



DETECCIÓN DE DEFECTOS EN MATERIALES COMPUESTOS MEDIANTE ANÁLISIS DE SECUENCIAS DE IMÁGENES TERMOGRÁFICAS

Jorge Erazo-Aux, H. Loaiza-Correa A., D. Restrepo-Girón

**Universidad del Valle
Cali, Colombia**

Resumen

Este trabajo presenta la detección automática de regiones de interés defectuosas (*ROI-d*) en imágenes térmicas de materiales compuestos. Las secuencias de imágenes han sido adquiridas con un experimento de termografía pulsada y con base en la información de histogramas locales de orientación del gradiente junto con una estrategia simple, es posible diferenciar el fondo del material y las zonas defectuosas. El procedimiento utilizado es independiente del contraste de las imágenes o de su mejoramiento, no requiere analizar totalmente la secuencia de imágenes, no depende de modelos de transferencia de calor y tampoco del desacople de la información de calentamiento no uniforme. La metodología es probada con imágenes sintéticas de una muestra de plástico reforzado con fibra de carbono (CFRP) que contiene defectos con diferentes valores de la relación diámetro/profundidad (entre 150 y 0.56). El desempeño del método utilizado en la detección de *ROI-d* es validado usando el indicador AUC (area under ROC curve), obteniendo en general un valor máximo promedio de 0.949 con variaciones entre 0.891 y 0.993, para todas las condiciones de profundidad y tamaño de defectos estudiados. Además, el método presenta una alta robustez al detectar los defectos en el 48.84% del total de imágenes que constituyen las secuencias analizadas, con valores AUC superiores a 0.95. La literatura reciente plantea la detección automática de defectos en termogramas con desempeños similares a los obtenidos con el método propuesto; sin embargo, requieren de un pre-procesamiento de todos los termogramas para mejorar el contraste, la visibilidad de las imágenes y atenuar el efecto adverso del calentamiento no uniforme, lo cual incide en su complejidad de implementación y costo computacional.

Palabras clave: termografía; detección de defectos; materiales compuestos

Abstract

This article presents the identification of faulty regions in infrared images of composite materials; the images are acquired with a pulsed thermography experiment. It is possible to discriminate the sound material from the faulty areas obtaining local histograms of oriented gradients (HOGs) from these images and with a single approach. The method is free of image improvement; it does not need a review of an entire series of frames, nor does it require heat transference principles or the removal of nonuniform heating information. The methodology is examined with artificial images of a carbon fiber-reinforced plastic (CFRP) specimen, including diameter/depth quotient defects with various values (between 150 and 0.56). The performance of the failure detection approach is proved using the area under the ROC curve (AUC) ratio, achieving a maximum average amount of 0.949 with differences between 0.891 and 0.993 for all the faulty depth and size states considered. This method is robust when identifying faults in 48.84% of the total of images, as defined by the sequences examined with AUC values above than 0.95. Current research proposes automatic detection of defects in thermal images producing similar achievements to those obtained with the suggested method; however, they need preprocessing of all the thermograms to increase image contrast and clarity and to reduce the effect of nonuniform heating, which influences the implementation complexity and the computational charge.

Keywords: *thermography; defective detection; composite materials*

1. Introducción

La Termografía Infrarroja (TI) es una técnica de Ensayo No Destructivo (END) que, a partir de su capacidad para capturar radiación infrarroja de una escena, es utilizada como método de inspección para examinar la integridad interna de una pieza, material o sistema sin afectar o alterar sus características, así como para estimar su condición de funcionamiento presente y futuro. A pesar de existir varias técnicas asociadas a END que comparten algunas ventajas, la técnica de Ensayo No Destructivo por Termografía (ENDT) se caracteriza por ser rápida, segura, no invasiva y libre de contacto (Maldague, 2001). Estas características la hacen más atractiva en un amplio rango de aplicaciones especialmente en la industria aeroespacial, naval, automotriz y salud estructural (Balageas et al., 2016; Gay, 2015; Ibarra, 2005). Desde un enfoque de Visión por Computador (VC) la detección de anomalías puede ser visto como una tarea de detección de objetos. Las aproximaciones clásicas para la detección de variaciones de intensidad se basan en el gradiente y en el laplacian. Lowe (Lowe, 1999) propuso el método SIFT (Scale Invariant Feature Transform) de dos etapas, una para detectar puntos de interés en una imagen y una segunda encargada de la descripción de la vecindad alrededor de cada punto de interés, para generar un descriptor robusto con propiedades de invariancia a escala, rotación y traslación (Alegre, Pajares, & de la Escalera, 2016). El método de Lowe marcó el origen para el desarrollo de otros descriptores como SURF (Speed up robust features), HoG (Histograms of oriented gradients) y GLOH (Gradient location and orientation histogram) entre otros. Soportándose en estos antecedentes se utiliza el método propuesto en (Erazo-Aux, Loaiza-Correa, & Restrepo-Giron, 2019) que, a partir de la transformación de una imagen térmica en información de magnitud y ángulo del gradiente, construye histogramas direccionales que conjuntamente con la mediana permite resaltar las

regiones que contienen patrones de calentamiento característicos de zonas defectuosas en imágenes térmicas.

Este trabajo está organizado como se describe a continuación: la sección 2 entrega una explicación general sobre la metodología utilizada. La sección 3 presenta los resultados obtenidos y se analizan objetivamente usando el indicador AUC y además se describen las características de los materiales, los defectos y las imágenes utilizadas para evaluar el desempeño del detector propuesto. Por último, en la sección 4 se presentan las conclusiones y los trabajos futuros planteados.

2. Detección de regiones defectuosas mediante histogramas del gradiente

De acuerdo a lo propuesto en (Erazo-Aux et al., 2019), para la segmentación de la imagen analizada entre regiones defectuosas (ROI-d) y regiones sanas (ROI-s) del material inspeccionado, primero se realiza una transformación de la información contenida en las imágenes infrarrojas al dominio del gradiente, segundo la información transformada se organiza en histogramas direccionales y por último con las firmas que éstos histogramas proveen junto con una umbralización de la mediana es posible diferenciar entre los gradientes que corresponden a ROI-d y ROI-s. En la primera etapa se obtiene la magnitud ($|\nabla I| = g(x, y)$) y el ángulo (θ) del gradiente para cada trama de la secuencia de imágenes térmicas Eq. (1).

$$g(x, y) = |\nabla I| = \sqrt{\frac{\partial I^2}{\partial x} + \frac{\partial I^2}{\partial y}}; \wedge \theta = \tan^{-1}\left(\frac{\partial I}{\partial y} / \frac{\partial I}{\partial x}\right) \quad (1)$$

En la segunda etapa se construyen perfiles del gradiente sobre pequeñas zonas de la imagen para caracterizar los cambios térmicos en las diferentes regiones de la imagen en función del nivel de variación, dirección y relación con su vecindad. Este procedimiento involucra dos tareas principales: (1) Construcción de histogramas locales de direcciones del gradiente y (2) Normalización por bloques de los histogramas. La Eq. (2) presenta una expresión general para obtener los histogramas locales (h_i) en relación con las subregiones de la imagen denominadas celdas C_i y bloques B_j , el número de bloques en que se divide la imagen (η), y el número de celdas contenidas en cada bloque (γ).

$$\begin{aligned} & \forall B_j \rightarrow j = 1, \dots, \eta \\ h_{C_i}^{B_j}(k) &= \sum_{(x,y) \in C_i} w \cdot g(x, y) \quad \forall C_i \in B_j \rightarrow i = 1, \dots, \gamma \\ & k = 1, \dots, \beta \end{aligned} \quad (2)$$

Por cada bloque se genera un vector H^{B_j} concatenando todos los histogramas de las celdas contenidas en el bloque; y a partir de la división de cada elemento entre la norma de este vector $\|H^{B_j}\|$ se obtiene la normalización de todos los elementos de los histogramas Eq. (3).

$$H^{B_j} = [h_{C_1}^{B_j}, \dots, h_{C_i}^{B_j}] \rightarrow H_{norm}^{B_j} = H^{B_j} / \| H^{B_j} \| \quad (3)$$

Finalmente, usando la mediana como una medida de tendencia central de información, que además reduce el efecto de valores extremos, siendo la mediana un caso especial de un promedio acotado a uno o dos valores (Walpole, Myers, Myers, & Keying, 2012), sobre los histogramas normalizados que han sido calculados para cada celda, se obtiene su valor mediana \tilde{h} y se almacenan en una matriz de medianas denominada \tilde{H} . A partir de la información contenida en esta última matriz, se construye un nuevo histograma para identificar qué elemento de \tilde{H} acumula el mayor número de observaciones (frecuencia estadística); este elemento define el valor de umbral (T) para automatizar la tarea de segmentación (ver Eq. (4)) y se asocia a las regiones del fondo de la imagen (ROI-s), permitiendo así diferenciarlas de las regiones sospechosas de contener defectos (ROI-d).

$$I_b(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \tilde{h}_{C_i} > T \wedge (x, y) \in C_i \\ 0 & \text{si } \tilde{h}_{C_i} \leq T \wedge (x, y) \in C_i \end{cases} \quad (4)$$

3. Resultados y descripción de la plataforma experimental

Las imágenes térmicas sintéticas usadas en este trabajo se generaron con el software ThermoCalc-6L simulando un experimento de termografía pulsada en una muestra artificial de CFRP de geometría plana, forma cuadrada, dimensión lateral de 200 mm y grosor 2 mm (ver Fig. 1); con defectos internos cuadrados con dimensión lateral ($D = 1, 2, 3, 6, 9, 12$ y 15 mm), grosor ($G = 0.1$ mm) y profundidad ($P = 0.1, 0.4, 0.7, 1.0, 1.3, 1.6$ y 1.8 mm) variables; y ubicados espacialmente en las siguientes coordenadas: def. 1 (40,40), def. 2 (150,30), def. 3 (90,90), def. 4 (60,110), def. 5 (120,120), def. 6 (40,140), def. 7 (150,150) y def. 8 (10,170). La coordenada inicial de referencia (0,0) para las imágenes y para el origen de cada defecto se encuentra en su esquina superior izquierda. Las condiciones de adquisición ajustadas en la simulación, densidad de energía de 1×10^5 W/m², ancho de pulso de 1260×10^{-5} (s), frecuencia de adquisición de 157 Hz y ventana de tiempo de 9 (s), toman como referencia las utilizadas en trabajos previos (Benitez-Restrepo, Loaiza-Correa, & Caicedo Bravo, 2011; Restrepo-Girón & Loaiza-Correa, 2017); en la Tabla 1 están consignadas las propiedades físicas del material. Con base a lo anterior, el conjunto de datos para probar el método de detección de defectos utilizado, está conformado por 49 secuencias de 1429 imágenes cada una, para un total de 70021 imágenes de 200x200 píxeles.

Tabla 1. Propiedades del material CFRP y defectos (aire)

| Material | Conductividad | Capacidad calorífica | Densidad ρ |
|-------------|---------------|----------------------|----------------------|
| | [W/m.K] | [W.s/Kg.K] | [Kg/m ³] |
| CFRP | 0.7 | 1200 | 1600 |
| Aire | 0.07 | 928 | 1.3 |

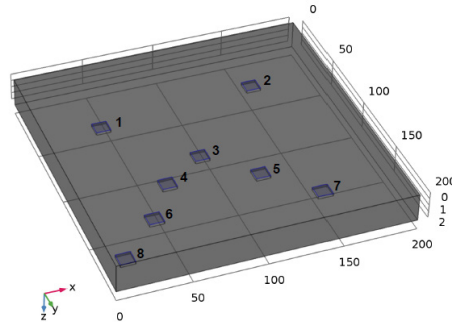


Fig. 1. Geometría de la muestra CFRP con ocho defectos.

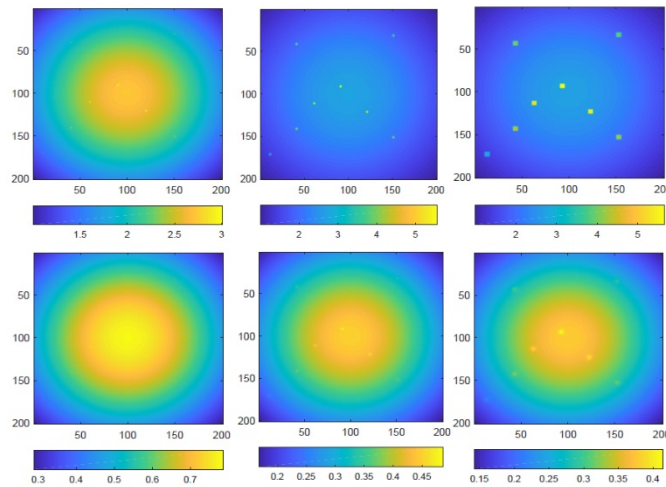


Fig. 2. Imágenes térmicas de la muestra de CFRP con ocho defectos bajo diferentes condiciones de contraste. Columna No.1: ($D = 1\text{ mm}$, $t = 0.064\text{ s}$ y 0.637 s). Columna No.2: ($D = 3\text{ mm}$, $t = 0.064\text{ s}$ y 1.911 s). Columna No.3: ($D = 6\text{ mm}$, $t = 0.064\text{ s}$ y 2.866 s).

La Fig. 2 presenta un ejemplo de las imágenes térmicas del material CFRP para algunos instantes de tiempo (Ej., filas 1, columnas 2 y 3: $t = 0.064\text{ s}$); estas imágenes han sido generadas como respuesta al estímulo térmico definido en la simulación para defectos a una profundidad fija ($P = 0.1\text{ mm}$), tamaños laterales diferentes (columnas 1, 2 y 3: $D = 1\text{ mm}$, 3 mm y 6 mm). Se observa que en los instantes iniciales de cada secuencia y para defectos con mayor tamaño (Ej., fila 1, columnas 2 y 3 en donde $D = 3\text{ mm}$ y 6 mm) es posible distinguir visualmente las zonas defectuosas; no obstante, estas sólo son evidentes durante algunos instantes del experimento. A medida que el tiempo avanza, la dificultad para apreciar los defectos se incrementa debido a que los diferenciales de temperatura de la muestra inspeccionada son menores. Este efecto también se puede apreciar analizando los límites en la escala de campo al inferior de las imágenes, cuya diferencia cada vez es más estrecha. Lo anterior confirma la problemática que representa el bajo contraste de las imágenes térmicas en ausencia de procesamiento previo, debido principalmente al efecto adverso producido por el calentamiento no uniforme en la muestra de CFRP.

La Fig. 3 muestra un arreglo de imágenes con los resultados obtenidos después de calcular los histogramas direccionales en dos imágenes de una misma secuencia de la muestra de CFRP para la cual sus defectos tienen los siguientes parámetros: $D = 3\text{ mm}$, $P = 0.1\text{ mm}$ y tiempos de muestreo ($t = 0.064\text{ s}$ y 1.911 s); en la primera columna se organizan las imágenes térmicas asociadas a

cada instante de muestreo; la segunda columna tiene combinada la información de la imagen inicial y la representación gráfica ampliada de los histogramas calculados y que corresponden a una región que contiene un defecto interno (fila 1, columna 2: defecto 1; fila 2, columna 2: defecto 7); y en la última columna se muestra una ampliación de una región libre de defectos, cercana a las zonas defectuosas anteriores. Las firmas de los histogramas tienden a comportarse de forma regular en las regiones libres de defectos, con una tendencia a seguir la dirección dominante del gradiente sobre la zona involucrada; sin embargo, para las ROI-d y su vecindad, las firmas de los histogramas toman valores en la mayoría de las posibles direcciones.

Bajo las condiciones establecidas en la simulación, este fenómeno permite diferenciar las regiones ROI-d y ROI-s, y complementado con lo descrito en la Sección 2 es posible obtener un umbral para diferenciarlas automáticamente.

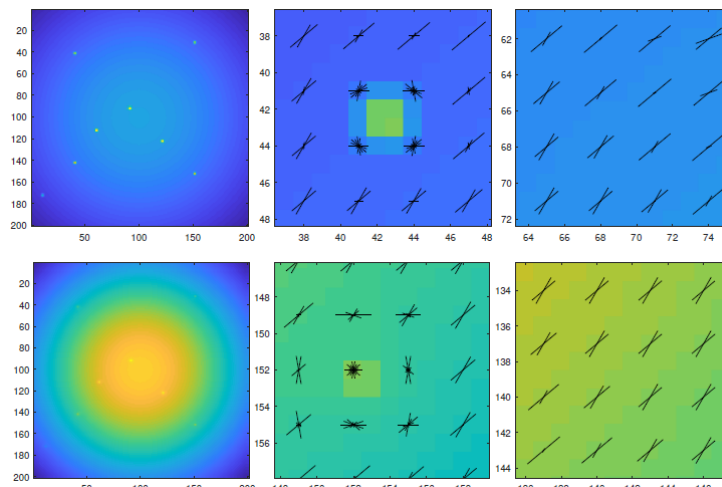


Fig. 3. Representación gráfica de firmas direccionales sobre material CFRP con ocho defectos. Columna No.1: ($D = 3\text{mm}$, $P=0.1\text{mm}$, $t = 0.064\text{s}$, y 1.911s). Columna No.2: imágenes iniciales combinadas con representación gráfica ampliada de los histogramas (fila 1: defecto 1 y fila 2: defecto 7). Columna No.3: Ampliación de región cercana a los defectos 1 (fila 1) y 7 (fila 2) respectivamente.

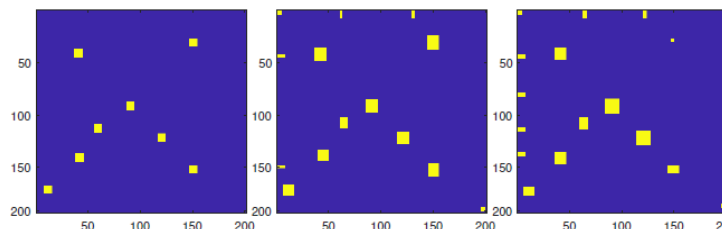


Fig. 4. Imágenes binarias obtenidas después de aplicar la metodología a la muestra CFRP con ocho defectos. Fila No.1: ($D = 3\text{mm}$, $t = 0.064\text{s}$, 1.911s y 3.185s).

La Fig. 4 presenta las imágenes binarias resultantes de aplicar la metodología propuesta a las imágenes de la Fig. 2. Cualitativamente, se observa que en la mayoría de los casos es posible detectar satisfactoriamente las zonas defectuosas; sin embargo, a medida que el tiempo transcurre y el fenómeno de transferencia de calor busca el equilibrio térmico sobre el material inspeccionado, aparece el efecto de dispersión lateral de calor sobre los bordes de las regiones defectuosas, que hace que incrementen ligeramente su tamaño aparente; al mismo tiempo aparecen algunas

clasificaciones erróneas en los límites de la imagen. Para la validación de los resultados, se usa el indicador AUC, que es construido mediante la comparación de los resultados obtenidos en las imágenes analizadas frente a una plantilla o imagen de referencia binaria que contiene los defectos segmentados correctamente. Se utiliza el AUC ($AUC = \frac{1}{2}(1 + TVP - TFP)$) relacionado al único umbral definido en la Sección 2 para evaluar los resultados de clasificación. Un sistema de decisión ideal alcanzará TVP (tasas de verdaderos positivos) de 1.0 y TFP (tasas de falsos positivos) de 0; así, el AUC ideal será de 1.0. Sin embargo, en la práctica, un sistema confiable preferiblemente debe presentar valores de AUC mayores que 0.5 (Florez-Ospina & Benitez, 2014; Heijden, Duin, Ridder, & Tax, 2004).

La Fig. 5 presenta resultados usando el AUC como índice de desempeño para la discriminación de los píxeles de las imágenes entre defectuosos y sanos.

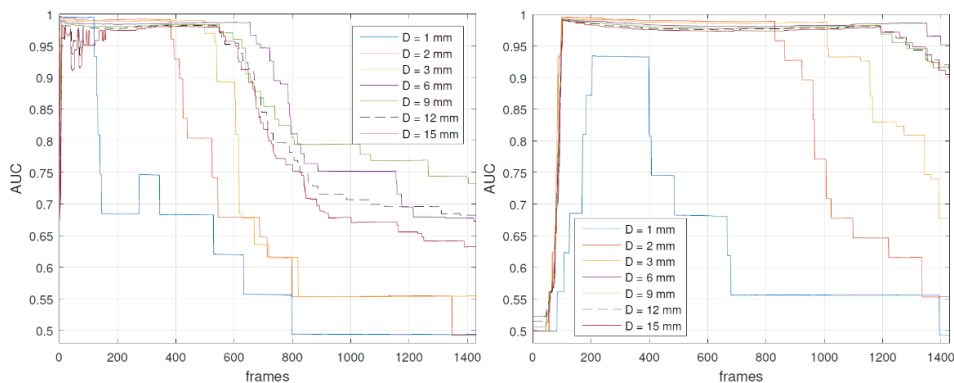


Fig. 5. Perfil de desempeño AUC con $G = 0.1$ mm, valores de dimensión lateral ($D = 1, 2, 3, 6, 9$ y 12 mm) en la muestra de CFRP con ocho defectos. En Fig. 5(izquierda): $P = 0.1$ mm, Fig. 5(derecha): $P = 1.0$.

Esta figura está compuesta por una gráfica de desempeño para dos ($P = 0.1$ y 1.0 mm) de las seis profundidades evaluadas y definidas al inicio de la Sección 3; y en cada gráfica, una curva AUC por cada una de las siete posibles dimensiones laterales de las ROI-d. En la segunda columna de la Tabla 2 se muestran los valores AUC máximos promedio (AUC_{max}) alcanzados, en la tercera columna de la Tabla 2 se presenta el número de imágenes de cada secuencia que mantiene valores de AUC superiores a 0.95, de acuerdo con la profundidad del defecto y con diferentes dimensiones laterales; en la cuarta columna se presentan los mismos datos en porcentaje (obtenido a partir de la proporción entre la sumatoria de todos los elementos de la columna 3 y el total de las imágenes que componen la base de datos descrita en la Sección 3). En general, el perfil de evolución del AUC presenta tres momentos en todas las secuencias: uno antes de alcanzar el AUC_{ref} , otro cuando permanece por encima de este valor, y el último cuando sus valores son inferiores al AUC_{ref} . En el primer momento hay una transición abrupta del AUC entre 0.5 y el AUC_{ref} , cuya aparición es más temprana y con valores más altos para defectos cercanos a la superficie, mientras que para defectos más profundos se retrasa en el tiempo y exhibe pendientes menores; este comportamiento está asociado al tiempo necesario para que la energía térmica y el fenómeno de transferencia de calor actúen sobre el material y los defectos. En el segundo momento el valor AUC se mantiene estable por encima del durante un periodo de tiempo considerable, dentro del cual es posible seleccionar cualquier imagen para la detección de ROI-d con elevado nivel de detectabilidad ante cambios del contraste y la presencia de calentamiento no uniforme. Finalmente, en el tercer momento, el AUC

puede tomar valores entre el AUC_{ref} y 0.5 con una pendiente negativa suave, cuya magnitud está asociada al tamaño del defecto y a su profundidad, de tal forma que es mayor para defectos cercanos a la superficie y menor para defectos más profundos.

Tabla 2. AUC máximos promedio, relativos y porcentuales.

| Profundidad P (mm) | AUC_{max} | Imágenes con AUC >0.95 | % Imágenes con AUC >0.95 |
|---------------------------|-------------------------------|----------------------------------|------------------------------------|
| 0.1 | 0.991 | 3518 | 35.17 |
| 0.4 | 0.993 | 6550 | 65.48 |
| 0.7 | 0.993 | 7213 | 72.11 |
| 1.0 | 0.984 | 6590 | 65.88 |
| 1.3 | 0.949 | 5616 | 56.14 |
| 1.6 | 0.845 | 3636 | 36.35 |
| 1.8 | 0.891 | 1076 | 10.76 |
| Resultado general | 0.949 | 34199 | 48.84 |

4. Conclusiones

En este artículo se presentan los resultados de evaluar una nueva metodología para la detección automática de regiones defectuosas (ROI-d) en imágenes térmicas de material compuesto. La técnica procesa imágenes individuales y está basada en la obtención de histogramas locales de orientación del gradiente que son analizados bajo un enfoque estadístico simple para determinar el posible estado al que pertenece la firma direccional (punto sano o defectuoso).

El procedimiento desarrollado utiliza información espacial del gradiente de la imagen, evitando analizar total o parcialmente la evolución temporal de la temperatura o características derivada de ella, reduciendo la complejidad computacional. Los resultados obtenidos son robustos al contraste de las imágenes, no requieren su mejoramiento, prescindiendo de técnicas de pre-procesamiento, marcando diferencia con enfoques tradicionales que normalmente buscan mejorar la visibilidad de los defectos o regiones para garantizar su detección y posterior caracterización. Además, no depende de modelos de transferencia de calor o del conocimiento previo acerca del estado de las regiones a clasificar; tampoco del desacople de información de calentamiento no uniforme producido por el ejercicio de TP.

Esta propuesta proporciona un buen punto de partida para futuros trabajos relacionados con: (a) la depuración de las regiones defectuosas y el complemento a los procesos de detección de defectos y caracterización en términos de forma y otros atributos; (b) la exploración del comportamiento del método propuesto en presencia del ruido con el fin de ajustarlo para su ejecución sobre imágenes térmicas reales adquiridas de la inspección de diversos materiales compuestos.

5. Referencias

- Alegre, E., Pajares, G., & de la Escalera, A. (2016). *Conceptos y Métodos en Visión por Computador. Conceptos y Métodos en Visión Por Computador* (Vol. 1). CEA., Grupo de Vision del Comité Español de Automática -.
- Balageas, D., Maldague, X., Burleigh, D., Vavilov, V. P., Oswald-Tranta, B., Roche, J. M., ... Carlomagno, G. M. (2016). Thermal (IR) and Other NDT Techniques for Improved Material Inspection. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 35(1), 1–17. <https://doi.org/10.1007/s10921-015-0331-7>
- Benitez-Restrepo, H. D., Loaiza-Correa, H., & Caicedo Bravo, E. (2011). *Termografía activa pulsada en inspección de materiales. Técnicas avanzadas de procesado*. (Primera,). Universidad del Valle.
- Erazo-Aux, J., Loaiza-Correa, H., & Restrepo-Giron, A. D. (2019). Histograms of oriented gradients for automatic detection of defective regions in thermograms. *Applied Optics*, 58(13), 3620. <https://doi.org/10.1364/AO.58.003620>
- Florez-Ospina, J. F., & Benitez, H. D. (2014). From local to global analysis of defect detectability in infrared non-destructive testing. *Infrared Physics and Technology*, 63, 211–221. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2013.12.017>
- Gay, D. (2015). *Composite Materials Design and Applications*. CRC Press Taylor & Francis Group.
- Heijden, F., Duin, R., Ridder, D., & Tax, D. (2004). *Classification, parameter estimation and state estimation*. John Wiley & Sons, 2004.–434 p (Vol. 399). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/0470090154>
- Ibarra, C. (2005). *Quantitative subsurface defect evaluation by pulsed phase thermography: depth retrieval with the phase*. Laval University. Retrieved from <http://www.theses.ulaval.ca/2005/23016/23016.pdf>
- Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1150–1157 vol.2. <https://doi.org/10.1109/ICCV.1999.790410>
- Maldague, X. (2001). *Theory and Practice of Infrared Technology for Nondestructive Testing*. Wiley-Interscience.
- Restrepo-Girón, A. D., & Loaiza-Correa, H. (2017). New Advances in Multidimensional Processing for Thermal Image Quality Enhancement. In *In Recent Advances in Applied Thermal Imaging for Industrial Applications* (5th ed., pp. 202–248). Santhi. <https://doi.org/doi:10.4018/978-1-5225-2423-6.ch008>
- Walpole, R., Myers, R., Myers, S., & Keying, Y. (2012). *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53). PEARSON EDUCACIÓN. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Sobre los autores

- **Jorge Erazo Aux:** Ingeniero Electrónico, Magister en Ingeniería y Candidato a Doctor en Ingeniería de la Universidad del Valle. Profesor Asistente Institución Universitaria Antonio José Camacho. jorge.erazo@correounivalle.edu.co.

- **Humberto Loaiza Correa:** Ingeniero Electricista y Magister en Automática de la Universidad del Valle. Doctor en Robótica y Visión Artificial de L'Université d'Evry, Francia. Profesor Titular de la Universidad del Valle. humberto.loaiza@correounivalle.edu.co.
- **Andrés David Restrepo Girón:** Ingeniero Electrónico, Magister en Ingeniería y Doctor en Ingeniería de la Universidad del Valle. Profesor Asociado de la Universidad del Valle. andres.david.restrepo@correounivalle.edu.co.

Los autores agradecen al Departamento Administrativo de Ciencia, Tecnología e Innovación de Colombia (Colciencias); Convocatoria 727 de 2015, a la Institución Universitaria Antonio José Camacho (UNIAJC) - Proyecto de Investigación PD0318. Igualmente, al Programa de Doctorado en Ingeniería con énfasis en Ing. Eléctrica y Electrónica, así como al grupo de investigación PSI y al laboratorio VAPS de la Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle.

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2019 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)