el caso discreto y reordenando los términos se obtiene

$$j\omega U_\omega - \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot (C_\omega(0)\nabla U(\omega)) = F_\omega - jU + \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot \left(\sum_{n=1}^{N-1} C_\omega(n)\nabla U(\omega - n) \right)$$

La expresión anterior presenta una forma análoga a la ecuación (14.1) y a partir de ella se define la función de iluminación virtual para el caso de análisis de Fourier como

$$G_{FOU} = F_\omega - jU + \frac{1}{2\pi}\nabla \cdot \left(\sum_{n=1}^{N-1} C_\omega(n)\nabla U(\omega - n) \right) \quad (14.11)$$

Momentos centrales estandarizados

El proceso de generación de las VIF para procesados correspondientes a momentos centrales estadísticos sigue las mismas pautas que en los casos anteriores. Para ello, se aplica el cálculo del momento central estandarizado de orden n a

la ecuación de difusión 2D (14.1) de forma que se obtiene

$$\begin{aligned} M_n(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)) &= M_n(F) \\ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\left((u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i - \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))} \right)^n}{\sigma_{u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)}^n} &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(F_i - \bar{F})^n}{\sigma_F^n} \\ \frac{1}{\sigma_{u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)}^n} \sum_{i=0}^{N-1} \left((u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i - \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))} \right)^n &= \frac{1}{\sigma_F^n} \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \bar{F})^n \end{aligned}$$

Se expande la potencia n -ésima del término de la izquierda de la igualdad aplicando el teorema del binomio, llegando a la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} (u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i^{n-k} \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))}^k \\ = \frac{\sigma_{u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)}^n}{\sigma_F^n} \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \bar{F})^n \end{aligned}$$

Para simplificar la notación se aplican los cambios de variable $A = \binom{n}{k} (u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i^{n-k} \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))}^k$ y $B = \frac{\sigma_{u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)}^n}{\sigma_F^n}$. Separando los sumandos se llega a la expresión

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^{N-1} (u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i^n + (-1)^n \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))}^n + \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A \\ = B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \bar{F})^n \end{aligned}$$

Teniendo en cuenta que el valor medio es una operación lineal y aplicando nuevamente el teorema del binomio se obtiene:

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=0}^{N-1} (u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_i^n + (-1)^n (\overline{u_t} - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)})^n \\
 &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A \\
 & \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} u_{t_i}^{n-k} (\nabla \cdot (C\nabla u))_i^k + (-1)^n (\overline{u_t} - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)})^n \\
 &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A
 \end{aligned}$$

Separando de nuevo los sumandos y llamando $D = (-1)^n (\overline{u_t} - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)})^n$ se obtiene la siguiente expresión:

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=0}^{N-1} u_{t_i}^n + (-1)^n (\nabla \cdot (C\nabla u))_i^n + \sum_{k=1}^{n-1} (-1)^k \binom{n}{k} u_{t_i}^{n-k} (\nabla \cdot (C\nabla u))_i^k \\
 &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D
 \end{aligned}$$

Sumando y restando $(-1)^n (\overline{u_t})^n$ y $\overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n$ dentro del sumatorio de la izquierda de la igualdad y llamando $E = (-1)^k \binom{n}{k} u_{t_i}^{n-k} (\nabla \cdot (C\nabla u))_i^k$ se obtiene

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=0}^{N-1} u_{t_i}^n + (-1)^n (\nabla \cdot (C\nabla u))_i^n + (-1)^n (\overline{u_t})^n - (-1)^n (\overline{u_t})^n + \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n \\
 & - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n = B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E
 \end{aligned}$$

Llamando $G = -(-1)^n (\overline{u_t})^n - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n$ y reordenando términos se llega a

la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=0}^{N-1} u_{t_i}^n + (-1)^n (\overline{u_t})^n + (-1)^n \sum_{i=0}^{N-1} \nabla \cdot (C\nabla u)_i^n + (-1)^n \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n \\ &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E - \sum_{i=0}^{N-1} G \end{aligned}$$

Sumando a ambos lados de la igualdad $H = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} (-1)^k \binom{n}{k} u_{t_i}^{n-k} (\overline{u_t})^k$ e $I = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} (-1)^k \binom{n}{k} \nabla \cdot (C\nabla u)_i^{n-k} \overline{(\nabla \cdot (C\nabla u))}^k$ se obtiene

$$\begin{aligned} & \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} u_{t_i}^{n-k} (\overline{u_t})^k + (-1)^k \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} \nabla \cdot (C\nabla u)_i^{n-k} \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)}^k \\ &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E - \sum_{i=0}^{N-1} G + H + I \end{aligned}$$

Multiplicando y dividiendo por las potencias de las desviaciones estándar $\sigma_{u_t}^n$ y $\sigma_{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n$ e identificando las potencias n -ésimas de los binomios del lado izquierdo de la igualdad se obtiene

$$\begin{aligned} & \frac{\sigma_{u_t}^n}{\sigma_{u_t}^n} \sum_{i=0}^{N-1} (u_{t_i} - \overline{u_t})^n + (-1)^n \frac{\sigma_{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n}{\sigma_{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n} \sum_{i=0}^{N-1} (\nabla \cdot (C\nabla u)_i - \overline{\nabla \cdot (C\nabla u)})^n = \\ & B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E - \sum_{i=0}^{N-1} G + H + I \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_{u_t}^n M_n(u_t) + (-1)^n \sigma_{\nabla \cdot (C\nabla u)}^n M_n(\nabla \cdot (C\nabla u)) &= B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \overline{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A \\ &\quad - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E - \sum_{i=0}^{N-1} G + H + I \end{aligned}$$

Se observa que la expresión anterior presenta analogía con la ecuación (14.1) y, por tanto, la propuesta de función de iluminación virtual para momentos

centrales de orden n se expresa como

$$G_{M_n} = B \sum_{i=0}^{N-1} (F_i - \bar{F})^n - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} A - \sum_{i=0}^{N-1} D - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=1}^{n-1} E - \sum_{i=0}^{N-1} G + H + I \quad (14.12)$$

Análisis de componentes principales

Para generar una propuesta de función de iluminación virtual para el procesado correspondiente al análisis de componentes principales se trata de buscar una función que contenga información sobre la función de iluminación real F y la evolución de la temperatura u , que además refleje el comportamiento del procesado que se analiza, en este caso el PCA.

En inspecciones termográficas NDT el procesado de componentes principales se aplica habitualmente sobre el vídeo de temperatura u grabado por la cámara de IR. Esta señal u es una hipermatriz de dimensiones $N_x \times N_y \times N_t$ donde N_x y N_y son el número de píxeles en las coordenadas x e y , y N_t es el número de *frames* del vídeo. Para aplicar el procesado de componentes principales se redimensiona esta hipermatriz de forma que se genera una matriz bidimensional v de dimensiones $N_x \cdot N_y \times N_t$, donde cada fila corresponde a la evolución temporal de cada píxel a lo largo de todo el vídeo.

Las componentes principales se calculan en esta matriz bidimensional mediante la descomposición en autovalores de la matriz semidefinida positiva asociada

$$vv^T = VDVT$$

donde la matriz de la izquierda es cuadrada de dimensiones $N_x \cdot N_y \times N_x \cdot N_y$.

Para generar una propuesta de VIF para el procesado correspondiente al PCA se aplica dicho procesado a la ecuación de difusión 2D. Para ello hay que redimensionar los datos de los términos de la ecuación de difusión 2D de dimensiones N_x, N_y y N_t a dimensiones $(N_x \cdot N_y)$ y N_t .

$$u_t - \nabla \cdot (C\nabla u) = F$$

A continuación se aplica un proceso de centrado sobre la matriz resultante.

$$(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u)) - \overline{(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))} = (u_t)_N - (\nabla \cdot (C\nabla u))_N$$

Posteriormente se calcula la descomposición en valores singulares de la matriz centrada a través de la descomposición en autovalores de la matriz semidefinida

positiva asociada, tal que

$$((u_t)_N - (\nabla \cdot (C\nabla u))_N)((u_t)_N - (\nabla \cdot (C\nabla u))_N)^T = EDE^T$$

siendo E la matriz de autovectores y D la matriz diagonal de autovalores ordenados en orden decreciente. La matriz de la izquierda es cuadrada de dimensiones $N_x \cdot N_y \times N_x \cdot N_y$.

Finalmente se seleccionan los s primeros vectores de E y se multiplica con ellos a la matriz inicial.

$$(u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))_{PCA} = E_s^T (u_t - \nabla \cdot (C\nabla u))$$

En este caso la función de iluminación virtual propuesta se construye aplicando el procedimiento de análisis de componentes principales directamente sobre la función de iluminación real F .

$$G_{PCA} = E_s^T F \tag{14.13}$$

La función de iluminación virtual (14.13) presenta las características generales buscadas en este tipo de funciones: contiene información tanto de la función de iluminación real F como de la evolución de la temperatura u , y refleja el comportamiento del procesado que se analiza, en este caso el PCA.

14.3. Criterios de selección de canales RGB

14.3.1. Fundamentos del método de proyección RGB

Generalmente, los datos termográficos NDT originales consisten en una secuencia relativamente larga de imágenes que contienen niveles de ruido excesivos que pueden ocultar los efectos térmicos de los defectos existentes. Se han desarrollado numerosos algoritmos de procesamiento para reducir el alto contenido de ruido y tratar de sintetizar las principales características de la secuencia completa en unas pocas imágenes [234-238].

Una característica importante de las técnicas de procesamiento, estrechamente relacionada con las tareas de análisis, es el tipo de tendencia de los resultados que producen. Desde el punto de vista del análisis, las técnicas de procesamiento se pueden dividir en dos grupos: técnicas de procesamiento de tendencia irregular y técnicas de procesamiento de tendencia regular. Las técnicas de tendencia irregular proporcionan datos de salida con un comportamiento discontinuo, es decir, las características generales de cada imagen, como por ejemplo los valores de intensidad, cambian bruscamente de una imagen a otra. Por otro lado, los datos de salida proporcionados por las técnicas de tendencia regular evolucionan

progresivamente. Los coeficientes del ajuste polinomial, PCA, FT y la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) producen resultados de tendencia irregular, mientras que las derivadas del polinomio de ajuste y el análisis wavelet producen resultados de tendencia regular.

Algunos de los algoritmos convencionales de procesamiento empleados en termografía NDT producen un efecto de síntesis de información, generando un número de imágenes útiles menor que en la secuencia original. Sin embargo, a pesar de ello la secuencia final de imágenes que se debe analizar sigue siendo larga y, lo más importante, cada defecto se muestra de manera más destacada en imágenes diferentes. Esto implica que se debe revisar toda la secuencia para evitar perder información y caracterizar completamente el material, resultando un proceso lento, complejo y tedioso. La dependencia añadida de la detección de defectos con la percepción humana acentúa la necesidad de resultados NDT que sean incuestionables.

La proyección de datos termográficos sobre un espacio RGB para producir una única imagen en color verdadero es una metodología novedosa introducida recientemente en el campo IRT NDT [239-243]. Esta metodología sintetiza la información más relevante de toda la secuencia de imágenes capturadas simplificando en gran medida las tareas de análisis.

Las imágenes en color RGB, también conocidas como imágenes de color verdadero, son imágenes en las que los píxeles están definidos por 3 valores o intensidades que corresponden a los colores primarios Rojo, Verde y Azul. La representación combinada de estos 3 valores da como resultado una definición única de color. Por el contrario, las imágenes de falso color, cuyos píxeles están definidos por un solo valor o intensidad, pueden producir diferentes colores en cada píxel dependiendo del mapa de color al que están asociadas [244].

La técnica de proyección RGB se desarrolló originariamente para aplicarse con un conjunto específico de datos termográficos NDT, que son los coeficientes del método de reconstrucción de la señal termográfica (TSR). Sin embargo, la capacidad de esta metodología también se ha validado con datos obtenidos a partir de otros métodos de procesamiento, como por ejemplo el análisis de componentes principales, el análisis espectral de Fourier y los momentos estadísticos de orden superior (HOS) [242, 243].

Un resultado de especial interés que se deriva del método de proyección RGB es la interpretación de la escala de color verdadero de las imágenes como escala de profundidad de los defectos. Este resultado se obtiene mediante el cálculo de las profundidades correspondientes a los defectos detectados y su posterior correlación con el mapa de colores. Las profundidades de los defectos se pueden calcular mediante cualquiera de los métodos disponibles, como la identificación de los tiempos de contraste emergente o la identificación del número de Fourier en relación con el espesor y las profundidades [245-248].

Aunque la capacidad de la metodología de proyección RGB ya ha sido demostrada, el procedimiento de aplicación es actualmente manual y la selección de las imágenes que se incluyen en los canales se realiza de manera subjetiva en función del número de defectos detectados visualmente en los datos de entrada. En este estudio se han analizado estas limitaciones y se ha tratado de avanzar en la aplicación de la metodología de proyección RGB sobre datos termográficos NDT mediante la definición de criterios para la selección de los canales, haciendo que el procedimiento sea automático y objetivo. Adicionalmente, se han definido una serie de algoritmos de procesamiento de imagen para optimizar la visualización de los defectos detectados en las imágenes en color resultantes.

14.3.2. Criterios para selección de canales RGB

En este estudio se han empleado dos enfoques diferentes para caracterizar la calidad de detección en las imágenes termográficas NDT. Estos enfoques dan lugar a dos grupos de criterios de selección, uno basado en características de defectos individuales y el otro basado en características generales de imagen. En cada uno de estos grupos se han propuesto varios criterios de selección de canales RGB.

14.3.2.1. Criterios basados en características de defectos

1. **Criterio 1:** Este criterio determina el contenido de los canales RGB midiendo la relación señal/ruido (SNR) de los defectos detectados. El cálculo de SNR requiere del posicionamiento de dos áreas de medida (ver sección 11.2) y se calcula mediante la expresión (11.8). Cada defecto detectado proporciona su valor de SNR en cada imagen de la secuencia, de forma que los canales RGB se seleccionan según dos criterios diferentes: las 3 imágenes que contienen los máximos absolutos del valor SNR para los defectos individuales (criterio tipo A) y las 3 imágenes que contienen los mayores valores de máximos relativos del valor SNR para defectos individuales (criterio tipo B).

El criterio de máximos absolutos se elige por su relación directa e intuitiva con valores óptimos, mientras que el criterio de máximos relativos se elige por la diferencia en los tiempos de ocurrencia de los máximos absolutos de diferentes defectos, en función de su naturaleza y profundidad, que produce máximos relativos en el valor de señal conjunta.

2. **Criterio 2:** Este criterio determina el contenido de los canales RGB midiendo el *sharpness* de los defectos detectados, calculado en este estudio por medio de la derivada de la función gaussiana (método de Canny) en un área de medida posicionada próxima al defecto (ver sección 11.3). Cada

defecto detectado proporciona su valor de *sharpness* en cada imagen de la secuencia, de forma que los canales RGB se seleccionan de acuerdo a dos criterios diferentes: las 3 imágenes que contienen los máximos absolutos del valor de *sharpness* para defectos individuales (criterio tipo A) y las 3 imágenes que contienen los mayores valores de máximos relativos del valor de *sharpness* para defectos individuales (criterio tipo B).

3. **Criterio 3:** Este criterio determina el contenido de los canales RGB midiendo el SNR y *sharpness* de los defectos detectados. El procedimiento de selección se realiza aplicando un problema de optimización donde la función objetivo es el SNR y las restricciones vienen impuestas por un valor definido de *sharpness*. Cada defecto detectado proporciona sus valores de SNR y *sharpness* para cada imagen de la secuencia, de forma que los canales RGB se seleccionan según dos criterios diferentes: las tres imágenes que contienen los máximos absolutos del valor de SNR para defectos individuales sometidos a la restricción impuesta de valor mínimo de *sharpness* (criterio tipo A) y las 3 imágenes que contienen los mayores valores de máximos relativos del valor de SNR para defectos individuales sometidos a la restricción impuesta del valor mínimo de *sharpness* (criterio tipo B).

Según la figura 14.3a, los criterios 1a y 2a considerarían las imágenes marcadas por líneas sólidas como candidatos para canales RGB, mientras que los criterios 1b y 2b considerarían las imágenes marcadas por líneas discontinuas. El criterio 3 descartaría los candidatos del criterio 1 que se encuentren por debajo del valor mínimo definido por la restricción de *sharpness*.

4. **Criterio 4:** Este criterio determina el contenido de los canales RGB maximizando la suma de los valores del SNR de los defectos detectados. Cada defecto detectado proporciona su valor de SNR de modo que se calcula la suma de todas las aportaciones para cada imagen de la secuencia. Finalmente, los canales RGB se seleccionan de acuerdo a los dos criterios definidos: los máximos absolutos para el criterio tipo A y los mayores valores de máximos relativos para el criterio tipo B.
5. **Criterio 5:** Este criterio determina el contenido de los canales RGB maximizando la suma de los valores de *sharpness* de los defectos detectados. Cada defecto detectado proporciona su valor de *sharpness*, calculado por la derivada de la función gaussiana, tal que se calcula la suma de todas las aportaciones para cada imagen de la secuencia. Finalmente, los canales RGB se seleccionan de acuerdo a los dos criterios definidos: los máximos absolutos para el criterio tipo A y los mayores valores de máximos relativos para el criterio tipo B.

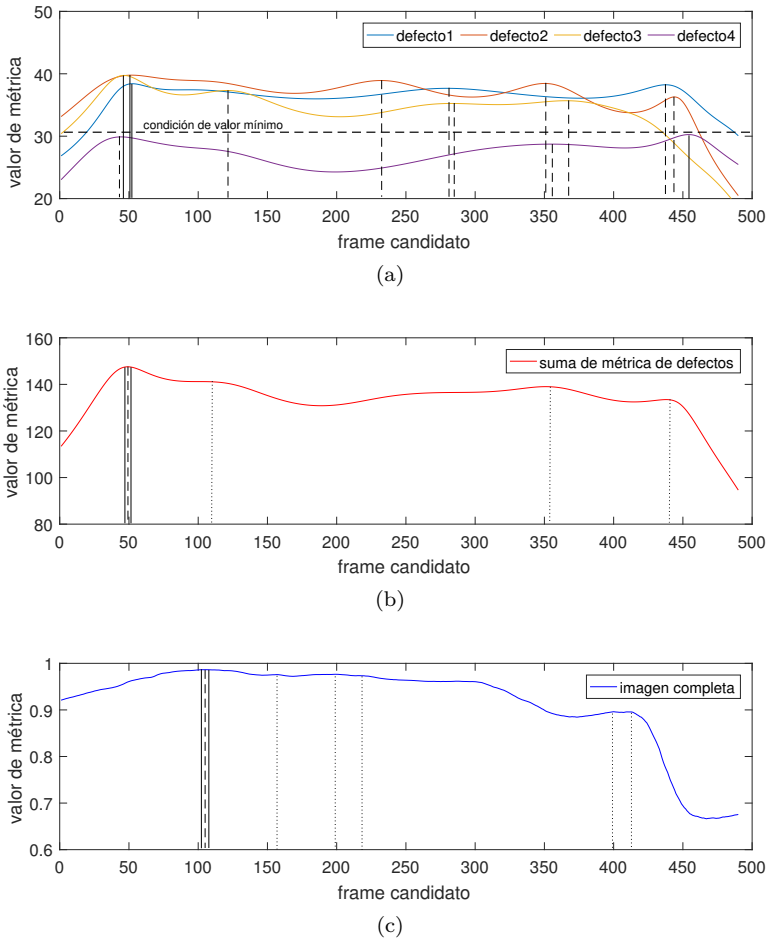


Figura 14.3: Ejemplos de imágenes seleccionadas por los diferentes criterios: (a) candidatos considerados por los criterios 1, 2 y 3, (b) candidatos considerados por los criterios 4 y 5, (c) candidatos considerados por los criterios 6 y 7.

Según la figura 14.3b, los criterios 4a y 5a considerarían las imágenes marcadas por líneas sólidas como candidatos para canales RGB, mientras que los criterios 4b y 5b considerarían las imágenes marcadas por líneas de puntos, y la imagen marcada por línea discontinua se consideraría en ambos tipos de criterios al tratarse del máximo absoluto.

14.3.2.2. Criterios basados en características de imagen

6. **Criterio 6:** No es necesaria la localización preliminar de los defectos para aplicar este criterio ya que se evalúa una característica global de imagen, que en este caso es el *sharpness* calculado por la derivada de la función gaussiana. Es decir, el *sharpness* no se calcula sobre un área de medida posicionada en el borde del defecto sino que el cálculo se aplica sobre toda la imagen. Finalmente, los canales RGB se seleccionan de acuerdo a los dos criterios ya definidos: los máximos absolutos para el criterio tipo A y los mayores valores de máximos relativos para el criterio tipo B. La correcta aplicación de este criterio requiere la aplicación previa de un filtrado de suavizado a las imágenes para reducir el nivel de ruido, presente de manera habitual en los datos termográficos, y evitar que induzca valores altos de *sharpness* conduciendo a resultados erróneos.
7. **Criterio 7:** No es necesaria la localización preliminar de los defectos ni el filtrado previo de la imagen para aplicar este criterio. Se evalúan características globales de la imagen, que en este caso son los descriptores de contraste, correlación, energía y homogeneidad, calculados a partir de las matrices de co-ocurrencia de niveles de gris (GLCM) de cada imagen de la secuencia (ver sección 11.4). Los valores de estos parámetros se calculan para cada imagen y, a continuación, los canales RGB se seleccionan de acuerdo a los dos criterios definidos: los máximos absolutos para el criterio tipo A y los mayores valores de máximos relativos para el criterio tipo B.

Según la figura 14.3c, los criterios 6a y 7a considerarían las imágenes marcadas por líneas sólidas como candidatos para canales RGB, mientras que los criterios 6b y 7b considerarían las imágenes marcadas por líneas de puntos, y la imagen marcada por línea discontinua se consideraría en ambos tipos de criterios al tratarse del máximo absoluto.

14.3.3. Metodología de aplicación de criterios

En función de la métrica utilizada para la evaluación se aplican metodologías diferentes. Se debe trabajar con los datos termográficos originales sin procesamiento adicional para aplicar los criterios basados en el SNR. El procesamiento adicional modificaría este ratio produciendo resultados erróneos. Los datos analizados con criterios basados en la métrica de *sharpness* deben filtrarse y normalizarse previamente. La normalización es necesaria ya que la métrica de *sharpness* es una propiedad de imagen y depende de la escala utilizada en la visualización. Todas las imágenes deben estar escaladas al mismo rango para evitar comparaciones incorrectas de esta métrica (temperaturas más altas proporcionan mayor *sharpness* y viceversa). Los datos para la evaluación de *sharpness*

también requieren un filtrado suave previo para evitar valores falsos inducidos por el ruido. Los datos analizados con criterios basados en descriptores de región mediante matrices GLCM deben normalizarse previamente por la misma razón que en la métrica de *sharpness*. Sin embargo, los datos no deben filtrarse para evitar modificar la relación relativa expresada por la GLCM y los parámetros estadísticos correspondientes.

Los criterios basados en el SNR y el *sharpness* de defectos individuales requieren el posicionamiento de diversas áreas cercanas a los defectos donde se realizan las mediciones. Este proceso puede llevarse a cabo manualmente, sin embargo, requeriría la revisión de toda la secuencia inicial de imágenes, eliminando la capacidad de reducción del tiempo de análisis proporcionada por el método de proyección RGB. Para aprovechar todo el potencial del método de proyección RGB con estos criterios, debe automatizarse la identificación de la posición de los defectos. La distinción automática de las zonas de defecto respecto del resto de material se puede llevar a cabo mediante técnicas de segmentación. Existen diferentes opciones de automatización en función de la aproximación empleada en la segmentación [249-251]. Sin embargo, la gran cantidad de indicaciones despreciables, producidas por la configuración del material y la estructura interna, hace que la detección automática de defectos sea generalmente un proceso *ad hoc* para el tipo específico de material inspeccionado.

En este estudio las posiciones de los defectos existentes se han obtenido mediante un algoritmo basado en técnicas de segmentación *thresholding* aplicadas de manera automática a cada fotograma a lo largo de toda la secuencia. Posteriormente, las áreas para el cálculo de las métricas se han definido como se muestra en la figura 14.4a, donde G es el centro geométrico de la indicación, L es la longitud del lado y R es la mitad de la longitud del lado. Para el cálculo de SNR el área de defecto se selecciona coincidente con el área del defecto detectado y el área de referencia se selecciona con forma de marco y cerca del defecto, pero suficientemente alejada para que su interferencia térmica sea despreciable (figura 14.4b). Para los cálculos de *sharpness* se coloca un área rectangular a cada lado del defecto, obteniendo el valor final de la métrica mediante la suma de las 4 contribuciones (figura 14.4c). Este procedimiento de automatización reduce al mínimo la subjetividad en el análisis de los defectos.

Finalmente, tras la selección de los canales RGB se programó una rutina de procesamiento de imagen y se aplicó a cada imagen RGB proyectada para mejorar la visualización de los resultados obtenidos. Esta rutina consistía en un proceso de *sharpening*, llevado a cabo mediante un filtrado tipo *high-boost* con una máscara de convolución laplaciana, seguido de un ajuste de histograma para saturar el 1% de los valores en ambos extremos del rango de intensidades de píxel (ver sección 7.3).

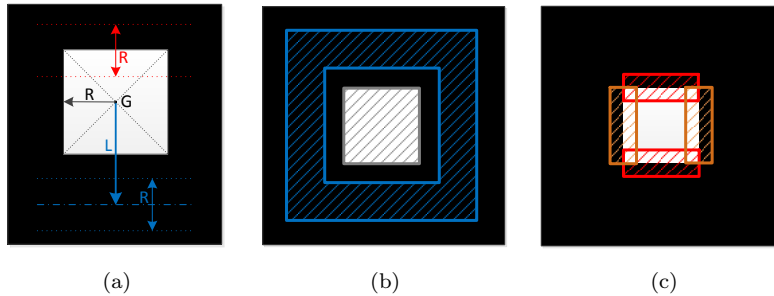


Figura 14.4: Definición de las áreas de medida para las métricas aplicadas a defectos individuales: (a) definición geométrica de las áreas, (b) áreas para medida para el SNR, (c) áreas para medida para el *sharpness*.

14.4. Colorización termográfica por síntesis computacional

14.4.1. Fundamentos del método propuesto de colorización

En este estudio se ha desarrollado el método de colorización termográfica por síntesis computacional, cuya principal finalidad es recoger la mayor cantidad posible de información relevante de inspecciones termográficas NDT y sintetizarla en una única secuencia de vídeo de color. Las características de tonalidad y saturación propias de las imágenes en color ofrecen mayor capacidad de síntesis de información que las imágenes en escala de grises convencionales, que capturan únicamente información sobre la intensidad de la imagen.

El método propuesto de colorización por síntesis computacional sintetiza en sólo tres canales la información contenida en una serie de secuencias termográficas obtenidas a partir de diferentes aproximaciones polinomiales, empleando para ello técnicas de reducción de dimensionalidad (ver capítulo 12), con el fin de representar dicha información a través de imágenes en escala de color. Finalmente, se aplican procesados basados en operaciones de álgebra cuaterniónico (ver capítulo 13) sobre las imágenes de color obtenidas para optimizar la visualización de los defectos detectados.

El interés del estudio sobre colorización termográfica por síntesis computacional surge de una limitación detectada en la técnica de TSR. Esta técnica de procesado aproxima la señal termográfica original mediante un polinomio de grado bajo, generalmente entre 6 y 8 [252, 253], y considera que este polinomio único representa la mejor aproximación para la evolución térmica de todos

los elementos observados, tanto defectos como estructura interna del material y zonas sanas. Sin embargo, se ha podido comprobar en estudios previos que el grado de la aproximación polinomial que mayores niveles de detección produce no siempre es el mismo, y que el grado de aproximación óptimo no garantiza la visualización de todos los defectos detectados [233, 239, 240]. Por otro lado, se ha demostrado en el estudio realizado sobre criterios de selección de canales RGB (ver sección 16.3) que grados diferentes de aproximación polinomial favorecen la detección de defectos diferentes.

A partir de esta limitación identificada surge la idea de aprovechar la información producida por varias aproximaciones polinomiales de diferente grado, que proporcionen detecciones diferentes, y sintetizarla en una única imagen en color. Una forma sencilla de materializar esta idea sería determinar los tres grados de aproximación polinomial que optimizan la detección de defectos y representarlos como una imagen de color multicanal. A pesar de la viabilidad de esta opción, retener únicamente tres grados de aproximación podría producir una importante pérdida de información al descartar por completo los resultados producidos por las aproximaciones no seleccionadas. Por ello, la opción elegida en este estudio para sintetizar la información fundamental de la serie de aproximaciones polinomiales ha consistido en la aplicación de técnicas de reducción de dimensionalidad sobre las aproximaciones para preservar la máxima cantidad posible de información en un número reducido de resultados, según diferentes principios para cada tipo de técnica de reducción, y finalmente seleccionar los tres resultados más informativos y representarlos como una secuencia de vídeo de color.

Se ha decidido representar los datos resultantes en el espacio de color RGB ya que no hay *a priori* ninguna característica que diferencie los canales entre sí ni dé preferencia a unos frente a otros; a diferencia de como sucede en otros espacios de color, tales como el espacio HSV. Finalmente, las secuencias RGB resultantes se han procesado mediante análisis cuaterniónico para optimizar la visualización de los defectos detectados (ver sección 13.3).

El objetivo propuesto de síntesis de información se consigue mediante el procesamiento de una serie de aproximaciones polinomiales de diferentes grados obtenidas a partir de la señal termográfica original. Un método alternativo de colorización de datos termográficos podría llevarse a cabo mediante el uso de lentes y filtros para diferentes bandas del espectro infrarrojo, obteniéndose en este caso un método óptico de colorización termográfica. En este método se obtendría una secuencia diferente de imágenes para cada filtro utilizado y cada secuencia proporcionaría distinta información sobre el proceso térmico observado, propia de la banda espectral analizada.

14.4.2. Técnicas de colorización analizadas

Con el método propuesto de colorización termográfica se busca calcular P aproximaciones polinomiales, de diferente grado cada una, de la secuencia térmica original y sintetizar la mayor cantidad posible de la información que contienen en un número reducido de secuencias, empleando para ello técnicas de reducción de dimensionalidad. En este estudio se han analizado cuatro técnicas de reducción de dimensionalidad: PCA, análisis kernel de componentes principales (KPCA), análisis de componentes independiente (ICA) y fracción mínima de ruido (MNF) (ver capítulo 12).

El proceso de reducción de dimensionalidad se aplica sobre cada grupo de P imágenes que se obtiene seleccionando el *frame* de la misma posición en las P aproximaciones polinomiales calculadas. Este proceso se lleva a cabo para todas las posiciones de los *frames* de forma que tras la reducción se dispone de una secuencia de N imágenes de color, donde cada imagen sintetiza la información contenida en las P aproximaciones generadas inicialmente para cada *frame* (figura 14.5).

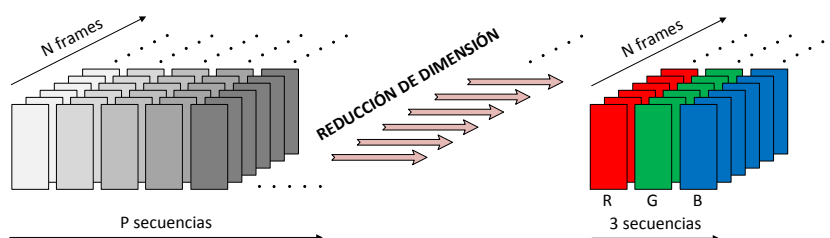


Figura 14.5: Esquema de reducción de dimensión aplicado con el método propuesto de colorización.

Cada una de las técnicas de reducción de dimensionalidad reconstruye los datos originales en un nuevo espacio según un principio diferente. Las técnicas PCA y KPCA optimizan la varianza de los datos de entrada, la técnica MNF optimiza la relación S/N y la técnica ICA emplea el principio de independencia (medida mediante el parámetro de entropía) para proyectar los datos originales en el nuevo espacio. Tras la aplicación de cada una de estas técnicas se obtiene una nueva secuencia con el mismo número de imágenes que la secuencia inicial pero con características propias de la técnica aplicada.

Para completar el proceso de colorización propuesto y producir una imagen en color de cada *frame* se deben seleccionar tres imágenes de cada secuencia reconstruida. El criterio más intuitivo para seleccionar las tres imágenes de ma-

yor relevancia y contenido informativo consiste en elegir las tres imágenes que maximizan los principios de reducción de dimensionalidad aplicados por cada técnica, esto es, la varianza, el ratio S/N y la entropía. De acuerdo a este criterio, para los casos de PCA, KPCA y MNF se seleccionan las tres primeras componentes, por tratarse de técnicas que ordenan los resultados en orden decreciente del parámetro empleado, mientras que para el caso de ICA se debe evaluar el parámetro de entropía en los resultados obtenidos y posteriormente seleccionar las tres componentes con valores mayores, ya que esta técnica no ordena los resultados en el proceso de aplicación.

El criterio de selección de las tres componentes con mayores valores del parámetro de proyección es aparentemente el criterio más adecuado. Sin embargo, se ha podido comprobar en trabajos previos de este estudio (ver sección 16.3) que maximizar la varianza no siempre garantiza maximizar la detección de defectos, es decir, el ordenamiento de las componentes de PCA (y KPCA) según la varianza no siempre conlleva el ordenamiento según el nivel de detección de defectos. Por ello, en este estudio sobre colorización termográfica se ha analizado un segundo criterio de selección de las componentes de cada *frame*. Este criterio alternativo se basa en la evaluación del parámetro de correlación de la matriz GLCM obtenida para cada resultado de la nueva secuencia proyectada (ver sección 11.4). Este criterio se ha desarrollado en el estudio sobre criterios de selección de canales RGB (ver sección 14.3.2), donde se ha podido comprobar que produce resultados altamente satisfactorios consiguiendo seleccionar imágenes de máxima información de defectos. Las tres componentes seleccionadas mediante este criterio son aquéllas que optimizan el valor del parámetro de correlación para toda la secuencia de imágenes analizadas.

14.4.3. Procesado de secuencias termográficas en color

Los resultados obtenidos tras la aplicación de las técnicas de reducción de dimensionalidad son secuencias de imágenes en color, donde cada imagen está constituida por una terna de imágenes monocanal que recogen la máxima cantidad de información de las P aproximaciones polinomiales originales en base al parámetro de transformación de cada técnica de reducción. Se ha comprobado en trabajos previos de este estudio que, en general, las imágenes en color generadas a partir de resultados termográficos pierden contraste, pudiendo quedar ocultos defectos que sí se visualizan en los canales individuales, debido a la menor capacidad de la visión humana para percibir variaciones de ciertas tonalidades de color que de escalas de gris. La aplicación de procesados de imagen a estos resultados de color ofrecen una mejora sustancial en la visualización de los resultados (ver sección 16.3).

Las imágenes en color se pueden procesar mediante técnicas propias de imágenes en escala de grises aplicadas a cada canal de manera individual, pero este

procedimiento resulta poco eficiente y técnicamente limitado. En este estudio se ha empleado análisis cuaterniónico para llevar a cabo el procesado de las imágenes en color. Cada píxel se representa mediante un cuaternión puro tal que a cada componente cuaterniónica imaginaria se le asigna el valor de un canal de la imagen en color. Posteriormente, se aplican procesados de imágenes en color basados en operaciones con cuaterniones, que mejoran la eficiencia de los procesados de canales individuales y permiten realizar operaciones que no son posibles de aplicar individualmente sobre cada canal (ver sección 13.3).

Los procesados exclusivos del análisis cuaterniónico que se han aplicado en este estudio son el análisis cuaterniónico de Fourier, el análisis cuaterniónico de componentes principales y el filtrado cuaterniónico de imagen para detección de bordes de color. También se ha aplicado filtrado de imagen en color para suavizado y realce, que produce los mismos resultados que la aplicación individual a cada canal pero mejora la eficiencia del procesado al aplicarse sobre los tres canales de manera conjunta (ver sección 13.3).

Capítulo 15

Datos empleados en el análisis

Este capítulo contiene información que ha sido publicada en las referencias [232, 233].

Las características de las respuestas producidas por los métodos propuestos son *a priori* desconocidas. Esta falta de conocimiento, junto con las irregularidades en el proceso de calentamiento y el ruido que afecta de manera generalizada a los datos térmicos adquiridos por los sensores IR, justifica la división del proceso de análisis de los métodos propuestos en varias etapas: análisis con datos teóricos, generados de manera computacional, y análisis con datos experimentales.

15.1. Datos generados de manera computacional

Los valores de temperatura pueden obtenerse directamente del sensor IR en una inspección termográfica NDT real. Sin embargo, en la primera etapa de análisis de este estudio se han usado datos térmicos generados computacionalmente, con el fin de evitar la influencia de las imperfecciones propias de situaciones reales en el comportamiento de los diferentes métodos analizados. La ausencia de efectos relacionados con el ruido producido por el sensor IR, las heterogeneidades de la estimulación en la superficie de las muestras y las incertidumbres sobre las características del material base y los defectos, permite analizar las características fundamentales de los métodos desarrollados y determinar las capacidades de caracterización.

Al mismo tiempo, este tipo de datos permite controlar el coste computacional que conlleva la aplicación de los procesados, adecuando el número de píxeles analizados, que de otro modo podría resultar inviable por un excesivo tiempo de ejecución o requerimiento de memoria.

15.1.1. Datos teóricos de inspecciones IRT NDT

La generación de datos teóricos se ha llevado a cabo mediante la simulación de un ensayo termográfico NDT ideal. Se ha definido la ecuación que rige el

proceso de transferencia de calor llevado a cabo en las inspecciones termográficas NDT mediante un modelo de difusión térmica isotrópico heterogéneo en 3D y la consideración de una serie de hipótesis simplificadoras (ver sección 8.1), representado matemáticamente por la siguiente expresión.

$$\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} - \nabla \cdot (\alpha(x) \nabla u(x, t)) = F(x, t) \quad (15.1)$$

$$x \in \mathbb{R}^3, t \geq 0, \alpha(x) \in \mathbb{R}_+$$

donde u es la temperatura en cada punto material, α es la difusividad térmica del material $\alpha = k/(\rho c_p)$, k es la conductividad térmica, ρ es la densidad del material, c_p es el calor específico a presión constante, ∇ es el operador nabla con respecto a las variables espaciales y F representa las fuentes de calor.

El tipo de material modelado en esta etapa de análisis ha consistido en un polímero reforzado con fibras de carbono, o *Carbon Fiber Reinforced Polymer* (CFRP). Éste es un material de alto interés, ampliamente utilizado en la industria aeronáutica debido a sus excelentes propiedades mecánicas y su excelente relación entre resistencia y peso, cada vez más empleado en otras industrias. El material constaba de varias capas de fibra de carbono, cada una con las fibras orientadas en una dirección específica, apiladas y unidas con una resina epóxica. Las características térmicas de este material se pueden modelar mediante tres valores de difusividad térmica, uno para cada eje de coordenadas. Los valores de difusividad utilizados para la definición del material en el modelo se han estimado como el valor medio de los datos obtenidos de varias fuentes bibliográficas [254-257], de modo que los valores empleados para los diferentes ejes han sido $\alpha_x = 7.0 \pm 2 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$, $\alpha_y = 3.5 \pm 2 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$ y $\alpha_z = 1.0 \pm 0.3 \cdot 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}$.

Se ha modelado una estimulación óptica por calentamiento en escalón (OSHT) por razones de capacidad experimental. Las condiciones de estimulación simulaban un calentamiento constante del material, aplicado en su superficie externa por medio de lámparas halógenas, generando un flujo de calor hacia el interior del material. La estimulación externa se ha simulado aplicada durante 10 segundos, provocando la propagación de ondas térmicas a través del material por difusión. La iluminación aplicada a la muestra de ensayo se ha modelado distribuida homogéneamente sobre toda la superficie externa con una energía de 1.5 KW/s. Este valor se había estimado experimentalmente mediante pruebas en laboratorio.

La evolución espacial y temporal de la temperatura se ha obtenido a partir de la ecuación (15.1), considerando parámetros representativos de las inspecciones termográficas NDT y los materiales inspeccionados, mediante la programación de un algoritmo para la resolución numérica por diferencias finitas (ver sección 9.3).

Difusividad térmica proyectada

En el análisis del método de difusividad térmica proyectada se han simulado tres defectos situados a diferentes profundidades con propiedades térmicas que modelaban defectos de delaminación con $\alpha = 1.25 \pm 0.02 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$. Este valor de difusividad corresponde al politetrafluoretileno (PTFE). Aunque las delaminaciones son defectos producidos por la separación de capas adyacentes, por lo que básicamente consisten en espacios de aire dentro del material, el uso de láminas delgadas de PTFE para simular delaminaciones está muy extendido en la práctica, y por ello, se han modelado con dicho valor de difusividad térmica. Se han simulado defectos situados bajo 1, 3 y 5 capas.

En el estudio de difusividad térmica proyectada se ha simulado un único defecto cada vez. La evolución de la temperatura producida por cada defecto se ha obtenido de manera independiente resolviendo cada vez la ecuación (15.1) con los parámetros de profundidad correspondientes.

En la figura 15.1 se muestran algunos ejemplos de los resultados obtenidos en las simulaciones. Esta imagen muestra el incremento adicional de temperatura producido por la existencia de un defecto, representado por el cuadrado blanco, con respecto a la temperatura regular del área sana circundante, representada en color negro.

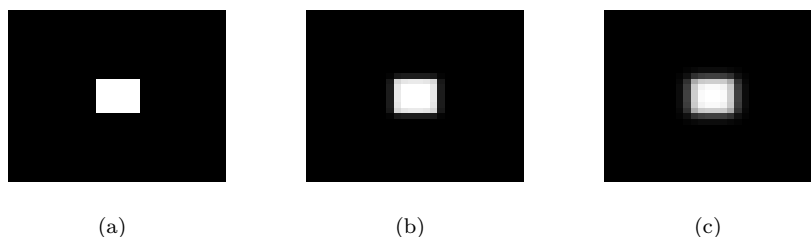


Figura 15.1: Valores térmicos teóricos de un defecto situado bajo 3 capas: (a) respuesta tras 3 segundos de calentamiento, (b) respuesta tras 5 segundos de calentamiento, (c) respuesta tras 7 segundos de calentamiento.

Funciones de iluminación virtual

Los datos necesarios para calcular las funciones de iluminación virtual son la evolución espacial y temporal de la temperatura $u(x, t)$, la evolución espacial y temporal de la difusividad térmica proyectada $C(x, t)$ y la evolución espacial y temporal de la estimulación $F(x, t)$.

El análisis de las VIF desarrolladas se ha llevado a cabo empleando exclusivamente datos generados de manera computacional, con el objetivo de poder disponer de una amplia variedad de casos de estudio y considerar diferentes tipos de defectos y estimulaciones térmicas.

Se han considerado diferentes condiciones de estimulación, todas ellas modelando la inyección de energía en la superficie externa de la muestra inspeccionada. Se han modelado las condiciones de estimulación producidas por calentamiento en escalón, calentamiento pulsado y enfriamiento en escalón (figura 15.2d). Se han considerado los calentamientos en escalón y pulsado por tratarse de técnicas habituales aplicadas en inspecciones termográficas NDT, y se ha considerado también el enfriamiento para cubrir un mayor rango de aplicaciones incluyendo ciclos frigoríficos. La cantidad de energía aplicada en todas las situaciones de estimulación ha sido de 10 KJ. La estimulación en escalón produce un flujo de calor hacia el interior de la muestra en el caso de calentamiento y un flujo de calor hacia el exterior en el caso de enfriamiento. En ambos casos, la estimulación se ha aplicado durante 10 segundos. La estimulación pulsada se ha simulado como una inyección inicial de la energía produciendo un aumento instantáneo de la temperatura en la superficie externa de la muestra del material inspeccionado.

Se han modelado diferentes tipos de defectos en el interior del material de CFRP con el fin de obtener una amplia gama de resultados de las VIF (figura 15.2). Para ello se han programado diferentes tipos de materiales que simulaban defectos tales como pequeñas láminas de PTFE, con un valor de difusividad térmica de $\alpha = 1.25 \pm 0.02 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$ y simulando defectos de delaminación, pequeños trozos de *film* protector de polietileno (PE), con un valor de difusividad térmica de $\alpha = 1.65 \pm 0.02 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$ y simulando la inclusión accidental de material fungible en el CFRP, y láminas delgadas de metal con un valor de difusividad térmica de $\alpha = 1.172 \pm 0.02 \cdot 10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}$ y simulando la inclusión accidental de trozos de herramienta en el CFRP.

Cada defecto de naturaleza concreta se ha modelado situado a diferentes profundidades para poder analizar la respuesta de las VIF con la profundidad de los defectos (figura 15.2). Los defectos se han situado bajo 1, 3 y 5 capas de CFRP. Para poder analizar la capacidad de las VIF para detectar las formas de los defectos y la precisión que ofrecen para identificar su geometría real, se han simulado diferentes formas de defecto (figura 15.2). Se han simulado defectos cuadrados, triangulares y circulares.

La evolución espacial y temporal de la estimulación $F(x, t)$ también se ha generado computacionalmente de acuerdo con los valores utilizados en la generación de la evolución de la temperatura, mientras que los valores de difusividad proyectada $C(x, t)$ se han obtenido por medio de un análisis de difusividad térmica proyectada llevado a cabo mediante el procedimiento descrito en la sección 14.1.2.

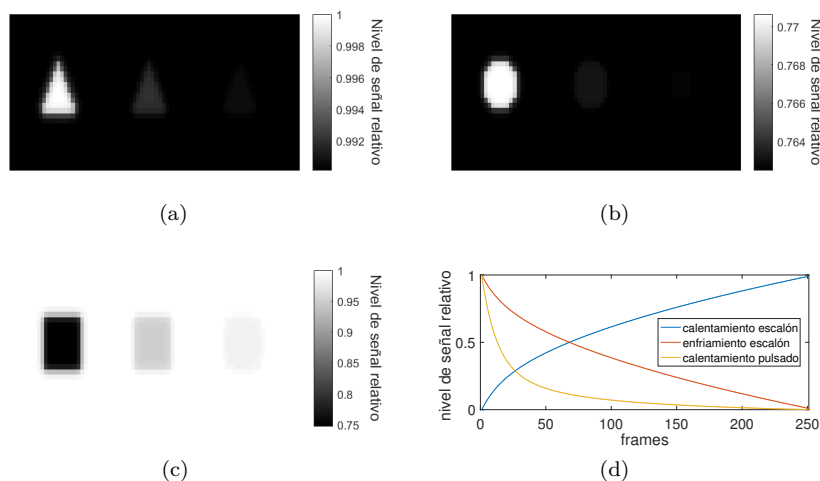


Figura 15.2: Ejemplos de los datos empleados en el estudio: (a) defectos triangulares de PTFE, (b) defectos circulares de PE, (c) defectos cuadrados de metal, (d) evolución temporal de temperatura para las diferentes estimulaciones.

15.1.2. Datos teóricos IRT NDT corrompidos con ruido

Con el fin de analizar y comprobar el comportamiento de los métodos propuestos en situaciones gradualmente más cercanas al caso real, se ha corrompido con ruido el modelo teórico definido en la sección anterior. El tipo de ruido que afecta a los sensores IR puede ser de diferente naturaleza, tanto de tipo espacial como temporal [258-260]. Considerando que el sensor térmico IR está correctamente calibrado, de modo que el ruido debido a patrones espaciales fijos puede ser despreciado, las fuentes principales de ruido serían las fluctuaciones térmicas de la señal de fondo y el ruido térmico de Johnson.

Se ha demostrado en estudios previos que el ruido que afecta a los sensores IR puede modelarse por medio de ruido blanco gaussiano [261, 262]. Esta suposición se ha comprobado experimentalmente en el laboratorio realizando varias mediciones e identificando el tipo de ruido existente. Para ello se observó un área concreta de temperatura constante con la cámara térmica durante 10 segundos cada medición. Las variaciones aleatorias de temperatura en los datos adquiridos correspondían a efectos de ruido ya que el objeto bajo inspección se encontraba en equilibrio térmico. El análisis de la función de distribución de los valores medidos permitió identificar el tipo de ruido existente validando el modelado de

ruido gaussiano (figura 15.3); por lo que éste ha sido el tipo de ruido utilizado para aproximar el ensayo teórico a las pruebas experimentales.

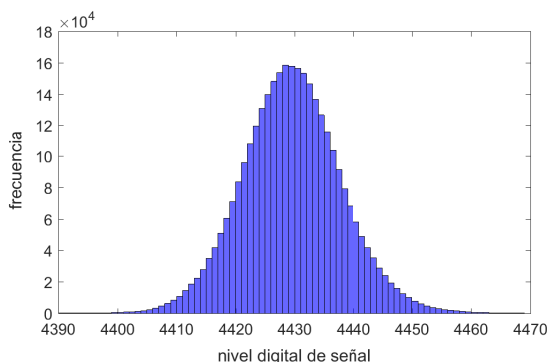


Figura 15.3: Distribución de los valores de ruido generados por la cámara empleada en este estudio.

Difusividad térmica proyectada

El método PTD se ha analizado en primer lugar empleando los datos teóricos definidos en la sección 15.1.1 y posteriormente se ha analizado empleando los mismos datos teóricos corrompidos con ruido gaussiano.

Tras añadir ruido gaussiano al ensayo teórico se realizó la simulación y se almacenó la evolución en el tiempo de la temperatura de los tres defectos generados, para aplicar posteriormente el método de difusividad térmica proyectada. En la figura 15.4 se muestran algunos ejemplos de los ensayos resultantes tras la introducción del ruido. Estas imágenes muestran el mismo incremento adicional de temperatura producido por la existencia de un defecto que en los casos teóricos pero con un contenido significativo de ruido superpuesto.

Criterios de selección de canales RGB

La primera fase del análisis de los criterios de selección de canales RGB se ha llevado a cabo sobre datos teóricos corrompidos con ruido gaussiano. Se ha modelado un espécimen sobre el que aplicar el proceso de inspección termográfica descrito en la sección 15.1.1. Este espécimen estaba fabricado en un material isotrópico heterogéneo y contenía 18 defectos internos de tamaños $10 \times 10 \text{ mm}^2$ y $5 \times 5 \text{ mm}^2$ situados a diferentes profundidades desde 1 mm hasta 9 mm, tal como se muestra en la figura 15.5a. La forma del espécimen y los defectos era plana, siendo CFRP estándar el tipo de material modelado.

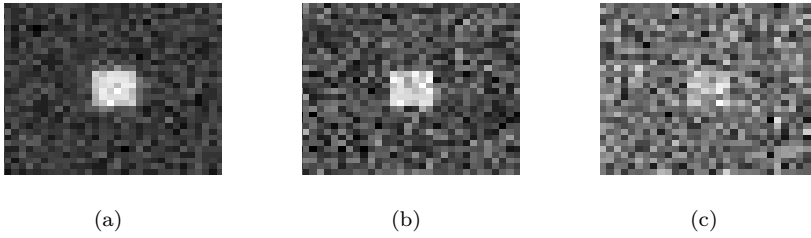


Figura 15.4: Valores térmicos teóricos de defectos corrompidos con ruido para un mismo instante: (a) defecto situado bajo 1 capa, (b) defecto situado bajo 3 capas, (c) defecto situado bajo 5 capas.

Los defectos internos se han simulado con propiedades térmicas que modelaban delaminaciones con $\alpha = 1.25 \pm 0.02 \cdot 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$.

La ecuación (15.1) se ha resuelto numéricamente, considerando los parámetros indicados, mediante un procedimiento de discretización por diferencias finitas (ver sección 9.3), produciendo datos termográficos teóricos. Estos datos teóricos se han corrompido posteriormente con ruido para aproximar los datos a una inspección real.

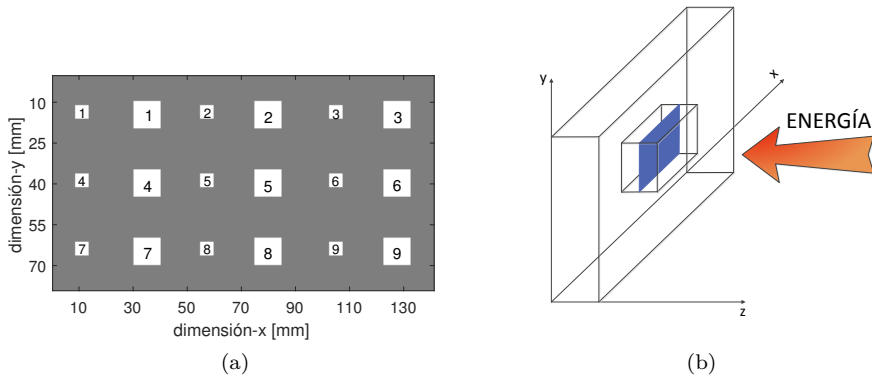


Figura 15.5: Características de las inspecciones termográficas NDT modeladas: (a) posición de los defectos modelados con la profundidad indicada numéricamente [mm], (b) modelo de difusión térmica definido para generación de datos termográficos.

Colorización termográfica por síntesis computacional

El análisis de los métodos de colorización termográfica desarrollados en este estudio se ha llevado a cabo empleando exclusivamente datos generados computacionalmente corrompidos con ruido.

El espécimen sobre el que se ha aplicado el proceso térmico definido en la sección 15.1.1 se ha modelado como un material isotrópico heterogéneo que contenía 6 defectos internos de tamaños 6×6 mm² situados a diferentes profundidades desde 1 mm hasta 6 mm, tal como se muestra en la figura 15.6a. La forma del espécimen y defectos era plana. El tipo de material modelado era CFRP estándar constituido por varias capas de fibra de carbono. Los defectos internos se han simulado con propiedades térmicas que modelaban pequeñas láminas de PTFE con $\alpha = 1.25 \pm 0.02 \cdot 10^{-7}$ m²/s, para simular defectos de delaminación.

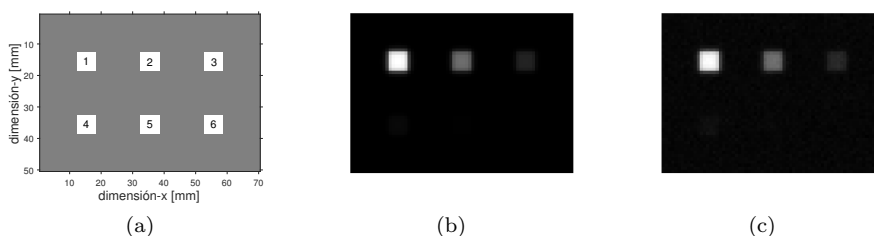


Figura 15.6: Especimen empleado en el estudio de colorización termográfica: (a) esquema de posición de los defectos modelados indicando la profundidad numéricamente [mm], (b) termograma ideal obtenido para el instante 4 s de calentamiento, (c) termograma para el instante 4 s de calentamiento corrompido con ruido.

La ecuación (15.1) se ha resuelto de manera numérica mediante un procedimiento de discretización por diferencias finitas (ver sección 9.3) produciendo datos termográficos teóricos. Estos datos teóricos se han corrompido posteriormente con ruido blanco gaussiano para aproximar sus características a una inspección real [261, 262].

15.2. Datos generados de manera experimental

La siguiente etapa en el análisis de los métodos propuestos se ha realizado empleando datos recogidos de ensayos experimentales llevados a cabo en laboratorio. Dentro de los datos experimentales se distinguen dos casos diferentes: datos de inspecciones sobre probetas con defectos calibrados y datos de inspecciones sobre piezas reales.

15.2.1. Inspecciones IRT NDT sobre probetas calibradas

Estos ensayos se han realizado en laboratorio con un sensor IR sobre probetas fabricadas en material compuesto que contenían defectos producidos de manera controlada.

Se han utilizado dos probetas diferentes en el análisis experimental de los métodos propuestos. Estas muestras estaban fabricadas en material *composite*, siendo una de ellas un polímero reforzado con fibras de carbono (CFRP) y la otra un polímero reforzado con fibras de vidrio, o *Glass Fiber Reinforced Polymer* (GFRP).

La muestra de CFRP era monolítica con fibras unidireccionales y se caracterizaba por tener forma escalonada. Los defectos estaban situados a una profundidad entre 0.6 y 9 mm, tal como se muestra en la figura 15.7. Cada escalón contenía 6 defectos con tamaños de $10 \times 10 \text{ mm}^2$ y $5 \times 5 \text{ mm}^2$ situados a 3 profundidades diferentes de modo que había un defecto de cada tamaño en cada profundidad (figura 15.8a).

La piel inferior de la muestra era uniforme y contenía 3 capas sin defectos inducidos. Los defectos inducidos eran pequeños fragmentos de PTFE que simulaban el comportamiento térmico de las delaminaciones. Aunque la muestra tenía 5 escalones sólo se han inspeccionado los 3 de menor espesor para optimizar la resolución espacial del sensor y la cantidad de defectos detectados. Por tanto, en las pruebas experimentales se han analizado un total de 18 defectos.

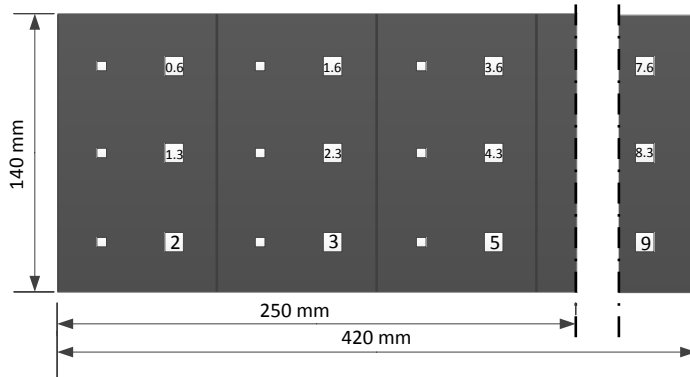


Figura 15.7: Características de las inspecciones termográficas NDT experimentales: (a) posición de los defectos provocados con la profundidad indicada numéricamente [mm], (b) estructura del espécimen inspeccionado, (c) configuración de los ensayos realizados.

La muestra de GFRP era una estructura sándwich con un grosor de piel de 1 mm y núcleo de espuma de 5 mm. Los defectos introducidos en esta muestra eran también pequeñas láminas de PTFE. Todos los defectos se localizaban bajo 1 mm de piel y 0.1 mm de capa adhesiva (figura 15.8b). Las emisividades de ambas probetas se han estimado experimentalmente ajustando los valores de temperatura medidos por el sensor IR a la temperatura real de las muestras medidas por termopares calibrados. La emisividad se ha estimado en 0.95 para la probeta de CFRP y 0.91 para la probeta de GFRP.

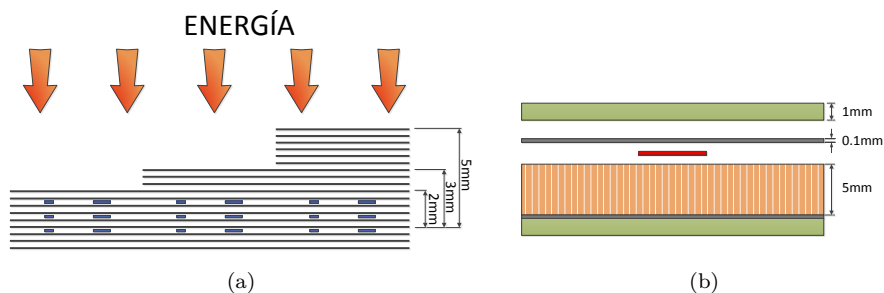


Figura 15.8: Esquemas de la estructura de las probetas calibradas: (a) probeta de CFRP para evaluación, (b) probeta de GFRP para validación.

Se han efectuado inspecciones termográficas OSHT, empleando dos lámparas halógenas de 1000 W al 80 % de capacidad en modo de reflexión, calentando la probeta durante 10 s. Se ha registrado toda la fase de calentamiento y también, tras apagar las lámparas, se ha registrado la fase de descenso de temperatura durante 10 s adicionales, haciendo un tiempo total de ensayo de 20 s. La distancia entre la cámara y la probeta era de 120 cm y la distancia entre las lámparas y la probeta de 90 cm, con una configuración como la mostrada en la figura 15.9.

Las imágenes infrarrojas se han adquirido con una cámara FLIR SC5500. Esta cámara está equipada con un detector de indio antimonio refrigerado por un motor Stirling que opera en la banda espectral entre 2.5 y 5.1 μm . El modelo FLIR SC5500 produce imágenes térmicas de 320×256 píxeles con 12 bits por píxel y una sensibilidad térmica de 20 mK. Aunque la cámara tiene una velocidad máxima de captura de 383 Hz a máxima resolución, los ensayos se han registrado a 50 Hz para reducir el tamaño de los vídeos adquiridos. Las condiciones ambientales durante los ensayos han sido las condiciones controladas del laboratorio, con temperatura ambiente (reflejada) de 25°C, temperatura atmosférica de 27°C y humedad relativa del 40 %.

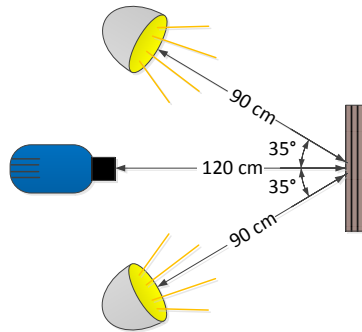


Figura 15.9: Configuración de los ensayos experimentales.

Difusividad térmica proyectada

En el análisis del método PTD se han empleado las dos probetas con defectos calibrados anteriormente descritas. La muestra de CFRP se ha utilizado para la evaluación del método, mientras que la de GFRP se ha empleado para tareas de validación. Durante los ensayos se ha registrado la evolución de la temperatura con el sensor IR para utilizarse posteriormente en el análisis del método de difusividad térmica proyectada.

En la figura 15.10 se muestran algunas imágenes térmicas de zonas de las probetas con presencia de defectos. En estos casos el incremento adicional de temperatura es menor que en los casos teóricos. El contenido de ruido temporal es similar pero ahora también aparece cierto ruido espacial producido por irregularidades en el proceso de calentamiento.

Criterios de selección de canales RGB

La segunda fase del análisis de los criterios de selección de canales RGB se ha realizado empleando datos termográficos producidos mediante pruebas experimentales IRT NDT. Se ha llevado a cabo una campaña de inspecciones termográficas en laboratorio sobre la muestra fabricada en CFRP con defectos producidos de manera controlada. Los datos termográficos generados en las inspecciones se han utilizado como entrada para los criterios de selección propuestos.

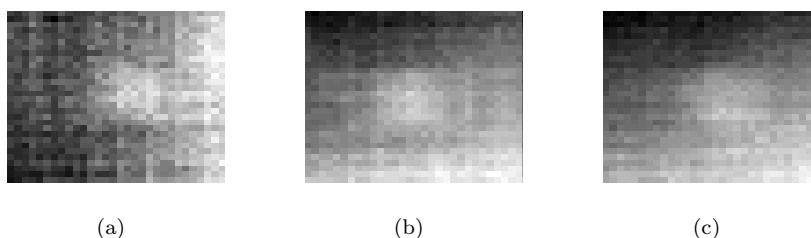


Figura 15.10: Valores térmicos experimentales de diferentes defectos para un mismo instante: (a) defecto situado bajo 2 mm, (b) defecto situado bajo 3 mm, (c) defecto situado bajo 5 mm.

15.2.2. Inspecciones IRT NDT sobre componentes reales

La última etapa del proceso de análisis de los métodos propuestos ha consistido en el análisis de su aplicación sobre inspecciones termográficas NDT llevadas a cabo sobre componentes aeronáuticos reales. En este estudio, únicamente el método de difusividad térmica proyectada ha pasado esta fase de análisis por el alto grado de desarrollo alcanzado.

Estas inspecciones se han realizado en laboratorio empleando calentamiento OSHT mediante dos lámparas halógenas de 1000 W al 80 % de su capacidad. Las lámparas calentaban los componentes durante 10 segundos y se registraba tanto la fase de calentamiento de los especímenes como la de enfriamiento, haciendo un tiempo total de inspección de 20 segundos. Las imágenes infrarrojas se han adquirido utilizando el mismo modelo de cámara IR y misma configuración de ensayo que en el caso de inspecciones sobre probetas.

El primer componente inspeccionado ha sido una sección de borde de ataque de ala de aeronave, fabricado en polímero reforzado con fibra de carbono con su zona delantera reforzada con una placa de titanio (figura 15.11a). Ambas partes, la estructura de CFRP y la placa de titanio, se fabricaron por separado y posteriormente se unieron con adhesivo. Este proceso de encolado es complejo y en ocasiones se producen pequeñas áreas despegadas. La detección y el control del crecimiento de estos defectos es esencial para garantizar la integridad del ala y de todo el avión. Las inspecciones realizadas sobre este espécimen han mostrado la presencia de varias áreas descoladas.

El segundo componente real inspeccionado ha consistido en un trozo de cola de vehículo aéreo no tripulado, o *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV), con forma tubular de sección cuadrada fabricada en CFRP (figura 15.11c). Este componente tenía una estructura monolítica y el reducido espesor del tubo lo hacía sensible a sufrir delaminaciones por impactos de baja energía. Por ello, se aplicaron

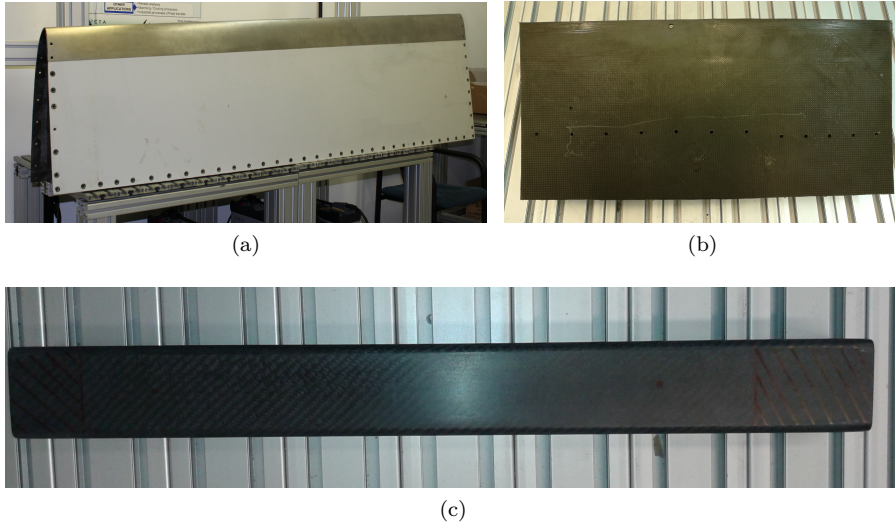


Figura 15.11: Imágenes de los componentes aeronáuticos inspeccionados: (a) borde de ataque de ala de aeronave, (b) parte de trampa delantera de tren de aterrizaje, (c) trozo de cola de UAV.

impactos a esta pieza para inducir delaminaciones de manera controlada. Las energías de impacto fueron de 5, 10 y 15 J aplicadas con un sistema impactador homologado.

El tercer espécimen ha consistido en una porción de la puerta del tren de aterrizaje de un avión comercial (figura 15.11b). Este componente estaba fabricado en una estructura compleja tipo sándwich de diferentes espesores. Las capas externas estaban fabricadas en CFRP y el núcleo en honeycomb de nomex. Esta pieza es propensa a recibir impactos de pequeñas piedras y grava en la pista durante el despegue y el aterrizaje. Por ello, se aplicaron impactos de niveles bajos y medios de energía a este componente para inducir delaminaciones. Se aplicaron energías de 35 a 120 J con el mismo sistema homologado de impactos que en el caso anterior.

Capítulo 16

Análisis y evaluación de los métodos propuestos

Este capítulo contiene información que ha sido publicada en las referencias [232, 233].

16.1. Difusividad térmica proyectada

16.1.1. Resultados obtenidos en la aplicación del método

El método de difusividad térmica proyectada ha alcanzado un alto grado de desarrollo en el estudio. El proceso de análisis de este método se ha realizado de manera progresiva, empleando en primer lugar datos teóricos generados de manera computacional (sin ruido y con ruido gaussiano añadido) y posteriormente empleando datos generados de manera experimental, obtenidos de inspecciones IRT NDT sobre probetas calibradas y sobre piezas reales.

16.1.1.1. Resultados obtenidos con datos computacionales

Datos teóricos de inspecciones IRT NDT

Los ensayos teóricos han sido el primer tipo de datos sobre los que se ha aplicado el método de difusividad térmica proyectada. Estos ensayos representan la evolución teórica en el tiempo de la temperatura de los defectos en inspecciones termográficas OSHT, sin la presencia de ruido en los datos ni irregularidades en el proceso de estimulación térmica. Una vez generados los dos grupos de funciones, mediante la simulación de ambas condiciones térmicas, se aplicó el algoritmo a tres defectos situados a diferentes profundidades. Los valores tomados para c_{0ini} se encontraban en el rango comprendido entre -10^{20} y 10^{20} . En la figura 16.1 se muestran algunas imágenes obtenidas de la aplicación del algoritmo a ensayos teóricos. El defecto es claramente visible en el centro de la imagen mientras que el resto de la escena permanece constante y homogéneo.

Para evaluar la calidad de los resultados obtenidos se han usado las métricas de contraste térmico y SNR. Estas métricas se basan en la relación entre los valores

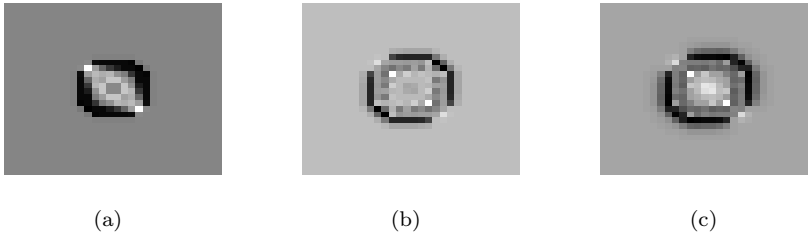


Figura 16.1: Valores de difusividad térmica proyectada para el mismo instante obtenidos con datos generados de manera computacional: (a) defecto bajo 1 capa, (b) defecto bajo 3 capas, (c) defecto bajo 5 capas.

de áreas de defecto y áreas sanas, y proporcionan un criterio de evaluación para comparar los resultados producidos por el método propuesto y los valores iniciales de temperatura. El SNR se ha calculado en este estudio mediante la expresión (16.1), donde Def_μ es la media aritmética de la señal de los píxeles dentro del área defectuosa, Ref_μ es la media aritmética de la señal de los píxeles dentro del área de referencia, y Ref_σ es la desviación estándar de la señal de los píxeles dentro del área de referencia (ver sección 11.2).

$$SNR = 20 \log_{10} \left(\frac{|Def_\mu - Ref_\mu|}{Ref_\sigma} \right) \quad (16.1)$$

Por su parte, el contraste térmico se ha medido en este estudio mediante la siguiente expresión.

$$CON_{term} = |Def_\mu - Ref_\mu| \quad (16.2)$$

Datos teóricos IRT NDT corrompidos con ruido

La siguiente fase en el análisis del método propuesto ha consistido en aplicar el algoritmo a los ensayos teóricos generados de manera computacional corrompidos con ruido gaussiano. El procedimiento de implementación era el mismo que en los ensayos teóricos sin ruido pero en este caso se había añadido ruido gaussiano a cada grupo de funciones de entrada de manera independiente.

En esta etapa del análisis se ha encontrado una dificultad importante en la aplicación del método. El algoritmo demostró tener una alta sensibilidad al ruido existente en los datos de entrada, de modo que no se consiguió detectar ningún defecto con la aplicación del método de difusividad térmica proyectada. La figura 16.2b muestra el resultado de c_0 que se obtiene directamente con la aplicación del método sobre los grupos de funciones con ruido. El algoritmo amplifica el contenido de ruido de la señal de entrada y no detecta ningún defecto.

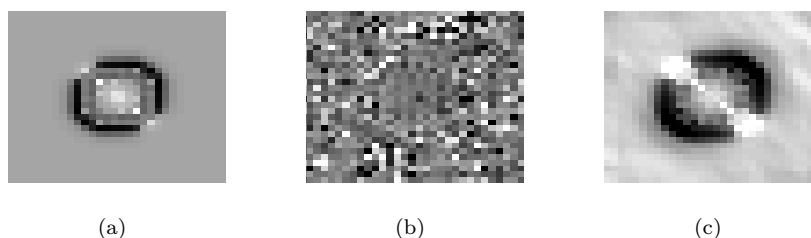


Figura 16.2: Resultados de difusividad proyectada para el mismo instante obtenidos con diferentes tipos de datos de entrada: (a) ensayo teórico, (b) ensayo teórico corrompido con ruido, (c) ensayo teórico corrompido con ruido y filtrado con técnica de suavizado y procesamiento de ajuste polinomial.

El ruido es inherente al tipo de pruebas que se tratan en el estudio. Por ello, se decidió emplear estrategias de procesamiento de imágenes para reducir el nivel de ruido y hacer que el método de difusividad térmica proyectada fuera aplicable en condiciones ruidosas. Una técnica de procesamiento de uso extendido en inspecciones termográficas NDT es el TSR [236], que consta de una serie de operaciones, entre las que destaca el ajuste de la evolución temporal de los datos de entrada a un polinomio de grado bajo. En este estudio no se ha aplicado TSR sino que se ha aplicado únicamente la etapa de ajuste polinomial para el procesamiento de datos, debido a la limitada efectividad del resto de etapas con el tipo de estimulación utilizada (ver sección 7.2.1).

Se aplicó ajuste polinomial de manera previa a la aplicación del método PTD pero la detección de los defectos no mejoró, debido a que esta técnica filtra fundamentalmente en el dominio del tiempo, mientras que el método de difusividad térmica proyectado utiliza también derivadas espaciales de la señal, que mantienen aún importantes niveles de ruido. Con el fin de reducir este ruido y suavizar la señal espacial de temperatura se analizaron varias técnicas de procesamiento de imágenes. Se pudo comprobar que la aplicación a cada grupo de funciones de entrada de un algoritmo de suavizado, basado en una máscara de convolución de radio 3 píxeles seguido de un procesamiento de ajuste polinomial, hizo posible la detección de defectos en los ensayos teóricos corrompidos con ruido (figura 16.2c).

Los resultados obtenidos de la aplicación del método de difusividad térmica proyectada después de la etapa de procesamiento descrita proporcionaron una detección eficaz de los defectos con una reducción significativa del nivel de ruido. Se ha podido observar en los resultados obtenidos de las pruebas teóricas que

las indicaciones de defectos proporcionadas por el método propuesto muestran mayores tamaños de defecto que en la realidad. En las imágenes resultantes se distingue claramente el tamaño real del defecto cuadrado, así como un área circular en torno a él. De esto se deduce que el método de difusividad térmica proyectada no sólo detecta la posición de los defectos sino que también detecta la zona afectada por su presencia, debido a los cambios que origina en el flujo de calor. Esto es, el método es sensible a la difusión térmica.

16.1.1.2. Resultados obtenidos con datos experimentales

Inspecciones IRT NDT sobre probetas calibradas

La siguiente etapa en el análisis del método de difusividad térmica proyectada ha consistido en la aplicación del algoritmo desarrollado a inspecciones termográficas NDT realizadas en condiciones reales. El procedimiento de aplicación del método definido en la etapa anterior con las pruebas teóricas no es válido en las inspecciones reales, ya que no permiten generar los dos grupos de funciones de temperatura de manera independiente y, por tanto, los datos de entrada al algoritmo no son adecuados.

Para proporcionar al algoritmo las entradas adecuadas ha sido necesario crear grupos diferentes de funciones a partir de la secuencia capturada por el sensor térmico. El procedimiento aplicado para obtener estos grupos de funciones se describe en la sección 14.1.3. En este caso, no es necesario un suavizado adicional de los datos, como en el caso de datos teóricos corrompidos con ruido, ya que el procedimiento para generar las funciones proporciona un efecto de suavizado. La aplicación del algoritmo de PTD tras la producción de las funciones de entrada consiguió detectar la totalidad de los defectos. La figura 16.3 muestra un ejemplo de detección con datos experimentales comparada con una detección obtenida con datos teóricos. No sólo se identifica el tamaño real del defecto sino también las áreas circundantes que experimentan una difusión de calor alterada debido a su presencia.

Los datos térmicos capturados por el sensor IR durante la fase de enfriamiento del proceso de inspección han proporcionado información limitada y los resultados obtenidos con el método de difusión eran ruidosos con un nivel de detección de defectos bajo. Por el contrario, la fase de calentamiento ha proporcionado detecciones adecuadas tanto en el análisis termográfico como en los resultados de difusividad proyectada, permitiendo identificar tres etapas diferentes dentro del proceso de transferencia de calor (figura 16.4a). Los instantes que limitan estas tres etapas varían dependiendo de la profundidad del defecto analizado y de las propiedades térmicas del material y el defecto.

La primera etapa se caracteriza por un rápido calentamiento exponencial en el que coinciden las señales de temperatura de un defecto y una referencia próxima (figura 16.4b). Esta etapa comienza con el proceso de calentamiento (punto A

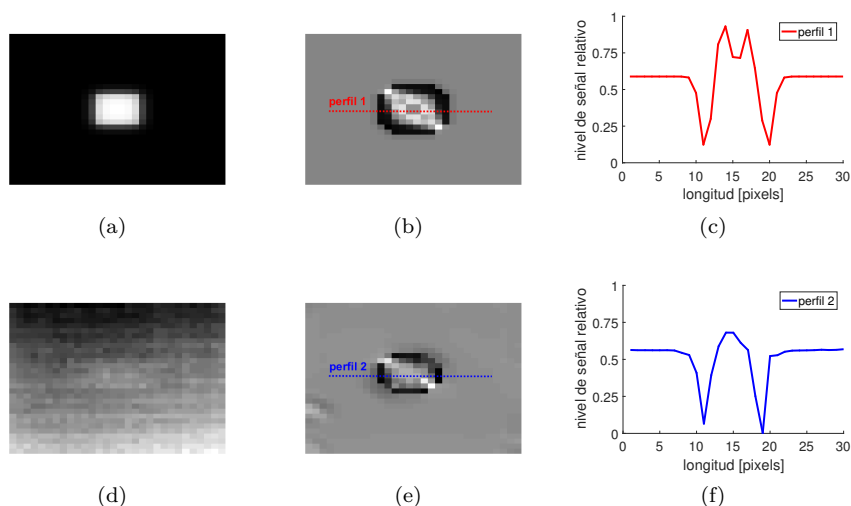


Figura 16.3: Ejemplos de resultados obtenidos con el método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre datos teóricos (a,b,c) y datos experimentales (d,e,f): (a,d) datos térmicos, (b,e) datos de difusividad térmica proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad térmica proyectada.

de la figura 16.4a) y termina en el instante en que las señales de temperatura comienzan a separarse (punto B). La segunda etapa se caracteriza por un calentamiento más lento en el que las señales de temperatura de un defecto y su referencia son claramente diferentes. Esta etapa va desde el comienzo de la separación de las tendencias de temperatura (punto B) hasta un instante posterior a partir del cual las señales recuperan de nuevo el mismo valor (punto C). La tercera etapa va desde el final de la segunda etapa hasta el final del proceso de calentamiento (punto D). Esta etapa se caracteriza por un calentamiento lento cuasi-lineal donde las señales de temperatura de un defecto y su referencia próxima se mantienen indistinguibles.

Los resultados obtenidos de la aplicación del método de difusividad térmica proyectada consisten en una secuencia de imágenes que representa la evolución temporal de las difusividades proyectadas, de manera similar a como la secuencia termográfica original representa la evolución temporal de la temperatura. Existe una correspondencia entre la capacidad de detección de defectos de los resultados de difusividad proyectada y el análisis termográfico de datos iniciales. Ninguno de los resultados detecta la existencia de defectos en la primera etapa del proceso

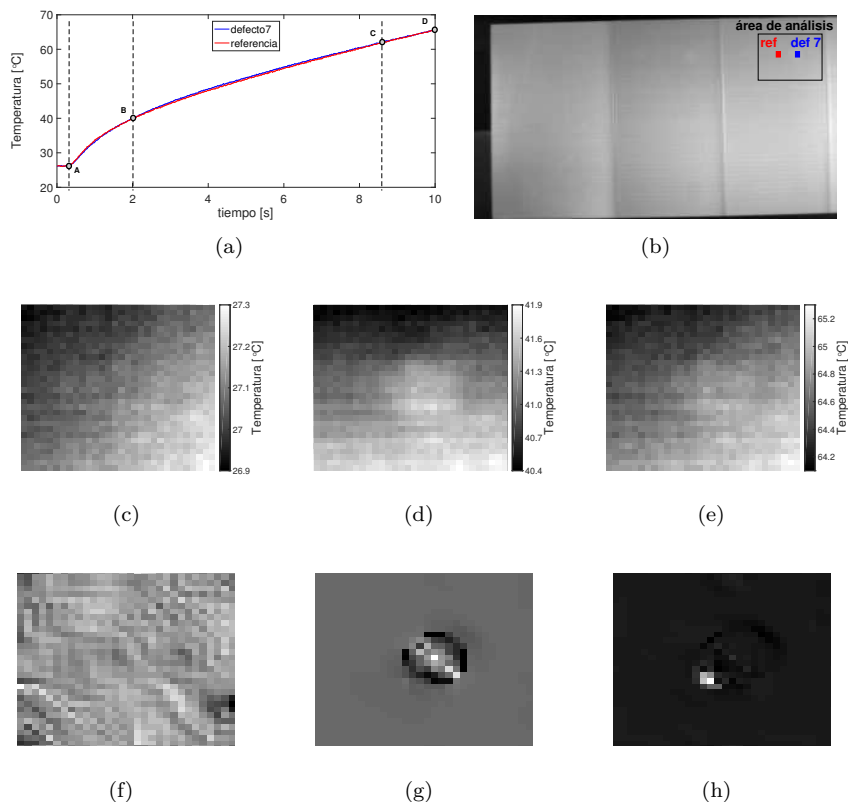


Figura 16.4: Resultados obtenidos en las diferentes etapas del proceso de transferencia térmica en ensayos termográficos NDT: (a) evolución temporal de la temperatura de un defecto y su correspondiente área de referencia durante la fase de calentamiento, (b) posicionamiento de un defecto y su referencia dentro del área de análisis, (c) resultado termográfico original para $t = 1$ s, (d) resultado termográfico original para $t = 5$ s, (e) resultado termográfico original para $t = 9.5$ s, (f) resultado de difusividad proyectada para $t = 1$ s, (g) resultado de difusividad proyectada para $t = 5$ s, (h) resultado de difusividad proyectada para $t = 9.5$ s.

de transferencia de calor. El calor suministrado se está difundiendo dentro del material durante esta etapa y la temperatura superficial no se ve afectada por las posibles perturbaciones internas, por lo que el análisis termográfico original

no puede detectar el defecto, tal como se muestra en la figura 16.4c. En la figura 16.4f se muestra el resultado de difusividad proyectada correspondiente al mismo instante de la primera etapa del proceso de calentamiento. En este caso el defecto tampoco se detecta presentando la imagen un alto contenido de ruido. La segunda etapa proporciona las detecciones óptimas de defectos. Los resultados de datos termográficos originales y difusividad proyectada, correspondientes al mismo instante, se muestran en las figuras 16.4d y 16.4g. Ambos resultados muestran la existencia de un defecto en el área de análisis, sin embargo, la difusividad proyectada proporciona mayor contraste con una detección precisa. La capacidad de detección de defectos desaparece rápidamente al final de la segunda etapa de modo que en la tercera etapa el defecto apenas se detecta. Las figuras 16.4e y 16.4h muestran los resultados producidos por ambos métodos en el mismo instante dentro de la tercera etapa.

Se han comparado los valores de SNR obtenidos mediante el método de difusividad térmica proyectada con los valores de SNR obtenidos a partir de los datos originales y los valores obtenidos mediante procesados convencionales utilizados en inspecciones termográficas NDT: ajuste polinomial, derivadas temporales del polinomio de ajuste, análisis de Fourier, análisis de componentes principales y momentos estadísticos de orden superior. Los valores obtenidos con el método propuesto han sido entre un 15 % y 40 % mayores, produciendo una mejora en la capacidad de detección de defectos (tablas 16.1 y 16.2). Se ha podido comprobar que el valor óptimo de SNR se ha producido en todos los casos para $|c_{0_{ini}}| < 10^2$.

Tabla 16.1: Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de probetas calibradas (defectos 1 a 5).

PROCESADO	DEF1	DEF2	DEF3	DEF4	DEF5
ORIGINAL	30.23	29.10	26.70	35.32	39.51
POLI	30.22	25.57	25.41	33.71	36.40
DERIVADA1	31.12	36.54	35.36	38.43	40.97
DERIVADA2	32.69	37.12	35.25	34.51	41.33
FT	34.96	31.77	31.90	38.10	42.37
PCA	36.57	34.32	39.69	29.71	37.82
SKEWNESS	32.50	35.82	27.99	36.30	35.68
CURTOSIS	36.81	35.70	34.81	34.96	33.82
PTD	41.28	53.79	42.82	54.20	54.42

Tabla 16.2: Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de probetas calibradas (defectos 6 a 10).

PROCESADO	DEF6	DEF7	DEF8	DEF9	DEF10
ORIGINAL	34.65	38.73	40.49	39.87	35.84
POLI	31.13	35.16	35.06	35.33	29.72
DERIVADA1	37.37	38.93	47.31	49.03	41.43
DERIVADA2	31.85	36.46	37.64	26.64	17.28
FT	36.02	36.65	39.78	23.40	22.24
PCA	33.48	38.44	38.11	26.12	15.12
SKEWNESS	34.70	39.15	37.94	30.72	14.41
CURTOSIS	33.96	35.13	27.54	27.87	18.86
PTD	55.10	48.54	63.28	56.19	52.85

Inspecciones IRT NDT sobre componentes reales

La fase final en el proceso de análisis del método propuesto ha consistido en la evaluación del método aplicado a inspecciones termográficas NDT llevadas a cabo sobre componentes reales. Se han inspeccionado tres componentes aeronáuticos cuyas características se han descrito en la sección 15.2.2.

El primer componente inspeccionado ha sido la sección de borde de ataque que contenía posibles zonas de descolado entre la estructura de CFRP y el refuerzo de titanio debido a errores en el proceso de fabricación. Las inspecciones realizadas en este espécimen han mostrado la presencia de varias áreas descoladas. Algunos de estos resultados se muestran en la figura 16.5. Se puede observar que el análisis de difusividad proyectada proporciona una importante mejora en la visualización de los defectos. Los perfiles espaciales producidos por el método indican el área exacta ocupada por el despegue, lo que permite realizar medidas rápidas y comparaciones sencillas y eficaces con el historial de inspección para llevar a cabo un control del crecimiento de los defectos.

Los resultados obtenidos en las inspecciones sobre los componentes con defectos de delaminación han mostrado las diferentes severidades de los daños producidos por los impactos. Una inspección mediante la técnica NDT de ultrasonidos (UT) verificó que las áreas detectadas por el método de difusividad térmica proyectada eran correctas y que el contorno se identificaba con precisión. En general, las delaminaciones producidas por niveles bajos de energía consistían en dos áreas diferenciadas de daño alrededor del punto de impacto (figura 16.6b), mientras que los niveles de energía más altos aplicados al componente de mayor espesor produjeron únicamente un área dañada centrada en el punto de impacto (figura 16.6e). El método de difusividad térmica proyectada ha pro-

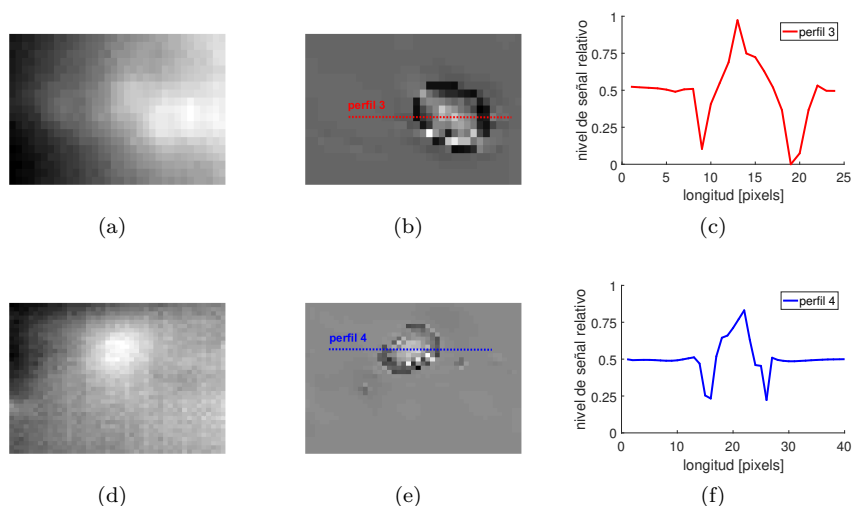


Figura 16.5: Ejemplos de defectos detectados mediante el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de la sección de borde de ataque: (a,d) datos térmicos iniciales, (b,e) datos de difusividad proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad proyectada.

porcionado una visualización mejorada de estos defectos con una identificación clara de los límites de las áreas dañadas.

Se ha empleado la métrica de SNR para valorar la mejora proporcionada por el método de difusividad térmica proyectada y medir de manera objetiva el nivel de señal/ruido de las indicaciones detectadas. En la tabla 16.3 se muestran los valores de SNR obtenidos para los defectos analizados y las técnicas de procesamiento convencionales empleadas en inspecciones termográficas NDT. Estos resultados verifican la capacidad de análisis del método de difusividad térmica proyectada.

16.1.2. Evaluación del método desarrollado

El análisis de los valores de SNR y contraste proporciona información adicional sobre el comportamiento del método propuesto. Los resultados obtenidos en los ensayos teóricos sin ruido han demostrado que el valor $c_{0_{ini}}$ no tiene influencia en el valor final de c_0 en este tipo de pruebas. Todos los valores obtenidos para el contraste térmico y SNR tienen la misma respuesta a lo largo del tiempo para un mismo defecto, de forma que gráficamente se representan como una única

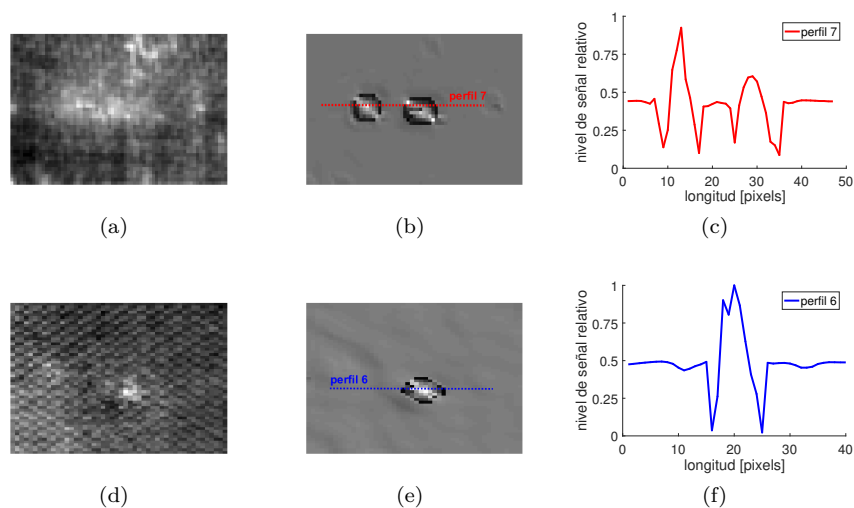


Figura 16.6: Ejemplos de defectos detectados mediante el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones de los componentes reales con defectos de delaminación: (a,b,c) tramo de cola de UAV, (d,e,f) porción de trampa de tren de aterrizaje, (a,d) datos térmicos iniciales, (b,e) datos de difusividad proyectada, (c,f) perfil espacial de difusividad proyectada.

Tabla 16.3: Comparativa de los valores máximos de SNR producidos por los algoritmos de procesamiento convencionales y el método de difusividad térmica proyectada en inspecciones realizadas sobre componentes reales.

PROCESADO	DEF2	DEF3	DEF4	DEF5	DEF6	DEF7	DEF8
ORIGINAL	35.32	39.74	38.83	18.61	18.71	30.62	30.59
POLI	33.71	40.95	38.48	15.59	5.93	30.29	28.05
DERIVADA1	38.43	48.91	49.01	22.89	21.64	38.94	41.55
DERIVADA2	34.51	37.49	42.92	22.05	17.62	31.83	37.09
FT	38.10	29.35	31.31	14.23	7.63	20.66	34.97
PCA	29.71	36.23	38.27	21.56	24.63	23.05	37.66
SKEWNESS	29.52	35.47	37.95	21.63	23.95	22.74	37.02
CURTOSIS	28.58	35.65	37.20	20.83	23.54	22.53	36.28
PTD	54.20	54.48	57.20	24.47	27.98	40.07	44.33

función. La figura 16.7a muestra este comportamiento mediante la representación de 18 funciones diferentes, que corresponden a los resultados obtenidos para diferentes valores de $c_{0_{ini}}$, como una sola línea. El contraste térmico y el SNR han mostrado diferente comportamiento para diferentes defectos, lo que implica que el valor de c_0 es sensible a la profundidad del defecto.

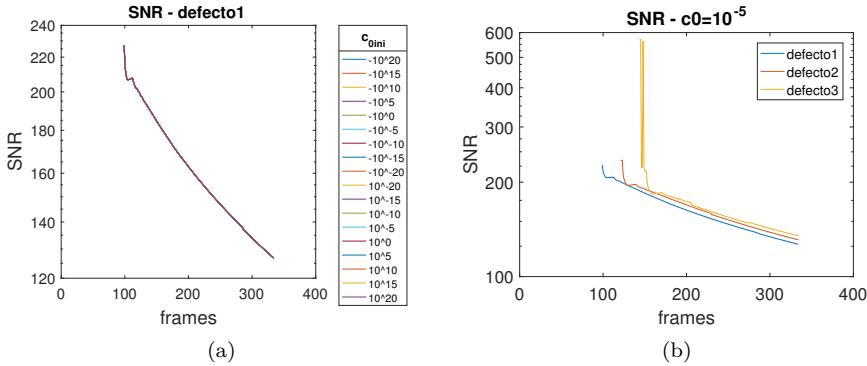


Figura 16.7: Propiedades del método de difusividad térmica proyectada para SNR y c_0 aplicado sobre defectos teóricos: (a) SNR para mismo defecto y diferentes valores de $c_{0_{ini}}$, (b) SNR para diferentes defectos y mismo valor de $c_{0_{ini}}$.

Se han detectado todos los defectos de manera precisa siendo su evolución claramente diferenciable. Todos ellos presentaban un comportamiento muy similar en su evolución en el tiempo, con un mayor retardo y reducción del nivel de señal para los más profundos. La figura 16.7b muestra la evolución en el tiempo del SNR obtenido con $c_{0_{ini}} = 10^{-5}$ para los tres defectos generados.

En los ensayos con presencia de ruido, tanto en las pruebas teóricas como experimentales, el valor del contraste térmico y el SNR ha variado con la profundidad del defecto, como ya ocurría en los ensayos sin ruido, pero también ha variado con el valor de $c_{0_{ini}}$. Se ha identificado un pequeño rango de valores de difusividad proyectada inicial $c_{0_{ini}}$ para los cuales la evolución del SNR y el contraste térmico experimentan un cambio sustancial, separando dos comportamientos claramente diferenciados del método propuesto. Este rango de transición varía con el defecto, pero en todos los casos analizados se encontraba entre 10^2 y 10^5 . La figura 16.8a muestra estos dos comportamientos diferenciados del SNR representando nueve resultados agrupados en dos tendencias diferentes. Se han detectado todos los defectos de manera precisa siendo sus respuestas distinguibles entre sí. La figura 16.8b muestra la evolución en el tiempo del SNR obtenida con $c_{0_{ini}} = 10^{-5}$ para los siete defectos utilizados en la evaluación del método.

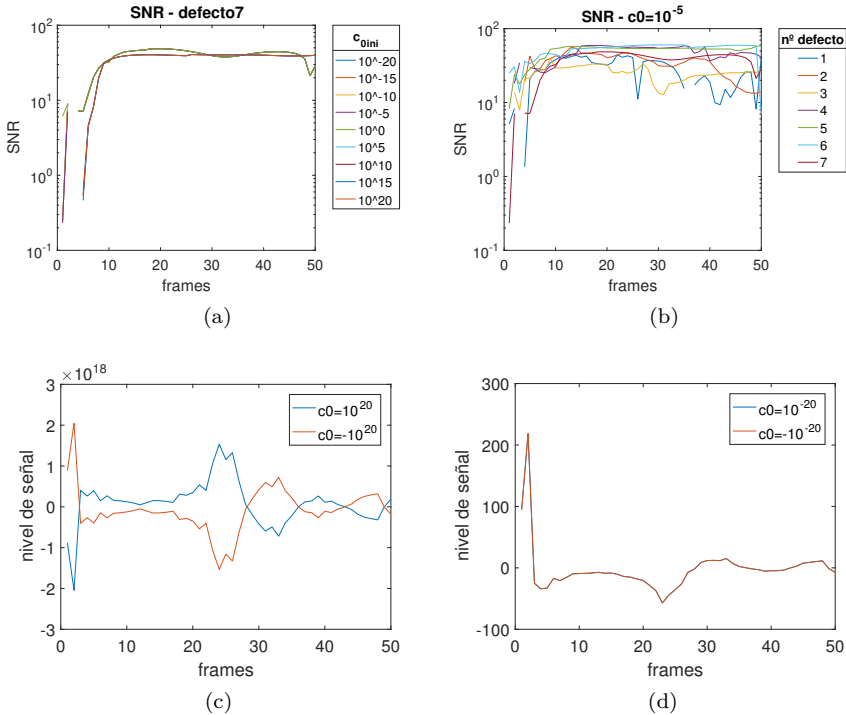


Figura 16.8: Propiedades del método de difusividad térmica proyectada aplicado sobre defectos reales: (a) SNR para mismo defecto y diferentes valores de $c_{0_{ini}}$, (b) SNR para diferentes defectos y mismo valor de $c_{0_{ini}}$, (c) simetría impar en ensayos experimentales, (d) simetría par en ensayos experimentales.

Una propiedad interesante del método de difusividad térmica proyectada identificada durante el proceso de análisis consiste en que la evolución temporal de c_0 presenta simetría con respecto a $c_{0_{ini}}$. Concretamente, presenta simetría par con respecto a $c_{0_{ini}}$ para $|c_{0_{ini}}| < 10^2$ y simetría impar con respecto a $c_{0_{ini}}$ para $|c_{0_{ini}}| \geq 10^5$ (figuras 16.8c y 16.8d). Para valores $10^2 \leq |c_{0_{ini}}| < 10^5$ la característica de simetría se pierde dando lugar al rango de transición anteriormente indicado para los valores de SNR y contraste térmico.

La representación gráfica de los defectos que proporciona el método propuesto es claramente diferente de la representación térmica habitual en inspecciones termográficas NDT. En perfiles espaciales de los datos termográficos iniciales, la existencia de defectos se representa mediante cambios suaves de la señal. Por el

contrario, el método propuesto muestra los defectos mediante fuertes variaciones de la señal en perfiles espaciales (figuras 16.9a y 16.9b). Este comportamiento de la señal de difusividad térmica proyectada puede interpretarse como la proyección sobre el plano de coordenadas del calor difundido en el objeto debido a la iluminación aplicada (figura 16.9c). El área central de un defecto produce alta difusión vertical del calor por lo que su proyección es casi nula. En las zonas próximas al borde de un defecto la difusión lateral aumenta de modo que la proyección también es mayor. Se obtiene un valor máximo de difusión lateral en el borde de un defecto. Más allá del borde la difusión lateral se mantiene alta, pero en este caso la dirección de la componente vertical se dirige hacia el interior del material, de manera que el signo del valor proyectado cambia. La difusión lateral disminuye con la distancia al borde del defecto hasta que se alcanza un área de flujo de calor no perturbado con proyección lateral nula.

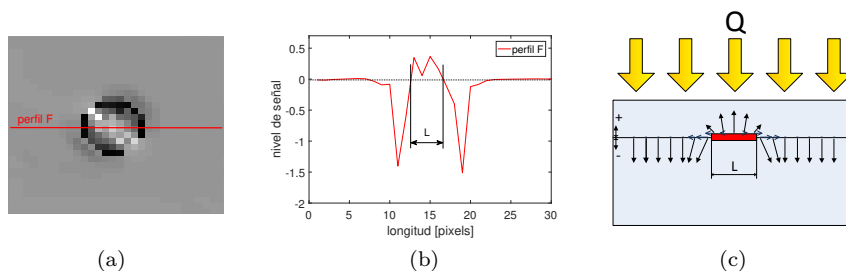


Figura 16.9: Representación de defectos proporcionada por el método de difusividad térmica proyectada: (a) resultado obtenido con el método de difusividad térmica proyectada, (b) perfil de señal de un defecto detectado con el método de difusividad térmica proyectada, (c) interpretación física de los resultados de difusividad proyectada.

16.2. Funciones de iluminación virtual

16.2.1. Análisis de resultados con funciones virtuales

En este estudio se han desarrollado y analizado cuatro tipos diferentes de VIF, correspondientes a derivadas temporales, análisis de Fourier, momentos estadísticos y análisis de componentes principales. Con el fin de disponer de una amplia variedad de casos de estudios y considerar diferentes tipos de defectos y estimulaciones térmicas, el análisis de las VIF se ha realizado empleando exclusivamente datos generados de manera computacional.

16.2.1.1. Derivadas temporales sucesivas

Dependencia con la naturaleza de los defectos

Se ha analizado el comportamiento de las VIF correspondientes a derivadas temporales de orden 1 hasta 4 en función de la naturaleza de los defectos detectados. Se han modelado materiales que simulan defectos en CFRP con diferentes propiedades térmicas. En este análisis se ha fijado la forma, el tamaño y la profundidad de los defectos, así como el tipo de estimulación aplicada, y se ha variado únicamente la naturaleza de los defectos para evitar una influencia no deseada en los resultados producidos por las VIF.

En las figuras 16.10a, 16.10b y 16.10c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con la naturaleza de los defectos de las funciones virtuales para la segunda derivada temporal. En cada prueba se han modelado tres defectos cuadrados ubicados a diferentes profundidades, más profundos hacia la derecha. En la figura 16.10d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en la misma posición para el mismo instante de tiempo, mostrando valores de señal expresados en nivel digital, o *Digital Level* (DL). En la figura 16.10e se muestra la evolución a lo largo del tiempo del mismo punto geométrico correspondiente a defectos de diferente naturaleza.

A partir de estos resultados se observa que la naturaleza de los defectos produce una respuesta diferente en las funciones de iluminación virtual. Los defectos con difusividades térmicas mayores que el material base generan gradientes negativos en los bordes de los defectos, mientras que los defectos con difusividades menores que el material base generan gradientes positivos. Los resultados del perfil espacial obtenidos para el PTFE y el *film* protector son opuestos a los obtenidos para las láminas metálicas. Esta respuesta permite identificar la naturaleza de los defectos y caracterizarlos.

De acuerdo a la figura 16.10e la naturaleza de los defectos influye de manera manifiesta en la evolución temporal de la señal de iluminación virtual para una estimulación determinada. La señal de la VIF para la segunda derivada varía con el tiempo presentando una pendiente alta en los instantes iniciales con valores máximos y mínimos absolutos próximos al inicio de la estimulación. Los valores de máximo y mínimo absolutos se producen para los mismos instantes pero el tipo de extremo depende de la naturaleza del defecto y la difusividad térmica relativa al material base. La señal alcanza rápidamente su valor final con una asíntota horizontal en el valor cero.

Dependencia con la geometría de los defectos

Se ha analizado el comportamiento de las VIF en función de la forma de los defectos. Se han modelado defectos con diferentes formas para estudiar la capacidad de las VIF para identificar los bordes de los defectos y reproducir su geometría. La naturaleza y profundidad de los defectos, así como el tipo

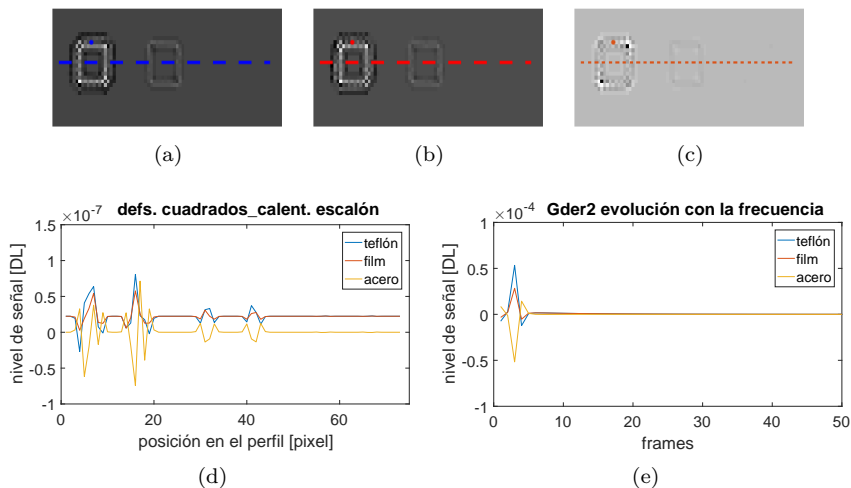


Figura 16.10: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (*frame* 136) con la VIF correspondiente a la derivada segunda, (d,e) representación de la respuesta espacial y evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

de estimulación, se han mantenido fijas en este análisis variando únicamente la forma de los defectos para evitar una influencia no deseada en los resultados producidos por las VIF.

En las figuras 16.11a, 16.11b y 16.11c se muestran algunos resultados representativos de la dependencia con la forma de los defectos de las funciones virtuales para la tercera derivada temporal. En cada prueba se han modelado tres defectos ubicados a diferentes profundidades, más profundos hacia la derecha, con formas cuadradas, triangulares y circulares. En la figura 16.11d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos para el mismo instante de tiempo. En la figura 16.11e se muestra la evolución a lo largo del tiempo de puntos defectuosos con posiciones análogas en los defectos.

A partir de estos resultados se observa que el contorno de los defectos muestra valores de señal diferentes del resto de puntos defectuosos y del material no dañado. Este hecho permite reconstruir la geometría completa de los defectos detectados identificando los extremos relativos de la señal en los perfiles espaciales. El área afectada por el flujo de calor perturbado debido a la presencia de un defecto se representa como un área de evolución con pendiente abrupta.

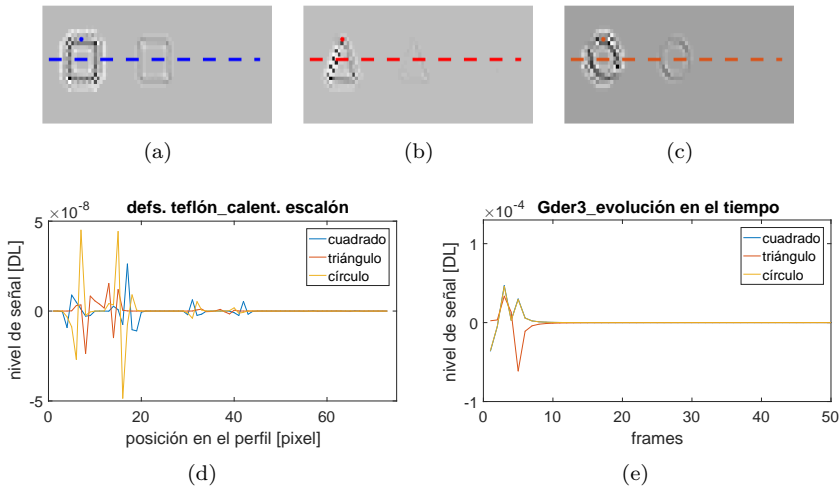


Figura 16.11: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (*frame* 137) con la VIF correspondiente a la derivada tercera, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

Aquellas zonas que no tienen gradientes laterales de calor durante la estimulación (flujo no perturbado) toman el mismo valor de señal. Los defectos más profundos producen una señal más baja en los bordes del defecto, haciéndose imperceptible para los que se encuentran situados a profundidad máxima.

La señal obtenida con la VIF para la tercera derivada y estimulación por calentamiento escalonado varía con el tiempo con una pendiente alta en los instantes iniciales. La señal alcanza rápidamente su valor final con una asíntota horizontal de valor cero. De acuerdo a la figura 16.11e, la forma de los defectos apenas influye en la evolución temporal de la señal de las funciones de iluminación virtual para una estimulación dada.

Dependencia con la estimulación aplicada

Se ha analizado el comportamiento de las VIF en función del tipo de estimulación aplicada. Para ello se han considerado calentamientos tipo escalón y pulsado, y enfriamiento tipo escalón. La forma de los defectos, la naturaleza y el tamaño se han mantenido constantes en este análisis, variando únicamente el tipo de estimulación para evitar una influencia no deseada en los resultados.

En las figuras 16.12a, 16.12b y 16.12c se muestran algunos resultados representativos de la dependencia con el tipo de estimulación de las funciones virtuales para la primera derivada temporal. En cada prueba se han modelado 3 defectos cuadrados situados a diferentes profundidades, más profundos hacia la derecha. En la figura 16.12d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en una misma posición para el mismo instante. En la figura 16.12e se muestra la evolución a lo largo del tiempo del mismo punto geométrico correspondiente a defectos iguales sometidos a diferente tipo de estimulación.

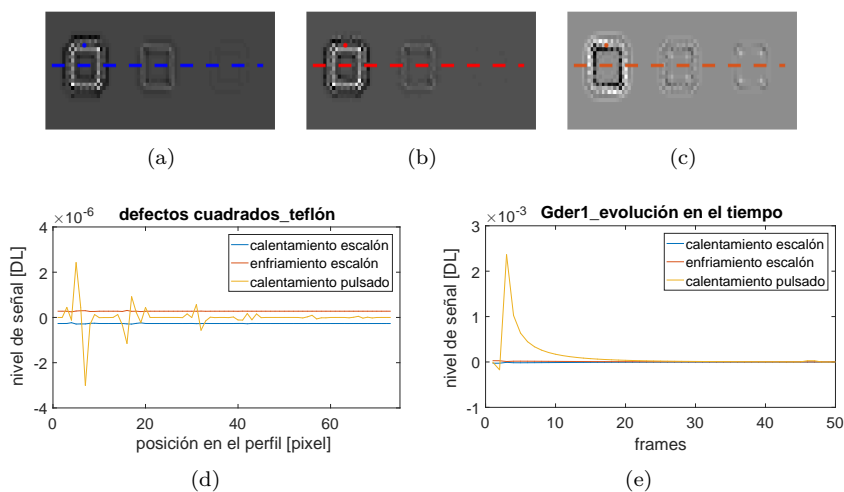


Figura 16.12: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para el mismo instante (*frame* 137) con la VIF correspondiente a la derivada primera, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución temporal de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

A partir de estos resultados se observa que las estimulaciones de calentamiento en escalón y enfriamiento en escalón producen un patrón muy similar de perfil espacial, mientras que la estimulación pulsada, para la misma energía aplicada, proporciona una señal mayor y una identificación de defectos más profundos. Los bordes de los defectos muestran valores de señal diferentes del resto de los puntos defectuosos y del material no dañado para todos los tipos de estimulación. Aquellas zonas que no tienen gradientes laterales de calor toman el mismo valor de señal, aunque este valor depende del tipo de estimulación.

La señal de la VIF para la derivada primera y estimulación por calentamiento escalonado varía con el tiempo con una pendiente alta en los instantes iniciales, alcanzando rápidamente su valor final con una asíntota horizontal de valor cero. De acuerdo a la figura 16.12d la estimulación por enfriamiento en escalón muestra una tendencia similar al caso de calentamiento en escalón pero con pendientes de signo opuesto. La señal para la estimulación pulsada tiene un comportamiento semejante al de la estimulación de enfriamiento en escalón, donde la señal experimenta un aumento pulsado y luego desciende rápidamente hasta alcanzar un valor asíntótico en cero.

Cuantificación del nivel de detección

Se han utilizado dos métricas para valorar la detección de defectos proporcionada por las VIF: el SNR y el *sharpness*. El cálculo del SNR se ha llevado a cabo empleando la expresión (16.1). Se ha empleado la métrica de SNR para la valoración de las VIF, a pesar de aplicarse sobre datos sin presencia de ruido, por tratarse de la métrica usada en todo el estudio y por proporcionar una adecuada relación de escalas para los diferentes valores analizados.

Se pueden aplicar diferentes expresiones para medir el *sharpness*. En este estudio el *sharpness* se ha medido a través de la expresión

$$\begin{aligned} \text{Sha} = & \sum_{x=0}^{M-2} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x+1, y) - f(x, y))^2 + \\ & \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-2} (f(x, y+1) - f(x, y))^2 \end{aligned} \quad (16.3)$$

Tras la aplicación de las métricas de cuantificación a los datos termográficos generados se han analizado los resultados producidos. En la figura 16.13 se muestran algunos resultados representativos de los valores obtenidos para el SNR y *sharpness*, donde cada medida se ha calculado para un defecto con naturaleza, forma y profundidad específicas, sujetas a un tipo concreto de estimulación.

La figura 16.13a muestra que los valores del SNR proporcionados por las VIF correspondientes a derivadas tienen todas un comportamiento muy similar, presentando extremos relativos en los mismos instantes. El valor máximo del SNR se ha obtenido con la segunda derivada. Sin embargo, los valores del SNR para todas las VIF han sido inferiores al valor máximo producido por los datos termográficos originales. Este resultado lleva a la conclusión de que las VIF obtenidas mediante derivación no son adecuadas para mejorar el nivel de detección de defectos.

La métrica de *sharpness* también ha reflejado la similitud de las tendencias de todas las VIF. Sin embargo, a diferencia de la métrica de SNR, el *sharpness*

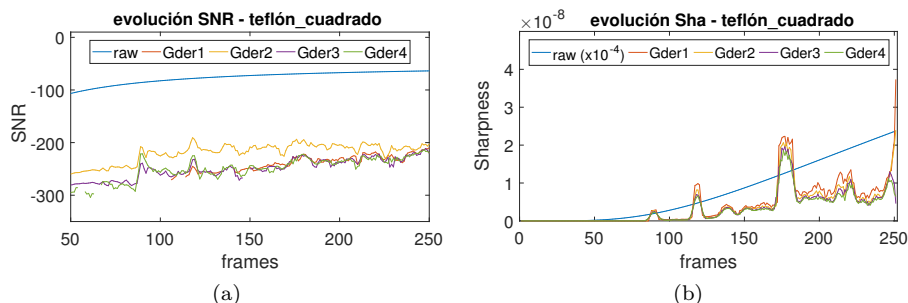


Figura 16.13: Resultados obtenidos con las VIF de G_{der_1} , G_{der_2} , G_{der_3} y G_{der_4} bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y *sharpness* (b).

produce una señal con mejor definición que permite identificar claramente los instantes en que se producen los máximos relativos y absolutos. Se puede observar en la figura 16.13b que los instantes iniciales del *sharpness* presentan un valor nulo hasta que se aproxima el primer máximo relativo. Esta etapa con valor de nitidez nulo corresponde al tiempo que tarda un defecto en detectarse tras el inicio de la estimulación, lo que pone de manifiesto la capacidad de las VIF de derivación para caracterizar la profundidad de los defectos.

16.2.1.2. Análisis de Fourier

Dependencia con la naturaleza de los defectos

En las figuras 16.14a, 16.14b y 16.14c se muestran algunos resultados representativos de la dependencia con la naturaleza de los defectos de las funciones virtuales para el valor de fase del análisis de Fourier. En la figura 16.14d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en la misma posición obtenidos para la misma frecuencia de análisis. En la figura 16.14e se muestra la evolución con las frecuencias de análisis del mismo punto geométrico correspondiente a defectos de diferente naturaleza.

Se observa que la naturaleza de los defectos produce una respuesta diferente de las funciones de iluminación virtual. El valor de las VIF permanece constante en las zonas donde no hay presencia de defectos o no se consiguen detectar. Los defectos con difusividades térmicas mayores que las del material base generan gradientes negativos en los bordes de los defectos, mientras que los defectos con difusividades menores generan gradientes positivos. Esta respuesta permite identificar la naturaleza de los defectos y caracterizarlos.

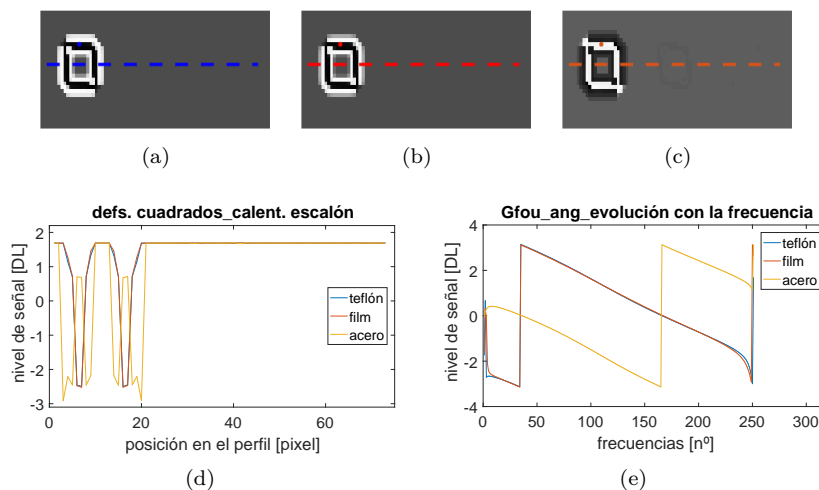


Figura 16.14: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 50) con la VIF correspondiente a la fase del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

La evolución en función de la frecuencia de la señal de iluminación virtual para una estimulación determinada depende de la naturaleza de los defectos. En la figura 16.14e se observa cómo las señales de la VIF para la fase del análisis de Fourier presentan característica de simetría. Sin embargo, los valores del máximo y mínimo absolutos se producen para frecuencias diferentes en función de la difusividad térmica relativa del defecto respecto del material base.

Dependencia con la geometría de los defectos

En las figuras 16.15a, 16.15b y 16.15c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia de las funciones virtuales correspondientes al módulo del análisis de Fourier con la forma de los defectos. En la figura 16.15d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos para la misma frecuencia de análisis. En la figura 16.15e se muestra la evolución con la frecuencia de puntos defectuosos con posiciones análogas en los defectos.

Se observa que el contorno de los defectos toma valores de señal diferentes del resto de puntos defectuosos y del material no dañado, haciendo posible reconstruir la geometría completa de los defectos detectados. El área afectada por

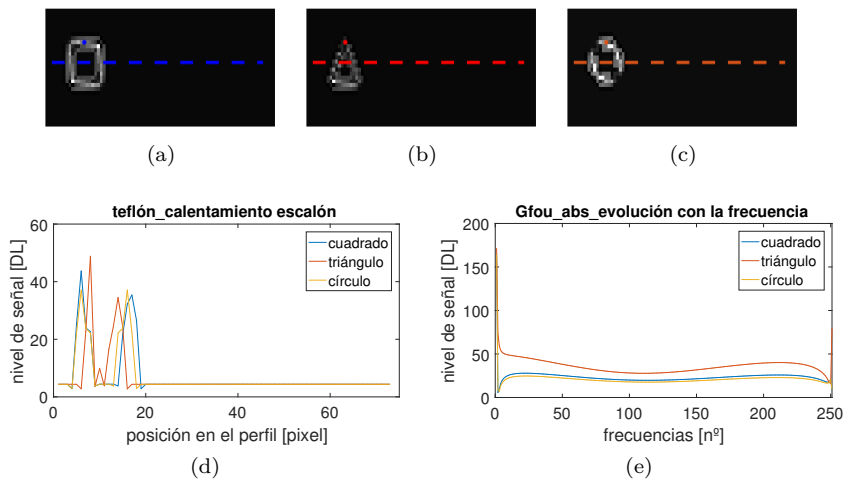


Figura 16.15: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 10) con la VIF correspondiente al módulo del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

el flujo de calor perturbado debido a la presencia de un defecto presenta una zona de evolución con pendiente abrupta. Por el contrario, aquellas zonas que no tienen gradientes laterales de calor durante la estimulación toman el mismo valor de señal.

La señal de la VIF para el módulo del análisis de Fourier y estimulación por calentamiento en escalón varía con la frecuencia con una pendiente alta en las frecuencias iniciales y finales (figura 16.11e). Se observa que la forma de los defectos no es un parámetro que tenga alta influencia en la evolución de la señal de esta función de iluminación virtual.

Dependencia con la estimulación aplicada

En las figuras 16.16a, 16.16b y 16.16c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con el tipo de estimulación de las funciones virtuales para la fase del análisis de Fourier. En la figura 16.16d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en una misma posición para la misma frecuencia. En la figura 16.16e se muestra la evolución con la frecuencia del mismo punto para defectos iguales sometidos a diferente tipo de estimulación.

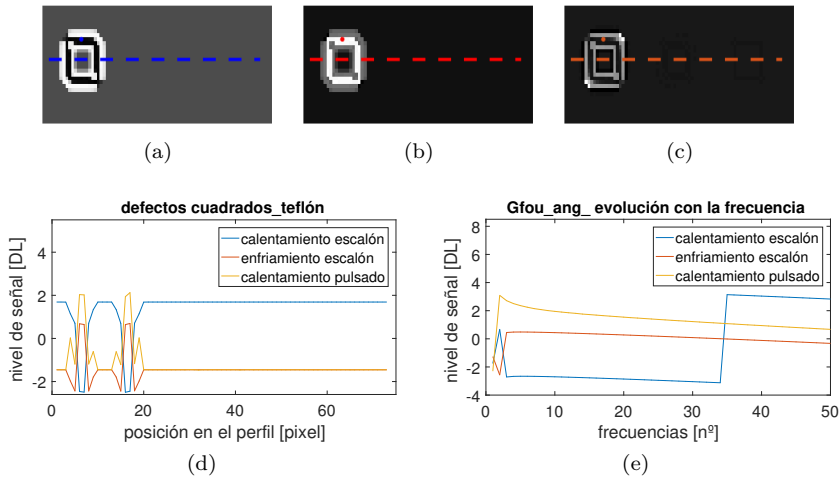


Figura 16.16: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma frecuencia (frecuencia 50) con la VIF correspondiente a la fase del análisis de Fourier, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en frecuencia de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

De estos resultados se observa que las estimulaciones por calentamiento pulsado y enfriamiento en escalón producen un patrón muy similar de perfil espacial, mientras que la estimulación por calentamiento en escalón, para la misma energía aplicada, produce una señal opuesta. Los bordes de los defectos muestran valores de señal diferentes del resto de los puntos defectuosos y del material no dañado para todos los tipos de estimulación. Las zonas que no contienen defectos o no se consiguen detectar toman el mismo valor de señal, estando este valor definido por el tipo de estimulación aplicada.

La señal de las VIF para la fase del análisis de Fourier y estimulaciones por enfriamiento escalonado y calentamiento pulsado tienen una evolución similar con la frecuencia, alcanzando su valor máximo en frecuencias bajas. La estimulación por calentamiento en escalón muestra una tendencia diferente de los otros tipos de estimulación, con un máximo pronunciado en frecuencias iniciales y un salto brusco en frecuencias centrales.

Cuantificación del nivel de detección

Se han aplicado las métricas de SNR y *sharpness* a los resultados obtenidos con las VIF definidas mediante análisis de Fourier para evaluar su capacidad de detección de defectos. En la figura 16.17 se muestran algunos resultados representativos.

La figura 16.17a muestra cómo los valores del SNR proporcionados por las VIF para el módulo y la fase tienen un comportamiento diferente, produciéndose los extremos relativos en frecuencias distintas. El valor máximo del SNR se ha obtenido para el resultado de módulo, aunque en este caso, el resultado de fase también produce valores de SNR mayores que los obtenidos con los datos termográficos originales. Este hecho demuestra la viabilidad de este tipo de VIF para mejorar el nivel de detección de defectos en inspecciones termográficas NDT.

La métrica de *sharpness* también muestra las diferentes tendencias que siguen los resultados de las VIF de análisis de Fourier. Se puede observar en la figura 16.17b que los valores de *sharpness* producidos por las VIF son mayores que los producidos por los datos originales, verificando la capacidad teórica de estas VIF para mejorar el nivel de detección de defectos.

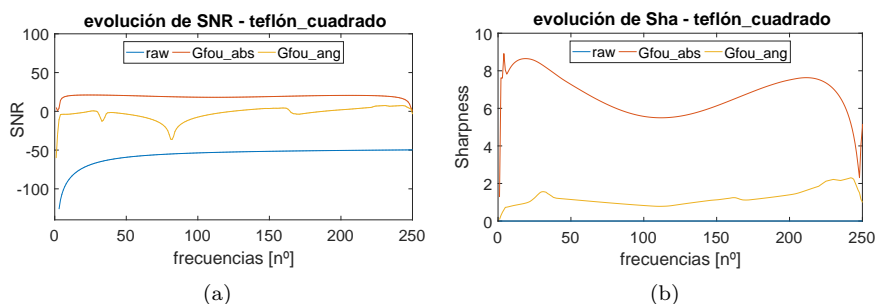


Figura 16.17: Resultados obtenidos con las VIF correspondientes al análisis de Fourier bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y *sharpness* (b).

16.2.1.3. Momentos centrales estandarizados

Dependencia con la naturaleza de los defectos

En las figuras 16.18a, 16.18b y 16.18c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con la naturaleza de los defectos de las funciones virtuales para momentos centrales estandarizados de orden 3. En la figura 16.18d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en la misma posición.

En la figura 16.18e se muestran los valores de la VIF para el mismo punto geométrico correspondiente a defectos de diferente naturaleza.

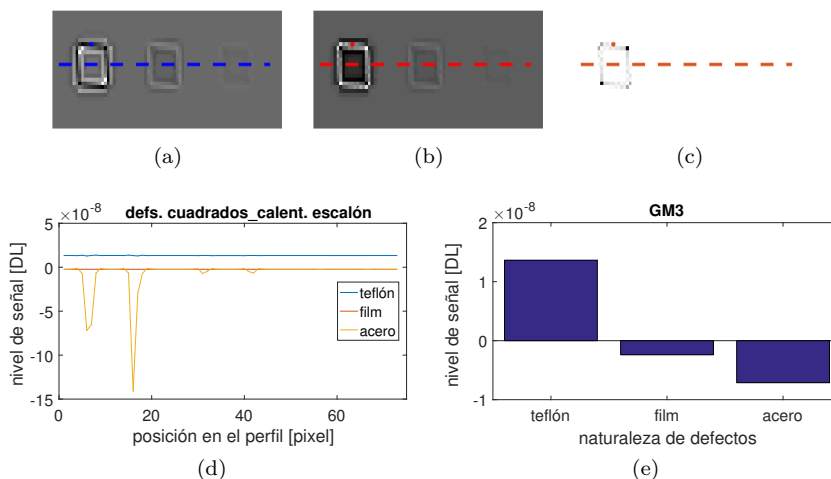


Figura 16.18: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente a momentos centrales de orden 3, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).

Se observa que la naturaleza de los defectos produce una respuesta diferente en las funciones de iluminación virtual. Los defectos con difusividades térmicas mayores que la difusividad del material base generan gradientes positivos en los bordes de los defectos, mientras que los defectos con difusividades menores que el material base generan gradientes negativos. Se observa que los gradientes de la VIF para el defecto de metal son mucho mayores que para los defectos poliméricos. Este tipo de respuesta permite identificar la naturaleza de los defectos.

Dependencia con la geometría de los defectos

En las figuras 16.19a, 16.19b y 16.19c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia de las funciones virtuales para el cuarto momento central con la forma de los defectos. En la figura 16.19d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos por el mismo punto, y en la figura 16.19e se muestran los valores de esta VIF para puntos con posiciones análogas.

Se observa que el contorno de los defectos toma valores de señal diferentes del resto de puntos defectuosos y del material no dañado, haciendo posible la

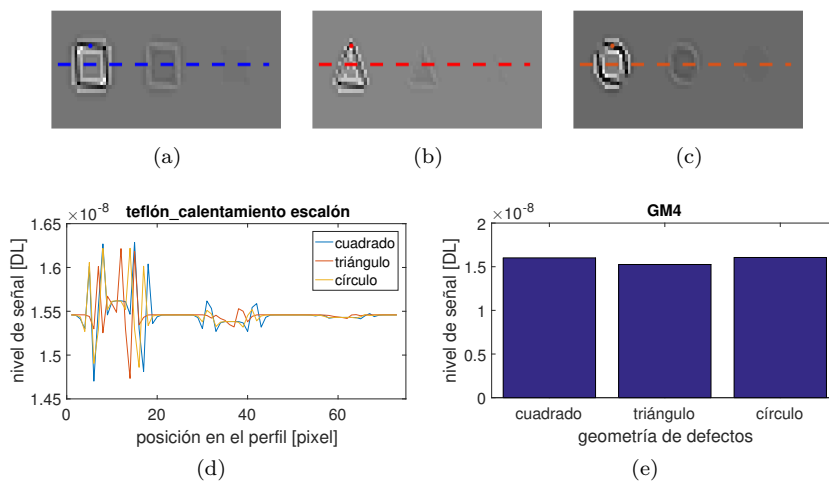


Figura 16.19: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente al momento central de orden 4, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).

reconstrucción de la geometría completa de los defectos detectados. Las zonas que no tienen gradientes de calor laterales, bien por ser zonas libres de defectos o por no llegar a detectarse los defectos existentes, toman un valor muy similar de la VIF.

Se observa que la forma de los defectos apenas influye en el valor la función de iluminación virtual para momentos de cuarto orden (figura 16.19e) y, en general, se ha comprobado que tampoco influye para ningún momento analizado.

Dependencia con la estimulación aplicada

En las figuras 16.20a, 16.20b y 16.20c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con el tipo de estimulación de las funciones virtuales para momentos centrales de orden 5. En la figura 16.20d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en una misma posición y en la figura 16.20e se muestra los valores obtenidos para el mismo punto geométrico correspondiente a defectos iguales sometidos a diferente tipo de estimulación.

A partir de estos resultados se observa que las estimulaciones por calentamiento pulsado y enfriamiento en escalón producen un patrón muy similar de perfil espacial con un nivel bajo de señal, mientras que la estimulación por ca-

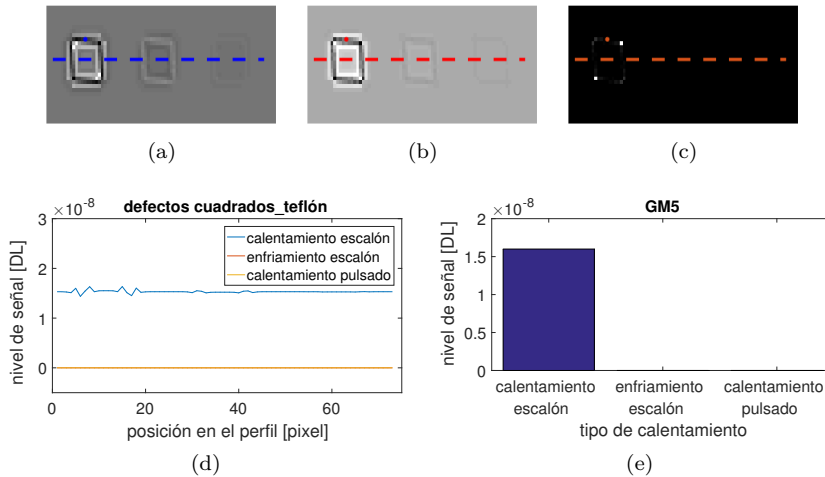


Figura 16.20: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la VIF correspondiente al momento central de orden 5, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y valores de los puntos indicados en las figuras (a,b,c).

lentamiento en escalón, para la misma energía aplicada, proporciona una señal de mayor valor. Los bordes de los defectos producen niveles de señal diferentes del resto de puntos defectuosos y del material no dañado para todos los tipos de estimulación, que hace que estos puntos sean fácilmente identificables.

La señal de las VIF para estimulación por calentamiento en escalón proporciona los valores máximos de señal para todos los momentos centrales analizados, mientras que las estimulaciones por enfriamiento en escalón y calentamiento pulsado producen valores muy bajos de señal.

Cuantificación del nivel de detección

Se han aplicado las métricas de SNR y *sharpness* para evaluar la capacidad de detección de defectos de las VIF definidas a partir de momentos centrales estandarizados de órdenes 2 hasta 5. En la figura 16.21 se muestran algunos resultados representativos.

La figura 16.21a muestra que los valores máximos de SNR proporcionados por las VIF para momentos centrales se han obtenido para momentos de orden 3. Sin embargo, en todos los casos analizados el valor del SNR de la señal termográfica original ha sido mayor que los valores obtenidos para las VIF. Esta misma

tendencia se ha podido comprobar con la métrica de *sharpness* (figura 16.21b). Este resultado hace que, teóricamente, la aplicación de este tipo de VIF no sea viable para mejorar el nivel de detección de defectos.

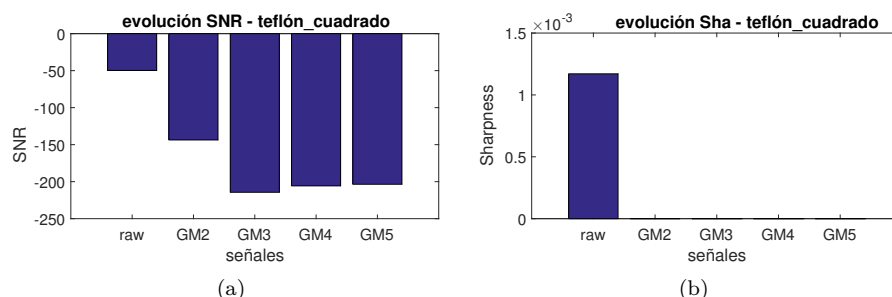


Figura 16.21: Resultados obtenidos con las VIF correspondientes a momentos centrales estandarizados bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y *sharpness* (b).

16.2.1.4. Análisis de componentes principales

Dependencia con la naturaleza de los defectos

En las figuras 16.22a, 16.22b y 16.22c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con la naturaleza de los defectos de las funciones virtuales para análisis de componentes principales. En la figura 16.22d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en la misma posición para la misma componente principal. En la figura 16.22e se muestra la evolución del mismo punto geométrico de defectos de diferente naturaleza en función de las diferentes componentes.

Se observa que la naturaleza de los defectos produce respuestas diferentes en las funciones de iluminación virtual. Los defectos tipo *film* y metal generan una respuesta muy similar, con valores mínimos en las fronteras de los defectos. Por el contrario, los defectos de teflón generan señales de valor reducido y tendencia opuesta a los otros defectos, con máximos en las fronteras de los defectos.

Dependencia con la geometría de los defectos

En las figuras 16.23a, 16.23b y 16.23c se muestran algunos resultados representativos de la dependencia con la forma de los defectos de las funciones virtuales para el análisis de componentes principales. En la figura 16.23d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos para la misma componente princi-

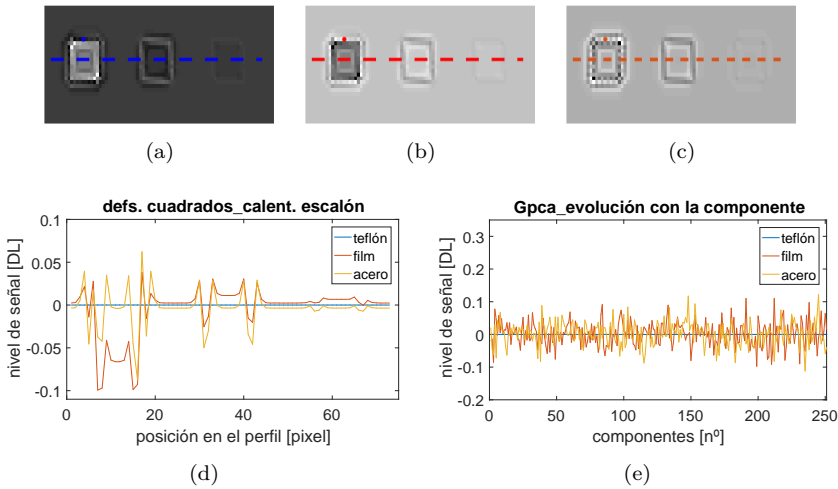


Figura 16.22: Resultados del análisis de dependencia de las VIF con la naturaleza de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 2) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial de los perfiles y evolución en función de las componentes de los puntos indicados en (a,b,c).

pal. En la figura 16.23e se muestra la evolución de las VIF en función de las componentes analizadas de puntos defectuosos con posiciones análogas.

Se observa que el contorno de los defectos toma valores de señal diferentes del resto de puntos defectuosos y del material no dañado, haciendo posible la reconstrucción de la geometría completa de los defectos detectados. Las zonas que no contienen defectos o no se produce detección toman un valor muy similar de la VIF. En general, se ha podido comprobar que las primeras componentes del análisis producen valores de señal más altos.

Dependencia con la estimulación aplicada

En la figura 16.24a, 16.24b y 16.24c se muestran algunos resultados representativos sobre la dependencia con el tipo de estimulación de las funciones virtuales para análisis de componentes principales. En la figura 16.24d se representan perfiles espaciales que cruzan los defectos en una misma posición para la misma componente analizada. En la figura 16.24e se muestra la evolución en función de las componentes del mismo punto para defectos iguales sometidos a diferente tipo de estimulación.

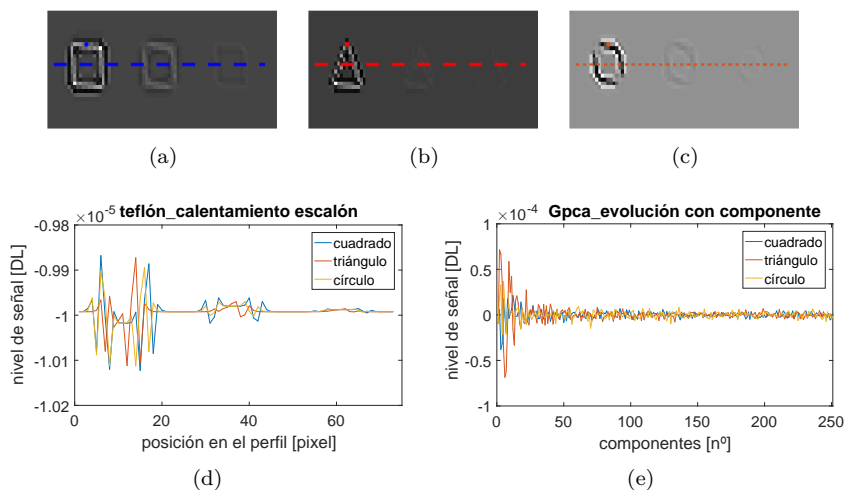


Figura 16.23: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la geometría de los defectos: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 3) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en función de las componentes de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

De estos resultados se observa que la estimulación por calentamiento pulsado es la que produce mayores niveles de señal, mientras que el calentamiento y enfriamiento en escalón producen niveles muy inferiores de señal. Los bordes de los defectos muestran valores de señal diferentes del resto de los puntos defectuosos y del material no dañado para todos los tipos de estimulación.

Cuantificación del nivel de detección

Se han aplicado las métricas de cuantificación a los datos termográficos generados y se han analizado los resultados obtenidos. En la figura 16.25 se muestran algunos resultados representativos para SNR y *sharpness*. Cada medida se ha calculado para un defecto con naturaleza, forma y profundidad específicas, sujetas a un tipo concreto de estimulación.

La figura 16.25a muestra que los valores de SNR proporcionados por las VIF para análisis de componentes principales alcanzan su valor máximo en las primeras componentes. Sin embargo, los valores de SNR para estas VIF fueron inferiores en todos los casos al valor de SNR producido por los datos termográfi-

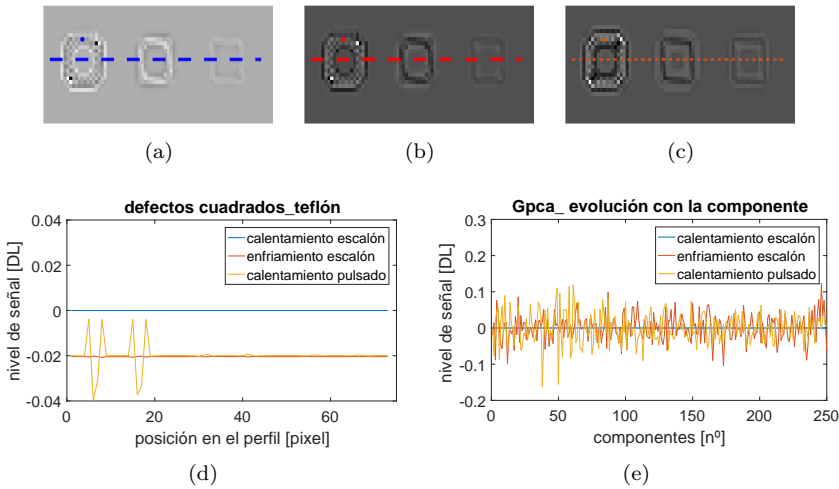


Figura 16.24: Resultados obtenidos en el análisis de la dependencia de las VIF con la estimulación aplicada: (a,b,c) resultados obtenidos para la misma componente principal (componente 4) con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales, (d,e) representación de la respuesta espacial y la evolución en función de las componentes de los perfiles y puntos indicados en las figuras (a,b,c).

cos originales. Este resultado permite concluir que, teóricamente, la VIF definida a partir de componentes principales no es efectiva para producir mejora en la detección de defectos.

La métrica de *sharpness* ha mostrado la misma tendencia observada en el SNR. Los valores máximos del *sharpness* se producen en las primeras componentes de análisis, siendo en todos los casos inferiores a los valores de *sharpness* obtenidos para los datos termográficos originales.

16.2.2. Evaluación conjunta de las funciones virtuales

Los resultados obtenidos en el análisis de las VIF han demostrado que estas funciones pueden proporcionar información útil en tareas de caracterización de defectos. Estas funciones permiten identificar los bordes de los defectos y reproducir su geometría con precisión. La naturaleza específica de los defectos produce diferentes respuestas en las funciones de iluminación virtual, lo que permite determinar el tipo de defecto detectado. Las VIF correspondientes a derivadas temporales han demostrado capacidad para identificar la profundidad de

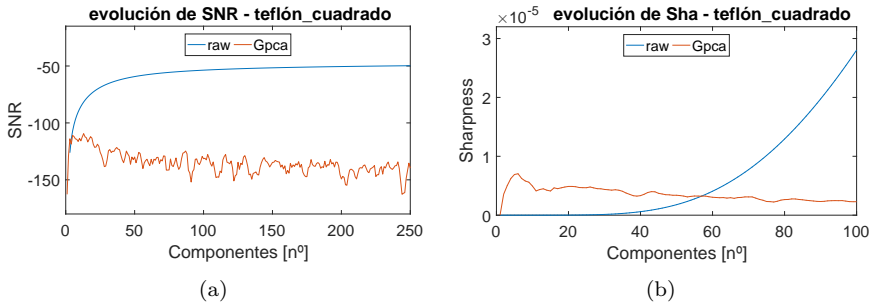


Figura 16.25: Resultados obtenidos con la VIF correspondiente al análisis de componentes principales bajo mismas condiciones de estimulación y características de defectos para SNR (a) y *sharpness* (b).

los defectos, siendo la estimulación por calentamiento pulsado la que, de manera general, ha producido mejores resultados.

En la figura 16.26 se muestra una comparativa de los valores de SNR y *sharpness* para todas las VIF analizadas en este estudio. Los valores se han calculado promediando para cada función los resultados obtenidos para todos los defectos y tipos de estimulación analizados. En función de estos resultados se puede concluir que las únicas funciones que proporcionan mejora en el nivel de detección respecto de los datos termográficos originales son las funciones correspondientes al análisis de Fourier, tanto para el resultado de módulo como de fase.

16.3. Criterios de selección de canales RGB

Se han empleado resultados habituales de inspecciones termográficas NDT para evaluar los criterios de selección de canales RGB propuestos, determinar sus características y generar conclusiones. Se han analizado datos obtenidos del análisis espectral de Fourier (módulo y fase), análisis de componentes principales, regresión por mínimos cuadrados parciales, momentos estadísticos de orden superior, análisis wavelet, coeficientes de ajuste polinomial y derivadas sucesivas del polinomio de ajuste.

Uno de los principales objetivos de este estudio es generalizar la aplicación de los criterios de selección a cualquier tipo de resultado termográfico NDT. La aplicación de todos los criterios de selección propuestos a los datos resultantes de las principales técnicas de procesamiento habría dado lugar a un análisis detallado. Sin embargo, esta aproximación resultaba inviable debido al ingente número de datos que sería necesario analizar. Por ello, en primer lugar se ha llevado

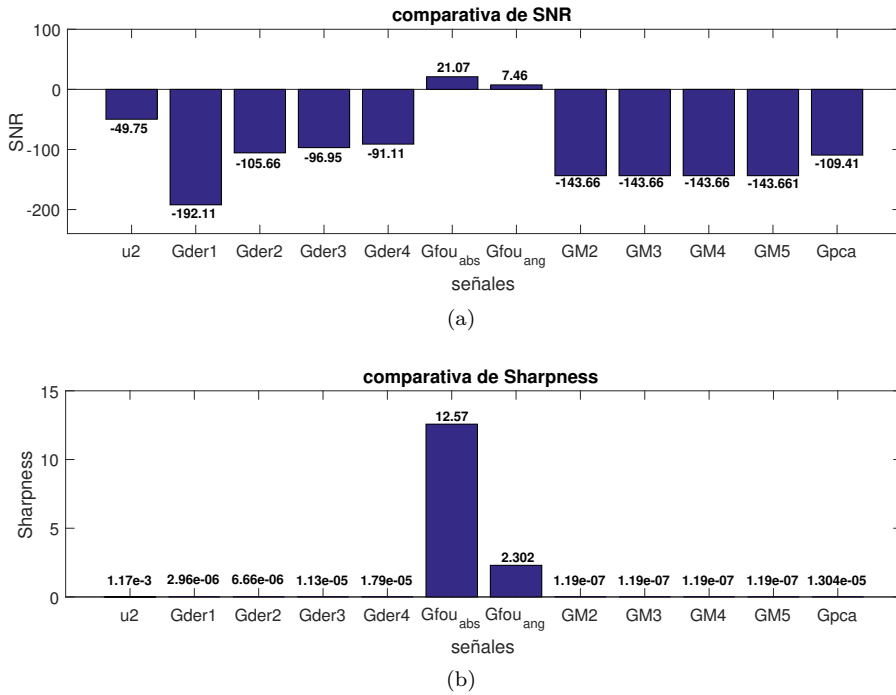


Figura 16.26: Comparativa de resultados medios obtenidos con las VIF analizadas en el estudio para todos los defectos y condiciones de estimulación analizadas: (a) valores de SNR y (b) valores de *sharpness*.

a cabo un proceso de evaluación reducido, que ha consistido en una *etapa de evaluación simplificada preliminar*, en la que se han aplicado todos los criterios a los resultados de sólo 2 procesamientos representativos, y posteriormente se ha realizado una *etapa de evaluación extendida*, donde un número reducido de los criterios que habían mostrado mejores resultados en la primera etapa se han aplicado a los datos producidos por las principales técnicas de procesamiento.

16.3.1. Evaluación simplificada de criterios de selección

En esta etapa de evaluación se han utilizado los datos del ensayo teórico NDT. Estos datos no se ven afectados por imperfecciones de fabricación del material ni irregularidades en la iluminación, por lo que los resultados obtenidos con la aplicación de los criterios proporcionan información fundamental sobre su comportamiento. Los resultados de procesamiento evaluados en esta etapa

han sido *coeficientes del ajuste polinomial y derivadas sucesivas del polinomio de ajuste*. Se han considerado grados de aproximación de 3 a 11 para el ajuste polinomial y se han analizado las dos primeras derivadas del polinomio de ajuste. Se ha podido comprobar que las derivadas de orden superior reducen de manera considerable la capacidad de detección y contienen niveles excesivos de ruido.

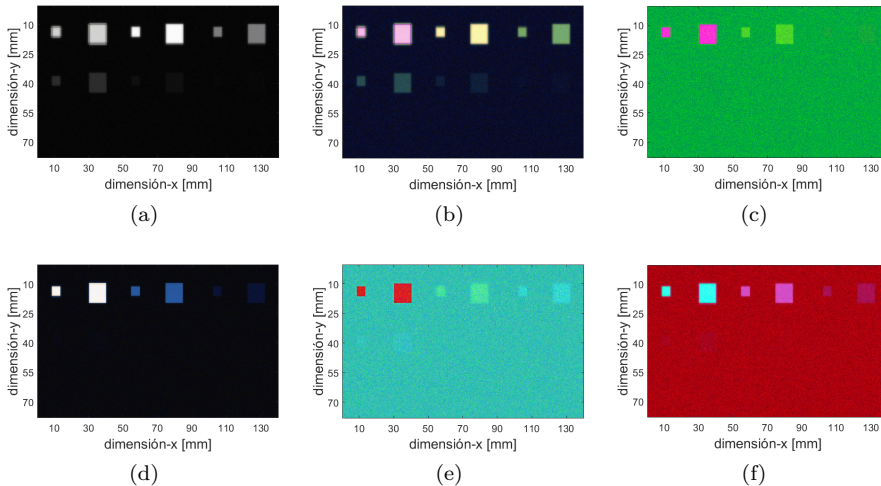


Figura 16.27: Ejemplos de imágenes RGB proyectadas producidas por los criterios: (a) criterio 4a aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (b) criterio 4b aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (c) criterio 4b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7, (d) criterio 1a aplicado a la primera derivada del polinomio de ajuste de grado 7, (e) criterio 2b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7, (f) criterio 4b aplicado a los coeficientes del ajuste polinomial de grado 7.

Los canales seleccionados por cada criterio han sido diferentes en ciertos casos, dependiendo de las métricas utilizadas, permitiendo detectar diferentes números de defectos y caracterizar sus profundidades. Algunos ejemplos de los resultados obtenidos en la aplicación de los criterios de selección se muestran en la figura 16.27.

El análisis de los resultados obtenidos en la evaluación preliminar ha permitido identificar las siguientes características en el funcionamiento de los criterios:

- Se han detectado grandes diferencias en la respuesta de los criterios de selección con los procesamientos analizados (coeficientes y derivadas temporales). La tendencia general de los niveles de intensidad en las secuencias de coeficientes muestra un comportamiento irregular mientras que la tendencia en las derivadas muestra una evolución progresiva. Estas tendencias se reflejan en los valores de las métricas y consecuentemente la efectividad de los criterios de selección también depende del tipo de procesamiento sobre el que se aplican.
- Los criterios basados en máximos absolutos producen resultados incorrectos en los procesados de evolución progresiva, proporcionando imágenes RGB de tonalidad gris debido a la proximidad y poca diferencia entre las imágenes seleccionadas (figura 16.27a). Los criterios basados en máximos relativos producen mejores resultados en este tipo de procesados (figura 16.27b).
- Los criterios basados en máximos relativos producen resultados incorrectos en los procesados de evolución irregular, proporcionando imágenes ruidosas debido a la distribución irregular de los canales óptimos para este tipo de procesamiento (figura 16.27c). Los criterios basados en máximos absolutos producen mejores resultados en estos procesados.
- Los criterios 1, 2 y 3 enfatizan los tres defectos con valores mayores de la métrica. Sin embargo, el resto de los defectos detectados se descartan en los criterios de selección y, por lo tanto, el resultado RGB final pierde información sobre el número total de defectos detectados (figura 16.27d). Estos criterios fallan en el objetivo de síntesis propuesto por el método de proyección RGB.
- En algunas ocasiones los criterios 1, 2 y 3 fallan en identificar tres imágenes diferentes, de forma que no se pueden completar todos los canales RGB. Esta situación sucede cuando la mayoría de los defectos tienen los mayores valores de la métrica en un número muy limitado de imágenes, menos de 3. Estos criterios fallan en la creación de una imagen RGB, por lo que se pierden las ventajas de la visualización del color. Sin embargo, proporcionan las imágenes correspondientes a las detecciones óptimas, manteniendo la capacidad de síntesis.
- El criterio 3 muestra un comportamiento muy inestable, produciendo resultados muy diferentes para el mismo nivel de restricción dependiendo del caso bajo estudio.

- Los criterios basados en la métrica de *sharpness* seleccionan canales más ruidosos que otros criterios en secuencias con nivel de ruido elevado (figura 16.27e), resaltando el efecto del ruido en lugar de los defectos.
- En general, la imagen RGB proyectada produce menor contraste visual que los canales grises individuales, debido a que el ruido de ciertos canales oculta resultados positivos de los otros canales y debido a la menor sensibilidad de la visión humana a ciertos tonos de color que a escalas de grises (figura 16.27f). Estos problemas se consiguen resolver de manera eficiente mediante la aplicación adicional de procesamiento de imagen.

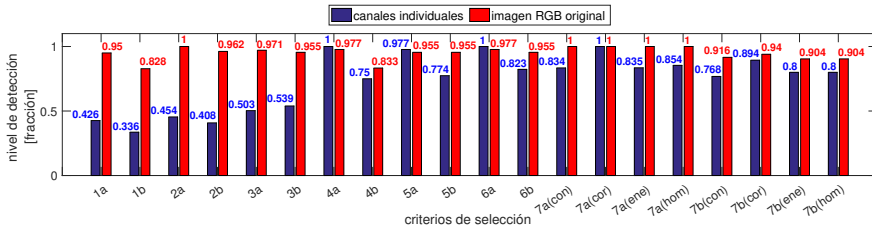
La figura 16.28 muestra los resultados obtenidos en la evaluación cuantitativa de los criterios. No es el objetivo de este estudio evaluar la capacidad de detección de los algoritmos de procesamiento sino evaluar la capacidad de los criterios para sintetizar la información de los datos procesados en una única imagen RGB. Algunos estudios previos que tratan la evaluación de las capacidades de las técnicas de procesamiento se pueden encontrar en [239, 263, 264].

Se ha evaluado de manera cuantitativa la capacidad de cada criterio para seleccionar canales que incluyan el mayor número de defectos. Para ello se ha medido el porcentaje promedio de defectos recogidos por los canales seleccionados en relación con el número de defectos detectados en la secuencia original de datos procesados, considerando todas las imágenes disponibles e independientemente del número real de defectos existentes en la muestra (representados por columnas azules en los diagramas 16.28a y 16.28b).

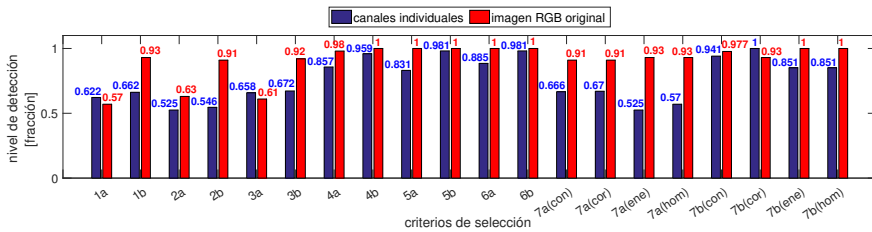
También se ha evaluado de manera cuantitativa la capacidad de distinguir las profundidades de los diferentes defectos, relacionada con la capacidad de mostrar los defectos seleccionados por cada criterio con suficiente contraste de color, por medio del porcentaje promedio de defectos identificados en la imagen RGB original en relación con el número de defectos identificados por los 3 canales seleccionados (mostrado mediante barras rojas en los diagramas 16.28a y 16.28b).

Se ha demostrado que el número de defectos visualizados en la imagen RGB proyectada original es, en general, menor que el número de defectos detectados en los canales individuales, debido a un bajo contraste de color de la imagen RGB o a un bajo contraste de gris de alguno de los canales seleccionados. Este hecho pone de manifiesto la necesidad de aplicar un procesado de imagen adicional a las imágenes RGB originales.

De acuerdo con los resultados de la etapa de evaluación preliminar, los criterios que han proporcionado mejores resultados y, por tanto, se han utilizado en la siguiente etapa de evaluación, han sido los siguientes:



(a)



(b)

Figura 16.28: Evaluación cuantitativa preliminar de los criterios propuestos: (a) criterios aplicados a procesados de datos de tendencia irregular, (b) criterios aplicados a procesados de datos de tendencia regular.

1. Aplicados a procesados de evolución irregular:

- Criterio 4a
- Criterio 5a
- Criterio 6a
- Criterio 7a (descriptor de correlación)

2. Aplicados a procesados de evolución progresiva:

- Criterio 4b
- Criterio 5b
- Criterio 6b
- Criterio 7b (descriptor de correlación)

16.3.2. Evaluación extendida de criterios de selección

En esta etapa del análisis se han utilizado datos experimentales obtenidos en inspecciones termográficas NDT llevadas a cabo en laboratorio. Estos datos se

han generado en condiciones reales por lo que resultan especialmente adecuados para analizar la solidez de los criterios. Las secuencias adquiridas en estas inspecciones se han procesado mediante los algoritmos convencionales de procesamiento de datos termográficos (ver sección 7.2), y posteriormente se han aplicado los criterios de selección a cada resultado de procesamiento para producir imágenes RGB proyectadas. Se han aplicado criterios de tipo A a los resultados de tendencia irregular (coeficientes del polinomio de ajuste, PCA, PLS y análisis de Fourier) y criterios de tipo B a los resultados de evolución progresiva (derivadas del polinomio de ajuste y análisis wavelet).

La aplicación de los criterios a coeficientes del polinomio de ajuste seleccionó canales diferentes. Los criterios 4a y 7a proporcionaron los mismos resultados para grados de aproximación inferiores a 7. Para grados mayores que 7 el mayor contenido de ruido de los datos afectaba la capacidad de selección del criterio 4a, que comenzó a seleccionar un tercer canal ruidoso empeorando los resultados producidos. Los criterios 5a y 6a seleccionaron canales distintos que los criterios 4a y 7a en la mayoría de los grados de aproximación. Los criterios 5a y 6a seleccionaron canales similares para grados de aproximación inferiores a 5. Las diferencias entre los criterios 5a y 6a eran mayores para los grados más altos debido al efecto del ruido en el criterio 5a, que comenzó a seleccionar un tercer canal ruidoso. El criterio 5a seleccionó dos canales ruidosos del grado 9 al 11. Los criterios 6a y 7a proporcionaron la selección óptima de canales, con bajo contenido de ruido y alto nivel de detección en todos los grados de aproximación.

La figura 16.29 muestra los canales seleccionados con el criterio 4a para el grado de ajuste 4 y la imagen RGB proyectada producida. Se observa que la visualización de los defectos en la imagen RGB original (figura 16.29d) tiene una calidad inferior a la de los canales individuales (figuras 16.29a, 16.29b y 16.29c). Para superar esta limitación se aplicaron rutinas de procesamiento de imagen a cada canal RGB individual, de forma que la imagen RGB procesada proporciona una mejor visualización de los defectos con mayor nivel de detección.

La imagen RGB proyectada original muestra claramente la detección de tres escalones de diferentes espesores a lo largo de la muestra. Esto es correcto en términos de detección pero es redundante desde el punto de vista de caracterización de defectos. Se ha aplicado un procesamiento de imagen adicional para mejorar este efecto de detección de escalones (figura 16.29e). Se ha llevado a cabo una normalización de fondo obteniendo una profundidad normalizada de los defectos y permitiendo adjuntar a la imagen RGB una escala de profundidad calculada cuantitativamente por el proceso descrito en la sección 14.3.1 (figura 16.29f).

En estas pruebas se han detectado una serie de estriaciones paralelas con la mayoría de las técnicas de procesamiento. No se trataba de defectos reales sino que se debía a la estructura interna del material, fabricado a partir de cintas unidireccionales, que producía que los bordes de dichas cintas destacasen.

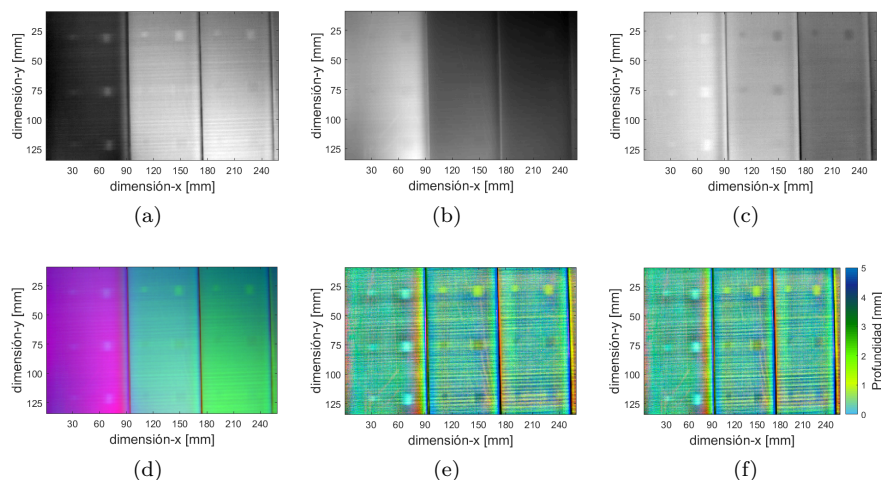


Figura 16.29: Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 4a aplicado a coeficientes del ajuste de grado 4, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.

Los resultados obtenidos en la aplicación de los criterios de selección a derivadas del ajuste polinomial han mostrado en general un contraste bajo de color. Los criterios 5b y 6b tuvieron un comportamiento similar hasta el grado de aproximación 6. A partir del grado 6, ambos criterios empezaron a verse afectados por el ruido y a seleccionar canales ruidosos con una menor detección de defectos. Los criterios 4b y 7b seleccionaron canales diferentes para todos los grados de aproximación. Esta situación era previsible ya que todos los criterios utilizan métricas diferentes y el tipo de datos involucrados en este análisis proporciona un gran número de alternativas posibles de selección. Los criterios 4b y 7b produjeron excelentes resultados y no se vieron afectados por altos niveles de ruido evitando la selección de canales ruidosos.

En este caso también se aplicó el procesamiento de imagen definido en el análisis de coeficientes del ajuste polinomial, mejorando la visualización de defectos y permitiendo definir una escala de profundidad para los defectos detectados (figuras 16.30e y 16.30f).

Todos los criterios analizados han seleccionado los mismos canales en los resultados de fase del análisis espectral. La concentración específica de la información más relevante y la distribución de ruido en la secuencia de datos del procesa-

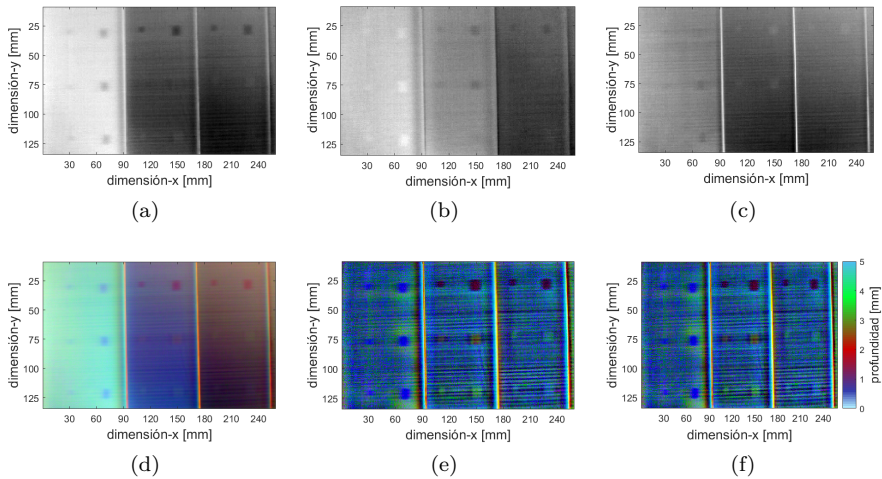


Figura 16.30: Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 7b aplicado a la primera derivada del polinomio de aproximación de grado 4, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.

miento de Fourier dio como resultado la misma selección de canales para las diferentes métricas. Por el contrario, los resultados de módulo del análisis espectral tienen una distribución más constante de la información a lo largo de toda la secuencia, de modo que los criterios seleccionaron canales diferentes. Los criterios 4a y 7a seleccionaron canales similares que sólo diferían en el tercer canal. Los criterios 5a y 6a también seleccionaron canales similares que diferían en el tercer canal, siendo diferentes de los seleccionados por los criterios 4a y 7a.

Los datos producidos por el análisis de componentes principales muestran similitudes con los resultados de fase del análisis espectral respecto a la distribución de información en la secuencia de datos. La información principal se incluye en las imágenes iniciales, sin embargo, el contenido de ruido en PCA se distribuye de manera más regular a lo largo de la secuencia, superponiéndose en ocasiones con niveles altos de detección de defectos. Esta distribución especial de la información hizo que los criterios 4a, 6a y 7a capturasen todos los defectos detectados en los canales seleccionados (figuras 16.31a, 16.31b y 16.31c). Los criterios 6a y 7a seleccionaron los mismos canales, que presentaban menor nivel de ruido que los seleccionados por el criterio 4a. El criterio 5a seleccionó canales diferentes con altos niveles de ruido que impedían la visualización de defectos.

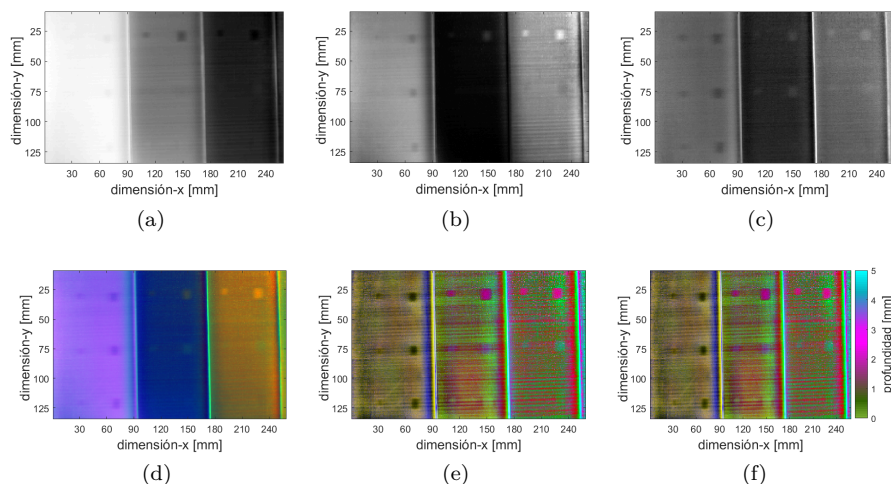


Figura 16.31: Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con el criterio 5a aplicado a los datos del PCA, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.

Las imágenes RGB proyectadas (figura 16.31d) se procesaron con el algoritmo de procesamiento de imagen definido, mejorando la visualización de defectos y permitiendo definir una escala de profundidad para los defectos detectados (figuras 16.31e y 16.31f).

Se consideraron veinte componentes de la regresión por mínimos cuadrados parciales en el análisis. Este número de componentes era suficiente para detectar todos los defectos existentes. Un mayor número de componentes sólo proporcionaba imágenes ruidosas. Los resultados de regresión PLS contienen una distribución de información muy similar al PCA. El contenido de ruido también es similar entre ambos procesados pero los patrones de distribución espacial dentro de cada imagen son diferentes, por lo que los canales seleccionados por los criterios también fueron diferentes. Los criterios 4a y 7a produjeron la misma selección de canales con bajo contenido de ruido. Los criterios 5a y 6a seleccionaron terceros canales ruidosos aunque la alta calidad de los otros dos canales permitió detectar todos los defectos en las imágenes RGB proyectadas.

Se consideraron momentos estadísticos de orden superior para órdenes 3, 4 y 5. Los momentos de órdenes mayores producen altos niveles de ruido y son poco eficientes para propósitos de NDT. Este procesado no permite la aplicación de

los criterios ya que sólo se dispone de tres imágenes resultantes, una para cada momento estadístico, y por tanto sólo se puede construir una imagen RGB. Esta imagen RGB muestra un bajo contraste de color y una visualización limitada de los defectos debido a las similitudes de los resultados producidos por los canales individuales, principalmente por los momentos cuarto y quinto (figuras 16.32a, 16.32b y 16.32c). El procesamiento posterior de la imagen RGB redujo estos efectos, proporcionando una visualización mejorada y permitiendo definir una escala de profundidad para los defectos detectados (figuras 16.32e y 16.32f).

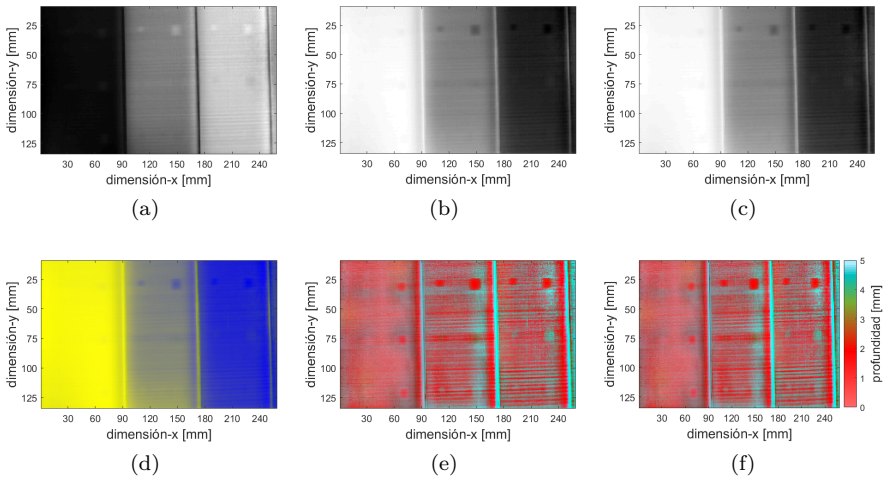


Figura 16.32: Resultados obtenidos con los criterios de selección: (a,b,c) canales RGB individuales obtenidos con los momentos de orden superior, (d) correspondiente imagen RGB proyectada, (e) imagen RGB proyectada procesada, (f) imagen RGB proyectada con escala de profundidad.

En el análisis wavelet se ha considerado la *wavelet* de Morlet con escalas correspondientes a frecuencias entre 0.01 y 0.5 Hz y 4 veces por octava. Considerando estos parámetros el análisis wavelet resulta en 24 secuencias, cada una con el mismo número de imágenes que la secuencia termográfica original. Los resultados de la transformación wavelet son números complejos y normalmente se analizan mediante el cálculo de la fase y el módulo. En general, los resultados de fase proporcionan un nivel de detección más alto que los resultados de módulo y también contienen mayores niveles de ruido. La capacidad de detección proporcionada por esta técnica de procesamiento depende directamente de las escalas evaluadas en el análisis, que están relacionadas con las frecuencias de

las ondas empleadas y también con la profundidad dentro del material. En el análisis de los resultados de fase, los criterios 4b y 7b seleccionaron canales muy similares y los criterios 5b y 6b seleccionaron canales similares pero diferentes de los anteriores. Los canales seleccionados por los criterios 5b y 6b contenían mayores niveles de ruido que los criterios 4b y 7b, que proporcionaron resultados óptimos. En el análisis de los resultados de módulo, los criterios 5b y 6b seleccionaron canales con mayor contenido de ruido y niveles de detección más altos que los criterios 4b y 7b, cuyos resultados presentaban bajo contraste.

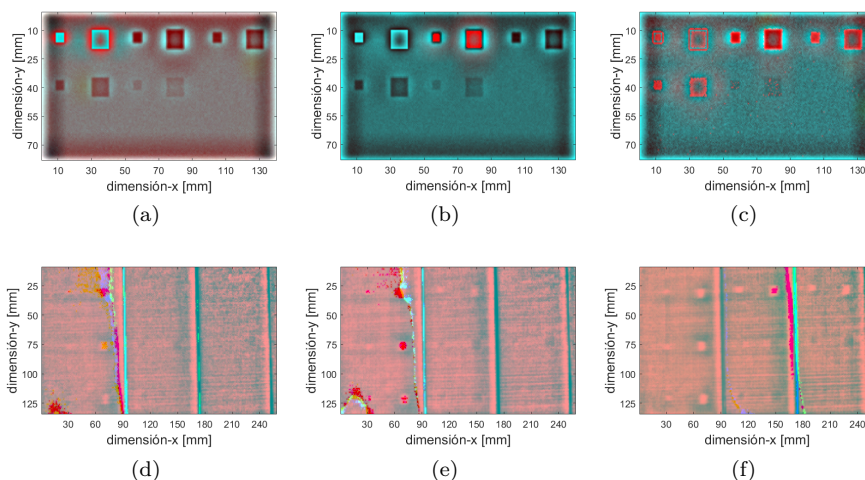


Figura 16.33: Ejemplos de los resultados obtenidos con la metodología de vídeo RGB proyectado: (a,b,c) *frames* correspondientes a escalas 1.52, 2.15 y 3.62, respectivamente, para el ensayo teórico, (d,e,f) *frames* correspondientes a escalas 0.76, 0.91 y 1.08, respectivamente, para el ensayo experimental.

Las imágenes RGB obtenidas con los criterios de selección de canales sintetizaron las 24 secuencias en una sola imagen. Aplicando posteriormente el algoritmo de procesamiento de imagen RGB se mejoró la visualización de los defectos y se incluyó la escala de profundidad. Sin embargo, en este proceso de síntesis se perdía información importante, como por ejemplo los valores de las escalas para las que se detecta cada defecto. Por ello, se ha propuesto un método alternativo y complementario para representar los resultados obtenidos con los criterios de selección para el procesamiento wavelet. Este método consiste en generar una imagen RGB de cada secuencia *wavelet* mediante la aplicación de criterios de selección para producir finalmente un vídeo RGB. Cada imagen en el vídeo RGB

optimiza la detección de defectos producida en cada escala de análisis (figura 16.33). Estos vídeos RGB proporcionan un método de análisis más progresivo, que considera la evolución entre secuencias de datos conservando la información referente a las escalas en los resultados.

El comportamiento de los diferentes criterios de selección con los datos *wavelet* fue el mismo independientemente del método utilizado para representar los resultados.

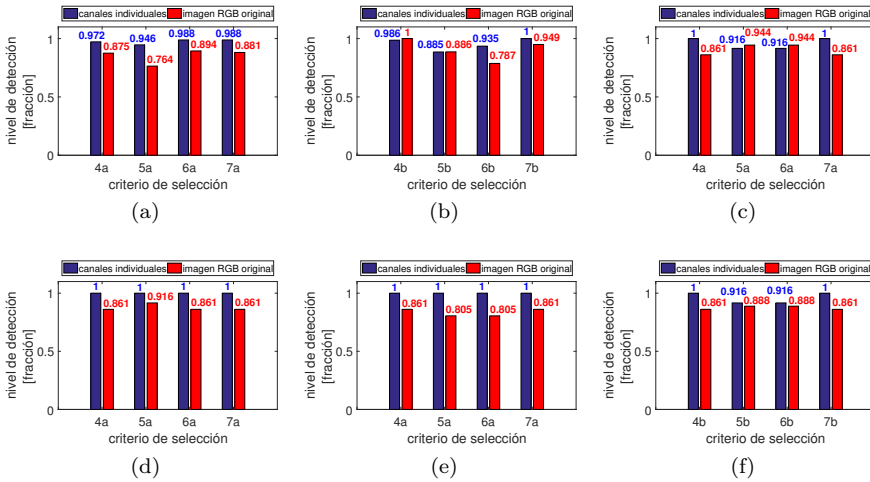


Figura 16.34: Evaluación cuantitativa de los criterios seleccionados para los diferentes procesados: (a) coeficientes del ajuste polinomial, (b) derivadas del polinomio de ajuste, (c) análisis de Fourier, (d) análisis de componentes principales, (e) regresión PLS, (f) análisis wavelet.

Los diagramas de la figura 16.34 muestran los niveles de detección proporcionados por los criterios analizados para cada procesado. Se indican dos parámetros diferentes: la relación entre el número de defectos detectados por los tres canales individuales seleccionados por los criterios y el número de defectos detectados por el procesamiento considerando todas las imágenes candidatas, mostrada en columnas azules; y la relación entre el número de defectos visualizados en la imagen RGB original y el número de defectos detectados por los tres canales, mostrada en columnas rojas. El primer parámetro mide la capacidad de cada criterio para capturar defectos y sintetizar toda la secuencia, y el segundo parámetro mide la capacidad de visualización de la técnica de proyección RGB. La capacidad de visualización se evalúa con la imagen RGB sin procesar. La imagen RGB procesada proporcionó una visualización del 100% de los defec-

tos capturados, confirmando los beneficios que las técnicas de procesamiento de imagen proporcionan a los resultados termográficos NDT.

De acuerdo a estos resultados, los criterios basados en las métricas de SNR y correlación en GLCM han proporcionado los mejores resultados en todos los algoritmos de procesamiento. Los criterios basados en *sharpness* han mostrado una alta dependencia con el nivel de ruido para producir resultados correctos.

Los diagramas de la figura 16.35 resumen los resultados proporcionados por los criterios de selección para cada tipo de procesado. Los datos muestran que los resultados óptimos se producen con criterios basados en las métricas de SNR y correlación en matrices GLCM tanto para algoritmos de procesamiento regulares como irregulares.

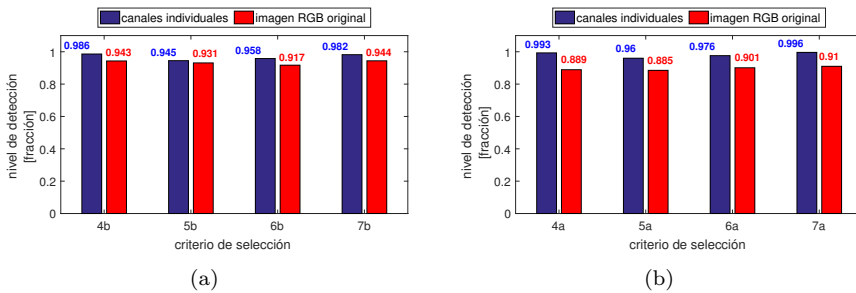


Figura 16.35: Evaluación cuantitativa de los criterios seleccionados respecto a la tendencia de los procesados: (a) procesados de tendencia regular, (b) procesados de tendencia irregular.

La figura 16.36 muestra los resultados disponibles durante el análisis de una secuencia de datos termográficos NDT mediante el método propuesto de proyección RGB. Se observa que el valor añadido que se genera sobre el resultado original es notable. La identificación de un mayor número de defectos y con mejor calidad en una sola imagen, junto con la caracterización de la profundidad, hacen que el método de proyección RGB sea una excelente técnica de síntesis y análisis para termografía NDT.

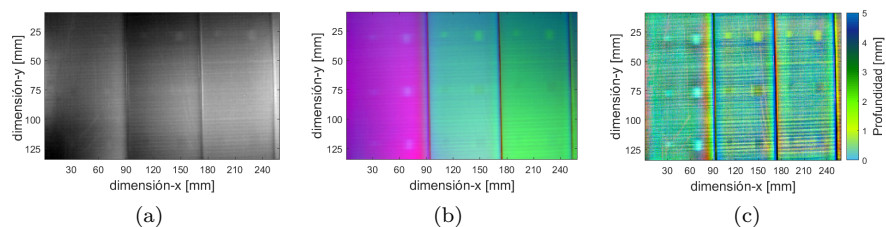


Figura 16.36: Resultados disponibles en las diferentes etapas de análisis del método de proyección RGB: (a) datos originales capturados por el sensor IR tras 5 s de calentamiento óptico en escalón, (b) imagen RGB proyectada original obtenida con el criterio 4a aplicado a coeficientes del ajuste de grado 4, (c) imagen RGB proyectada tras procesado.

16.4. Colorización termográfica por síntesis computacional

16.4.1. Resultados obtenidos con las técnicas de colorización

La primera etapa en la evaluación de las técnicas de colorización propuestas ha consistido en el cálculo de las aproximaciones polinomiales de la secuencia original de datos generados de manera computacional. Se han calculado un total de 20 aproximaciones polinomiales para grados 3 a 22, y se han obtenido las dos primeras derivadas para cada una de ellas. Las técnicas propuestas de colorización se han analizado con cada uno de estos tres conjuntos de secuencias de manera independiente. No se han calculado aproximaciones de grado inferior a 3 debido a la alta imprecisión de la aproximación obtenida y por producir derivadas segundas de valor constante. Tampoco se han calculado aproximaciones para grados mayores de 22 por no aportar información adicional respecto de aproximaciones de grados inferiores. Sólo se han calculado las dos primeras derivadas de las aproximaciones polinomiales ya que, de acuerdo al procedimiento estándar de TSR y a comprobaciones experimentales propias, son estas derivadas las más informativas mientras que las derivadas de orden superior no mejoran los resultados.

Tras el cálculo de los datos de entrada se han aplicado las técnicas de reducción de dimensionalidad sobre cada una de las tres series de datos generadas (aproximación polinomial, derivada primera y derivada segunda) para obtener tres secuencias de imágenes de color con información sintetizada. Finalmente, se ha aplicado transformación cuaterniónica de Fourier (QFT) y análisis cua-

terniónico de componentes principales (QPCA) a las secuencias obtenidas, y las imágenes resultantes se han procesado mediante filtrado cuaterniónico para optimizar la visualización de las detecciones.

A continuación se muestran algunos resultados representativos obtenidos con las diferentes técnicas de colorización analizadas.

16.4.1.1. Colorización por análisis de componentes independientes

Se ha aplicado un análisis de componentes independientes sobre las secuencias originales produciendo las correspondientes secuencias procesadas. En la figura 16.37 se muestran las 20 componentes obtenidas en el proceso de colorización mediante la técnica de ICA aplicada a los datos de las secuencias de primera derivada para el instante 6.8 s. Las imágenes representadas corresponden a la transformación efectuada sobre los 20 *frames* del instante 6.8 s de las 20 secuencias de primera derivada.

Se observa que las imágenes resultantes presentan altos niveles de ruido y que no se encuentran ordenadas según el nivel de detección de defectos. Aplicando a cada veintena de imágenes los criterios de selección definidos, uno basado en el parámetro de correlación de la GLCM y el otro en la entropía, se han seleccionado las tres imágenes que maximizaban el criterio para componer la secuencia termográfica de imágenes de color.

Canales seleccionados con criterio de GLCM

En general, el criterio de GLCM ha seleccionado imágenes diferentes que el criterio basado en niveles de entropía. En la figura 16.38 se muestran las tres imágenes seleccionadas por el criterio GLCM y la imagen de color resultante. Se observa la capacidad de síntesis de la secuencia completa de 20 componentes en una única imagen de color. Los niveles de ruido se suavizan haciendo que los colores de los defectos resalten la posición de las detecciones.

Tras la generación de las secuencias de imágenes termográficas en color aplicando la técnica ICA y el criterio de GLCM se han aplicado técnicas de procesamiento cuaterniónico. En las figuras 16.39a y 16.39d se muestran ejemplos de la aplicación de QFT y QPCA respectivamente. Se aprecia una reducción del nivel de ruido y un incremento de la intensidad de los colores, favoreciendo la localización de los defectos.

En las imágenes 16.39b y 16.39e se muestran los resultados obtenidos con la aplicación de filtrado cuaterniónico para aumento de nitidez sobre los resultados de QFT y QPCA respectivamente, mientras que en las imágenes 16.39c y 16.39f se muestran los resultados obtenidos aplicando técnicas de filtrado cuaterniónico para detección de bordes sobre los resultados de filtrado cuaterniónico anteriores.

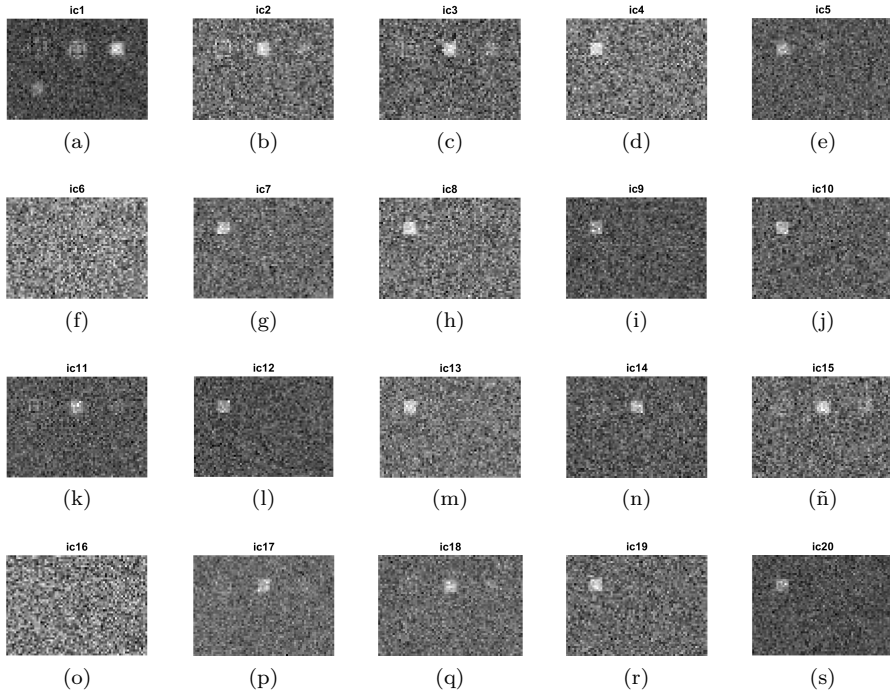


Figura 16.37: Componentes independientes obtenidas a partir de la secuencia formada por los *frames* del instante 6.8 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.

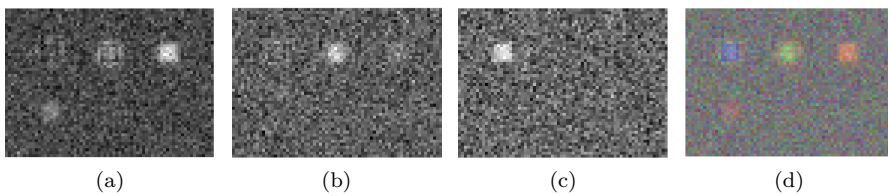


Figura 16.38: Componentes independientes seleccionadas por el criterio basado en GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

Se observa que no se produce una mejoría sustancial en los resultados obtenidos con filtrado para detección de bordes, mientras que para el filtrado de

mejora de nitidez los colores aumentan de intensidad favoreciendo la detección de defectos.

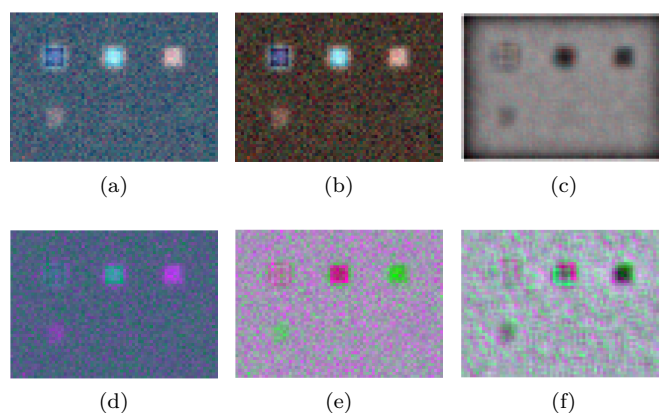


Figura 16.39: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante ICA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

Canales seleccionados con criterio de entropía

Las imágenes seleccionadas empleando el criterio de entropía han sido, en general, diferentes de las imágenes seleccionadas por el criterio GLCM. Se observa que las imágenes obtenidas con la aplicación de ICA presentan niveles altos de ruido, mayores que las imágenes originales, y que la señal producida por los defectos también se incrementa. En la figura 16.40 se muestran las imágenes seleccionadas por este criterio junto con la imagen termográfica de color que se obtiene proyectándolas sobre el espacio RGB. Se observa que los defectos destacan en mayor medida al estar representados en gamas de colores mientras el fondo adquiere un tono de color gris. Los defectos se muestran en colores diferentes, lo que permite caracterizarlos en profundidad y/o naturaleza a través del ajuste de una escala de color.

Se obtiene una mejoría en la visualización de los defectos aplicando técnicas de análisis cuaterniónico QFT y QPCA sobre los resultados obtenidos con ICA y el criterio de selección basado en entropía (figuras 16.41a y 16.41d), consiguiendo detectar los defectos quinto y sexto más profundos de manera sutil con filtrado

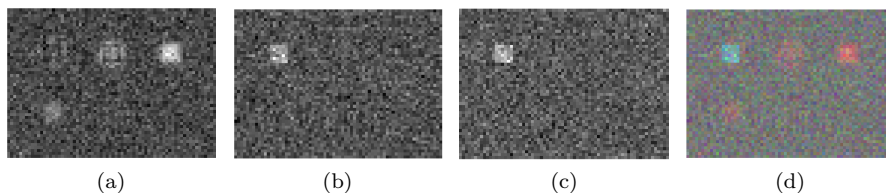


Figura 16.40: Componentes independientes seleccionadas por el criterio de entropía (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

cuaterniónico tras el QPCA (figuras 16.41e y 16.41f). Por el contrario, se pierde nitidez en la representación de los defectos aplicando filtrados cuaterniónicos de suavizado tras el QFT (figuras 16.41b y 16.41c).

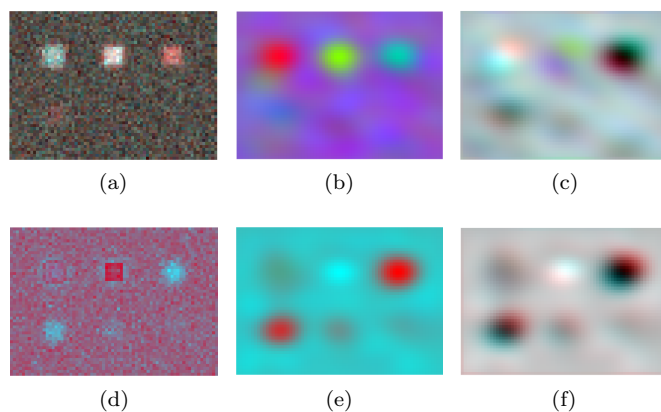


Figura 16.41: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante ICA y selección por el criterio de entropía: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

16.4.1.2. Colorización por análisis kernel de componentes principales

Se ha aplicado análisis kernel de componentes principales empleando un *kernel* gaussiano sobre las secuencias originales, obteniendo las correspondientes secuencias procesadas. En la figura 16.42 se muestran las 20 componentes obtenidas en el proceso de colorización mediante la técnica de KPCA para el instante 7 s. Las imágenes representadas corresponden a la transformación efectuada sobre los 20 *frames* del instante 7 s de las 20 secuencias de aproximación polinomial.

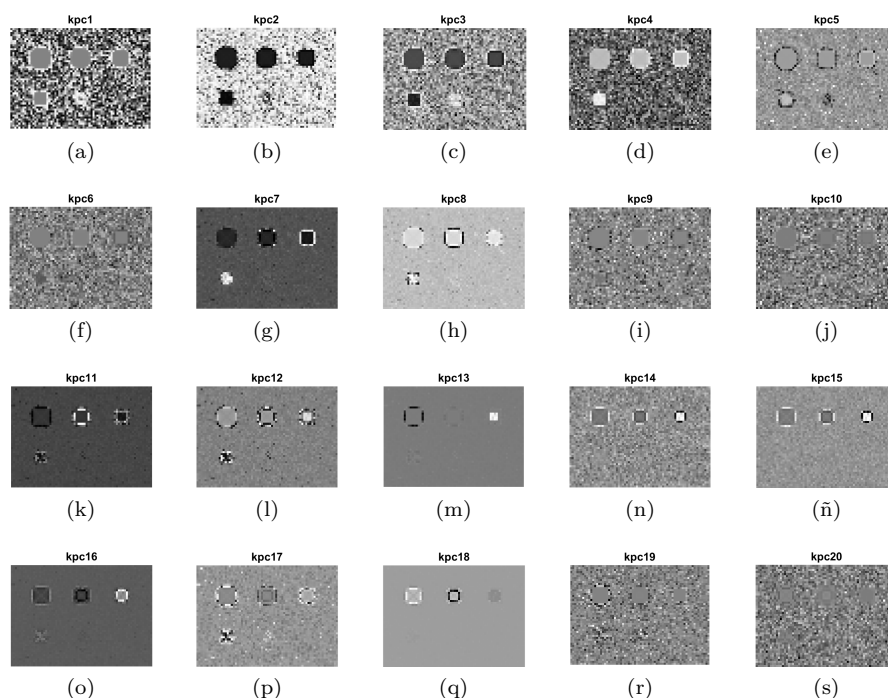


Figura 16.42: Componentes kernel principales obtenidas a partir de la secuencia formada por los *frames* del instante 7 s de las 20 secuencias de aproximación polinomial de la evolución térmica inicial.

Se observa que algunas de las imágenes resultantes presentan altos niveles de ruido, mayores que la secuencia original sin procesar, y que las imágenes resultantes se encuentran ordenadas según el nivel de varianza acumulada, de manera coherente con el método aplicado. A través de los dos criterios de selección definidos, el criterio basado en el parámetro de correlación de GLCM y el criterio basado en la varianza, se han seleccionado las tres imágenes que maximizaban

el criterio utilizado para componer la secuencia de imágenes termográficas de color.

Canales seleccionados con criterio de GLCM

El criterio de GLCM ha seleccionado de manera general imágenes diferentes de las que ha seleccionado el criterio basado en niveles de varianza. En la figura 16.43 se muestran las tres imágenes seleccionadas por el criterio de GLCM y la imagen de color resultante. Se observa que los niveles de ruido se reducen ligeramente al combinarse las tres imágenes, haciendo que los colores de los defectos resalten su posición. En este caso las zonas sin presencia de defectos se muestran con tono de color rojo debido al mayor nivel de señal aportada por el canal R.

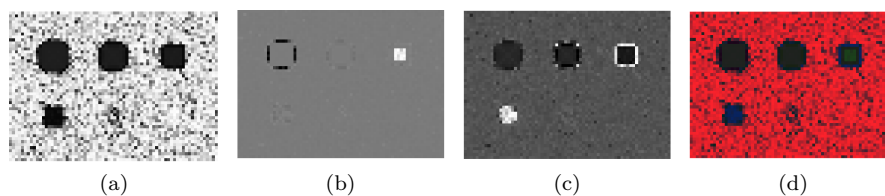


Figura 16.43: Componentes kernel principales seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen RGB resultante de la proyección (d).

Tras la generación de las secuencias de imágenes termográficas de color aplicando la técnica KPCA y el criterio de selección de GLCM se han aplicado técnicas de procesado cuaterniónico. En las figuras 16.44a y 16.44d se muestran algunos ejemplos de la aplicación de QFT y QPCA respectivamente. Se aprecia una reducción del nivel de ruido y un incremento de la intensidad de los colores, mejorando la detección de los defectos y favoreciendo su posicionamiento. Se consigue detectar el quinto defecto más profundo con ambos procesados.

En las imágenes 16.44b y 16.44e se muestran los resultados obtenidos con la aplicación de filtrado cuaterniónico para suavizado sobre los resultados de QFT y para aumento de nitidez aplicado tras QPCA, respectivamente. Se aprecian grandes diferencias en los resultados obtenidos en ambos casos. Esto se debe a la elección de valores diferentes para los parámetros de filtrado, que se traduce en distintos niveles de suavizado o realce. Las imágenes 16.44c y 16.44f muestran los resultados obtenidos con la aplicación de filtrado cuaterniónico para detección de bordes sobre los resultados de filtrado cuaterniónico anteriores. Se observa que el efecto es diferente según el resultado del que se parte obteniendo diferente grado de nitidez.

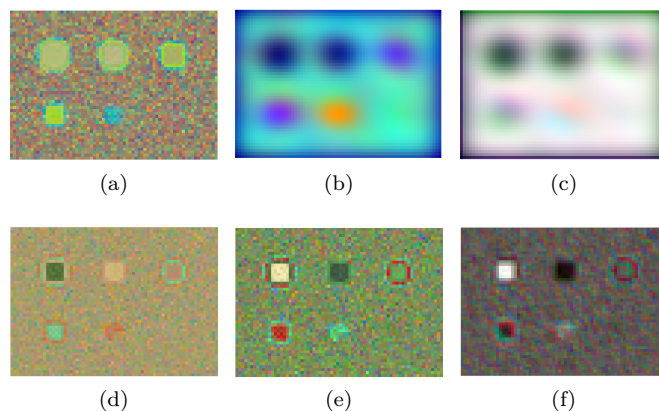


Figura 16.44: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante KPCA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

Canales seleccionados con criterio de varianza

Las imágenes seleccionadas por el criterio de varianza son siempre las tres primeras imágenes de la secuencia procesada, debido al proceso de aplicación que sigue el método de KPCA. En la figura 16.45 se muestran las tres imágenes seleccionadas y la imagen de color compuesta a partir de ellas. Se observa que, a diferencia del resultado obtenido con el criterio de GLCM, en este caso se detecta claramente el quinto defecto más profundo. Sin embargo, los defectos han perdido su característica de color y la mayoría de ellos presenta un tono grisáceo.

Tras procesar los resultados anteriores con métodos de análisis cuaterniónico de QFT y QPCA se consigue reducir el nivel de ruido inicial manteniendo los defectos su tonalidad gris. Esto favorece la localización de los defectos pero no hace posible su caracterización en profundidad y/o naturaleza a través de escalas ajustadas de color (figuras 16.46a y 16.46d). Aplicando procesado cuaterniónico de suavizado sobre el resultado de Fourier se consigue dar color a los defectos, a costa de perder la homogeneidad del área sana de fondo (figura 16.46b). La posterior aplicación de procesado para detección de bordes homogeneiza el color del fondo e identifica el contorno de los defectos, que en este caso se representan de manera poco nítida (figura 16.46c). La aplicación de procesado cuaterniónico

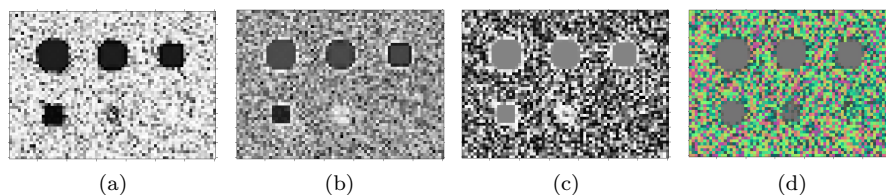


Figura 16.45: Componentes kernel principales seleccionadas por el criterio de varianza (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

de realce sobre el resultado de QPCA no consigue mejorar los resultados (figura 16.46e) y el posterior filtrado para detección de bordes reduce la calidad de la detección (figura 16.46f).

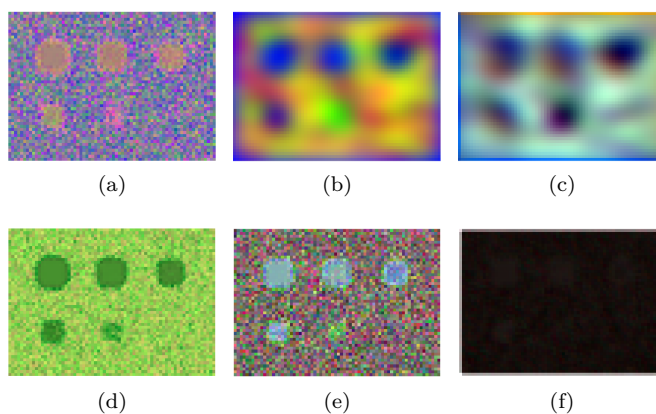


Figura 16.46: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante KPCA y selección por el criterio de varianza: (a) QFT, (b) filtrado de suavizado aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

16.4.1.3. Colorización por fracción mínima de ruido

En la figura 16.47 se muestran los 20 resultados producidos por el procesado de fracción mínima de ruido aplicado a la secuencia formada por los *frames* correspondientes al instante 8.9 s de las 20 secuencias de primera derivada. Se observa que las imágenes presentan un alto nivel de ruido y mayores niveles de la señal generada por los defectos. Varias de las imágenes resultantes tienen una apariencia muy similar. Sin embargo, los valores de intensidad de todas ellas son diferentes, siendo su apariencia similar debido a la representación escalada que se utiliza para facilitar su visualización.

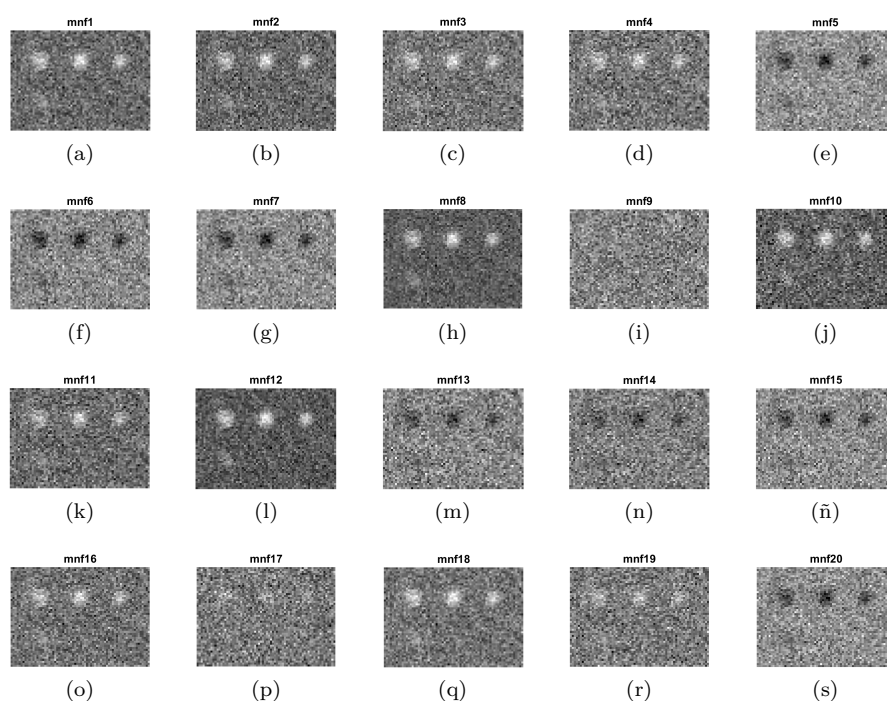


Figura 16.47: Componentes de ruido mínimo obtenidas a partir de la secuencia formada por los *frames* del instante 8.9 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.

Canales seleccionados con criterio de GLCM

Se ha empleado el criterio de GLCM para seleccionar los tres canales más significativos de la secuencia procesada mediante MNF. Los canales seleccionados

se muestran en la figura 16.48 junto con la imagen de color resultante de su proyección sobre el espacio RGB. Se observa que la imagen de color presenta un tono azul en todo el área sin apenas identificarse la presencia de defectos. Esto se debe al mayor nivel de señal del canal B frente a los otros dos canales, y a la pequeña diferencia que existe entre la señal producida por los defectos y la señal del fondo.

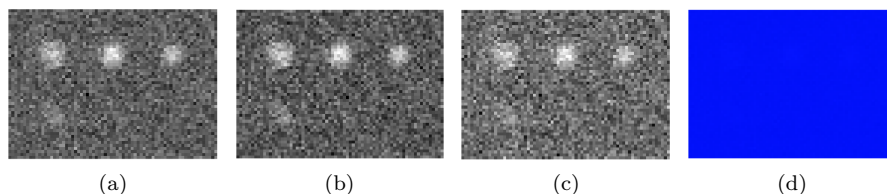


Figura 16.48: Componentes de ruido mínimo seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

A pesar de no percibirse la presencia de defectos en la imagen de color, la información está presente a un nivel bajo de señal. Aplicando procesados cuaterniónicos de Fourier y componentes principales se consigue enfatizar esta información, haciendo que los defectos sean visualmente detectables (figuras 16.49a y 16.49d). Aplicando posteriormente procesados de realce y suavizado sobre estos resultados no se consigue mejorar el nivel de detección de defectos (figuras 16.49b, 16.49c, 16.49e y 16.49f).

Canales seleccionados con criterio de SNR

Los resultados producidos por el método de MNF están ordenados por nivel decreciente de SNR. Por ello, este criterio de selección de canales recoge los tres primeros resultados de la secuencia procesada (figura 16.50). En general, estos tres resultados son diferentes de los resultados seleccionados por el criterio de GLCM. En este caso la imagen de color producida tiene características similares al caso anterior, predominando el tono amarillo en todo el área. Sin embargo, con este criterio los defectos detectados son visibles (figura 16.50d).

Al procesar los resultados seleccionados por el criterio de SNR con análisis de Fourier y componentes principales cuaterniónicos se produce una mejora sustancial en la visualización de los defectos, especialmente en el caso de QPCA (figuras 16.51a y 16.51d). Aplicando posteriormente procesados cuaterniónicos de realce no se percibe una mejoría en los resultados (figura 16.51b). Sin embargo, aplicando procesados de suavizado se consigue homogeneizar el color de las zonas sanas y al mismo tiempo detectar defectos situados a mayor profun-

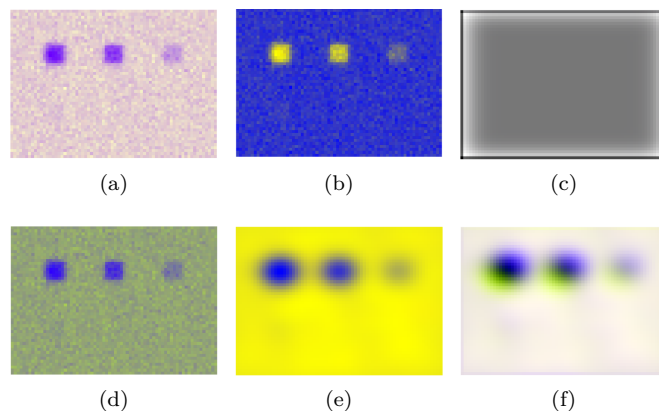


Figura 16.49: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante MNF y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

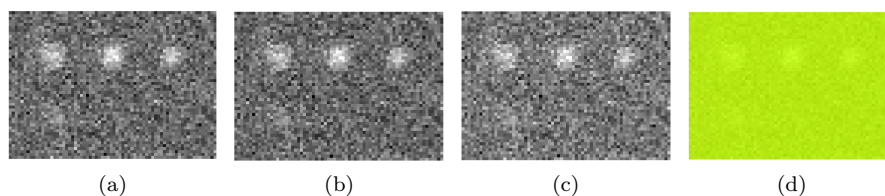


Figura 16.50: Componentes de ruido mínimo seleccionadas por el criterio de SNR (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

idad (figura 16.51e). El procesado cuaterniónico para detección de bordes sólo produce resultados de interés al ser aplicado tras el filtrado de suavizado (figura 16.51f), en cuyo caso acentúa los bordes poco definidos de los defectos presentes mediante diferentes tonalidades de color.

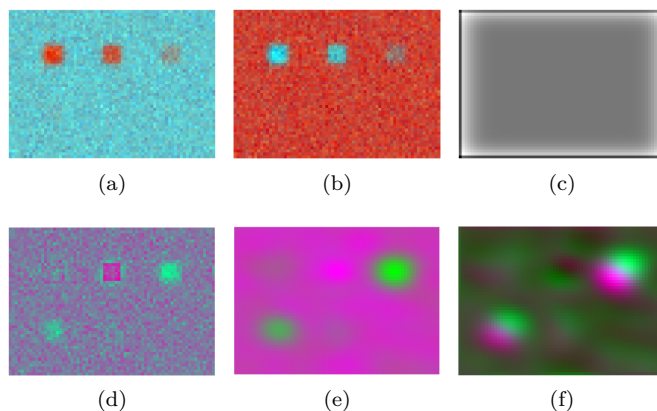


Figura 16.51: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante MNF y selección por el criterio de SNR: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

16.4.1.4. Colorización por análisis de componentes principales

En la figura 16.52 se muestran las 20 componentes producidas por PCA aplicado sobre las 20 secuencias de primera derivada correspondientes al instante 9.9 s. Se observa mayor nivel de ruido que en las secuencias originales pero también se aprecia mayor nivel de la señal producida por los defectos. De acuerdo con el procedimiento de aplicación del método PCA las componentes resultantes se encuentran ordenadas en sentido decreciente según su nivel de varianza. Asimismo, se observa que las componentes más informativas se encuentran en las primeras componentes mientras que las últimas componentes no aportan información sobre los defectos, conteniendo únicamente ruido.

Canales seleccionados con criterio de GLCM

Se ha comprobado que, en general, el criterio de GLCM no selecciona las tres primeras componentes (figura 16.53) pero es capaz de seleccionar tres imágenes de alto contenido informativo, haciendo visible en la imagen de color compuesta todos los defectos detectados y mostrando los bordes con alta nitidez (figura 16.53d). Los defectos se distinguen con diferentes tonos de color, favoreciendo su caracterización en profundidad y/o naturaleza, mientras que el fondo adquiere un tono gris de alto nivel de ruido.

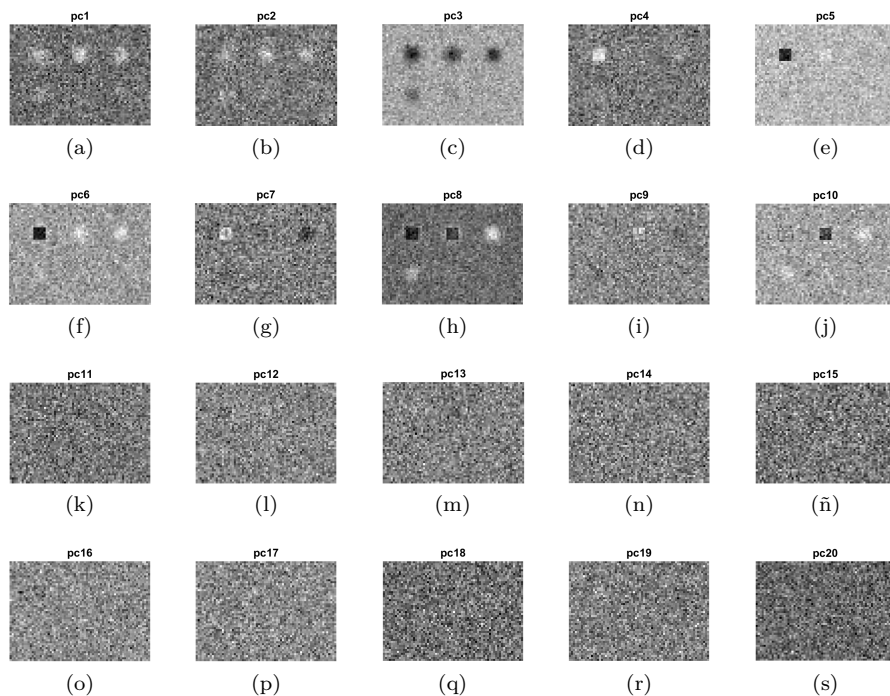


Figura 16.52: Componentes principales obtenidas a partir de la secuencia formada por los *frames* del instante 9.9 s de las 20 secuencias de primera derivada de la aproximación polinomial.

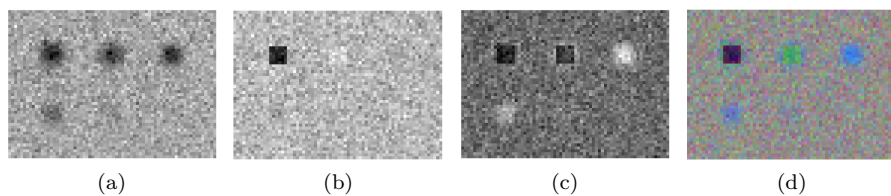


Figura 16.53: Componentes principales seleccionadas por el criterio de GLCM (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

Aplicando procesados cuaterniónicos de Fourier y componentes principales no se consigue mejorar el nivel de detección de defectos pero se observa cierta reducción en el nivel de ruido de fondo (figuras 16.54a y 16.54d). Al aplicar

procesados cuaterniónicos adicionales para suavizado y realce se produce una variación en los tonos de los colores, tanto para los defectos como para el fondo, que sin embargo no aumentan el nivel de detección de defectos (figuras 16.54b y 16.54e). Un filtrado cuaterniónico adicional para detección de bordes aplicado tras el procesamiento de realce facilita la identificación de los límites de las zonas de defecto. Por el contrario, aplicando este filtrado tras el procesamiento de suavizado los bordes quedan borrosos y poco definidos (figuras 16.54c y 16.54f).

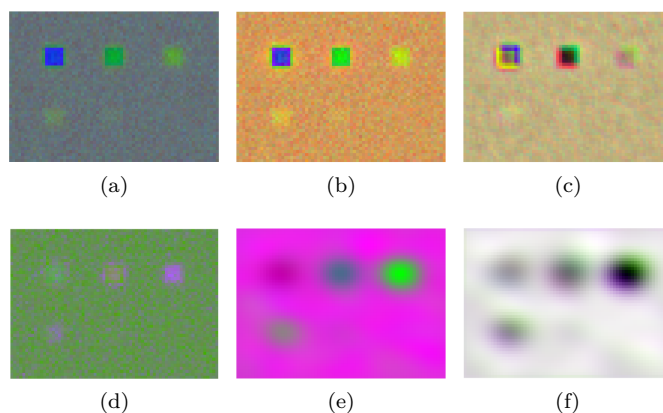


Figura 16.54: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante PCA y selección por el criterio de GLCM: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de suavizado aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

Canales seleccionados con criterio de varianza

El criterio de selección basado en máxima cantidad de varianza acumulada recoge las tres primeras componentes, ya que los resultados se encuentran ordenados según valores decrecientes de dicho parámetro (figura 16.55). Estas imágenes presentan niveles de ruido mayores que las imágenes seleccionadas mediante el criterio de GLCM. La imagen de color compuesta muestra todos los defectos con una tonalidad similar, haciendo que la caracterización en profundidad y/o naturaleza no sea viable (figura 16.55d). La zona de fondo sin defectos adquiere un tono de color gris con alto nivel de ruido.

La aplicación posterior de procesados cuaterniónicos de Fourier y componentes principales produce una mejoría sustancial en los resultados, especialmente

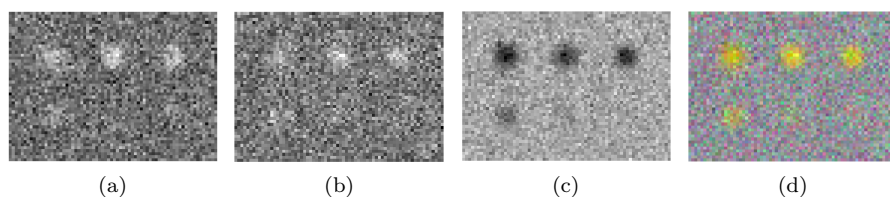


Figura 16.55: Componentes principales seleccionadas por el criterio de varianza (a,b,c) e imagen de color resultante de la proyección RGB (d).

con el análisis de Fourier, reduciéndose el nivel de ruido de fondo y adquiriendo los defectos diferentes tonalidades de color, haciendo posible su caracterización de profundidad y/o naturaleza (figuras 16.56a y 16.56d). Un procesamiento cuaterniónico adicional para suavizado y realce no produce mejoría apreciable (figuras 16.56b y 16.56e), mientras que un procesamiento de detección de bordes, a pesar de no mejorar el nivel de detección de defectos, produce una reducción significativa del nivel de ruido de fondo y destaca la posición de los defectos al resaltar su contorno (figuras 16.56c y 16.56f).

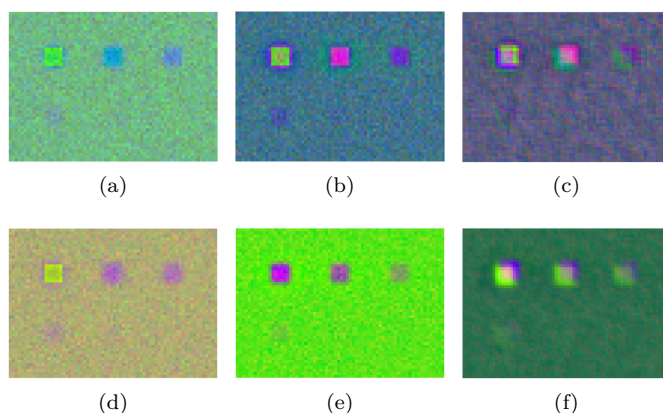


Figura 16.56: Ejemplos de procesados cuaterniónicos aplicados a los resultados de colorización mediante PCA y selección por el criterio de varianza: (a) QFT, (b) filtrado de realce aplicado sobre (a), (c) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (b), (d) QPCA, (e) filtrado de realce aplicado sobre (d), (f) filtrado para detección de bordes aplicado sobre (e).

16.4.2. Evaluación del método propuesto de colorización

Se han comparado los resultados obtenidos mediante la aplicación de las técnicas de colorización propuestas con la secuencia original de datos generados, así como con las secuencias aproximadas y sus dos primeras derivadas. Las métricas empleadas para evaluar la calidad de los resultados producidos han sido el SNR y el *sharpness*. El SNR se ha calculado mediante la expresión (16.1) mientras que el *sharpness* se ha calculado mediante la expresión (16.3). El procedimiento de cálculo del SNR y *sharpness* se automatizó aprovechando el conocimiento previo de la posición de los defectos. Los valores de SNR y *sharpness* se han calculado según el método descrito en el capítulo 11.

Con el fin de comparar correctamente datos de diferente naturaleza, como es el caso de las imágenes en escala de grises de las secuencias originales y las imágenes en color de las secuencias resultantes del proceso de colorización, se amplió la definición de SNR y *sharpness*. La magnitud que se emplea para llevar a cabo el cálculo de dichas métricas en imágenes en escala de grises es la intensidad o luminancia de la imagen. En el caso de imágenes en color representadas en el espacio RGB no se dispone de esta magnitud o similar, sino que se dispone de las componentes RGB, las cuales no describen propiedades de intensidad de la imagen. Para poder comparar imágenes en color con imágenes en escala de grises es necesario representar las imágenes en color en un espacio que separe las características de intensidad de las características exclusivas del color.

Los colores se pueden representar en el espacio HSV de forma que se dispone del valor (V), la tonalidad (H) y la saturación (S) de la imagen. La componente de valor se puede comparar de manera natural con la intensidad de las imágenes en escala de grises, mientras que las otras dos componentes proporcionan información adicional exclusiva de las imágenes en color. Intuitivamente, resulta razonable pensar que una imagen en color aporta más información que una imagen en escala de grises al disponer ésta de dos canales adicionales. La componente de saturación proporciona información extra sobre la intensidad de la tonalidad del color, lo cual puede relacionarse con el nivel de notoriedad de un defecto. Sin embargo, la componente de tonalidad no describe dicha magnitud de manera ordenada, tal que al comparar valores de tonalidad una mayor diferencia no implica una mejor visualización del color. Por ello, el valor de tonalidad no aporta información útil sobre la calidad de detección de un defecto. Debido a esta limitación se decidió descartar este espacio de color para evaluar los resultados obtenidos en las técnicas de colorización. El espacio de color que finalmente se ha utilizado ha sido el espacio Lab [265-267].

El espacio de color Lab ($L^*a^*b^*$ o CIELAB) es el modelo cromático usado normalmente para describir todos los colores que puede percibir el ojo humano. Fue desarrollado específicamente con este propósito por la Commission Internationale d'Éclairage (Comisión Internacional de la Iluminación). El objetivo del

espacio Lab es producir un espacio de color que sea más “perceptivamente lineal” que otros espacios de color, es decir, que un cambio de la misma cantidad en un valor de color produzca un cambio visual casi de la misma importancia. Los tres parámetros en el modelo Lab representan la luminosidad del color L^* ($L^*=0$ representa el negro y $L^*=100$ representa el blanco), su posición entre rojo y verde a^* (valores negativos indican verde mientras que valores positivos indican rojo) y su posición entre amarillo y azul b^* (valores negativos indican azul y valores positivos indican amarillo). Debido a la propiedad de linealidad perceptiva del espacio Lab, estos parámetros permiten medir y cuantificar variaciones de color y utilizarlas para evaluar los niveles de detección de defectos.

El procedimiento seguido para evaluar los resultados obtenidos ha consistido en transformar los valores de color RGB, obtenidos mediante las técnicas de colorización, al espacio de color Lab. A continuación, se evalúan las métricas de SNR y *sharpness* sobre cada una de las componentes Lab, y finalmente se suman los valores de las métricas producidas por cada componente. Así, el resultado de cada métrica para una imagen se obtiene mediante la suma de la métrica calculada para cada componente de la representación Lab. En cada imagen se calculan los valores de la métrica para los seis defectos existentes y se suman sus aportaciones. Los defectos que no se detectan no contribuyen al valor total de la métrica para esa imagen.

16.4.2.1. Evaluación de las técnicas de colorización

Se ha comparado la capacidad de detección de defectos de los principales procesados empleados en inspecciones termográficas NDT, tales como ajuste polinomial, derivadas temporales del ajuste, análisis de Fourier y análisis de componentes principales, con los resultados proporcionados por los métodos desarrollados de colorización termográfica.

En la figura 16.57 se muestran los valores de SNR y *sharpness* obtenidos con los diferentes métodos sin aplicación adicional de procesados. Se observa que para los procesados convencionales el procesado de PCA produce los mayores niveles de SNR, mientras que la derivada primera del ajuste polinomial produce máximo *sharpness*. Respecto a los métodos de colorización, el ICA es el método que produce menores niveles de SNR, siendo del orden de los valores de la secuencia original sin procesar e inferiores que los resultados de los procesados convencionales. El ICA también produce los menores niveles de *sharpness* de entre los métodos de colorización, sin embargo, estos valores son superiores a los producidos por cualesquiera de los métodos convencionales de procesamiento.

Los valores óptimos se obtienen mediante la aplicación del método KPCA con *kernel* gaussiano, seguido del MNF y PCA. Estos tres métodos ofrecen niveles de SNR y *sharpness* superiores a las técnicas convencionales produciendo mayores niveles de detección de defectos y de mayor calidad. Los valores de SNR tienen

un orden de magnitud similar para todos los resultados analizados, mientras que los valores de *sharpness* de los métodos de colorización son muy superiores a los de las técnicas convencionales, debido principalmente a la mayor nitidez que el color proporciona a la imagen.

Se ha podido comprobar que el criterio de correlación para GLCM produce mejores resultados en la totalidad de los casos que el criterio de selección basado en el parámetro propio del método de reducción de dimensionalidad empleado. A pesar de que en los procesados convencionales no se emplea ningún criterio de selección, se han representado dos resultados asignando a ambos el único valor producido, con el fin de mantener una coherencia en la representación gráfica con el resto de métodos de colorización.

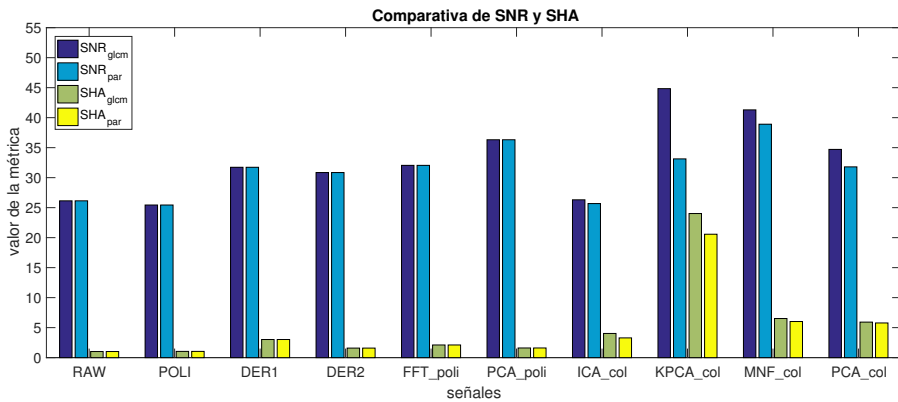


Figura 16.57: Representación de los valores de SNR y *sharpness* obtenidos a partir de la secuencia original, las técnicas convencionales de procesamiento termográfico y las técnicas desarrolladas de colorización termográfica para los criterios de GLCM y parámetros propios.

16.4.2.2. Evaluación de las técnicas de procesamiento de color

En la figura 16.58 se muestran los valores del SNR y *sharpness* producidos por el procesamiento cuaterniónico de QFT, el filtrado cuaterniónico de suavizado/realce (filtrado 1) y el filtrado 1 seguido de filtrado cuaterniónico para detección de bordes (filtrado 2). Se representan los valores medios del SNR y *sharpness* producidos por los dos criterios de selección de canales empleados.

Se observa que el SNR producido por el procesamiento cuaterniónico de Fourier mejora ligeramente el resultado obtenido directamente del proceso de colorización en todos los casos. El filtrado 1 consigue mejorar el valor de SNR para todos

los métodos de colorización. Sin embargo, el filtrado 2 sólo produce mejoría de SNR para los métodos de ICA y PCA. Respecto al *sharpness*, se observa que el análisis cuaterniónico de Fourier mejora ligeramente el valor obtenido con los métodos de colorización. El filtrado 1 produce un aumento considerable de *sharpness* para todos los procesados, mientras que el filtrado 2 produce mejoría respecto del resultado inicial pero inferior a los valores producidos por el filtrado 1 en todos los casos.

El valor máximo de SNR se obtiene para MNF y KPCA seguido de un procesado cuaterniónico de Fourier y un filtrado de realce. El valor máximo de *sharpness* se obtiene para KPCA seguido de un procesado cuaterniónico de Fourier y filtrado 2, y para MNF seguido de un procesado cuaterniónico de Fourier y filtrado 1.

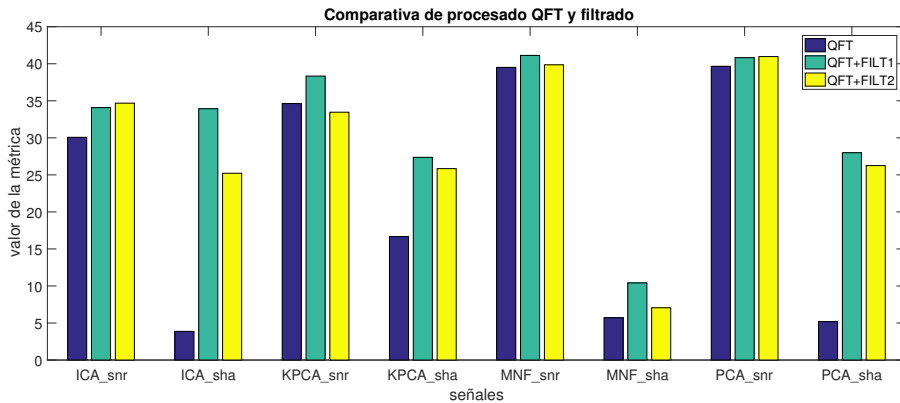


Figura 16.58: Representación de los valores de SNR y *sharpness* obtenidos mediante la aplicación de procesado cuaterniónico de Fourier y filtros adicionales para las técnicas de colorización termográfica desarrolladas.

En la figura 16.59 se muestran los valores del SNR y *sharpness* producidos por el QPCA, el filtrado cuaterniónico de suavizado/realce (filtrado 1) y el filtrado 1 seguido de filtrado cuaterniónico para detección de bordes (filtrado 2). Se representan los valores medios del SNR y *sharpness* producidos por los dos criterios de selección de canales empleados.

Se observa que el SNR aumenta levemente con la aplicación del análisis cuaterniónico de componentes principales para el caso de ICA y de manera significativa para el caso de PCA. Por el contrario, los procesados de KPCA y MNF ven reducido el SNR tras el procesado de QPCA. La aplicación posterior de un filtrado 1 incrementa ligeramente el valor de SNR para todos los casos. Sin embargo, la

aplicación del filtrado tipo 2 no produce un aumento adicional en ningún caso, reduciendo el valor del SNR para los métodos de MNF y PCA. El *sharpness* aumenta ligeramente tras la aplicación de procesado QPCA para todos los métodos de colorización. La aplicación adicional del filtrado tipo 1 aumenta considerablemente el *sharpness* en todos los casos, mientras que la aplicación del filtrado tipo 2 también aumenta el nivel de *sharpness* aunque en menor medida que el filtrado tipo 1.

El valor máximo de SNR se obtiene para PCA seguido de un análisis cuaterniónico de componentes principales y un filtrado 1 de realce. El valor máximo de *sharpness* se obtiene para MNF seguido de un análisis cuaterniónico de componentes principales y un filtrado 1.

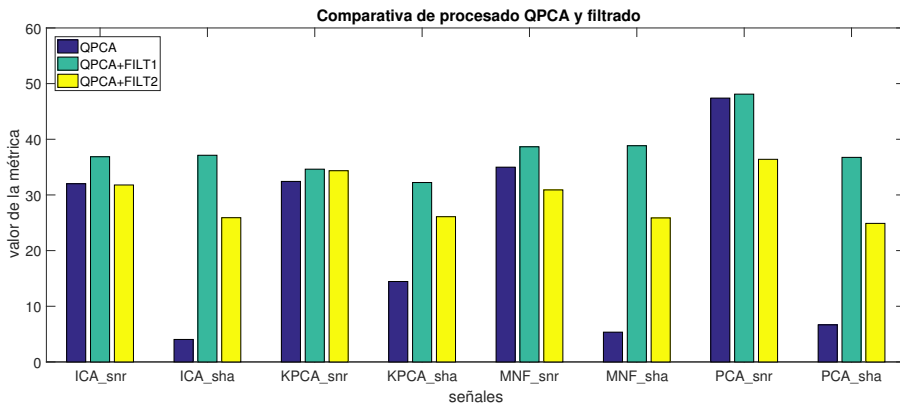


Figura 16.59: Representación de los valores de SNR y *sharpness* obtenidos mediante la aplicación de análisis cuaterniónico de componentes principales y filtrados adicionales para las técnicas de colorización termográfica desarrolladas.

Parte V

**CONCLUSIONES
ALCANZADAS Y LÍNEAS
DE TRABAJO FUTURO**

En esta última parte del trabajo se hace balance del grado de cumplimiento de los objetivos inicialmente propuestos, se presentan las conclusiones alcanzadas en el estudio y se definen posibles líneas para continuar con la investigación. En primer lugar se describe de manera resumida cada uno de los métodos desarrollados, indicando los avances científicos que aportan y las capacidades que ofrecen respecto del estado del arte. Se describen las principales conclusiones alcanzadas y se justifica el grado de cumplimiento de los objetivos propuestos. Posteriormente, se identifican las actividades donde se puede continuar haciendo contribuciones. Se definen las nuevas líneas de investigación que se han originado como resultado de la actividad investigadora llevada a cabo y se proponen acciones para continuar con el avance tecnológico derivado del trabajo realizado. En último lugar se exponen las acciones de difusión llevadas a cabo con los resultados obtenidos en el estudio.

Capítulo 17

Conclusiones alcanzadas en el estudio

La realización del presente estudio ha dado como resultado el desarrollo de cuatro métodos matemáticos para caracterizar defectos en materiales compuestos mediante termografía activa, lográndose una contribución significativa al campo de conocimiento. Se cumple así el objetivo propuesto de avanzar la tecnología de termografía infrarroja (IRT) desarrollando nuevos métodos matemáticos que permitan mejorar el nivel de detección de defectos y caracterizarlos en tamaño, profundidad y naturaleza. Los métodos propuestos avanzan en la resolución del problema de variabilidad e independencia de la IRT aplicada como ensayo no destructivo (NDT), ofreciendo capacidades de análisis que facilitan la interpretación de los resultados y son capaces de caracterizar las indicaciones detectadas y determinar de manera unívoca parámetros característicos.

Se han alcanzado los objetivos operativos propuestos para cada uno de los métodos desarrollados. En primer lugar, se han adquirido los conocimientos necesarios para comprender y dominar los procedimientos que se aplican en la actualidad al procesamiento de datos termográficos NDT, incluyendo los fundamentos físicos de la tecnología. En cada uno de los métodos se ha adquirido dominio de las disciplinas matemáticas empleadas, que ha permitido generar nuevos procedimientos matemáticos para el procesado de datos termográficos, mejorando los resultados actuales. Se han generado los algoritmos y el correspondiente código informático para aplicar los métodos desarrollados, y se han evaluado empleando datos producidos tanto de manera computacional, a partir de un modelo de difusión térmica generado, como de manera experimental, a partir de pruebas termográficas diseñadas para tal propósito. Finalmente, se han analizado, evaluado y discutido los resultados obtenidos con cada uno de los métodos desarrollados, comparando sus capacidades de forma crítica y objetiva con los métodos existentes en la literatura.

Difusividad térmica proyectada

El primero de los métodos desarrollados ha sido el método de difusividad térmica proyectada (PTD). Este novedoso método permite analizar el comportamiento del flujo térmico producido en inspecciones termográficas NDT mediante la proyección de la ecuación de difusión de calor 3D sobre un plano de coordenadas. La principal innovación aportada por este método consiste en la utilización de la ecuación de difusión térmica para detectar la presencia de defectos a través de la definición de un modelo simplificado de difusión térmica 2D que consigue reducir el número de incógnitas del problema y permite su resolución empleando datos registrados mediante un sensor termográfico. Este método de proyección proporciona una nueva metodología para el análisis de resultados de inspecciones termográficas, capaz de identificar la posición de los defectos de manera precisa y detectar el área circundante afectada por su presencia.

La definición original del modelo simplificado de difusión térmica clasifica los posibles casos de inspección en tres categorías diferentes. En este estudio se han resuelto los dos primeros casos. Se ha resuelto la ecuación simplificada para el caso de inspección de materiales con espesor infinito y sin presencia de defectos, y para el caso de materiales de espesor finito sin presencia de defectos. La resolución de ambos casos ha dado como resultado el desarrollo del método de difusividad térmica proyectada.

Se han evaluado las capacidades de análisis del método propuesto mediante pruebas generadas de manera computacional y pruebas experimentales sobre probetas calibradas, y se han verificado y optimizado a través de pruebas experimentales realizadas sobre componentes aeronáuticos reales. En todos los casos, tanto para la generación computacional de datos como para la generación experimental, el material analizado ha sido material compuesto de matriz termoestable, sobre el que se han originado los defectos característicos para evaluar las capacidades de inspección del método.

Se ha podido comprobar que los resultados obtenidos mediante del método de difusividad térmica proyectada aumentan la relación señal/ruido (SNR) de los datos iniciales de defectos al menos entre el 15 % y 50 %, reduciendo el contenido general de ruido y atenuando las irregularidades térmicas producidas por el proceso de calentamiento.

Se han analizado las propiedades del método y su comportamiento en función de parámetros propios, llegando a encontrarse ciertas características de simetría. En base a los resultados obtenidos se ha propuesto una interpretación física del método, que se basa en la consideración de los resultados producidos como la proyección del flujo de calor inducido en el material inspeccionado sobre el plano de proyección utilizado en el método.

Funciones de iluminación virtual

El segundo de los métodos desarrollados en el estudio ha sido el método de funciones de iluminación virtual (VIF). En este método se ha desarrollado y analizado un nuevo enfoque matemático para el procesamiento de datos termográficos NDT, basado en la definición de un modelo simplificado de difusión térmica en 2D sobre el que se aplican algoritmos de procesamiento habituales para producir funciones de análisis, denominadas funciones de iluminación virtual. La característica fundamental de estas funciones es que reúnen información relacionada con los valores de temperatura, las propiedades del material y las condiciones de calentamiento. En este estudio se han desarrollado y analizado las propiedades de las VIF obtenidas para derivadas temporales sucesivas, análisis de Fourier, momentos centrales estandarizados y análisis de componentes principales.

El análisis de las VIF se ha realizado únicamente mediante datos térmicos generados de manera computacional con el fin de proporcionar una amplia variedad de casos de estudio, tanto respecto a los tipos de defectos como a los tipos de estimulación, evitando al mismo tiempo la influencia sobre los resultados de las imperfecciones propias de los casos reales. Se han modelado las condiciones de estimulación producidas por calentamiento en escalón, calentamiento pulsado y enfriamiento en escalón, todas ellas considerando la inyección de energía aplicada sobre la superficie exterior de la muestra inspeccionada. El material inspeccionado se ha modelado como un polímero reforzado con fibra de carbono estándar, sobre el que se han provocado defectos de diferente geometría, naturaleza y profundidad.

Los resultados obtenidos han demostrado que las VIF proporcionan información útil en tareas de caracterización de defectos, siendo las VIF para derivadas temporales con estimulación por calentamiento pulsado las funciones que mejores capacidades de caracterización han demostrado. La mayoría de las VIF consiguen identificar los bordes de los defectos y reproducir su geometría de manera precisa. La naturaleza de los defectos y las variaciones en su profundidad producen diferentes respuestas en las funciones, haciendo posible su caracterización.

Se han empleado dos métricas para cuantificar la calidad de las detecciones proporcionadas por las VIF: el SNR y el *sharpness*. Los resultados obtenidos por el SNR han demostrado que la mayoría de las VIF no producen mejoras en el nivel de detección de defectos. Únicamente las funciones generadas mediante análisis de Fourier proporcionan un incremento en el SNR comparado con los datos originales. Por otro lado, se ha podido comprobar que el *sharpness* permite identificar puntos clave relacionados con las detecciones óptimas en el historial de tiempo, mostrando un alto potencial para caracterizar la profundidad de los defectos.

Criterios de selección de canales RGB

El tercer método desarrollado en este estudio ha avanzado en la aplicación de la técnica de proyección RGB para resultados de inspecciones termográficas NDT. La técnica de proyección RGB sintetiza largas secuencias de imágenes en una sola imagen de color, reduciendo el tiempo requerido para el análisis y simplificando la visualización de los resultados. La aportación realizada en este estudio ha consistido en el desarrollo y evaluación de criterios para superar las limitaciones del método actual sobre automatización y objetividad de la selección de canales y para generalizar la aplicación del método de proyección RGB a cualquier resultado obtenido con el procesamiento de datos termográficos NDT. De manera adicional, en este estudio se ha propuesto un método de procesamiento para optimizar la imagen de color resultante, que mejora la visualización de defectos y permite detectar hasta el 100 % de los defectos capturados por los canales individuales.

En el análisis de los criterios de selección de canales RGB se han empleado datos generados de manera computacional y datos experimentales obtenidos mediante inspecciones en laboratorio sobre probetas con defectos calibrados. El análisis de los resultados ha demostrado que los criterios basados en la suma de la métrica SNR de cada defecto y en la correlación de matrices de co-ocurrencia de niveles de gris (GLCM) producen resultados óptimos, capturando todos los defectos detectados en la imagen RGB final. Los criterios evaluados por extremos absolutos son adecuados para datos con comportamiento irregular y los evaluados por extremos relativos para datos con comportamiento regular.

La reducción de tiempo que proporciona la aplicación computacional de los criterios de selección en el análisis de una secuencia IRT NDT es considerable, y no depende de las circunstancias del inspector ni las condiciones de inspección. De acuerdo con los resultados obtenidos, se estima una reducción de tiempo de entre varios segundos a varios minutos para grandes secuencias de datos.

Generalmente las imágenes proyectadas RGB muestran un menor contraste y un menor grado de detección de defectos que los canales individuales. El contraste de color se consigue mejorar mediante algoritmos de procesamiento de imagen que optimizan la visualización de los defectos. La modificación del histograma y las técnicas de aumento de nitidez de bordes han demostrado una alta capacidad de mejora en la visualización de las imágenes en color.

Colorización termográfica por síntesis computacional

El cuarto método desarrollado ha sido el método de colorización termográfica por síntesis computacional. Este método es capaz de extraer un alto grado de información producida en inspecciones termográficas NDT y sintetizarla en imágenes multicanal. El método de reconstrucción de la señal termográfica (TSR) sólo utiliza una aproximación polinomial para un grado concreto de aproxima-

ción, recogiendo sólo una parte de toda la información disponible al aplicar diferentes grados de aproximación. El método desarrollado de colorización termográfica consigue una mejora en el nivel de detección de defectos, así como en su caracterización, recopilando una mayor cantidad de esta información disponible y sintetizando los resultados producidos en sólo tres imágenes, que son finalmente representadas en espacios de color. La generación de secuencias de imágenes en color como resultado de inspecciones termográficas NDT supone una importante novedad dentro de la tecnología de termografía infrarroja.

Este método se ha analizado empleando exclusivamente datos generados de manera computacional para evitar la influencia de las imperfecciones propias de las inspecciones reales, relacionadas con irregularidades en el proceso de calentamiento y con la caracterización incorrecta del material analizado y los defectos existentes.

El proceso de síntesis de información se produce por medio de técnicas matemáticas de reducción de dimensionalidad. En este estudio se han analizado cuatro de estas técnicas: análisis de componentes independientes (ICA), análisis de componentes principales (PCA), análisis kernel de componentes principales (KPCA) y fracción mínima de ruido (MNF), y se han evaluado por medio de las métricas de SNR y *sharpness* de los resultados producidos. Se ha podido comprobar que las técnicas de KPCA y MNF producen valores mayores del SNR respecto de los valores producidos por las principales técnicas convencionales de procesamiento de datos termográficos. El mismo resultado se ha obtenido para los valores de *sharpness*.

Tras la aplicación de las técnicas de reducción de dimensionalidad se han analizado dos criterios diferentes de selección de canales para llevar a cabo la fase de síntesis: un criterio basado en el parámetro de control empleado por cada técnica de reducción de dimensionalidad y otro criterio basado en la medida de correlación de la GLCM. En base a los resultados obtenidos, se ha podido comprobar que el método basado en correlación de GLCM proporciona mayores niveles de SNR y *sharpness*.

En este estudio también se han desarrollado algoritmos de procesamiento de imágenes en color basadas en operaciones con álgebra de cuaterniones. La aplicación de este tipo de procesados y operaciones supone otro punto novedoso para la tecnología de termografía infrarroja. Los resultados preliminares obtenidos muestran que los procesados cuaterniónicos de Fourier y de análisis de componentes principales producen una mejora en el nivel de SNR y *sharpness*, y que los filtrados cuaterniónicos mejoran la visualización de los defectos detectados y facilitan su caracterización.

Capítulo 18

Líneas de trabajo futuro

Se han alcanzado los objetivos propuestos al inicio del estudio, desarrollando cuatro novedosos métodos que permiten caracterizar defectos detectados en inspecciones termográficas NDT sobre materiales *composites*. El grado de desarrollo alcanzado ha sido alto en el caso de los métodos de difusividad térmica proyectada y criterios de selección de canales RGB, y menor, a nivel de planteamiento y análisis de viabilidad, en el caso de los métodos de funciones de iluminación virtual y colorización termográfica por síntesis computacional. Tras el estudio se han identificado las actividades en las que seguir haciendo contribuciones continuando el trabajo realizado, y asimismo, se han determinado las nuevas líneas de investigación originadas como consecuencia de la actividad llevada a cabo.

De forma general para todos los métodos desarrollados, la fase siguiente del proceso de desarrollo incluirá actividades para su aplicación con otros tipos de materiales distintos de los materiales compuestos, tales como materiales metálicos. También se avanzará en la aplicación de los métodos desarrollados con otras técnicas de estimulación termográfica diferentes de las ópticas, tales como inductivas o vibrotermografía. Inclusive, será interesante tratar de adaptar estos métodos a aplicaciones termográficas diferentes de NDT, tales como medidas de aislamiento, mantenimiento de máquinas, detección de humedades o monitorización del clima terrestre.

Existen además actividades de desarrollo futuro específicas para cada método desarrollado. Tales actividades se describen a continuación.

Difusividad térmica proyectada

Los resultados obtenidos con el método de difusividad térmica proyectada han sido muy satisfactorios alcanzando un alto grado de desarrollo. Sin embargo, se ha podido comprobar que el método es muy sensible al contenido de ruido, siendo necesario procesar los datos de entrada con algoritmos de filtrado para reducir el ruido a niveles aceptables previamente a su aplicación. Esta etapa de filtrado reduce la precisión en la caracterización geométrica de los defectos proporcionada por el método PTD. Por tanto, una tarea a realizar en trabajos futuros se centrará en la mejora de la relación entre el contenido de ruido de

los datos de entrada y la calidad de detección de los resultados, analizando para ello técnicas alternativas de suavizado.

El método PTD se ha desarrollado en este estudio, por conveniencia experimental, para su aplicación en inspecciones termográficas con estimulación óptica por calentamiento en escalón. Una actividad en el trabajo futuro consistirá en el desarrollo de este método para otros tipos de calentamiento. Para el caso de otras estimulaciones aplicadas sobre la superficie exterior del material inspeccionado, el método podría adaptarse considerando el tipo específico de función de calentamiento $F(x, t)$ que se genera en cada caso. Sin embargo, la aplicación del método con técnicas de estimulación por fuentes internas de calentamiento, tales como inducción o vibrotermografía, requiere de un nuevo planteamiento del problema y procedimiento de resolución.

El coste computacional del algoritmo PTD actual es alto, haciendo que el tiempo requerido para el análisis de áreas de tamaño medio y grande sea prohibitivo para una computadora de prestaciones ordinarias. Esta circunstancia ha tenido poca influencia en el desarrollo del método pero resulta fundamental para su aplicación en inspecciones *in situ* donde el tiempo es un parámetro crítico. Por tanto, en acciones futuras se procederá a la optimización del código para mejorar el uso de recursos y reducir tiempos de ejecución.

El método PTD se encuentra aún en fase de desarrollo. Los resultados mostrados en este trabajo corresponden a los dos primeros casos de estudio planteados, esto es, materiales de espesor infinito sin presencia de defectos y materiales de espesor finito sin presencia de defectos. El caso más general, correspondiente a materiales de cualquier espesor con presencia de defectos, requiere de un método de resolución diferente del empleado en los dos casos anteriores. Se están considerando diferentes aproximaciones para resolver el problema de inversión del caso general y se terminará de desarrollar en actividades futuras.

Funciones de iluminación virtual

En este estudio se han definido y analizado un gran número de funciones de iluminación virtual habiéndose obtenido resultados prometedores en algunos de estos casos. En acciones futuras se completará el desarrollo de estas funciones, prestando especial atención a los casos de las VIF para análisis de Fourier, por la mejora de SNR que producen, y a las VIF para derivadas temporales, por la capacidad de caracterización mostrada.

Las VIF se han analizado únicamente mediante datos generados de manera computacional. El paso siguiente será proceder al análisis de las VIF sobre datos con contenido de ruido, comenzando por datos computacionales controlados, siguiendo por pruebas experimentales a nivel de laboratorio sobre piezas calibradas y concluyendo por inspecciones sobre componentes reales.

Para alcanzar el objetivo de caracterizar los defectos detectados mediante las VIF, las próximas acciones incluirán la determinación de relaciones entre los parámetros analizados y los valores producidos por las VIF para deducir leyes de recurrencia. Posteriormente, con los datos obtenidos de las VIF se podrá diseñar y entrenar un sistema de clasificación basado en redes neuronales para desarrollar un sistema de caracterización automática de defectos.

Las VIF se han desarrollado para estimulaciones térmicas aplicadas sobre la superficie exterior del material analizado. La adaptación de las VIF a otras técnicas de calentamiento requerirá de un nuevo planteamiento y resolución del problema, y de una nueva definición de las funciones de iluminación virtual. Un caso particular identificado durante el estudio consiste en la búsqueda de la estimulación que optimice las VIF, es decir, definir de manera teórica aquella estimulación $F(x, t)$ que maximice los valores de las VIF, esperando encontrar alguna fuente novedosa de calentamiento para IRT NDT.

Criterios de selección de canales RGB

El método de selección de canales RGB ha producido unos resultados muy satisfactorios alcanzándose un alto grado de desarrollo. Se plantea entre las acciones futuras a realizar, la aplicación de los criterios a datos experimentales obtenidos de inspecciones sobre componentes reales.

La programación de los algoritmos de selección de canales en lenguaje informático permite automatizar la aplicación de los criterios de selección y generar de manera eficiente imágenes RGB. La definición de las áreas de medición para el SNR y *sharpness* debe automatizarse para aprovechar todo el potencial de la técnica de proyección RGB respecto a la reducción del tiempo de análisis. En este estudio se han analizado diferentes opciones para automatizar esta tarea y evitar el posicionamiento manual, sin embargo, las soluciones robustas a menudo parecen ser *ad hoc* para el tipo específico de material inspeccionado. En actividades futuras se trabajará en la optimización del método de posicionamiento de las áreas de medida para las métricas.

Se ha planteado un método de proyección RGB basado en análisis wavelet, cuyos resultados son vídeos de imágenes en color que muestran los resultados del análisis ordenados secuencialmente por niveles de profundidad del material inspeccionado. Se han obtenido algunos resultados preliminares con este método que han mostrado capacidades de análisis muy prometedoras. En acciones futuras se procederá a realizar su evaluación detallada y desarrollo completo.

Colorización termográfica por síntesis computacional

En este estudio se han desarrollado y analizado varios métodos de colorización termográfica por síntesis computacional, destacando los resultados obtenidos mediante la técnica de KPCA. Se plantea como acción futura la posibilidad

de utilizar otras técnicas de reducción de dimensionalidad que no han sido analizadas en este estudio, incluso se propone la combinación de varias técnicas o el desarrollo de nuevas estrategias de síntesis de datos.

Los datos empleados en el análisis y evaluación de los métodos de colorización han sido datos generados de manera computacional, por lo que el paso siguiente en el proceso de desarrollo consistirá en analizar los métodos propuestos con datos experimentales obtenidos en inspecciones reales sobre piezas calibradas y componentes reales.

Se han programado en lenguaje informático los algoritmos para la aplicación de las técnicas de reducción de dimensionalidad. En algunos casos estos algoritmos limitan el tamaño de los datos procesados y llevan largos tiempos de ejecución. Por ello, para reducir los tiempos de aplicación de los métodos de colorización y poder analizar secuencias más largas y áreas de mayor tamaño, se debe optimizar el código programado y mejorar su rendimiento.

El análisis cuaterniónico ha producido resultados de interés para la mejora del nivel de detección de defectos y su caracterización. Se han aplicado casos generales de procesados cuaterniónicos empleados en análisis de imágenes en color, sin profundizar en las particularidades propias de las imágenes termográficas. Esta investigación se detallará en trabajos futuros analizándose, entre otros aspectos, los efectos de las diferentes direcciones de análisis cuaterniónico sobre los resultados de los procesados, prestando especial atención a las direcciones definidas por los colores de defectos detectados.

Se planteará en estudios futuros la extensión del análisis cuaterniónico a álgebras de mayores dimensiones para aprovechar el procesado conjunto de mayor cantidad de información.

Capítulo 19

Difusión de los resultados obtenidos

El nivel de desarrollo alcanzado en los cuatro métodos propuestos no ha sido el mismo. Los métodos de difusividad térmica proyectada y criterios de selección de canales RGB se han desarrollado en mayor grado, llegando a evaluarse con datos experimentales recogidos de inspecciones IRT NDT. Por el contrario, los métodos de funciones de iluminación virtual y colorización termográficas por síntesis computacional han sido evaluados únicamente mediante datos generados de manera computacional.

Parte de los resultados obtenidos en la investigación realizada han sido difundidos a la comunidad científica a través de dos publicaciones en revistas JCR:

- Venegas, P., Perán, J., Usamentiaga, R., & de Ocáriz, I. S. Projected thermal diffusivity analysis for thermographic nondestructive inspections. *International Journal of Thermal Sciences*, 124, 251-262, 2018. JCR 3.361 Q1 (2017).
<https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2017.10.010>
- Venegas, P., Usamentiaga, R., Perán, J., & de Ocáriz, I. S. Advances in RGB Projection Technique for Thermographic NDT: Channels Selection Criteria and Visualization Improvement. *International Journal of Thermophysics*, 39(8), 95, 2018. JCR 0.829 Q4 (2017).
<https://doi.org/10.1007/s10765-018-2417-9>

Una tercera publicación se encuentra actualmente en fase de revisión:

- Venegas, P., Perán, J., Usamentiaga, R., & de Ocáriz, I. S. NDT Inspection of Aeronautical Components by Projected Thermal Diffusivity Analysis. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*. JCR 1.441 Q3 (2017) (actualmente en fase de revisión).

También se han presentado en congresos internacionales parte de los resultados obtenidos en el estudio:

- Venegas, P., Usamentiaga, R., Perán, J., & de Ocáriz, I. S. Advances in rgb projection technique for thermographic ndt: channels election criteria

and visualization improvement, 19th International Conference on Photoacoustic and Photothermal Phenomena. Bilbao (Spain). July 16-20, 2017.

- Venegas, P., Perán, J., Usamentiaga, R., & de Ocariz, I. S. Development of Virtual Illumination Functions for Thermographic NDT, 14th Quantitative InfraRed Thermography Conference. Berlin (Germany). June 25-29, 2018.
<https://doi.org/10.21611/qirt.2018.099>
- Venegas, P., Perán, J., Usamentiaga, R., & de Ocariz, I. S. NDT Inspection of Aeronautical Components by Projected Thermal Diffusivity Analysis, 14th Quantitative InfraRed Thermography Conference. Berlin (Germany). June 25-29, 2018.
<https://doi.org/10.21611/qirt.2018.044>

Está previsto enviar los resultados de las funciones de iluminación virtual aplicadas sobre datos experimentales a revistas de impacto para su posible publicación, habiéndose presentado de manera preliminar en congreso internacional los resultados obtenidos con datos computacionales.

Los resultados obtenidos con el método de colorización termográfica por síntesis computacional aplicado sobre datos computacionales han sido prometedores, y está previsto enviar los resultados de su aplicación sobre datos experimentales a revistas de impacto para su evaluación y posible publicación.

REFERENCIAS

Referencias de Introducción general

- [1] E. Giannelis, «Polymer layered silicate nanocomposites», *Advanced materials*, vol. 8, n.º 1, págs. 29-35, 1996, Wiley Online Library.
- [2] A. Lau y D. Hui, «The revolutionary creation of new advanced materials carbon-nanotube composites», *Composites Part B: Engineering*, vol. 33, n.º 4, págs. 263-277, 2002, Elsevier.
- [3] C. Liu, F. Li, L. Ma y H. Cheng, «Advanced materials for energy storage», *Advanced materials*, vol. 22, n.º 8, 2010, Wiley Online Library.
- [4] I. Daniel, O. Ishai y col., *Engineering mechanics of composite materials*. Oxford university press New York, 1994, vol. 3.
- [5] S. Stankovich, D. Dikin, G. Dommett, K. Kohlhaas, E. Zimney, E. Stach, R. Piner, S. Nguyen y R. Ruoff, «Graphene-based composite materials», *Nature*, vol. 442, n.º 7100, págs. 282-286, 2006, Nature Publishing Group.
- [6] R. Christensen, *Mechanics of composite materials*. Courier Corporation, 2012.
- [7] Z. Gürdal, R. Haftka y P. Hajela, *Design and optimization of laminated composite materials*. John Wiley & Sons, 1999.
- [8] E. Barbero, *Introduction to composite materials design*. CRC press, 2010.
- [9] D. Bray y D. McBride, «Nondestructive testing techniques», *NASA STI/Recon Technical Report A*, vol. 93, 1992.
- [10] P. Mix, *Introduction to nondestructive testing: a training guide*. John Wiley & Sons, 2005.
- [11] AEND, *Asociación Española de Ensayos No Destructivos*, Accessed on: May 2018, 2018. dirección: <https://www.aend.org/formacion.php>.
- [12] C. Meola y G. Carlomagno, «Recent advances in the use of infrared thermography», *Measurement science and technology*, vol. 15, n.º 9, R27, 2004, IOP Publishing.
- [13] X. Maldague, *Nondestructive evaluation of materials by infrared thermography*. Springer Science & Business Media, 2012.

- [14] G. Carlomagno y G. Cardone, «Infrared thermography for convective heat transfer measurements», *Experiments in fluids*, n.º 6, págs. 1187-1218, 49 2010, Springer.
- [15] G. Gaussorgues y S. Chomet, *Infrared thermography*. Springer Science & Business Media, 2012, vol. 5.
- [16] R. Usamentiaga, P. Venegas, J. Guerediaga, L. Vega, J. Molleda y F. Bulnes, «Infrared thermography for temperature measurement and non-destructive testing», *Sensors*, vol. 14, n.º 7, págs. 12 305-12 348, 2014, Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [17] M. Clark, D. McCann y M. Forde, «Application of infrared thermography to the non-destructive testing of concrete and masonry bridges», *Ndt & E International*, vol. 36, n.º 4, págs. 265-275, 2003, Elsevier.
- [18] C. Tomlinson, L. Chapman, J. Thornes y C. Baker, «Remote sensing land surface temperature for meteorology and climatology: A review», *Meteorological Applications*, vol. 18, n.º 3, págs. 296-306, 2011, Wiley Online Library.
- [19] B. Lahiri, S. Bagavathiappan, T. Jayakumar y J. Philip, «Medical applications of infrared thermography: a review», *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, n.º 4, págs. 221-235, 2012, Elsevier.
- [20] A. Kylili, P. Fokaides, P. Christou y S. Kalogirou, «Infrared thermography (IRT) applications for building diagnostics: A review», *Applied Energy*, vol. 134, págs. 531-549, 2014, Elsevier.
- [21] G. Lim, D. Bae y J. Kim, «Fault diagnosis of rotating machine by thermography method on support vector machine», *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 28, n.º 8, págs. 2947-2952, 2014, Springer.
- [22] W. Herschel, «XIV. Experiments on the refrangibility of the invisible rays of the sun», *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, vol. 90, págs. 284-292, 1800, Royal Society Publishing.
- [23] W. Herschel, «XV. Experiments on the solar, and on the terrestrial rays that occasion heat; with a comparative view of the laws to which light and heat, or rather the rays which occasion them, are subject, in order to determine whether they are the same, or different», *Philosophical Transactions of the royal Society of London*, vol. 90, págs. 293-326, 1800, Royal Society Publishing.
- [24] D. Maravall, «La utilidad de las Matemáticas en el progreso material e intelectual del hombre», *Real Academia de Ciencias*, 2000.

Referencias de Antecedentes

- [25] C. Niu, *Airframe structural design: practical design information and data on aircraft structures*. Connilit Press Limited Hong Kong, 1999.
- [26] D. Chung, *Composite materials: science and applications*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [27] G. Lubin, *Handbook of composites*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [28] D. Gay, *Composite materials: design and applications*. CRC press, 2014.
- [29] P. Mangalgiri, «Composite materials for aerospace applications», *Bulletin of Materials Science*, vol. 22, n.º 3, págs. 657-664, 1999, Springer.
- [30] libreshot.com, *wood-background*, Accessed on: May 2018, 2018. dirección: <https://libreshot.com/wp-content/uploads/2018/04/wood-background.jpg>.
- [31] layered.typepad.com, *6a00d83451cc0269e201156f33f748970c*, Accessed on: May 2018, 2018. dirección: <https://layered.typepad.com/.a/6a00d83451cc0269e201156f33f748970c-pi>.
- [32] P. Mallick, *Fiber-reinforced composites: materials, manufacturing, and design*. CRC press, 2007.
- [33] upload.wikimedia.org, *Composite_laminate_specimen*, Accessed on: March 2018, 2015. dirección: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/b/b8/Composite_laminate_specimen.JPG.
- [34] M. Hyer, *Stress analysis of fiber-reinforced composite materials*. DEStech Publications, Inc, 2009.
- [35] S. Yi, H. Hilton y M. Ahmad, «A finite element approach for cure simulation of thermosetting matrix composites», *Computers & structures*, vol. 64, n.º 1-4, págs. 383-388, 1997, Elsevier.
- [36] M. Li y C. Tucker, «Optimal curing for thermoset matrix composites: thermochemical and consolidation considerations», *Polymer composites*, vol. 23, n.º 5, págs. 739-757, 2002, Wiley Online Library.
- [37] W. Lee y G. Springer, «A model of the manufacturing process of thermoplastic matrix composites», *Journal of composite materials*, vol. 21, n.º 11, págs. 1017-1055, 1987, SAGE Publications.
- [38] C. Ageorges, L. Ye y M. Hou, «Advances in fusion bonding techniques for joining thermoplastic matrix composites: a review», *Composites Part A: applied science and manufacturing*, vol. 32, n.º 6, págs. 839-857, 2001, Elsevier.

- [39] S. Rawal, «Metal-matrix composites for space applications», *Jom*, vol. 53, n.º 4, págs. 14-17, 2001, Springer.
- [40] K. Chawla, *Ceramic matrix composites*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [41] I. Ibrahim, F. Mohamed y E. Lavernia, «Particulate reinforced metal matrix composites - a review», *Journal of materials science*, vol. 26, n.º 5, págs. 1137-1156, 1991, Springer.
- [42] R. Davidge, «The Mechanical Properties and Fracture Behaviour of Ceramic -Matrix Composites (CMC) Reinforced With Continuous Fibres», en *Composite Materials Series*, vol. 6, Elsevier, 1989, págs. 547-569.
- [43] D. Bray y D. McBride, «Nondestructive testing techniques», *NASA STI/Recon Technical Report A*, vol. 93, 1992.
- [44] P. Mix, *Introduction to nondestructive testing: a training guide*. John Wiley & Sons, 2005.
- [45] R. Chin y C. Harlow, «Automated visual inspection: A survey», *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, págs. 557-573, 6 1982, IEEE.
- [46] W. Fisher, M. Kelley y J. Lomas, «Visual aids and structured criteria for improving visual inspection and interpretation of single-case designs», *Journal of Applied Behavior Analysis*, vol. 36, n.º 3, págs. 387-406, 2003, Wiley Online Library.
- [47] M. Silk, *Ultrasonic transducers for nondestructive testing*. Adam Hilger Ltd., Accord, MA, 1984.
- [48] J. Krautkrämer y H. Krautkrämer, *Ultrasonic testing of materials*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [49] X. Dai, R. Ludwig y R. Palanisamy, «Numerical simulation of pulsed eddy-current nondestructive testing phenomena», *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 26, n.º 6, págs. 3089-3096, 1990, IEEE.
- [50] J. García-Martín, J. Gómez-Gil y E. Vázquez-Sánchez, «Non-destructive techniques based on eddy current testing», *Sensors*, n.º 3, págs. 2525-2565, 11 2011, Molecular Diversity Preservation International.
- [51] W. Rummel, P. Todd Jr., S. Frecska y R. Rathke, «The detection of fatigue cracks by nondestructive testing methods», *NASA CR-2369*, 1974, NTRS.
- [52] K. Mohri, T. Uchiyama y L. Panina, «Recent advances of micro magnetic sensors and sensing application», *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 59, n.º 1-3, págs. 1-8, 1997, Elsevier.

- [53] T. Liao y J. Ni, «An automated radiographic NDT system for weld inspection: part I-weld extraction», *Ndt & E International*, vol. 29, n.º 3, págs. 157-162, 1996, Elsevier.
- [54] G. Wang y T. Liao, «Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images», *Ndt & E International*, vol. 35, n.º 8, págs. 519-528, 2002, Elsevier.
- [55] X. Maldague, *Nondestructive testing handbook. 3. Infrared and thermal testing*. American society for nondestructive testing, 2001.
- [56] R. Usamentiaga, P. Venegas, J. Guerediaga, L. Vega, J. Molleda y F. Bulnes, «Infrared thermography for temperature measurement and non-destructive testing», *Sensors*, vol. 14, n.º 7, págs. 12 305-12 348, 2014, Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [57] J. Blanco, F. Mendía, J. Sala y L. López, *Tecnología Energética*. Publicaciones, Escuela Superior de Ingenieros (BILBAO), 2004.
- [58] E. Sparrow, *Radiation heat transfer*. Routledge, 1961.
- [59] J. Howell, M. Menguc y R. Siegel, *Thermal radiation heat transfer*. CRC press, 2010.
- [60] G. Gaussorgues y S. Chomet, *Infrared thermography*. Springer Science & Business Media, 2012, vol. 5.
- [61] G. Carlomagno y G. Cardone, «Infrared thermography for convective heat transfer measurements», *Experiments in fluids*, n.º 6, págs. 1187-1218, 49 2010, Springer.
- [62] C. Meola y G. Carlomagno, «Recent advances in the use of infrared thermography», *Measurement science and technology*, vol. 15, n.º 9, R27, 2004, IOP Publishing.
- [63] M. Clark, D. McCann y M. Forde, «Application of infrared thermography to the non-destructive testing of concrete and masonry bridges», *Ndt & E International*, vol. 36, n.º 4, págs. 265-275, 2003, Elsevier.
- [64] B. Lahiri, S. Bagavathiappan, T. Jayakumar y J. Philip, «Medical applications of infrared thermography: a review», *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, n.º 4, págs. 221-235, 2012, Elsevier.
- [65] A. Kylili, P. Fokaides, P. Christou y S. Kalogirou, «Infrared thermography (IRT) applications for building diagnostics: A review», *Applied Energy*, vol. 134, págs. 531-549, 2014, Elsevier.

- [66] S. Perilli, M. Regi, S. Sfarra e I. Nardi, «Comparative analysis of heat transfer for an advanced composite material used as insulation in the building field by means of Comsol Multiphysics® and Matlab computer programs®», *Romanian Journal of Materials*, vol. 46, n.º 2, págs. 185-195, 2016, Procema S.A.
- [67] A. Standard y col., «Standard test methods for measuring and compensating for emissivity using infrared imaging radiometers», *ASTM International, West Conshohocken (2005)*. doi, vol. 10, 2005.
- [68] M. Diakides, J. Bronzino y D. Peterson, *Medical infrared imaging: principles and practices*. CRC press, 2012.
- [69] A. López, F. Molina-Aiz, D. Valera y A. Peña, «Determining the emissivity of the leaves of nine horticultural crops by means of infrared thermography», *Scientia Horticulturae*, vol. 137, págs. 49-58, 2012, Elsevier.
- [70] A. Schaefer, N. Cook, J. Church, J. Basarab, B. Perry, C. Miller y A. Tong, «The use of infrared thermography as an early indicator of bovine respiratory disease complex in calves», *Research in Veterinary Science*, vol. 83, n.º 3, págs. 376-384, 2007, Elsevier.
- [71] M. Bhowmik, K. Saha, S. Majumder, G. Majumder, A. Saha, A. Sarma, D. Bhattacharjee, D. Basu y M. Nasipuri, «Thermal infrared face recognition—a biometric identification technique for robust security system», en *Reviews, refinements and new ideas in face recognition*, InTech, 2011.
- [72] C. Balaras y A. Argiriou, «Infrared thermography for building diagnostics», *Energy and buildings*, vol. 34, n.º 2, págs. 171-183, 2002, Elsevier.
- [73] G. Lim, D. Bae y J. Kim, «Fault diagnosis of rotating machine by thermography method on support vector machine», *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 28, n.º 8, págs. 2947-2952, 2014, Springer.
- [74] X. Maldague, *Nondestructive evaluation of materials by infrared thermography*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [75] X. Guo y V. Vavilov, «Crack detection in aluminum parts by using ultrasound-excited infrared thermography», *Infrared Physics & Technology*, vol. 61, págs. 149-156, 2013, Elsevier.
- [76] Y. He, G. Tian, M. Pan y D. Chen, «Impact evaluation in carbon fiber reinforced plastic (CFRP) laminates using eddy current pulsed thermography», *Composite Structures*, vol. 109, págs. 1-7, 2014, Elsevier.
- [77] C. Maierhofer, P. Myrach, M. Reischel, H. Steinfurth, M. Röllig y M. Kunert, «Characterizing damage in CFRP structures using flash thermography in reflection and transmission configurations», *Composites Part B: Engineering*, vol. 57, págs. 35-46, 2014, Elsevier.

- [78] C. Meola, S. Boccardi, G. Carlomagno, N. Boffa, E. Monaco y F. Ricci, «Nondestructive evaluation of carbon fibre reinforced composites with infrared thermography and ultrasonics», *Composite Structures*, vol. 134, págs. 845-853, 2015, Elsevier.
- [79] K. Dassios, E. Kordatos, D. Aggelis y T. Matikas, «Crack growth monitoring in ceramic matrix composites by combined infrared thermography and acoustic emission», *Journal of the American Ceramic Society*, vol. 97, n.º 1, págs. 251-257, 2014, Wiley Online Library.
- [80] G. Revel y S. Rocchi, «Defect detection in ceramic materials by quantitative infrared thermography», en *International Conference on Quantitative Infrared Thermography*, The National Research Council, jun. de 2006.
- [81] H. Wiggenshauser, «Active IR-applications in civil engineering», *Infrared Physics & Technology*, vol. 43, n.º 3, págs. 233-238, 2002, Elsevier.
- [82] C. Cheng, T. Cheng y C. Chiang, «Defect detection of concrete structures using both infrared thermography and elastic waves», *Automation in Construction*, vol. 18, n.º 1, págs. 87-92, 2008, Elsevier.
- [83] N. Ludwig, V. Redaelli, E. Rosina y F. Augelli, «Moisture detection in wood and plaster by IR thermography», *Infrared Physics & Technology*, vol. 46, n.º 1, págs. 161-166, 2004, Elsevier.
- [84] G. López, L. Basterra, G. Ramón-Cueto y A. de Diego, «Detection of singularities and subsurface defects in wood by infrared thermography», *International Journal of Architectural Heritage*, vol. 8, n.º 4, págs. 517-536, 2014, Taylor & Francis.
- [85] F. Mercuri, U. Zammit, N. Orazi, S. Paoloni, M. Marinelli y F. Scudieri, «Active infrared thermography applied to the investigation of art and historic artefacts», *Journal of thermal analysis and calorimetry*, vol. 104, n.º 2, págs. 475-485, 2011, Springer.
- [86] J. Bodnar, J. Candoré, J. Nicolas, G. Szatanik, V. Detalle y J. Vallet, «Stimulated infrared thermography applied to help restoring mural paintings», *NDT & E International*, vol. 49, págs. 40-46, 2012, Elsevier.
- [87] G. Busse, D. Wu y W. Karpen, «Thermal wave imaging with phase sensitive modulated thermography», *Journal of Applied Physics*, vol. 71, n.º 8, págs. 3962-3965, 1992, AIP.
- [88] X. Maldague y S. Marinetti, «Pulse phase infrared thermography», *Journal of applied physics*, vol. 79, n.º 5, págs. 2694-2698, 1996, AIP Publishing.

- [89] R. Usamentiaga, P. Venegas, J. Guerediaga, L. Vega e I. López, «A quantitative comparison of stimulation and post-processing thermographic inspection methods applied to aeronautical carbon fibre reinforced polymer», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 10, n.º 1, págs. 55-73, 2013, Taylor & Francis.
- [90] C. Ibarra-Castanedo y X. Maldague, «Defect depth retrieval from pulsed phase thermographic data on plexiglas and aluminum samples», en *Thermosense XXVI*, International Society for Optics y Photonics, vol. 5405, 2004, págs. 348-356.
- [91] K. Reifsnider, E. Henneke y W. Stinchcomb, «The mechanics of vibrothermography», en *Mechanics of nondestructive testing*, Springer, 1980, págs. 249-276.
- [92] J. Rantala, D. Wu y G. Busse, «Amplitude-modulated lock-in vibrothermography for NDE of polymers and composites», *Journal of Research in Nondestructive Evaluation*, vol. 7, n.º 4, págs. 215-228, 1996, Taylor & Francis.
- [93] J. Krapez, F. Taillade y D. Balageas, «Ultrasound-lockin-thermography NDE of composite plates with low power actuators. Experimental investigation of the influence of the Lamb wave frequency», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 2, n.º 2, págs. 191-206, 2005, Taylor & Francis.
- [94] A. Gleiter, G. Riegert, T. Zweschper, G. Busse y col., «Ultrasound lock-in thermography for advanced depth resolved defect selective imaging», *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 49, n.º 5, págs. 272-278, 2007, Citeseer.
- [95] A. Mendioroz, E. Apiñaniz, A. Salazar, P. Venegas e I. Sáez-Ocáriz, «Quantitative study of buried heat sources by lock-in vibrothermography: an approach to crack characterization», *Journal of Physics D: Applied Physics*, vol. 42, n.º 5, págs. 055 502, 2009, IOP Publishing.
- [96] A. Mendioroz, A. Castelo, R. Celorrio y A. Salazar, «Characterization of vertical buried defects using lock-in vibrothermography: I. Direct problem», *Measurement Science and Technology*, vol. 24, n.º 6, págs. 065 601, 2013, IOP Publishing.
- [97] A. Salazar, A. Mendioroz, E. Apiñaniz, A. Oleaga, P. Venegas e I. Sáez-Ocáriz, «Characterization of delaminations by lock-in vibrothermography», en *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing, vol. 214, 2010, págs. 012 079.

- [98] B. Oswald-Tranta, «Thermo-inductive crack detection», *Nondestructive Testing and Evaluation*, vol. 22, n.º 2-3, págs. 137-153, 2007, Taylor & Francis.
- [99] J. Vrana, M. Goldammer, J. Baumann, M. Rothenfusser y W. Arnold, «Mechanisms and models for crack detection with induction thermography», en *AIP conference Proceedings*, AIP, 2008, págs. 475-482.
- [100] D. Wu y G. Busse, «Lock-in thermography for nondestructive evaluation of materials», *Revue générale de thermique*, vol. 37, n.º 8, págs. 693-703, 1998, Elsevier.
- [101] A. Badghaish y D. Fleming, «Non-destructive inspection of composites using step heating thermography», *Journal of composite materials*, vol. 42, n.º 13, págs. 1337-1357, 2008, SAGE Publications.
- [102] X. Maldague y col., *Theory and practice of infrared technology for non-destructive testing*. Wiley New York, 2001.
- [103] D. Balageas y J. Roche, «Common tools for quantitative time-resolved pulse and step-heating thermography—part I: theoretical basis», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 11, n.º 1, págs. 43-56, 2014, Taylor & Francis.
- [104] C. Ibarra-Castanedo, D. Gonzalez, M. Klein, M. Pilla, S. Vallerand y X. Maldague, «Infrared image processing and data analysis», *Infrared physics & technology*, vol. 46, n.º 1, págs. 75-83, 2004, Elsevier.
- [105] J. Garay, «Transformadas Matemáticas en Teoría de Señales», *Academia de Ciencias Exactas, Físicas, Químicas y Naturales de Zaragoza*, 1998, Sdad. Coop. De Artes Gráficas.
- [106] S. Shepard, J. Lhota, B. Rubadeux, D. Wang y T. Ahmed, «Reconstruction and enhancement of active thermographic image sequences», *Optical Engineering*, vol. 42, n.º 5, págs. 1337-1342, 2003, International Society for Optics and Photonics.
- [107] N. Rajic, «Principal component thermography for flaw contrast enhancement and flaw depth characterisation in composite structures», *Composite Structures*, vol. 58, n.º 4, págs. 521-528, 2002, Elsevier.
- [108] C. Gaviria y col., «Regresión por mínimos cuadrados parciales PLS Aplicada a datos variedad valuados», Tesis doct., Universidad Nacional de Colombia-Sede Medellín, 2016.
- [109] F. Madruga, C. Ibarra-Castanedo, O. Conde, J. López-Higuera y X. Maldague, «Infrared thermography processing based on higher-order statistics», *NDT & E International*, vol. 43, n.º 8, págs. 661-666, 2010, Elsevier.

- [110] D. Lee y A. Yamamoto, «Wavelet analysis: theory and applications», *Hewlett Packard journal*, vol. 45, págs. 44-52, 1994, Hewlett Packard.
- [111] A. Jain, *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [112] H. Benítez, X. Maldague, C. Ibarra-Castanedo, H. Loaiza, A. Benda-da y E. Caicedo, «Modified differential absolute contrast using thermal quadrupoles for the nondestructive testing of finite thickness specimens by infrared thermography», en *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, IEEE, mayo de 2006, págs. 1039-1042.
- [113] J. Krapez, F. Lepoutre y D. Balageas, «Early detection of thermal contrast in pulsed stimulated thermography», *Le Journal de Physique IV*, vol. 4, n.º C7, págs. C7-47, 1994, EDP sciences.
- [114] S. Shepard, *Temporal noise reduction, compression and analysis of thermographic image data sequences*, US Patent 6,516,084, feb. de 2003. dirección: <http://www.google.com/patents/US6516084>.
- [115] S. Shepard, *System for generating thermographic images using thermographic signal reconstruction*, US Patent 6,751,342, jun. de 2004. dirección: <http://www.google.com/patents/US6751342>.
- [116] J. Roche y D. Balageas, «Common tools for quantitative pulse and step-heating thermography—part II: experimental investigation», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 12, n.º 1, págs. 1-23, 2015, Taylor & Francis.
- [117] G. González, «Series de Fourier, transformadas de Fourier y aplicaciones», *Divulgaciones matemáticas*, vol. 5, n.º 1/2, págs. 43-60, 1997, EDI-LUZ.
- [118] P. Bloomfield, *Fourier analysis of time series: an introduction*. John Wiley & Sons, 2004.
- [119] X. Maldague, F. Galmiche y A. Ziadi, «Advances in pulsed phase thermography», *Infrared physics & technology*, vol. 43, n.º 3, págs. 175-181, 2002, Elsevier.
- [120] C. Ibarra-Castanedo y X. Maldague, «Pulsed phase thermography reviewed», *Quantitative Infrared Thermography Journal*, n.º 1, págs. 47-70, 1 2004, Taylor & Francis.
- [121] S. Wold, K. Esbensen y P. Geladi, «Principal component analysis», *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, vol. 2, n.º 1-3, págs. 37-52, 1987, Elsevier.
- [122] S. Marinetti, E. Grinzato, P. Bison, E. Bozzi, M. Chimenti, G. Pieri y O. Salvetti, «Statistical analysis of IR thermographic sequences by PCA», *Infrared Physics & Technology*, vol. 46, n.º 1, págs. 85-91, 2004, Elsevier.

- [123] I. Jolliffe, «Principal component analysis», en *International encyclopedia of statistical science*, Springer, 2011, págs. 1094-1096.
- [124] R. Tobias y col., «An introduction to partial least squares regression», en *Twentieth annual SAS users group international conference*, Cary: SAS Institute Inc., 1995, págs. 1250-1257.
- [125] H. Abdi, «Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression)», *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, vol. 2, n.º 1, págs. 97-106, 2010, Wiley Online Library.
- [126] F. Lopez, C. Ibarra-Castanedo, V. de Paulo Nicolau y X. Maldague, «Optimization of pulsed thermography inspection by partial least-squares regression», *NDT & E International*, vol. 66, págs. 128-138, 2014, Elsevier.
- [127] K. Chua, V. Chandran, U. Acharya y C. Lim, «Application of higher order statistics/spectra in biomedical signals-A review», *Medical engineering & physics*, vol. 32, n.º 7, págs. 679-689, 2010, Elsevier.
- [128] M. Spiegel, J. Schiller, R. Srinivasan y M. LeVan, *Probability and statistics*. McGraw-hill New York, 2009, vol. 2.
- [129] P. Faundez y A. Fuentes, «Procesamiento Digital de Señales Acústicas utilizando Wavelets», *Memoria de titulación de Ingeniería Acústica. Universidad Austral de Chile. Valdivia, Chile*, 1999.
- [130] F. Galmiche, X. Maldague, S. Valler y J. Couturier, «Pulsed phased thermography with the wavelet transform», en *AIP Conference Proceedings*, AIP, vol. 509, 2000, págs. 609-616.
- [131] G. Baxes, *Digital image processing: principles and applications*. Wiley New York, 1994.

Referencias de Fundamentos de los métodos propuestos

- [132] P. Venegas, J. Perán, R. Usamentiaga e I. Sáez de Ocáriz, «Projected thermal diffusivity analysis for thermographic nondestructive inspections», *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 124, págs. 251-262, 2018, Elsevier.
- [133] K. Morton y D. Mayers, *Numerical solution of partial differential equations: an introduction*. Cambridge University Press, 2005.
- [134] V. Casulli y E. Cattani, «Stability, accuracy and efficiency of a semi-implicit method for three-dimensional shallow water flow», *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 27, n.º 4, págs. 99-112, 1994, Elsevier.

- [135] J. Hoffman y S. Frankel, *Numerical methods for engineers and scientists*. CRC Press, 2001.
- [136] G. Smith, *Numerical solution of partial differential equations: finite difference methods*. Oxford University Press, 1985.
- [137] S. Chapra y R. Canale, *Numerical methods for engineers*. McGraw-Hill New York, 1998, vol. 2.
- [138] J. Sanz-Serna y C. Palencia, «A general equivalence theorem in the theory of discretization methods», *Mathematics of computation*, vol. 45, n.º 171, págs. 143-152, 1985, AMS.
- [139] S. Wang, «Lax Equivalence Theorem», *Student's Book Numerical Functional Analysis*, vol. 1, págs. 15-19, 2014, Stefan Engblom.
- [140] E. Zuazua, «Métodos numéricos de resolución de ecuaciones en derivadas parciales», *Basque Center for Applied Mathematics (BCAM), Bilbao, Spain*, 2009. dirección: <http://www.bcamath.org/zuazua>.
- [141] C. Hirsch, *Numerical computation of internal and external flows: The fundamentals of computational fluid dynamics*. Elsevier, 2007.
- [142] A. Jain, *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [143] R. Lukac y K. Plataniotis, *Color image processing: methods and applications*. CRC Press, 2006.
- [144] K. Plataniotis y A. Venetsanopoulos, *Color image processing and applications*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [145] G. Wyszecki y W. Stiles, *Color science*. Wiley New York, 1982, vol. 8.
- [146] A. Yap, C. Sim, W. Loh y J. Teo, «Human-eye versus computerized color matching», *Operative dentistry*, vol. 24, págs. 358-363, 1999, IU School of Dentistry.
- [147] [upload.wikimedia.org, EM spectrum es](https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/e/e8/EM_spectrum_es.svg), Accessed on: May 2018, 2018. dirección: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/e/e8/EM_spectrum_es.svg.
- [148] A. Roorda y D. Williams, «The arrangement of the three cone classes in the living human eye», *Nature*, vol. 397, n.º 6719, págs. 520-522, 1999, Nature Publishing Group.
- [149] [en.wikipedia.org, Cones SMJ2 E - Cone cell - Wikipedia](https://en.wikipedia.org/wiki/Cone_cell#/media/File:Cones_SMJ2_E.svg), Accessed on: May 2018, 2018. dirección: https://en.wikipedia.org/wiki/Cone_cell#/media/File:Cones_SMJ2_E.svg.
- [150] Y. Ohno, «CIE fundamentals for color measurements», en *NIP & Digital Fabrication Conference*, Society for Imaging Science y Technology, vol. 2000-2, 2000, págs. 540-545.

- [151] J. Entrialgo, J. Molleda, R. Usamentiaga y J. Granda, *Tecnología y Hardware de Computadores*. Ediuno. Ediciones de la Universidad de Oviedo, 2010.
- [152] H. Trussell, E. Saber y M. Vrhel, «Color image processing: Basics and special issue overview», *IEEE signal processing magazine*, vol. 22, n.º 1, págs. 14-22, 2005, IEEE.
- [153] upload.wikimedia.org, *RGB Colorcube Corner White*, Accessed on: May 2018, 2018. dirección: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/0/03/RGB_Colorcube_Corner_White.png.
- [154] P. Mohammadi, A. Ebrahimi-Moghadam y S. Shirani, «Subjective and objective quality assessment of image: A survey», *arXiv preprint arXiv:1406.7799*, 2014, Elsevier.
- [155] H. Mir, P. Xu y P. Van Beek, «An extensive empirical evaluation of focus measures for digital photography», en *Digital Photography*, International Society for Optics y Photonics, vol. 9023, 2014, págs. 9023-9023-11.
- [156] L. Nanni, S. Brahmam, S. Ghidoni y E. Menegatti, «Region-based approaches and descriptors extracted from the co-occurrence matrix», *Int. J. Latest Res. Sci. Technol*, vol. 3, págs. 192-200, 2014, MNK Publication.
- [157] Y. Hu y P. Loizou, «Evaluation of objective quality measures for speech enhancement», *IEEE Transactions on audio, speech, and language processing*, vol. 16, n.º 1, págs. 229-238, 2008, IEEE.
- [158] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh y E. Simoncelli, «Image quality assessment: from error visibility to structural similarity», *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, n.º 4, págs. 600-612, 2004, IEEE.
- [159] Y. Lee, D. Strong, B. Kahn y R. Wang, «AIMQ: a methodology for information quality assessment», *Information & management*, vol. 40, n.º 2, págs. 133-146, 2002, Elsevier.
- [160] T. Rohdenburg, V. Hohmann y B. Kollmeier, «Objective perceptual quality measures for the evaluation of noise reduction schemes», en *9th international workshop on acoustic echo and noise control*, Technische Universiteit Eindhoven, 2005, págs. 169-172.
- [161] Z. Wang y A. Bovik, «Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures», *IEEE signal processing magazine*, vol. 26, n.º 1, págs. 98-117, 2009, IEEE.
- [162] Z. Wang y A. Bovik, «A universal image quality index», *IEEE signal processing letters*, vol. 9, n.º 3, págs. 81-84, 2002, IEEE.
- [163] H. Qi, D. Zheng y J. Zhao, «Human visual system based adaptive digital image watermarking», *Signal Processing*, vol. 88, n.º 1, págs. 174-188, 2008, Elsevier.

- [164] S. Srivastava y A. Ramanathan, «Geochemical assessment of groundwater quality in vicinity of Bhalswa landfill, Delhi, India, using graphical and multivariate statistical methods», *Environmental Geology*, vol. 53, n.º 7, págs. 1509-1528, 2008, Springer.
- [165] A. Rehman y Z. Wang, «Reduced-reference image quality assessment by structural similarity estimation», *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, n.º 8, págs. 3378-3389, 2012, IEEE.
- [166] S. Smith, *Digital signal processing: a practical guide for engineers and scientists*. Elsevier, 2013.
- [167] J. Hauer, C. Demeure y L. Scharf, «Initial results in Prony analysis of power system response signals», *IEEE Transactions on power systems*, vol. 5, n.º 1, págs. 80-89, 1990, IEEE.
- [168] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou y D. Zhang, «FSIM: A feature similarity index for image quality assessment», *IEEE transactions on Image Processing*, vol. 20, n.º 8, págs. 2378-2386, 2011, IEEE.
- [169] N. Damera-Venkata, T. Kite, W. Geisler, B. Evans y A. Bovik, «Image quality assessment based on a degradation model», *IEEE transactions on image processing*, vol. 9, n.º 4, págs. 636-650, 2000, IEEE.
- [170] R. Hidalgo-Gato, J. Andrés, J. López-Higuera, F. Madruga y col., «Quantification by signal to noise ratio of active infrared thermography data processing techniques», *Optics and Photonics Journal*, vol. 3, págs. 20-26, 2013, Scientific Research Publishing.
- [171] P. Albendea, F. Madruga, A. Cobo, J. López-Higuera y col., «Signal to noise ratio (SNR) comparison for pulsed thermographic data processing methods applied to welding defect detection», en *International Conference on Quantitative InfraRed Thermography*, Canada Research Chair in Infrared Vision, vol. 20, 2010, págs. 1-8.
- [172] R. Usamentiaga, P. Venegas, J. Guerediaga, L. Vega e I. López, «A quantitative comparison of stimulation and post-processing thermographic inspection methods applied to aeronautical carbon fibre reinforced polymer», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 10, n.º 1, págs. 55-73, 2013, Taylor & Francis.
- [173] G. Higgins y L. Jones, «The nature and evaluation of the sharpness of photographic images», *Journal of the society of motion picture and television engineers*, vol. 58, n.º 4, págs. 277-290, 1952, SMPTE.
- [174] B. Zhang, J. Allebach y Z. Pizlo, «An investigation of perceived sharpness and sharpness metrics», en *Image Quality and System Performance*, International Society for Optics y Photonics, vol. 5668, 2005, págs. 98-111.

- [175] D. Shaked e I. Tastl, «Sharpness measure: Towards automatic image enhancement», en *IEEE International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 1, 2005, págs. I-937.
- [176] J. Canny, «Finding edges and lines in images», *MIT technical report AI-TR-720*, 1983, MIT Press.
- [177] S. Yousefi, M. Rahman y N. Kehtarnavaz, «A new auto-focus sharpness function for digital and smart-phone cameras», *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 57, n.º 3, págs. 1-5, 2011, IEEE.
- [178] J. Jeon, J. Lee y J. Paik, «Robust focus measure for unsupervised auto-focusing based on optimum discrete cosine transform coefficients», *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 57, n.º 1, págs. 1003-1009, 2011, IEEE.
- [179] C. Galleguillos, A. Rabinovich y S. Belongie, «Object categorization using co-occurrence, location and appearance», en *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2008, págs. 1-8.
- [180] F. de Siqueira, W. Schwartz y H. Pedrini, «Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description», *Neurocomputing*, vol. 120, págs. 336-345, 2013, Elsevier.
- [181] G. Cooper, «The textural analysis of gravity data using co-occurrence matrices», *Computers & Geosciences*, vol. 30, n.º 1, págs. 107-115, 2004, Elsevier.
- [182] J. Bae, S. Lee, K. Choi y J. Kim, «Robust skin-roughness estimation based on co-occurrence matrix», *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 46, págs. 13-22, 2017, Elsevier.
- [183] S. Wold, K. Esbensen y P. Geladi, «Principal component analysis», *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, vol. 2, n.º 1-3, págs. 37-52, 1987, Elsevier.
- [184] I. Jolliffe, «Principal component analysis», en *International encyclopedia of statistical science*, Springer, 2011, págs. 1094-1096.
- [185] C. Gordon, «A generalization of the maximum noise fraction transform», *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 38, n.º 1, págs. 608-610, 2000, IEEE.
- [186] A. Nielsen, «Kernel maximum autocorrelation factor and minimum noise fraction transformations», *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, n.º 3, págs. 612-624, 2011, IEEE.
- [187] B. Schölkopf, A. Smola y K. Müller, «Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem», *Neural computation*, vol. 10, n.º 5, págs. 1299-1319, 1998, MIT Press.

- [188] Q. Wang, «Kernel principal component analysis and its applications in face recognition and active shape models», *CoRR*, 2012. dirección: <http://arxiv.org/abs/1207.3538>.
- [189] J. Wang y C. Chang, «Independent component analysis-based dimensionality reduction with applications in hyperspectral image analysis», *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 44, págs. 1586-1600, 6 2006, IEEE.
- [190] A. Hyvärinen y E. Oja, «Independent component analysis: algorithms and applications», *Neural networks*, vol. 13, n.º 4-5, págs. 411-430, 2000, Elsevier.
- [191] I. Jolliffe, «Principal component analysis and factor analysis», en *Principal component analysis*, Springer, 1986, págs. 115-128.
- [192] J. Shlens, «A tutorial on principal component analysis», *CoRR*, 2014. dirección: <http://arxiv.org/abs/1404.1100>.
- [193] E. Hadas, G. Jozkow, A. Walicka y A. Borkowski, «Determining geometric parameters of agricultural trees from laser scanning data obtained with unmanned aerial vehicle», *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. 42, n.º 2, págs. 407-410, 2018, Copernicus Publications.
- [194] A. Green, M. Berman, P. Switzer y M. Craig, «A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal», *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 26, n.º 1, págs. 65-74, 1988, IEEE.
- [195] R. Roger, «A faster way to compute the noise-adjusted principal components transform matrix», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, n.º 6, págs. 1194-1196, 1994, IEEE.
- [196] B. Schölkopf, A. Smola y K. Müller, «Kernel principal component analysis», en *International Conference on Artificial Neural Networks*, Springer, 1997, págs. 583-588.
- [197] B. Jia, B. Huang, H. Gao y W. Li, «Dimension reduction in radio maps based on the supervised kernel principal component analysis», *Soft Computing*, vol. 1, págs. 1-7, 2018, Springer.
- [198] M. Lennon, G. Mercier, M. Mouchot y L. Hubert-Moy, «Independent component analysis as a tool for the dimensionality reduction and the representation of hyperspectral images», en *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IEEE, vol. 6, 2001, págs. 2893-2895.

- [199] A. Villa, J. Chanussot, C. Jutten, J. Benediktsson y S. Moussaoui, «On the use of ICA for hyperspectral image analysis», en *2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IEEE, vol. 4, 2009, págs. IV97-IV100.
- [200] J. Stone, «Blind source separation using temporal predictability», *Neural computation*, vol. 13, n.º 7, págs. 1559-1574, 2001, MIT Press.
- [201] B. Schölkopf y A. Smola, *Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT Press, 2002.
- [202] B. Schölkopf, P. Simard, A. Smola y V. Vapnik, «Prior knowledge in support vector kernels», en *Advances in neural information processing systems*, Neural Information Processing Systems Foundation, Inc., 1998, págs. 640-646.
- [203] B. Arons, «A review of the cocktail party effect», *Journal of the American Voice I/O Society*, vol. 12, n.º 7, págs. 35-50, 1992, Citeseer.
- [204] S. Haykin y Z. Chen, «The cocktail party problem», *Neural computation*, vol. 17, n.º 9, págs. 1875-1902, 2005, MIT Press.
- [205] L. Boquete, S. Ortega, J. Miguel-Jiménez, J. Rodríguez-Ascariz y R. Blanco, «Automated detection of breast cancer in thermal infrared images, based on independent component analysis», *Journal of medical systems*, vol. 36, n.º 1, págs. 103-111, 2012, Springer.
- [206] J. Wu, S. Sfarra, H. Wen e Y. Yao, «Independent Component Thermography for Subsurface Defect Detection», en *International Conference on Quantitative InfraRed Thermography*, The German Society for Non-Destructive Testing, 2018.
- [207] P. Denis, P. Carre y C. Fernandez-Maloigne, «Spatial and spectral quaternionic approaches for colour images», *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 107, n.º 1-2, págs. 74-87, 2007, Elsevier.
- [208] V. Dubey, «Quaternion Fourier transform for colour images», *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 5, n.º 3, págs. 4411-4416, 2014, AIRCC Publishing Corporation.
- [209] N. Le Bihan y J. Mars, «Singular value decomposition of quaternion matrices: a new tool for vector-sensor signal processing», *Signal processing*, vol. 84, n.º 7, págs. 1177-1199, 2004, Elsevier.
- [210] N. Le Bihan y S. Sangwine, «Quaternion principal component analysis of color images», en *International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 1, 2003, págs. I809-I812.
- [211] C. Evans, S. Sangwine y T. Ell, «Hypercomplex color-sensitive smoothing filters», en *International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 1, 2000, págs. 541-544.

- [212] W. Hamilton, «LXXVIII. On quaternions; or on a new system of imaginaries in Algebra: To the editors of the Philosophical Magazine and Journal», *Philosophical Magazine Series 3*, vol. 25-169, págs. 489-495, 1844, Taylor & Francis.
- [213] W. Hamilton, «On a new species of imaginary quantities connected with a theory of quaternions», en *Proceedings of the Royal Irish Academy*, vol. 2-424-234, 1844, págs. 4-1.
- [214] W. Hamilton, *Elements of quaternions*. Longmans, Green, & Company, 1866.
- [215] J. Kuipers y col., *Quaternions and rotation sequences*. Princeton University Press, 1999, vol. 66.
- [216] W. Hamilton, «Researches Respecting Quaternions: First Series», *Transactions of the Royal Irish Academy*, vol. 21, n.º 1, págs. 199-296, 1848.
- [217] S. Sangwine y T. Ell, «Hypercomplex auto- and cross-correlation of color images», en *International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 4, 1999, págs. 319-322.
- [218] S. Sangwine, «Fourier transforms of colour images using quaternion or hypercomplex, numbers», *Electronics letters*, vol. 32, n.º 21, págs. 1979-1980, 1996, IET.
- [219] Ö. Subakan y B. Vemuri, «A quaternion framework for color image smoothing and segmentation», *International Journal of Computer Vision*, vol. 91, n.º 3, págs. 233-250, 2011, Springer.
- [220] C. Moxey, S. Sangwine y T. Ell, «Hypercomplex correlation techniques for vector images», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 51, n.º 7, págs. 1941-1953, 2003, IEEE.
- [221] S. Sangwine y T. Ell, «Colour image filters based on hypercomplex convolution», *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, vol. 147, n.º 2, págs. 89-93, 2000, IET.
- [222] S. Sangwine, «The discrete quaternion Fourier transform», en *6th International Conference on Image Processing and its Applications*, IET, 1997, págs. 790-793.
- [223] T. Ell y S. Sangwine, «Hypercomplex Fourier transforms of color images», *IEEE Transactions on image processing*, vol. 16, n.º 1, págs. 22-35, 2007, IEEE.
- [224] S. Pei, J. Ding y J. Chang, «Efficient implementation of quaternion Fourier transform, convolution, and correlation by 2-D complex FFT», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, n.º 11, págs. 2783-2797, 2001, IEEE.

- [225] H. De Bie, N. De Schepper, T. Ell, K. Rubrecht y S. Sangwine, «Connecting spatial and frequency domains for the quaternion Fourier transform», *Applied Mathematics and Computation*, vol. 271, págs. 581-593, 2015, Elsevier.
- [226] J. Chang, J. Ding y col., «Quaternion matrix singular value decomposition and its applications for color image processing», en *International Conference on Image Processing*, IEEE, vol. 1, 2003, págs. 805-808.
- [227] N. Le Bihan y S. Sangwine, «Color image decomposition using quaternion singular value decomposition», *IET Conference Proceedings*, vol. 1, págs. 113-116, 2003, IET.
- [228] S. Pei, J. Ding y K. Chang, «Eigenfunctions, eigenvalues, and fractionalization of the quaternion and biquaternion fourier transforms», en *European Signal Processing Conference*, IEEE, 2010, págs. 1874-1878.
- [229] F. Zhang, «Quaternions and matrices of quaternions», *Linear algebra and its applications*, vol. 251, págs. 21-57, 1997, Elsevier.
- [230] L. Huang y W. So, «On left eigenvalues of a quaternionic matrix», *Linear algebra and its applications*, vol. 323, n.º 1-3, págs. 105-116, 2001, Elsevier.
- [231] C. Evans, S. Sangwine y T. Ell, «Colour-sensitive edge detection using hypercomplex filters», en *European Signal Processing Conference*, IEEE, 2000, págs. 1-4.

Referencias de Presentación y evaluación de los métodos propuestos

- [232] P. Venegas, J. Perán, R. Usamentiaga e I. Sáez de Ocáriz, «Projected thermal diffusivity analysis for thermographic nondestructive inspections», *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 124, págs. 251-262, 2018, Elsevier.
- [233] P. Venegas, R. Usamentiaga, J. Perán e I. Sáez de Ocáriz, «Advances in RGB Projection Technique for Thermographic NDT: Channels Selection Criteria and Visualization Improvement», *International Journal of Thermophysics*, vol. 39, n.º 8, pág. 95, 2018, Springer.
- [234] C. Ibarra-Castanedo, D. Gonzalez, M. Klein, M. Pilla, S. Vallerand y X. Maldague, «Infrared image processing and data analysis», *Infrared physics & technology*, vol. 46, n.º 1, págs. 75-83, 2004, Elsevier.

- [235] F. Madruga, C. Ibarra-Castanedo, O. Conde, J. López-Higuera y X. Maldague, «Infrared thermography processing based on higher-order statistics», *NDT & E International*, vol. 43, n.º 8, págs. 661-666, 2010, Elsevier.
- [236] S. Shepard, J. Lhota, B. Rubadeux, D. Wang y T. Ahmed, «Reconstruction and enhancement of active thermographic image sequences», *Optical Engineering*, vol. 42, n.º 5, págs. 1337-1342, 2003, International Society for Optics and Photonics.
- [237] H. Benítez, X. Maldague, C. Ibarra-Castanedo, H. Loaiza, A. Benda-da y E. Caicedo, «Modified differential absolute contrast using thermal quadrupoles for the nondestructive testing of finite thickness specimens by infrared thermography», en *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, IEEE, mayo de 2006, págs. 1039-1042.
- [238] J. Krapez, F. Lepoutre y D. Balageas, «Early detection of thermal contrast in pulsed stimulated thermography», *Le Journal de Physique IV*, vol. 4, n.º C7, págs. C7-47, 1994, EDP sciences.
- [239] J. Roche, F. Leroy y D. Balageas, «Images of thermographic signal reconstruction coefficients: a simple way for rapid and efficient detection of discontinuities», *Materials evaluation*, vol. 72, n.º 1, 2014, The American Society for Nondestructive Testing.
- [240] J. Roche, F. Leroy y D. Balageas, «Information condensation in defect detection using TSR coefficients images», en *International Conference on Quantitative InfraRed Thermography*, Indian Society for Non Destructive Testing, 2015.
- [241] J. Perán y L. Vega, «On Qualitative Identification of Linear Discrete Dynamic Systems arising in Nondestructive Testing using Infrared Thermography», en *AIMS Conference on Dynamical Systems, Differential Equations and Applications*, Instituto de Ciencias Matemáticas, 2014.
- [242] D. Balageas, J. Roche, F. Leroy, W. Liu y A. Gorbach, «The thermographic signal reconstruction method: A powerful tool for the enhancement of transient thermographic images», *Biocybernetics and biomedical engineering*, vol. 35, n.º 1, págs. 1-9, 2015, Elsevier.
- [243] D. Balageas, J. Roche y F. Leroy, «Quantitative assessment of defect characterisation using TSR coefficient images», en *International conference on quantitative InfraRed Thermography*, Indian Society for Non Destructive Testing, 2015.
- [244] W. Burger y M. Burge, *Principles of digital image processing*. Springer, 2009.

- [245] J. Roche y D. Balageas, «Detection and characterization of composite real-life damage by the TSR-polynomial coefficients RGB-projection technique», en *International Conference on Quantitative InfraRed Thermography*, CNRS-ENSAM, 2014, págs. 7-11.
- [246] J. Roche, F. Passilly y D. Balageas, «A TSR-based quantitative processing procedure to synthesize thermal D-scans of real-life damage in composite structures», *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol. 34, n.º 4, pág. 41, 2015, Springer.
- [247] D. Balageas y J. Roche, «Common tools for quantitative time-resolved pulse and step-heating thermography—part I: theoretical basis», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 11, n.º 1, págs. 43-56, 2014, Taylor & Francis.
- [248] J. Roche y D. Balageas, «Common tools for quantitative pulse and step-heating thermography—part II: experimental investigation», *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, vol. 12, n.º 1, págs. 1-23, 2015, Taylor & Francis.
- [249] S. Warfield, K. Zou y W. Wells, «Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation», *IEEE Trans. Med. Imaging.*, vol. 23, n.º 7, págs. 903-921, 2004, IEEE.
- [250] X. Yang y B. Guo, «Study on image segmentation algorithm based on fuzzy mathematical morphology», en *Fuzzy Information and Engineering*, Springer, 2009, págs. 488-495.
- [251] Q. Kun, G. Chaoyong y S. Jinwei, «Infrared Image Segmentation Algorithm Based on Fusion of Multi-Feature», en *Electrical Engineering and Control*, Springer, 2011, págs. 629-634.
- [252] S. Shepard, *Temporal noise reduction, compression and analysis of thermographic image data sequences*, US Patent 6,516,084, feb. de 2003. dirección: <http://www.google.com/patents/US6516084>.
- [253] S. Shepard, *System for generating thermographic images using thermographic signal reconstruction*, US Patent 6,751,342, jun. de 2004. dirección: <http://www.google.com/patents/US6751342>.
- [254] J. Battaglia, M. Saboul, J. Pailhes, A. Saci, A. Kusiak y O. Fudym, «Carbon epoxy composites thermal conductivity at 77 K and 300 K», *Journal of Applied Physics*, vol. 115, n.º 22, págs. 223516-1 - 223516-4, 2014, AIP Publishing.

- [255] G. Kalogiannakis, D. Van Hemelrijck y G. Van Assche, «Measurements of thermal properties of carbon/epoxy and glass/epoxy using modulated temperature differential scanning calorimetry», *Journal of composite materials*, vol. 38, n.º 2, págs. 163-175, 2004, SAGE Publications.
- [256] V. Plana, P. Reulet y P. Millan, «Experimental characterization of the thermophysical properties of composite materials by an inverse heat conduction method», inglés, *Journal of composite materials*, vol. 40, n.º 14, págs. 1247-1258, 2006, SAGE Publications. DOI: 0.1177/0021998305057433.
- [257] R. Joven, R. Das, A. Ahmed, P. Roozbehjavan y B. Minaie, «Thermal properties of carbon fiber/epoxy composites with different fabric weaves», en *SAMPE International Symposium Proceedings*, Society for the Advancement of Material y Process Engineering, mayo de 2012.
- [258] R. Saxena, A. Panwar, S. Semwal, P. Rana, S. Gupta y R. Bhan, «PS-PICE circuit simulation of microbolometer infrared detectors with noise sources», *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, n.º 6, págs. 527-532, 2012, Elsevier.
- [259] A. Raghavan y S. Jha, «Photon detectors: Thermal background noise-equivalent power with frequency-dependent detector efficiency», *Indian Journal of Pure and Applied Physics*, vol. 42, n.º 10, págs. 722-728, 2004, CSIR-NISCAIR.
- [260] S. Gulkis, «Thermal background noise limitations», *TDA Progress Report 42-71*, vol. 1, págs. 53-59, 1982, NTRS.
- [261] N. Li, W. Huai, S. Wang y L. Ren, «A real-time infrared imaging simulation method with physical effects modeling of infrared sensors», *Infrared Physics & Technology*, vol. 78, págs. 45-57, 2016, Elsevier.
- [262] A. Rogalski, «Recent progress in infrared detector technologies», *Infrared Physics & Technology*, vol. 54, n.º 3, págs. 136-154, 2011, Elsevier.
- [263] Y. Duan, P. Servais, M. Genest, C. Ibarra-Castanedo y X. Maldague, «ThermoPoD: A reliability study on active infrared thermography for the inspection of composite materials», *J. Mech. Sci. Technol.*, vol. 26, n.º 7, págs. 1985-1991, 2012, Springer.
- [264] D. Balageas, J. Roche y F. Leroy, «Comparative Assessment of Thermal NDT Data Processing Techniques for Carbon Fiber Reinforced Polymers», *Mater. Eval.*, vol. 75, n.º 8, págs. 1019-1031, 2017, The American Society for Nondestructive Testing.
- [265] A. Jain, *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.

- [266] J. Schanda, *Colorimetry: understanding the CIE system*. John Wiley & Sons, 2007.
- [267] M. Fairchild, *Color appearance models*. John Wiley & Sons, 2013.

Apéndices

Lenguajes de programación

El lenguaje informático que se ha empleado en este estudio para programar los algoritmos desarrollados ha sido MATLAB, junto con una serie de toolboxes que se indican a continuación:

- MATLAB and Image Processing Toolbox Release 2016a, The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.
- The quaternion toolbox for Matlab, Stephen J. Sangwine and Nicolas Le Bihan, 2008-2017.
<http://qtfn.sourceforge.net/>
- MATLAB Hyperspectral Toolbox, Isaac Gerg, 2008-2012.
<https://github.com/isaacgerg/matlabHyperspectralToolbox>