

Detección y medición semiautomática de fisuras en elementos de hormigón en fotos digitales usando procesamiento de imágenes

Semi-automatic detection and measurement of cracks in concrete elements in digital photos using image processing

Luis Sánchez Calderón^a, Jesús Bairán^b

^a Ph.D., M.Sc. ingeniero civil. Universitat Politècnica de Catalunya

^b Ph.D., M.Sc., ingeniero de caminos. Universitat Politècnica de Catalunya. Profesor agregado

Recibido el 26 de junio de 2018; aceptado el 1 de junio de 2020

RESUMEN

La fisuración es inevitable en las obras de hormigón armado, pero debe de ser controlada para asegurar un adecuado comportamiento en servicio y por durabilidad. El análisis de los patrones de fisuración es una parte esencial en el diagnóstico, monitorización y mantenimiento; para identificar deficiencias o situaciones comprometidas. Por otro lado, el patrón de fisuración también puede ser un indicador de la distribución tensional del hormigón y de los esfuerzos determinantes en una zona. En este artículo se presente un nuevo método para la búsqueda y medición de fisuras en imágenes en color de elementos de hormigón. El algoritmo usa diversas herramientas de procesamiento digital de imágenes para medir la orientación de las fisuras y entre estas herramientas destaca un tipo especial de filtros llamados "orientation kernels" desarrollados especialmente para detectar el ángulo y ancho de las fisuras.

© 2020 Asociación Española de Ingeniería Estructural (ACHE). Publicado por Cinter Divulgación Técnica S.L.L. Todos los derechos reservados.

PALABRAS CLAVE: detección de fisuras; kernels; detección de características; fotogrametría.

ABSTRACT

Cracking is inevitable in ordinary reinforced concrete construction, yet it should be controlled to guarantee adequate serviceability and durability. Crack patterns analysis is essential for diagnosis, monitoring and maintenance, to identify malfunctioning or unsafe situations. In addition, crack patterns can be indicators of the stress distribution in the concrete and the governing internal forces in a region. A method to search and measure cracks in RGB images of concrete elements has been developed and implemented. The algorithm uses several digital image-processing tools to detect the measure the cracks width and orientation, featuring these tools are the spatial filters called "orientation kernels" developed specially for detecting the angle and width of the cracks.

© 2020 Asociación Española de Ingeniería Estructural (ACHE). Published by Cinter Divulgación Técnica S.L.L. All rights reserved.

KEYWORDS: Crack detection; line kernel; feature detection; image processing; photogrammetry.

I. INTRODUCCIÓN

Las técnicas de procesamiento digital de imágenes y la fotogrametría se vienen usando cada vez más en las últimas décadas. Sus aplicaciones se expanden a casi todas las ciencias, ya que los ingenieros e investigadores se han dado cuenta que estas técnicas permiten mediciones y detecciones a coste muy bajo.

Dentro del campo de ingeniería, la fotogrametría empieza a competir con los métodos tradicionales para medir los

desplazamientos y deformaciones como las galgas extensométricas. En este artículo se usan técnicas de procesamiento de imágenes para dar más alcance a métodos para monitorización de estructuras existentes o elementos ensayados en laboratorio.

El objetivo principal de este artículo es identificar y caracterizar patrones de fisuración de elementos de hormigón a partir de fotos tomadas sobre superficies de hormigón, para que sea aplicado a estructuras existentes sin ningún tratamiento en la superficie antes de cargar la estructura. Por otro lado, se pretende detectar y medir todas las fisuras en una superficie de hormigón (dirección y ancho).

* Persona de contacto / Corresponding author.
Correo-e / email: luis.sanchez@upc.edu (Luis Sánchez Calderón).

2. RELEVANCIA DEL TRABAJO

La fisuración de elementos de hormigón es algo esperado en estructuras de hormigón armado y parcialmente pretensadas. Sin embargo, debe de ser controlada por medio de un diseño adecuado, para asegurar su buen comportamiento en servicio y durabilidad, ya que fisuras muy anchas hacen al hormigón vulnerable a ataques químicos. Ser capaz de medir con precisión el ancho de las fisuras puede ayudar a mejorar distintos modelos [1] [2] a predecir el avance de estos ataques en estructuras existentes ya que casi todas ellas incluyen el ancho de fisuras en sus cálculos.

Por otro lado, la existencia de un patrón de fisuración característico puede ser un indicador de situaciones inseguras para ciertos estados límites, como el cortante y la compresión. En algunos mecanismos de cortante como el "aggregate interlock" [3] [4] [5], dependen del ancho y la orientación de las fisuras. Por lo tanto, un sistema automático de detección sería útil para combinar con modelos mecánicos de resistencia e identificar la necesidad de reparaciones o readecuación.

La identificación temprana de patrones de fisuración indeseados es un indicador de mal funcionamiento o de la existencia de una patología. Identificar estos patrones y análisis son esenciales en el diagnóstico e inspección. Inspecciones sistemáticas de grandes estructuras puede ser costoso, especialmente en zonas de difícil acceso. Además, el reconocimiento de patrones y el análisis requiere un observador experto. Por esto, la automatización de este proceso puede ser muy relevante para la reducción de costes de mantenimiento, sistematización e inspección de zonas que son de difícil acceso para personas para hacer inspección visual.

3. HIPÓTESIS

Se busca calcular 2 magnitudes a partir de las imágenes de fotos: el ancho y la orientación. En el método a continuación se asume que las fisuras es un "rasgo" en la imagen con las siguientes características:

1. Son bordes, o cercanos a bordes.
2. Tienen pixeles oscuros (baja intensidad).
3. Se parecen a líneas, por lo tanto, tienen una dirección u orientación.
4. Puntos adyacentes tienen una orientación similar.

Con estas características se intentará identificar las fisuras en una imagen de color.

4. ALGORITMO

Primero la imagen es segmentada para analizar solamente una región de interés, dado que las áreas fuera no se consideraran en el análisis. Algunas variables que serán usadas en el presente documento en posteriores formulaciones:

$$I_{RGB} \therefore \text{es la matriz de la imagen en RGB}$$
$$I_{GRAY} \therefore \text{es la matriz de la imagen en RGB}$$

4.1. Detección de bordes

En el primer paso es obtener una aproximación del gradiente con diferencias centrales con una correlación entre el kernel Prewitt (1) y la imagen en escala de grises.

$$G_x = S_x \boxtimes I_{GRAY} \quad G_y = S_y \boxtimes I_{GRAY} \quad (1)$$

Donde los kernel Prewitt son:

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

y el símbolo " \boxtimes " representa la multiplicación término por término entre 2 matrices.

$$E_d = \sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2} \quad (2)$$

Todas las operaciones en la ecuación (2) son operaciones elemento por elemento; es decir, el elemento (i,j) del producto de dos matrices $(a \text{ y } b)$ se obtiene como $c_{i,j} = a_{i,j} \cdot b_{i,j}$. Así, la matriz de gradientes es segmentada usando la inequación $Th_{min} < G < Th_{max}$ asignando un valor de "1" en los pixeles donde se cumple la inequación y colocando ceros en las que no.

4.2. Detección de medias

A partir de la matriz de bordes "Ed", los pixeles que tengan una intensidad menor que la media de la vecindad serán escogidos como puntos de fisura potenciales. Esto quiere decir que los pixeles más oscuros serán seleccionados, los cuales deben ser las fisuras.

$$MeanD(t) = I_{GRAY} E_d(t) < \mu_{loc}(t) - b\sigma_{loc}(t) \quad (3)$$

Donde:

- t es un pixel de la imagen con coordenadas $t(i,j)$
- $\mu_{loc}(t)$ es la media local de intensidades alrededor el pixel t
- $\sigma_{loc}(t)$ es la desviación estándar local de intensidades alrededor del pixel t

Para obtener las medias y desviaciones estándar locales se utiliza la imagen integral [6] de I_{GRAY} . La nueva matriz de pixeles llamada *MeanD*, se pasa por un algoritmo de conectividad derivado del procedimiento descrito por Haralick [7] el cual obtiene todas las regiones conectadas por una conectividad de 8 pixeles en una matriz de pixeles. Además, para cada región se calculan las siguientes características: numeración, centroide, área, perímetro, eje mayor y eje menor. A estas regiones obtenidas se las llamará *CrRegions* para futura referencia en el presente documento.

4.3. Kernels de Orientación

"Kernel" es el nombre que se le da a una matriz que se va a usar para realizar operaciones de convolución o multiplicación con submatrices de imágenes (en el campo de tratamiento digital de imágenes). Los pixels en *CrRegions* pueden ser manchas negras, puntos oscuros aislados u otras partes indeseadas que no son real-

mente fisuras, por lo que es necesario discriminar las fisuras reales. La siguiente característica discriminadora es la orientación. De todas las regiones detectadas en *CrRegions*, las que tienen áreas muy pequeñas y una relación entre eje mayor y menor cercano a 1 son descartadas. Así pues, cada una de las regiones filtradas de *CrRegions* se pasa por varios kernel detectores de líneas diseñados para responder a vecindades con pixeles alineados en una dirección específica. El algoritmo crea 180 kernels para cada tamaño de vecindad que se desea evaluar que depende de la escala (mm/pixel) y del ancho de fisura máximo que se quiere detectar, ambas magnitudes son datos de entrada para el algoritmo.

Los kernels/matrices se generan a partir de la función segmentada descrita en la ecuación y representada en la

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x = C \\ \frac{2x - m - 1}{m - 1} & 1 \leq x < C \\ \frac{2x - 1 - m}{1 - x} & C < x \leq m \\ -1 & x > m \text{ or } x < 1 \end{cases} \quad (4)$$

Donde $x \in \mathbb{N}$, $m \in \mathbb{N}$, $w \in \mathbb{N}$. El tamaño de la matriz kernel es de " $m \times m$ ", siendo " m " siempre un número impar. " w " es el an-

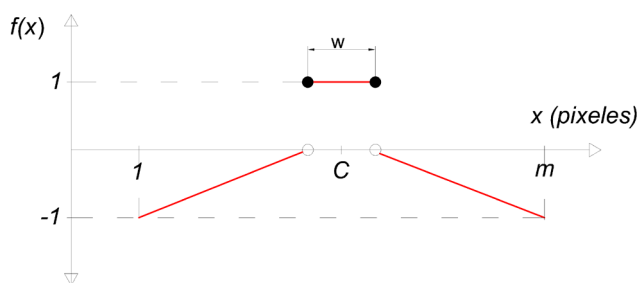


Figura 1. Función generadora de los kernel de orientación.

cho esperado de la fisura, la relación entre el tamaño del kernel y el ancho " w " es $m/w=5$. C es el pixel en el medio del kernel y dado que m es impar entonces podemos decir que $C = \frac{(m+1)}{2}$.

El kernel de base es generado evaluando la función para $x=1,2,\dots,m$ y colocando los valores en un vector columna de dimensión " $1 \times m$ " y copiar dicho vector para lograr una matriz " $m \times m$ ". Lo siguiente es dividir el kernel para " $m \cdot w$ " para asegurarse que los pixeles positivos sumen 1. El kernel base representa la orientación a cero grados $K(0)$; para generar el kernel para otros grados este se rota con una transformación matricial. Un kernel con ángulo $=60^\circ$ con $m=5$, $w=1$, $C=1$ se muestra en la ecuación (5) como ejemplo.

$$K(60) = \begin{bmatrix} -0.14 & -0.14 & -0.07 & 0.14 & -0.07 \\ -0.14 & -0.07 & 0.14 & 0.14 & -0.07 \\ -0.14 & -0.07 & 0.14 & -0.07 & -0.14 \\ -0.07 & 0.14 & 0.14 & -0.07 & -0.14 \\ -0.07 & 0.14 & -0.07 & -0.14 & -0.14 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Por motivos ilustrativos, en la figura 2 se muestra otro kernel generado con $w=5$, $m=25$, $C=13$, $gr=60$ y su correspondiente representación gráfica. En esta figura, los ejes del plano horizontal representan la posición del pixel en la imagen, y la posición vertical y el color de la superficie representan el valor numérico del kernel.

4.4. Detección del ángulo de la fisura

Como se menciona anteriormente, las vecindades de las regiones filtradas de *CrRegions* son multiplicadas elemento por elemento con los kernels (6) de orientación generados para un ejemplo dado. Los resultados de cada multiplicación y posterior suma de todas las celdas se llaman la "respuesta", denotada por " R ". El ángulo se determina seleccionando la dirección en

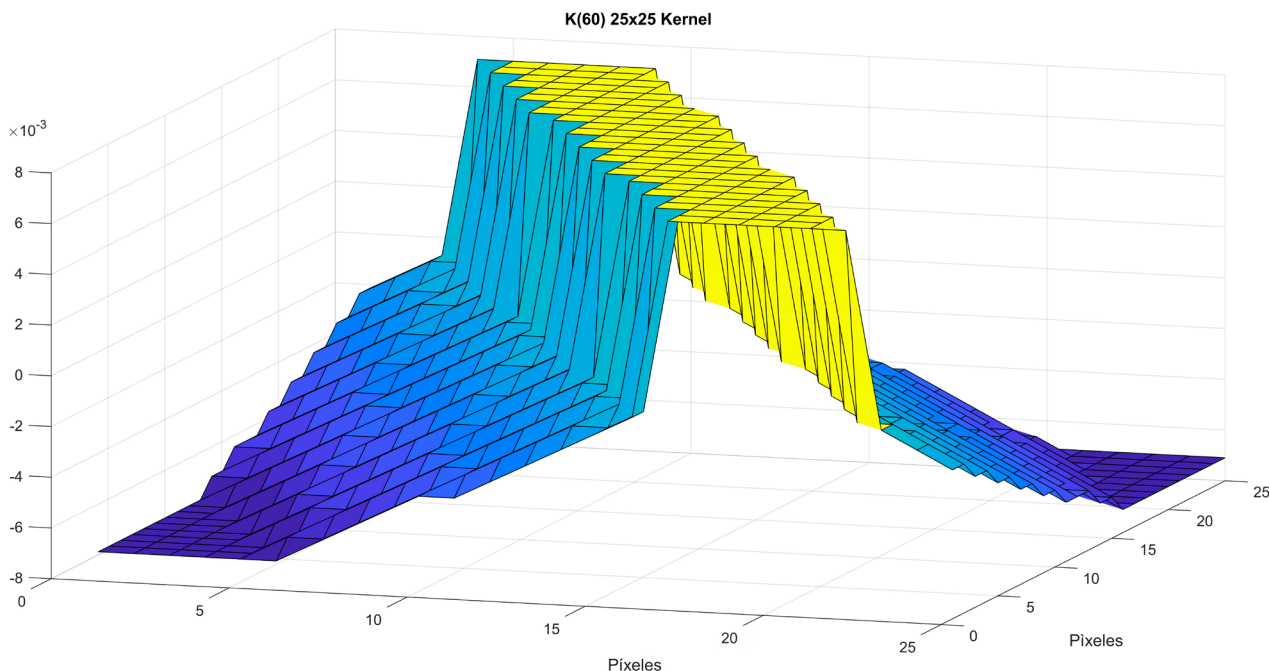


Figura 2. Kernel de orientación para 60 grados y de tamaño 25x25 pixels, punto de vista 2.

la cual las respuestas "R" son máximas y mayores que un umbral que es un número entre 0 y 1.

$$R(gr) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m MeanD_{Reg}(t)_{ij} K_m(gr)_{ij} \quad (6)$$

Donde:

- "t" índice para las regiones filtradas de CrRegions
- "gr" es el ángulo en grados decimales, $gr = 1, 2, 3, \dots, 180$
- "MeanD_{Reg}" es la matriz de una vecindad que pertenece a CrRegions
- "K_m(gr)" es el kernel de orientación de tamaño "m" x "m" pixels para el ángulo gr
- "i, j" son los índices para las celdas en las matrices locales MeanD_{Reg}(t) y K_m(gr)

Para ilustrar, se presenta una imagen de las matrices de vecindad de CrRegions y la misma vecindad en una imagen original "I_{RGB}" en una zona donde hay una fisura (figura 3).

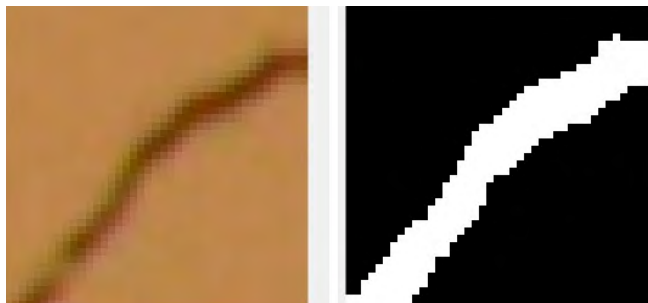


Figura 3. Vecindad de la imagen a color I_{RGB} y de la matriz de pixeles generada por CrRegions.

En la figura 4 se muestran las respuestas de la vecindad mostrada en la figura 3 a todos los kernels de orientación de tamaño m=15 pixels. Para obtener el verdadero máximo en la función discreta de la respuesta (R) versus el ángulo (gr) se usará una interpolación gaussiana.

4.5. Ancho de fisura

Una vez calculado el ángulo, para determinar el ancho de la fisura se realiza un corte en la matriz local donde se identificó una fisura. La serie de valores extraídos de este corte se pueden presentar como en un gráfico de posición local de pixel vs intensidad del pixel. Esta distribución se ilustra en la figura 5.

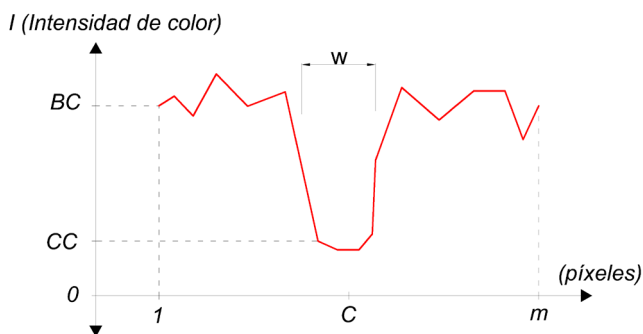


Figura 5. Intensidades de una línea de pixeles perpendicular a la dirección de una fisura.

Donde:

- BC ∴ es la intensidad de los pixeles del fondo de hormigón
- CC ∴ es la intensidad de los pixeles donde existe una fisura
- C ∴ es el centro de la línea de pixeles

A partir de los valores ilustrados en la se obtiene una aproximación del gradiente con diferencias centrales. El resultado se ilustra en la figura 6. El ancho de la fisura se estima, a partir de la distribución de gradientes, como la distancia entre los picos máximos y mínimos.

Gradiente de la intensidad de color

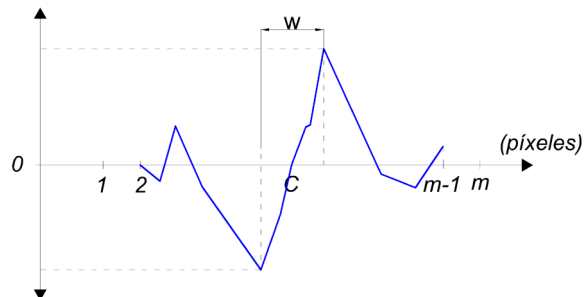


Figura 6. Gradiente de las intensidades de color en una línea de pixeles perpendicular a la dirección de la fisura.

Donde:

- w ∴ es el ancho medido de la fisura

5. VALIDACIÓN

Se hicieron varias fotos a vigas de hormigón parcialmente pretensado para comparar la caracterización de las fisuras del algoritmo propuesto con lo medido con un fisurómetro.

La cámara utilizada fue una Nikon D5200 con resolución de 6000x4000 pixels (24 MPi). Los ajustes usados en la cámara fueron los siguientes: tiempo de exposición 1/25 seg, ISO: 500, apertura focal f/7.1, distancia focal 35 mm. La iluminación fue a base de iluminación directa, no uniforme, con lámpara incandescente. La muestra la foto de la figura 7 usada para la validación.

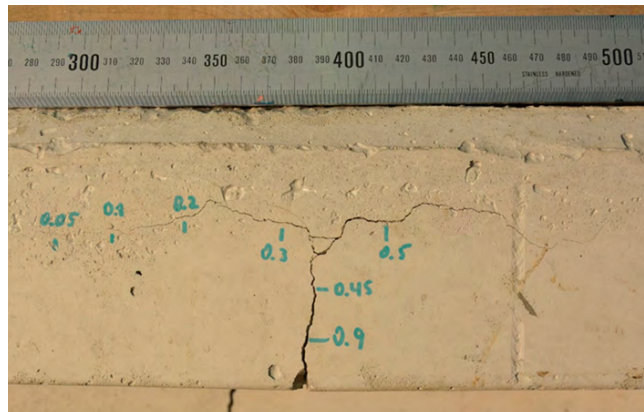


Figura 7. Foto del alma de una viga parcialmente pretensada, marcados encima de las fisuras su ancho en mm con el fisurómetro.

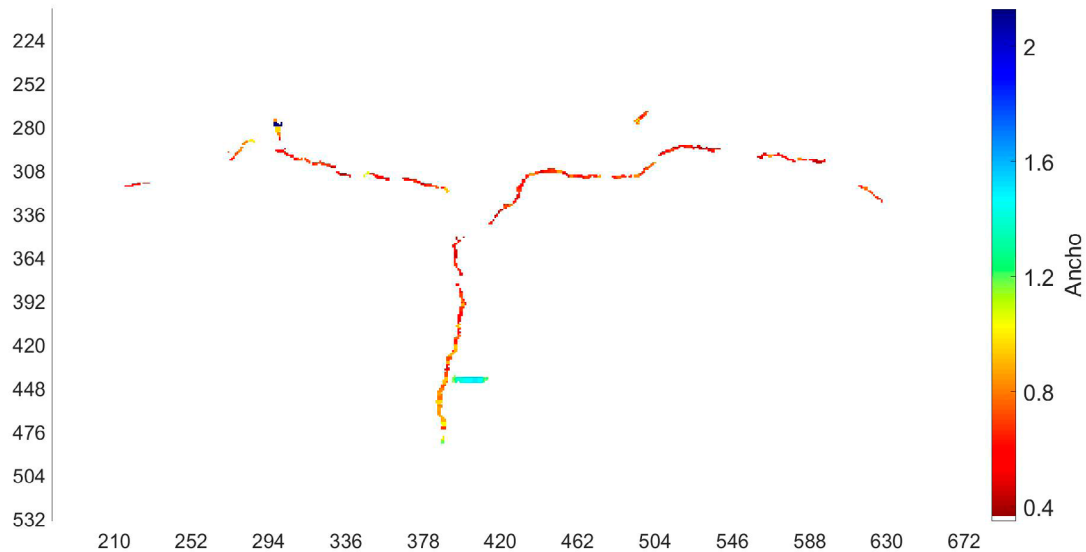


Figura 8. Trazado de la fisura, escala de colores para los anchos en mm.

Los siguientes ajustes fueron hechos en el algoritmo para lograr la detección:

Escala = 0.04810 mm/pixel ;

detección de bordes → Límites de los bordes min: 0.0929 max: 0.3050, Gradiente máximo de referencia: 182 ;

detección de media → Tamaño de Vecindad : 70 pixels , Factor de Desviación estándar: 1.2 ;

detección de orientación → Ancho Mínimo esperado: 0.05 mm, Ancho máximo esperado 0.8 mm, sensibilidad angular=0.4.

En la figura 8 se muestra la matriz de pixeles final del algoritmo propuesto en el que queda casi delineada perfectamente el trazado de la fisura en el elemento mostrado en la figura 7.

La tabla 1 presenta la comparación entre los valores obtenidos por el algoritmo y los medidos con un fisurómetro en la imagen de ejemplo en los puntos marcados.

TABLA 1
Mediciones del Kernel de Orientación vs Fisurómetro

# Área	Posición (pixels)		Fisurómetro (w_{fis})(mm)	Orientation Kernel (w_{ima}) (mm)	Error ($\frac{w_{fis}}{w_{ima}}$)
	x	y			
1	823	2235	0.05	0.0480	1.04
2	1285	2284	0.10	0.1110	0.90
3	1841	2187	0.20	0.1786	1.12
4	2622	2235	0.30	0.4322	0.71
5	2873	2752	0.45	0.4690	0.96
6	3440	2228	0.50	0.5740	0.87
7	2816	3148	0.90	1.005	0.90

6. EJEMPLOS

La fotografía presentada en la figura 9 muestra una viga reforzada con fibras poliméricas, tomada de la referencia [8]. No se proporciona información en el artículo de los parámetros ópticos de la cámara usada para tomar la fotografía. A partir de la información geométrica de la altura de la viga (203 mm), se determina que la escala de la imagen es de 1.4 mm/pixel. La figura 10 muestra un esquema general del elemento; el recuadro rojo indica el área enfocada en la figura 9.



Figura 9. Viga de HRF de la Ref. [8].

La región de interés seleccionada por el usuario para analizar se presenta en la figura 11 y la primera segmentación basada en los bordes y medias locales se presenta en la figura 12.

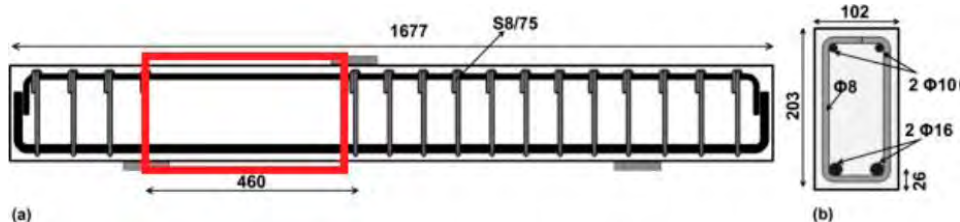


Figura 10. Armado y geometría de viga [8].

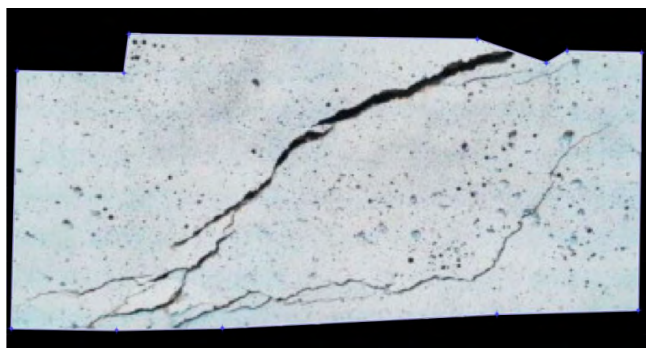


Figura 11. Región de interés en la viga seleccionada por el usuario.

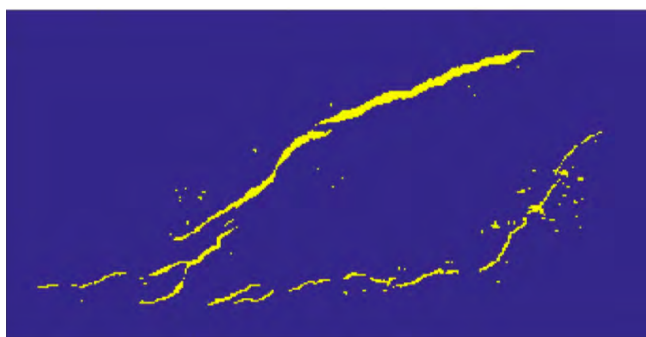


Figura 12. Segmentación de foto presentada en la figura 9 basada en detección de bordes y medias.

La segmentación y detección de fisuras con su ancho y dirección basado en los kernels de orientación se presentan en las figuras 13 y 14. En la figura 13 tenemos la matriz de píxeles con los ángulos y en la figura 14 los anchos de fisura; para ambos se presenta una escala de colores a la derecha de las fisuras.

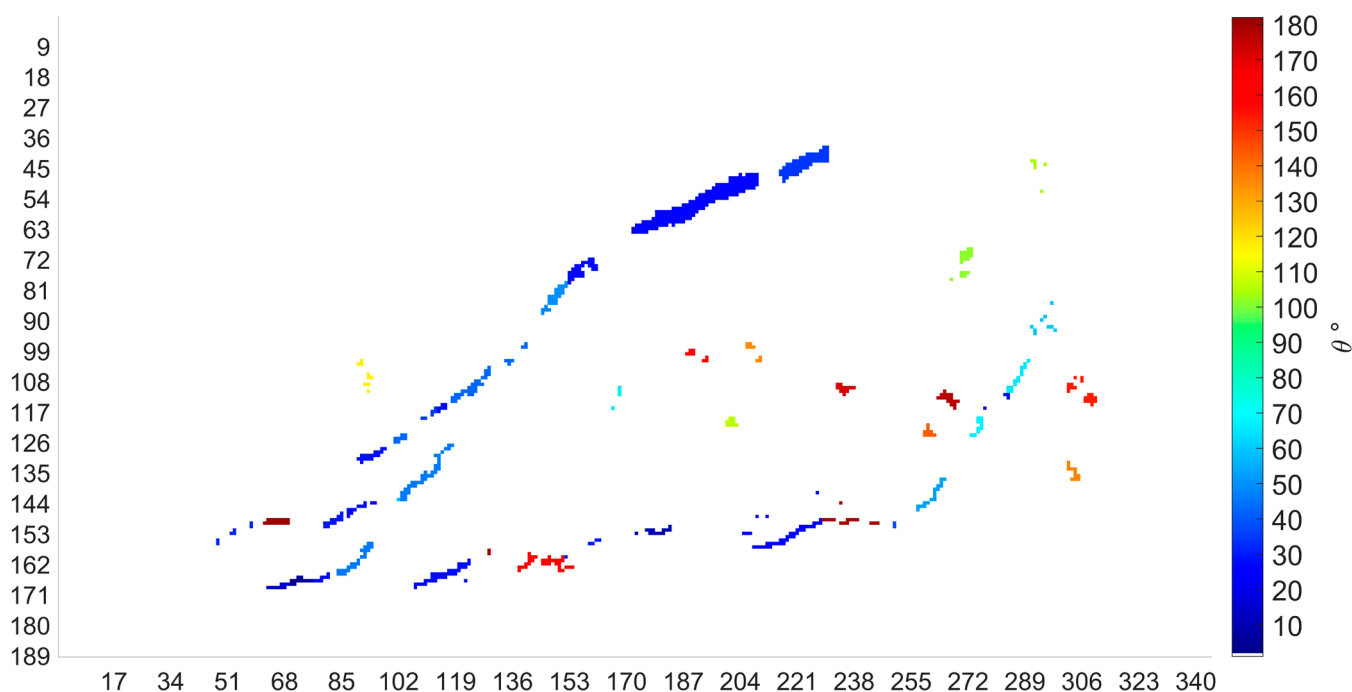


Figura 13. Matriz de píxeles de ángulos ($^{\circ}$) de fisura de la figura 9 a partir de los kernel de orientación.

7. CONCLUSIONES

Los kernels de orientación propuestos en este documento han probado ser efectivos en la detección de fisuras y proporcionar un campo completo de valores para el ángulo y ancho de las fisuras. El tiempo de procesamiento es bajo (aproximadamente de 2 min en promedio para una foto de 24 MPi).

El algoritmo fue validado con un elemento parcialmente pretensado, ensayado en el laboratorio de tecnología de estructuras de la UPC. Se observó que el método permite reconocer los píxeles que son fisuras de forma adecuada. Así mismo, se comparó el ancho de fisura en diferentes puntos de la zona de estudio con medición directa mediante fisurómetro óptico. La precisión del algoritmo es similar a la obtenida por un observador usando fisurómetro óptico con lente de aumento, siendo el error medio de 7% con desviación estándar de 13.5%. La precisión es adecuada para realizar tareas de inspección y diagnóstico de estructuras dañadas.

Por otro lado, se presentó un ejemplo de aplicación en un elemento de hormigón armado con fibras poliméricas. La aplicación del algoritmo permitió desarrollar un mapa completo de la distribución angular y anchos de fisura en los diferentes puntos detectados como fisura en la zona estudiada.

El método desarrollado puede ser de utilidad como parte de un sistema automático de inspección y diagnóstico de daños en estructuras. Para ello es necesario desarrollar componentes adicionales como lo son el reconocimiento de fisuras individuales, contarlas, determinar su separación, longitud y la identificación del tipo de daño. Estos aspectos ya están siendo desarrollados por los autores.

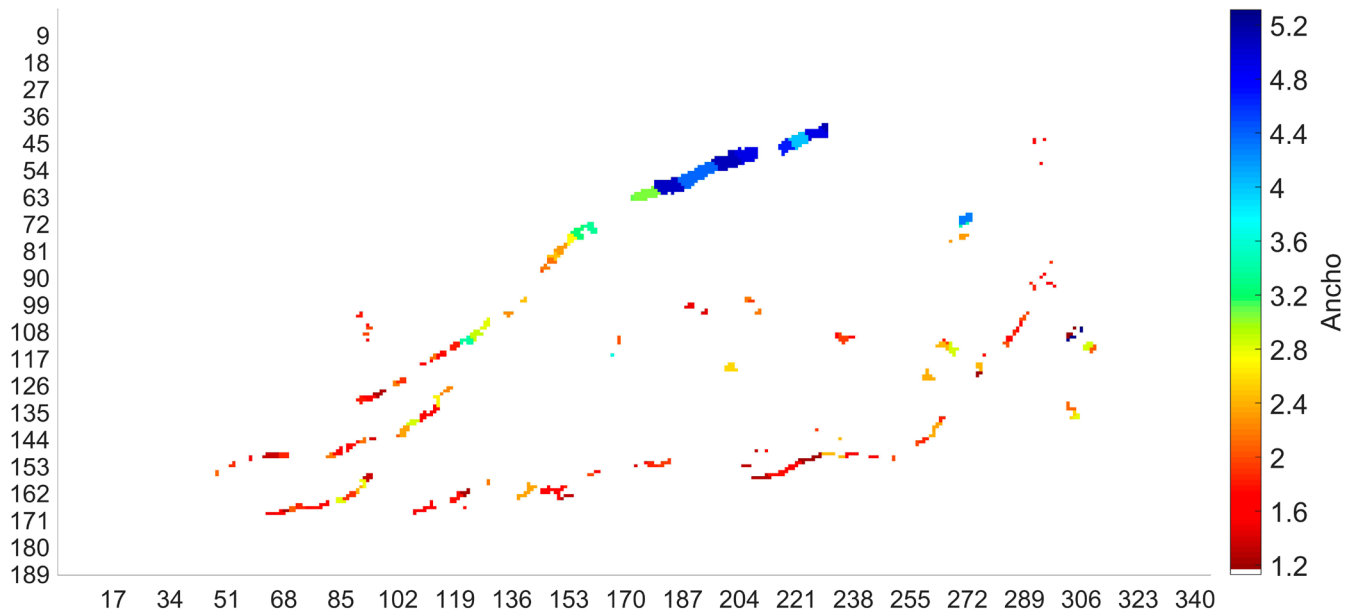


Figura 14. Matriz de píxeles de anchos de fisura (mm) de la figura 9 a partir de los kernels de orientación.

8.

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación es parcialmente apoyada por los proyectos BIA2012-36848 “*Performance-based design of partially prestressed concrete structures*”, y BIA2015-64672-C4-1-R “*Contribution to the extension of service lifetime of existing concrete structures through an adequate structural evaluation and strengthening with advanced materials*”, financiados a su vez por el Ministerio Economía, Industria y Competitividad

de España y por los Fondos Europeos de Desarrollo Regional (FEDER). También se debe mencionar el financiamiento por parte de la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología y Educación (SENECYCT) (institución del gobierno ecuatoriano) a través de una beca de “Convocatoria Abierta” para programas de Masters y Phd.

Referencias

- [1] D. Ho y R. Lewis, «Carbonation of concrete and its prediction,» Melbourne, Australia,, 1987.
- [2] Z. Bazant, «Physical model for steel corrosion in concrete sea structures,» *Journal of Structural Division*, vol. June, p. 1137–1153, 1979.
- [3] H. Taylor, «Investigation of the force carried across the cracks in reinforced concrete beams in shear by interlock of aggregate,» Cement and Concrete Association, London, UK, 1970.
- [4] J. Walraven, «Aggregate interlock: A theoretical and experimental investigation,» Delf University of Technology, Delf, Holland, 1980.
- [5] P. Zararis, «Aggregate interlock and steel shear forces in the analysis of RC membrane elements,» *ACI Structural Journal*, vol. 94, n° 2, pp. 159-170, 1997.
- [6] F. Crow, «Summed-Area Tables for Texture Mapping,» *In Proceedings of SIGGRAPH*, vol. 18, n° 3, pp. 207-212, 1984.
- [7] R. M. Haralick y L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, vol. 1, Addison-Wesley, 1992, pp. 28-48.
- [8] Z. Tetta, L. Koutas and D. Bourmas, “Textile-reinforced mortar (TRM) versus fiber-reinforced polymers (FRP) in shear strengthening of concrete beams,» *Composites Part B*, pp. 338-348, 2015.
- [9] L. Sanchez y J. Bairán, «Crack Detection in Concrete Elements from RGB Pictures using Modified Line Detection Kernels,» de *Intelligent Systems Conference 2017*, Londres, UK, 2017.