



Instituto Politécnico Nacional

Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y
Tecnología Avanzada

Posgrado en Tecnología Avanzada

Detección de grietas en la cinta asfáltica mediante análisis de imágenes

TESIS QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN TECNOLOGÍA
AVANZADA

PRESENTA

Ing. Sandra Magaly Ramírez Jiménez

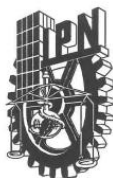
Directores de Tesis

Dr. Eduardo Castillo Castañeda

Dr. Francisco Javier Ornelas Rodríguez



Santiago de Querétaro, Qro. Enero de 2012.



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de Querétaro, Qro. siendo las 14:00 horas del día 25 del mes de Noviembre del 2011 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación de CICATA, Querétaro para examinar la tesis titulada:

Detección de grietas en la cinta asfáltica mediante análisis de imágenes

Presentada por el alumno:

Ramírez
Apellido paterno

Jiménez
Apellido materno

Sandra Magaly
Nombre(s)

Con registro:

B	0	9	1	5	8	3
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de:

Maestría en Tecnología Avanzada

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

Directores de tesis

Dr. Eduardo Castillo Castañeda

Dr. Francisco Javier Ornelas Rodríguez

Dr. José Joel González Barbosa

Dr. Eduardo Morales Sánchez

Dr. Juan Bautista Hurtado Ramos

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

Dr. Jorge Adalberto Huerta Ruelas





INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de Querétaro, Qro. el día 25 del mes Noviembre del año 2011, el (la) que suscribe Sandra Magaly Ramírez Jiménez alumno (a) del Programa de Maestría en Tecnología Avanzada con número de registro B091583, adscrito a CICATA Unidad Querétaro, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Eduardo Castillo Castañeda y cede los derechos del trabajo intitulado Detección de grietas en la cinta asfáltica mediante análisis de imágenes, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección CICATA Querétaro, IPN, Cerro Blanco #141, Colinas del Cimatarío, C.P. 76090; Querétaro, Qro., México. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.


Sandra Magaly Ramírez Jiménez

Nombre y firma

Índice General

Índice General	iii
Índice de figuras	v
Índice de tablas	vii
Resumen.....	viii
Abstract	ix
1. Introducción.....	1
1.1 Descripción del problema.....	1
1.2 Justificación.....	2
1.2.1 Hipótesis	3
1.3 Objetivos.....	4
1.3.1 Objetivos Específicos	4
1.4 Organización de la tesis.....	4
2. Antecedentes.....	5
2.1 Inspección de carreteras en México	5
2.2 Detección de grietas mediante análisis de imágenes	6
3. Marco teórico	9
3.1 Realce de la imagen.....	9
3.2 Ajuste de curvas.....	12
3.3 Relaciones básicas entre píxeles.....	13
3.4 Transformada Wavelet.....	14
3.4.1 Transformada Wavelet bidimensional	16
3.5 Segmentación de la imagen	18
3.6 Análisis de forma	20
3.6.1 Características de forma basadas en momentos.....	21
3.7 Clasificación de las grietas.....	22
4. Materiales y métodos.....	26
4.1 Infraestructura y materiales.....	26
4.2 Etapa de adquisición.....	30

4.3	Método propuesto	31
4.3.1	Definición de grieta	32
4.3.2	Realce de la imagen	32
4.3.3	Segmentación	41
4.3.4	Detección	42
5.	Experimentación y resultados	45
5.1	Proceso de realce.....	45
5.2	Imágenes reales	48
5.3	Imágenes sintéticas	51
5.4	Discusión	56
6.	Conclusiones	58
	Referencias.....	59
	Anexos.....	62

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3. 2 Transformación lineal. (a) Imagen original y (b) negativo de la imagen.....	10
Figura 3. 1 Funciones de transformación lineal para los niveles de gris en la imagen.	10
Figura 3. 3 Funciones de transformación logarítmica para los niveles de gris en la imagen.	11
Figura 3. 4 Transformación logarítmica. (a) Espectro de Fourier y (b) resultado de aplicar la Ec. 3.1 con $c = 1$ (González <i>et al.</i> , 2002).....	11
Figura 3. 5 Distribución de (a) 4-vecinos del pixel p , $N4(p)$. (b) 8-vecinos del pixel p , $N8(p)$	13
Figura 3. 6 Caja de Heisenberg con diferentes parámetros s y u en el espacio tiempo-frecuencia (Mallat, 2009).	15
Figura 3. 7 Transformada Wavelet de una imagen:(a) imagen original, (b) resultado de aplicar la transformada wavelet nivel 1.	18
Figura 3. 8 Agrietamiento longitudinal.....	23
Figura 3. 9 Agrietamiento transversal.	23
Figura 3. 10 Agrietamiento en retícula.....	24
Figura 3. 11 Agrietamiento por fatiga.	25
Figura 4. 1 Montaje de la cámara lineal.	26
Figura 4. 2 Montaje del encoder en la rueda del vehículo.	27
Figura 4. 3 Montaje del CPU y regulador en el interior del vehículo.....	28
Figura 4. 4 Teclado, monitor y mouse en el interior del vehículo.....	28
Figura 4. 5 Montaje de la fuente de alimentación de la cámara.....	29
Figura 4. 6 Generador de voltaje.....	29
Figura 4. 7 Imagen conformada por 1000 imágenes lineales.....	30
Figura 4. 8 Diagrama de bloques que ilustra la metodología seguida para la detección de grietas.	31
Figura 4. 9 Imagen original.....	33
Figura 4. 10 Histograma de la imagen antes de la transformación logarítmica.	34
Figura 4. 11 Efecto de la transformación logarítmica sobre la imagen de la Figura 4. 9.....	34
Figura 4. 12 Histograma de la imagen después de la transformación logarítmica.....	34
Figura 4. 13 Tendencia del nivel de intensidad de las columnas de la imagen.	35
Figura 4. 14 Datos ajustados con la ecuación 4.2.....	36
Figura 4. 15 Imagen con la iluminación nivelada.....	37
Figura 4. 16 Detalle de una imagen con iluminación nivelada. (a) Sin transformación logarítmica previa, y (b) con transformación logarítmica previa.	38
Figura 4. 17 Proceso de rectificación de la iluminación.	38
Figura 4. 18 Proceso de realce basado en Transformada Wavelet.	39
Figura 4. 19 Proceso de realce basado en Transformada Wavelet por ventanas.	40

Figura 4. 20 Aplicación de umbral. Esta transformación mantiene el valor de los pixeles dentro del rango [A,B] y convierte todos los demás a un nivel constante (González et al.,2002).....	41
Figura 4. 21 Proceso de segmentación.....	42
Figura 4. 22 Detalle de una imagen etiquetada.	43
Figura 4. 23 Proceso de detección de grietas.....	44
Figura 5. 1 Imagen sin proceso de realce.	45
Figura 5. 2 Resultado de aplicar la transformación logarítmica a la imagen anterior.....	45
Figura 5. 3 Tendencia del nivel de intensidad de las columnas de la imagen.	46
Figura 5. 4 Datos ajustados con diferentes funciones.....	47
Figura 5. 5 Variaciones de brillo de la imagen.....	47
Figura 5. 6 Imagen con iluminación corregida.....	48
Figura 5. 7 Grietas detectadas en la Imagen número 30: (a). Imagen original, (b). resultado del método 1, (c). resultado del método 2.	48
Figura 5. 8 Grietas detectadas en la Imagen número 32: (a). Imagen original, (b). resultado del método 1, (c). resultado del método 2.	49
Figura 5. 9 Grietas detectadas en la Imagen número 33: (a). Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.	49
Figura 5. 10 Grietas detectadas en la Imagen número 34: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.	50
Figura 5. 11 Grietas detectadas en la Imagen número 36: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.	50
Figura 5. 12 Imagen real sin grietas.....	51
Figura 5. 13 Ejemplo de una imagen con segmentación de referencia (Chambon et al., 2011).	51
Figura 5. 14 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 12: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.....	52
Figura 5. 15 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 13: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.....	52
Figura 5. 16 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 18: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.....	53
Figura 5. 17 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 20: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.....	53
Figura 5. 18 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 20: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.....	54
Figura 5. 19 Criterio de evaluación, en la figura se presentan TP, FP, y FN.....	55

Figura 5. 20 Comparación de los coeficientes de similitud DICE. 55

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 5. 1 Errores estadísticos de diferentes funciones utilizadas para el ajuste de curvas. 46

Tabla 5. 2 Porcentaje de verdaderos positivos y falsos positivos de los métodos 1 y 2. 55

Tabla 5. 3 Tiempos de procesamiento..... 56

Resumen

Un indicador importante del estado de la carretera es la aparición de grietas en su superficie, debido a que representa una vía de entrada de agua y productos contaminantes, ocasionando degradaciones superficiales que afectan la regularidad de la misma con lo que disminuye la seguridad y comodidad de los usuarios, asimismo los costos de operación aumentan cuando la cinta asfáltica sufre un deterioro mayor.

Actualmente el Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada Unidad Querétaro del Instituto Politécnico Nacional equipa un vehículo que debe circular a una velocidad de aproximadamente 60 kilómetros por hora y que entrega una secuencia de imágenes adquiridas con una cámara lineal Piranha 2 modelo P2-45-04K40-10E marca DALSA de alta definición y velocidad. Dichas imágenes son analizadas y clasificadas fuera de línea por un ingeniero experto en fallas de carreteras. Para aumentar la velocidad y mejorar la repetitividad de la inspección se requiere un método capaz de detectar grietas de la superficie de la cinta asfáltica de forma automática.

En este trabajo se propone un método invariante a la iluminación para detectar grietas en la superficie de la cinta asfáltica. En la primera etapa del método se mejora la imagen creando y extrayendo un patrón de iluminación. En la segunda etapa se aplica la transformada Wavelet, se calcula un umbral y se binariza la imagen. Finalmente se calculan dos parámetros de forma: la excentricidad y el grado. Un objeto con valor de excentricidad cercano a 1 y grado cercano a 0, se considera una grieta.

En el presente trabajo se evaluó el método propuesto y una variación que consiste en aplicar la transformada Wavelet por ventanas. Se observó que los métodos evaluados son robustos ante la presencia de sobras y manchas, aún cuando la sensibilidad es menor para formas curvas y finas. Sin embargo, por el método de la transformada Wavelet por ventanas, las grietas se detectan automáticamente con una especificidad de 1mm de ancho, siendo ésta metodología la que proporciona un resultado más rápido.

Palabras-clave; realce de imagen; detección de grietas; inspección de carreteras.

Abstract

An important indicator of the state of the road is the appearance of cracks on its surface, because they represent a route of entry for water and pollutants, causing surface degradation and affecting the regularity of the surface. This affects uses safety and comfort, furthermore, increases costs when the asphalt has a greater damage.

Currently, the Center for Research in Applied Science and Advanced Technology of Instituto Politécnico Nacional, in Querétaro, implements a vehicle that must drive at a speed of about 60 kilometers per hour and delivers a sequence of images, acquired with a linear high definition and speed camera "P2-45 -04K40-10E". These images are analyzed and classified offline by an engineer with expertise in road failures. In order to improve the repeatability and speed of inspection, a method capable of detecting cracks in the asphalt surface of the tape automatically, is required.

This paper proposes a method invariant to illumination for cracks detection on the surface of the asphalt. In the first stage, the image is improved by creating and extracting an illumination pattern. In the second stage the Wavelet transform is applied, the threshold is calculated and the image is binarized. Finally, two parameters are calculated in order to identify and isolate the crack: the eccentricity and the extent. An object with eccentricity value close to 1 and extent close to 0 is considered a crack.

This study evaluated the proposed method and a variation of applying Wavelet transform with windows. It was noted that the evaluated methods are robust in the presence of scraps and patches, even when the sensitivity is lower for thin curved forms. However, with the Wavelet transform for windows method, cracks are automatically detected with a specificity of 1 mm in width; this methodology provides a faster result.

Keywords, image enhancement, crack detection, inspection of roads.

1. Introducción

Las carreteras son un recurso de gran importancia para el bienestar social pues una red vial en mal estado se traduce en un aumento en los tiempos de traslado y una disminución en la comodidad y seguridad de los usuarios; asimismo los costos de operación aumentan cuando la cinta asfáltica sufre un deterioro mayor. Por lo tanto, es necesario contar con los mejores medios para realizar un mantenimiento vial de manera oportuna.

Un indicador importante del estado de la carretera es la aparición de grietas en su superficie, debido a que traen como consecuencia la discontinuidad de las mismas. Por lo anterior, en los países más desarrollados se han llevado a cabo numerosos esfuerzos para la detección automática de las grietas, tales como el desarrollo del vehículo CSIRO's RoadCrack en Australia (Ferguson *et al.*, 2003), el sistema Roadware's ARAN en Estados Unidos (Group, 2004), y el sistema AMAC® en Francia (Vectra, 2010).

1.1 Descripción del problema

Actualmente, en México, la detección de grietas en carreteras es realizada por una cuadrilla de auditores mediante inspección visual. Por lo tanto, los resultados de estos métodos empíricos son de pobre calidad y tienen un costo muy alto por kilómetro.

La inspección se realiza en dos etapas, que comprenden la inspección visual inicial y la inspección detallada. La inspección visual inicial se refiere a una inspección general del proyecto y su propósito es definir los límites de secciones homogéneas, en las que se tengan tipos y niveles similares de deterioro tomando como referencia puntos singulares de fácil identificación. De esta forma, se generan tramos de trabajo que serán objeto, en la inspección visual detallada, de un análisis más minucioso. Generalmente esta tarea se realiza sobre un vehículo conducido a baja velocidad abarcando toda la longitud de la vía (González *et al.*, 2008).

La inspección visual detallada consiste en inspeccionar la vía caminando sobre ella, tomando todas las medidas de seguridad necesarias. Se toman notas detalladas de las fallas encontradas en la superficie, y se anotan observaciones adicionales como estado del drenaje, aspectos geométricos, carril más

deteriorado, exudaciones y situación de accesos, y la existencia o no de cordones cunetas o situación de los desagües. Los diferentes modos y tipos de falla se describen en función de su severidad, frecuencia y localización. Las fallas se escriben a detalle en planillas y se obtiene una base de fotos convenientemente identificadas de las situaciones especiales, como antecedentes. Con esta forma de trabajo, se van identificando sectores con soluciones similares y encontrando la solución a adoptar que involucre a las distintas tipologías de fallas (González *et al.*, 2008).

Así, una inspección visual requiere realizar primero la inspección inicial, pasar el reporte y después programar la inspección detallada, que además implica un riesgo para los obreros y trabajadores ya que este se realiza a pie por los diversos caminos y carreteras.

En éste contexto existen factores que descalifican este método:

- El trabajo es tedioso, pues el proceso de evaluación es muy largo.
- Existe un alto riesgo para los empleados, pues el trabajo es realizado en carreteras donde transitan vehículos a alta velocidad.
- La probabilidad de errores es muy alta.
- La velocidad de inspección no es mayor a 20Km al día.

En los últimos años, México ha introducido nuevas tecnologías para la inspección de carreteras. Como ejemplo está la empresa llamada Cal y Mayor y Asociados (Mayor, 2009) que ofrece el servicio de inspección de pavimentos, utilizando un perfilógrafo láser. Sin embargo, ésta tecnología no permite detectar las grietas de la cinta asfáltica, sólo evalúa el estado general de la carretera.

En el Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada Unidad Querétaro del Instituto Politécnico Nacional está en desarrollo la instrumentación de un vehículo que debe circular a una velocidad de aproximadamente 60 kilómetros por hora y que cuenta con un sistema de captura de imágenes de la superficie de la cinta asfáltica. Como resultado se entrega una secuencia de imágenes que será revisada por un ingeniero experto en fallas de carretera; para complementar dicho proyecto se requiere desarrollar técnicas que permitan procesar estas imágenes y así obtener resultados de manera automática y reducir el tiempo de análisis de las imágenes.

1.2 Justificación

Los métodos utilizados actualmente no proveen la información necesaria para la inspección óptima de las carreteras; el método de inspección visual es muy lento, riesgoso, costoso y con una alta probabilidad de errores. Aunque existe la posibilidad de realizar una inspección más rápida, por medio

de un vehículo acondicionado con un perfilógrafo láser, los resultados obtenidos solo reflejan un estado general de la carretera.

El sistema que se desarrolla actualmente en el CICATA unidad Querétaro tiene muchas ventajas respecto a los anteriores: proporciona más información, de mejor calidad y reduce costos de operación. Sin embargo, la inspección debe ser realizada por un operador por lo tanto la detección sigue siendo subjetiva, además la capacidad de detección del operador disminuye después de cierto periodo de tiempo.

Durante el presente trabajo, se desarrolló un método capaz de detectar grietas de la superficie de la cinta asfáltica de forma automática, con lo cual se aceleró la velocidad de inspección y se obtuvieron resultados más objetivos, con metodología estandarizada y repetibles. De éste modo, se desarrolló e implemento tecnología similar a la que actualmente es utilizada en países como Francia, Australia, Estados Unidos, entre otros (Fegunson *et al.*, 2003; Group, 2004; Vectra, 2010).

Al tener información rápida y actualizada, las autoridades encargadas de preservar el estado físico de las carreteras pueden programar el mantenimiento preventivo de las carreteras con pequeñas grietas en el momento oportuno, beneficiando así a todos los usuarios de éstas vialidades.

El mayor beneficio del sistema de detección automático es la disponibilidad de los resultados en poco tiempo, pero también se trata de una técnica repetible y eficiente.

Así, las ventajas del método son evidentes:

- Se inspecciona una mayor cantidad de kilómetros al día.
- Después de adquirir el sistema de detección automática, solamente se paga el salario de un operador, por lo tanto el costo de inspección disminuye.
- El método automático no pone en peligro a los trabajadores.
- La subjetividad, propia del ser humano, no influye en la inspección de las fallas.

1.2.1 Hipótesis

Es posible desarrollar un sistema de detección automática de grietas en la cinta asfáltica partiendo de imágenes de la superficie de carreteras, el cual proporcione a los encargados de preservar el estado físico de las carreteras la información confiable y actualizada del estado de la red vial, además de reducir el tiempo de inspección.

1.3 Objetivos

Desarrollar un método para detectar automáticamente grietas de más de 1mm de grosor presentes en la cinta asfáltica, a partir del análisis de imágenes capturadas en la superficie.

1.3.1 Objetivos Específicos

- Pre-procesar la imagen con el fin de mejorar contraste entre la grieta y el fondo.
- Separar la grieta del fondo de la imagen por medio de técnicas de segmentación automática.

1.4 Organización de la tesis

La tesis está organizada de la siguiente manera:

En el primer capítulo se explica el problema que se desea resolver, así como la justificación y los objetivos del presente trabajo.

En el capítulo 2 se describe la manera en que se inspeccionan actualmente las carreteras en México, así como algunos criterios y normas referentes a la clasificación y mantenimiento de grietas. También se describen diversas técnicas de detección de grietas por medio de procesamiento de imágenes de la superficie de la carretera, que se han implementado en otros países.

El capítulo 3 describe los fundamentos teóricos que se utilizaron para implementar el método de detección.

El capítulo 4 establece el método utilizado, y otros factores importantes como la etapa de adquisición y los materiales requeridos para llevar a cabo el proyecto.

En el capítulo 5 se presentan los resultados obtenidos de la etapa experimental y, finalmente, el capítulo 6 presenta una conclusión en base a los resultados y se proponen trabajos futuros.

2. Antecedentes

2.1 Inspección de carreteras en México

Una auditoría de seguridad vial se define como un análisis formal que pretende garantizar que un camino existente o por construir cumpla con criterios óptimos de seguridad, llevado a cabo por un equipo de expertos cuyos miembros son independientes al proyecto del camino (Mendoza *et al.*, 2009). En México el método más utilizado es la inspección de manera personal mediante una cuadrilla de hombres capacitados que caminan por la orilla de la carretera, los cuales inspeccionan las fallas visualmente y miden la longitud y grosor de las grietas, así como el área de la superficie dañada.

Algunos estados como Chihuahua, San Luis Potosí, Guerrero, Morelos, Estado de México y Puebla utilizan un método basado en un perfilógrafo láser para la inspección de sus redes viales. El perfilógrafo es un equipo preparado para registrar los perfiles longitudinales y transversales de la carretera, así como la textura de la misma (Mayor, 2009).

La gran desventaja de éste método de inspección es que solamente detecta ciertas características de las carreteras: medida y registro de perfiles longitudinales, medida y registro de perfiles transversales y medida y registro de la textura de los pavimentos.

En cuanto a la definición de las grietas, el Consejo de Directores de Carreteras de Iberia e Iberoamérica, ha creado el M5.1. Catálogo de Deterioros de Pavimentos Flexibles (Mahbub *et al.*, 2002), que es un compendio de los deterioros considerados más importantes para el mantenimiento de carreteras. Se han agrupado en tres grandes categorías; los de superficie, los de estructura y los que encuentran su origen en la construcción. Los deterioros de superficie se refieren a desprendimiento, desgaste o exposición de agregados pétreos en la superficie de la carretera, los deterioros de estructura son deformaciones o agrietamientos en la superficie de la carretera, los deterioros por defectos constructivos se producen por defectos en la construcción de instalaciones bajo los pavimentos, se muestran como hundimientos localizados, grietas longitudinales o transversales.

Los deterioros dentro de las tres grandes categorías se agrupan a su vez en:

- Desprendimientos

- Alisamientos
- Exposición de agregados
- Deformaciones
- Agrietamientos

De esta manera se tratan quince deterioros, cada uno en una ficha técnica individual, en éste catálogo se incluyen propuestas de España, Chile, Nicaragua y México.

2.2 Detección de grietas mediante análisis de imágenes

En las últimas décadas se han propuesto diferentes métodos computacionales para la detección automática de grietas en las carreteras como son: los métodos basados en transformadas (Subirats *et al.*, 2004; Zhang *et al.*, 2009), los métodos basados en umbrales (Oliveira *et al.*, 2009), métodos basados en filtros (Yamaguchi *et al.*, 2008), entre otros.

Diversos autores definen a las grietas como un conjunto de píxeles más oscuros que el fondo y que mantienen una conexión entre sí con una orientación definida. Diversos algoritmos como los utilizados por transformadas (Subirats *et al.*, 2004; Zhang *et al.*, 2009), los métodos basados en umbrales (Oliveira *et al.*, 2009), métodos basados en filtros (Yamaguchi *et al.*, 2008), parten de la definición anterior para segmentar la imagen, pues se basan en la orientación y conexión entre píxeles para separar las grietas del fondo de la imagen.

Shirataki y Tomikawa (Shirataki *et al.*, 2000), utilizaron una serie de plantillas las cuales contienen grietas simuladas con diferentes orientaciones y formas, éstas se compararon con la imagen adquirida con ayuda de un algoritmo genético el cual mide la semejanza de la plantilla con la imagen, la capacidad de detección de éste algoritmo es similar a la del ojo humano. Sin embargo, no se considera el tiempo de procesamiento para evaluar el desempeño del método, otra desventaja es que se necesita un mayor número de plantillas para detectar diferentes tipos de grieta.

Posteriormente, Yamaguchi y Hashimoto (Yamaguchi *et al.*, 2008) segmentaron la imagen a través de un método de filtrado donde se utilizó la interconexión de los píxeles y un valor de umbral para determinar cuál de ellos pertenecía a la grieta, la segmentación se realizó a través de una ventana escalable que iba creciendo en cada iteración, al mismo tiempo que filtraba los píxeles ajenos a la grieta, éste método procesaba una imagen de 4064 x 2704 píxeles en 7 minutos.

Por otra parte, Mahbub (Mahbub *et al.*, 2002), presentaron un sistema completo para la detección de grietas en la cinta asfáltica que iba desde la instrumentación del vehículo para la adquisición de imágenes hasta el análisis de las mismas. Lo anterior implicó la detección y clasificación de manera automática en tiempo real. Este trabajo utilizó un valor de umbral para mejorar la imagen y después las

imágenes candidatas fueron procesadas por un algoritmo llamado '*shortest path*' que recorría la imagen de manera longitudinal y transversal de modo que encuentra los píxeles que están conectados entre sí en ambas direcciones. Este algoritmo también fue utilizado como base para la clasificación de las grietas: longitudinal, transversal y cocodrilo.

Otros autores han trabajado en la mejora del sistema de adquisición de imágenes. Así, en el trabajo de Momnem (Momnem *et al.*, 2005), se utilizó una cámara infrarroja que operó en el rango 75-12 μ m para capturar imágenes térmicas de la cinta asfáltica para obtener imágenes con mayor contraste entre la grieta y el pavimento. Se demostró que las imágenes mejoraban debido a que existía una diferencia de temperatura de aproximadamente 6°C entre el pavimento y la grieta. Con este cambio en el sistema de adquisición, se pudieron detectar grietas de 1 a 2 mm de ancho bajo condiciones climáticas adecuadas, es decir mientras el pavimento está seco, los autores además, recomiendan incluir un aditamento en el vehículo para evitar la exposición directa al sol de la zona analizada.

Oliveira y Correia (Oliveira *et al.*, 2009), utilizaron un sistema de adquisición que constó de dos cámaras lineales de alta velocidad y alta definición en conjunto con dos proyectores láser de alta potencia como sistema de iluminación. Este arreglo permitió tener un sistema invariante ante las condiciones de iluminación del ambiente y las sombras. Las imágenes capturadas con este sistema tienen un histograma bimodal cuando existe una grieta en ella, por lo tanto se puede separar la grieta utilizando un umbral, la imagen resultante se divide en pequeños bloques para calcular la entropía de cada una y así determinar en cuáles se localiza la grieta. La entropía es la medida de aleatoriedad de los datos de la imagen y se calcula en función de la frecuencia de ocurrencia de píxeles. Este método permite que una imagen sea procesada en 5 segundos.

Finalmente, existen los métodos que utilizan algún tipo de transformadas para mejorar la imagen y detectar la grieta. Zhang (Zhang *et al.*, 2009), presenta un trabajo que transforma la imagen al dominio Ridgelet, los coeficientes de alta frecuencia son separados y se introducen como un conjunto difuso para calcular la entropía y divergencia difusas de esos mismos conjuntos, en base a esos parámetros se selecciona el mejor valor de umbral para segmentar la imagen.

Javidi (Javidi *et al.*, 2003), presentó un método basado en la transformada wavelet que detecta irregularidades en la imagen. Dichas irregularidades representan los bordes importantes y el ruido, los cuales podemos distinguir pues el ruido presenta un comportamiento diferente en frecuencia. Debido al proceso de segmentación pueden quedar algunos huecos en las grietas, este inconveniente se resuelve utilizando la transformada Hough en la cual cada uno de los picos generados representa una grieta encontrada en la imagen.

Existen otros trabajos que utilizan esta transformada, como el trabajo presentado por Chambon (Chambon *et al.*, 2009), donde se utiliza un filtro 2D adaptativo basado en la transformada Wavelet y un filtro Gaussiano; una de las diferencias de éste método es la definición de la grieta como una señal

gaussiana. Finalmente la imagen mejorada se segmentó utilizando un algoritmo basado en la teoría de campo aleatorio de Markov.

3. Marco teórico

En este capítulo se describen conceptos utilizados en el desarrollo del método de detección de las grietas. Entre estos se encuentran las transformaciones en los niveles de gris, el ajuste de curvas y transformada Wavelet considerados para la etapa de realce de la imagen. También se definen las relaciones entre píxeles que forman la base en la definición de un objeto en la imagen, métodos de selección de umbral y parámetros de forma utilizados en la etapa de detección. Finalmente se describen los tipos de grieta que serán detectadas.

3.1 Realce de la imagen

El objetivo de esta etapa es obtener un resultado apropiado para una aplicación específica, es decir la imagen con el mejor contraste entre el área de interés y el fondo. Los métodos utilizados para tal fin se clasifican como realce en dominio espacial o realce en dominio de frecuencia.

Transformaciones a nivel de gris

Este tipo de operaciones de realce son efectuadas directamente sobre un píxel sin importar o tomar en cuenta a los píxeles vecinos. Sirve para mejorar condiciones de bajo contraste, baja luminosidad o demasiada oscuridad (González *et al.*, 2002).

Existen tres transformaciones básicas de nivel de gris usados frecuentemente para el realce de una imagen, las transformaciones lineales, las logarítmicas y de potencias.

Las transformaciones lineales incluyen la identidad y el negativo de una imagen. La Figura 3. 1 muestra las funciones usadas para transformaciones lineales, donde la intensidad de los píxeles está en un rango de 0 a L , y la Figura 3. 2 muestra el efecto de la función negativo.

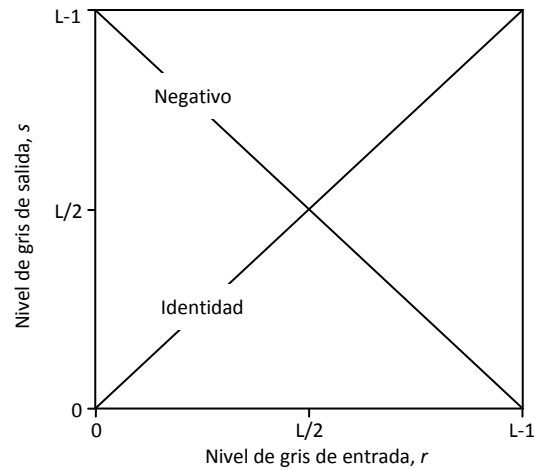


Figura 3. 1 Funciones de transformación lineal para los niveles de gris en la imagen.

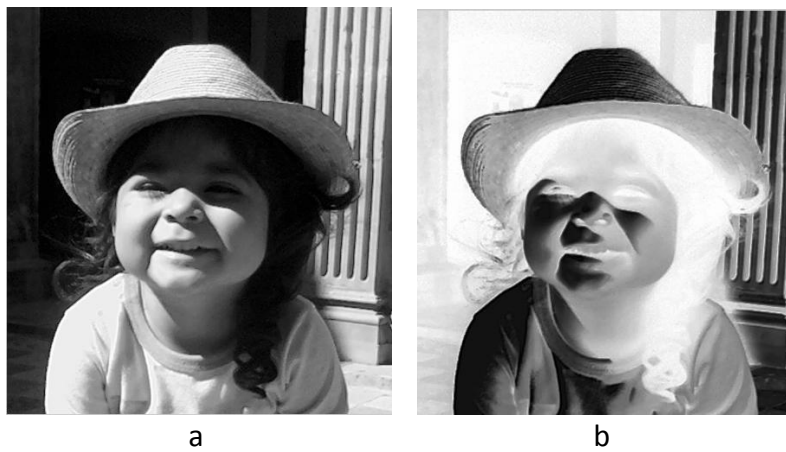


Figura 3. 2 Transformación lineal. (a) Imagen original y (b) negativo de la imagen.

Transformaciones logarítmicas

Una transformación logarítmica mapea un rango estrecho de píxeles con bajo nivel de gris de entrada en la imagen, a un rango más amplio en la salida, como se muestra en la Figura 3. 3. Se utiliza este tipo de transformaciones para expandir los valores de píxeles oscuros de una imagen mientras los valores de píxeles más claros se comprimen (González *et al.*, 2002). En la Figura 3.4 se muestra un ejemplo del efecto de transformación logarítmica sobre la imagen de un espectro de Fourier.

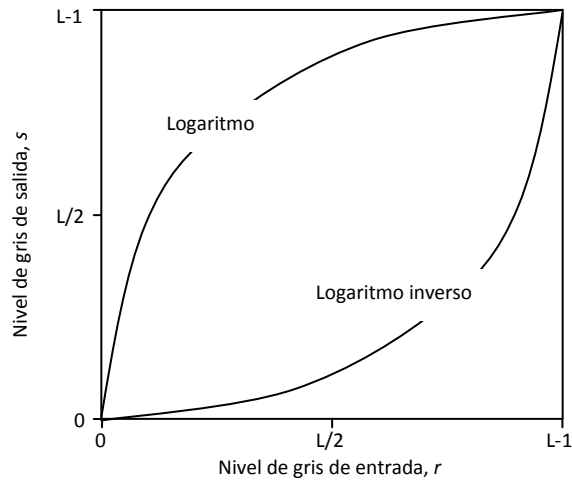


Figura 3. 3 Funciones de transformación logarítmica para los niveles de gris en la imagen.

La ecuación general de una transformación logarítmica es:

$$s = c \log (1 + r) \tag{Ec. 3.1}$$

donde c es una constante y se asume que $r \geq 0$

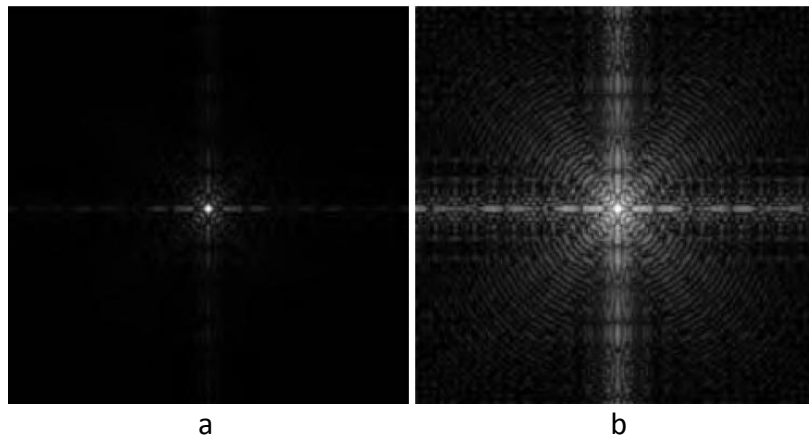


Figura 3. 4 Transformación logarítmica. (a) Espectro de Fourier y (b) resultado de aplicar la Ec. 3.1 con $c = 1$
(González *et al.*, 2002)

3.2 Ajuste de curvas

De acuerdo con Salvador (Salvador, 2008) el ajuste de curvas es un proceso mediante el cual, dado un conjunto de N pares de puntos $\{x, y\}$, se determina una función matemática $f(x)$ de tal manera que la suma de los cuadrados de la diferencia entre la imagen real y la correspondiente obtenida mediante la función ajustada en cada punto sea mínima, como se muestra en la ecuación 3.2:

$$\varepsilon = \min \left(\sum_i^N (y_i - f(x_i))^2 \right) \quad \text{Ec. 3.2}$$

La forma más típica de $f(x)$ es la de un polinomio de grado M ; obteniéndose para $M = 1$ un ajuste lineal (o regresión lineal),

$$f(x) = a_0 + a_1 x \quad \text{Ec. 3.3}$$

para $M = 2$ un ajuste parabólico,

$$f(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 \quad \text{Ec. 3.4}$$

La transformación exponencial de la parábola para obtener los valores estimados para los datos originales de cobertura da lugar lo que se denomina curva de Gauss (Salvador, 2008). Por tanto, al ajustar una parábola a datos transformados logarítmicamente estamos ajustando un modelo de respuesta Gaussiana a los datos originales.

La expresión matemática de la curva de Gauss es similar a la función de densidad de la distribución normal, y se expresa como:

$$y = c \cdot e^{-(x-u)^2/2t^2} \quad \text{Ec. 3.5}$$

donde c es el máximo, u el óptimo y t la tolerancia.

El coeficiente de determinación, R^2 , definido entre 0 y 1, nos da una idea de la bondad del ajuste, de manera que para valores cercanos a 1 el ajuste es perfecto mientras que para valores cercanos a cero indica inexistencia de relación entre x y y con el modelo de ajuste propuesto.

El coeficiente R^2 viene dado por la relación entre la varianza de los datos explicada con el modelo y la varianza de los datos experimentales. En concreto

$$R^2 = \frac{\sum_i^N (y_i^{calc} - \bar{y})^2}{\sum_i^N (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Ec. 3.6}$$

Donde y_i^{calc} representa los valores calculados para cada punto usando el modelo ajustado a los datos, y_i representa los valores de los datos experimentales y \bar{y} el valor medio de los valores de la variable independiente.

3.3 Relaciones básicas entre pixeles

Las operaciones morfológicas son procesos que tienen como objetivo modificar la forma o estructura de los objetos. Estas operaciones se basan en la relación geométrica o conectividad de los pixeles (Pratt, 2001).

Un pixel p con coordenadas (x, y) tiene cuatro vecinos horizontales y verticales cuyas coordenadas son:

$$(x + 1, y), (x - 1, y), (x, y + 1), (x, y - 1)$$

Este conjunto de pixeles es llamado 4-vecinos de p y denotado como $N_4(p)$, cada pixel de $N_4(p)$ está a un pixel de distancia de p . Los cuatro vecinos de p en diagonal, tienen coordenadas:

$$(x + 1, y + 1), (x + 1, y - 1), (x - 1, y + 1), (x - 1, y - 1)$$

Estos junto con $N_4(p)$ son llamados 8-vecinos de p y se denotan $N_8(p)$.

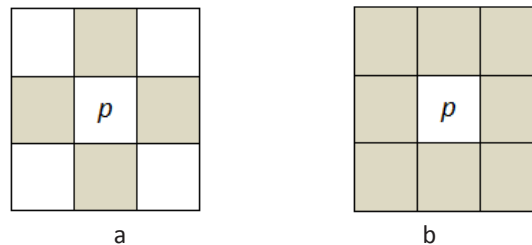


Figura 3. 5 Distribución de (a) 4-vecinos del pixel p , $N_4(p)$. (b) 8-vecinos del pixel p , $N_8(p)$.

Para establecer si dos pixeles están conectados se debe establecer si son vecinos y sus niveles de gris satisfacen un criterio de similaridad específico. Por ejemplo, sea V el conjunto de niveles de gris utilizado para definir adyacencia, si la imagen es binaria $V = \{1\}$, si nos referimos a la adyacencia de los pixeles con valor 1. Para una imagen en escala de grises la idea es la misma pero V contiene más elementos. Existen tres principales tipos de adyacencia:

- a) 4-adyacencia, 2 pixeles p y q son con valores en V son 4-adyacentes si q está en el conjunto $N_4(p)$.
- b) 8-adyacencia, 2 pixeles p y q son con valores en V son 8-adyacentes si q está en el conjunto $N_8(p)$.
- c) M-adyacencia (adyacencia mixta), 2 pixeles p y q con valores en V son m-adyacentes si:
 - I. q está en $N_4(p)$, o.
 - II. q es una de los cuatro vecinos en diagonal de p ($N_D(p)$) y el conjunto $N_4(p) \cap N_4(p)$ no contiene pixeles cuyos valores están en V .

La adyacencia mixta es una modificación de 8-adyacencia, para eliminar ambigüedades de la última.

3.4 Transformada Wavelet

De manera muy general, la Transformada Wavelet de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\Psi_{s,\tau}(t)$ que forman una base y son llamadas las "Wavelets". Esta transformada es eficiente para el análisis local de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad, como los bordes de una imagen o las señales biológicas, por ejemplo un electrocardiograma o una señal de voz.

Las Wavelets tienen una norma unitaria y estrecha localización en tiempo y frecuencia y se construyen a partir de una wavelet madre de promedio cero,

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \tag{Ec. 3.7}$$

la cual es dilatada por un parámetro de escala s y trasladado por u .

Una Wavelet $\psi_{u,s}$ tiene un intervalo de tiempo centrado en u y proporcional a s . En el plano tiempo-frecuencia la caja de Heisenberg de una wavelet $\psi_{u,s}$ es un rectángulo centrado en $(u, \eta/s)$ con un ancho de tiempo y frecuencia proporcional a $s\sigma_t$ y σ_ω/s respectivamente. Cuando s varía, estos anchos de tiempo y frecuencia varían pero el área permanece constante, como se muestra en la Figura 3.6.

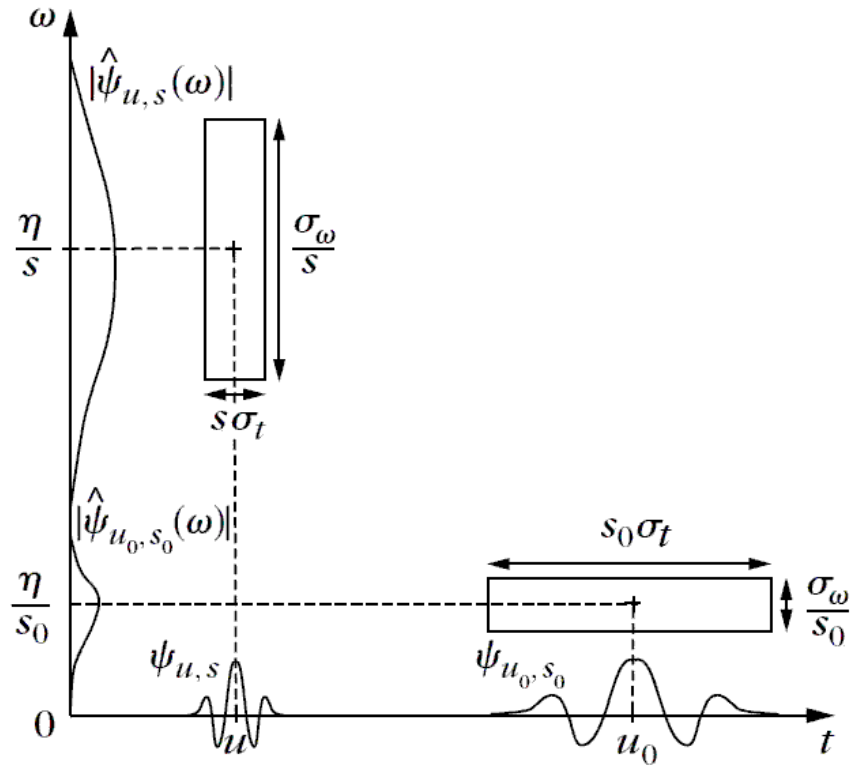


Figura 3. 6 Caja de Heisenberg con diferentes parámetros s y u en el espacio tiempo-frecuencia (Mallat, 2009).

Los coeficientes Wavelet de larga amplitud pueden detectar variaciones cortas de alta frecuencia por su corta localización en el tiempo y alta frecuencia.

La función de escala básica $\phi(t)$, dilatada por un factor de escala 2^i , es desplazada con un factor de traslación k , descrito en la ecuación 3.8.

$$\phi_{i,k}(t) = 2^{-\frac{i}{2}}\phi(2^{-i}t - k) \quad \text{Ec. 3.8}$$

Las funciones de escala básica $\phi(t)$ que se emplean satisfacen la condición de ortogonalidad, tal que las traslaciones discretas $\{\phi(t - k)\}$ con $k \in \mathbb{Z}$, forman un conjunto ortonormal.

Como resultado de la proyección de $f(t)$ en la base de la función de escala, se obtiene una aproximación menos detallada de $f(t)$. Todas las aproximaciones de $f(t)$ forman un subespacio $V_0 \in L^2(\mathbb{R})$. El espacio vectorial V_0 es el conjunto de todas las posibles aproximaciones de la función en $L^2(\mathbb{R})$ generado por el conjunto ortonormal $\{\phi(t - k)\}$.

3.4.1 Transformada Wavelet bidimensional

En una imagen la máxima local indica la posición de bordes con fuertes variaciones de intensidad. La transformada Wavelet continua puede ser extendida al caso de dos dimensiones para aplicaciones de procesamiento de imágenes.

La transformada Wavelet de una imagen bidimensional $f(x, y)$ es:

$$W_f(s_x, s_y; u, v) = \frac{1}{\sqrt{s_x s_y}} \int \int f(x, y) \psi\left(\frac{x-u}{s_x}; \frac{y-v}{s_y}\right) dx dy \quad \text{Ec. 3.9}$$

la cual es una función en cuatro dimensiones. Esta es reducida a un conjunto de funciones bidimensionales de (u, v) con diferentes escalas cuando los factores de escala son tales que $s_x = s_y = s$.

La transformada Wavelet ortogonal multiresolución en dos dimensiones se calcula por proyecciones recursivas sobre las bases de la función de escala y las bases Wavelet, como en el caso unidimensional.

Una traslación discreta dilatada es aquella con factores de escala y traslación discretos expresados como:

$$s = s_0^i \quad \text{Ec. 3.10}$$

$$\tau = k\tau_0 s_0^i \quad \text{Ec. 3.11}$$

donde el exponente i y la constante k son enteros, y $s_0 > 1$ es un paso fijo de dilatación.

Consideremos el modelo Wavelet basado en una función de escala separable:

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y), \quad \text{Ec. 3.12}$$

donde $\phi(x)$ y $\phi(y)$ son funciones de escala unidimensionales. Las traslaciones discretas de $\phi(x)$ y $\phi(y)$ dilatadas generan los subespacios de aproximación multiresolución separables V_i como en el caso unidimensional. La proyección ortogonal de una imagen $f(x, y)$ sobre el conjunto de la función de escala en un nivel de resolución i es, por lo tanto, el producto interno

$$c_i(x, y) = \langle f(x, y), \phi_i(x)\phi_i(y) \rangle, \quad \text{Ec. 3.13}$$

la cual es una aproximación de $f(x, y)$ en un nivel de menor resolución.

Como en el caso unidimensional, se generan las Wavelets $\psi(x)$ y $\psi(y)$ a partir de las funciones de escala $\phi(x)$ y $\phi(y)$, tales que el conjunto de traslaciones discretas de $\psi(x)$ y de $\psi(y)$ es ortogonal al conjunto de traslaciones discretas de $\phi(x)$ y $\phi(y)$, respectivamente.

Entonces se definen tres Wavelets bidimensionales como:

$$\psi_1(x, y) = \psi(x)\phi(y) \quad \text{Ec. 3.14}$$

$$\psi_2(x, y) = \psi(x)\phi(y) \quad \text{Ec. 3.15}$$

$$\psi_3(x, y) = \psi(x)\phi(y) \quad \text{Ec. 3.16}$$

Las diferencias de información entre las aproximaciones $c_i(x, y)$ y $c_{i+1}(x, y)$ en dos niveles adyacentes de resolución son iguales a las proyecciones ortogonales de $f(x, y)$ sobre las tres bases Wavelets, resultando tres imágenes detalles. En dos dimensiones, la descomposición Wavelet con funciones de escala y Wavelet separables se puede calcular con el algoritmo de árbol usando los filtros $p(n)$ y $q(n)$.

Al multiplicar el vector de datos iniciales $f(n)$, de longitud L , por la matriz de transformada Wavelet se obtiene un vector con los coeficientes $c(n)$ y $d(n)$ intercalados:

$$\begin{pmatrix} c(1) \\ d(1) \\ c(2) \\ d(2) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p(0) & p(1) & p(2) & p(3) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ p(3) & -p(2) & p(1) & -p(0) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & p(0) & p(1) & p(2) & p(3) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & p(3) & -p(2) & p(1) & -p(0) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & p(0) & p(1) & p(2) & p(3) & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & p(3) & -p(2) & p(1) & -p(0) & \cdot \\ \cdot & p(2) & p(3) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & p(0) & p(1) & \cdot \\ \cdot & p(1) & -p(0) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & p(3) & -p(2) & f(L) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f(1) \\ f(2) \\ f(3) \\ f(4) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \end{pmatrix}$$

Donde $p(n)$ es un conjunto de filtros discretos paso-bajo, $c(n)$ es la aproximación discreta, también llamada tendencia o residuo de la imagen, y $d(n)$ representa los coeficientes Wavelet discretos o imágenes detalle.

En la Figura 3. 7 se presenta una imagen tratada con la transformada Wavelet, en la esquina superior izquierda de la imagen 3.7 (b) se presenta la aproximación de la imagen, la esquina superior derecha muestra el detalle horizontal, la esquina inferior izquierda muestra el detalle vertical y finalmente, la esquina inferior derecha, el detalle diagonal de la imagen.

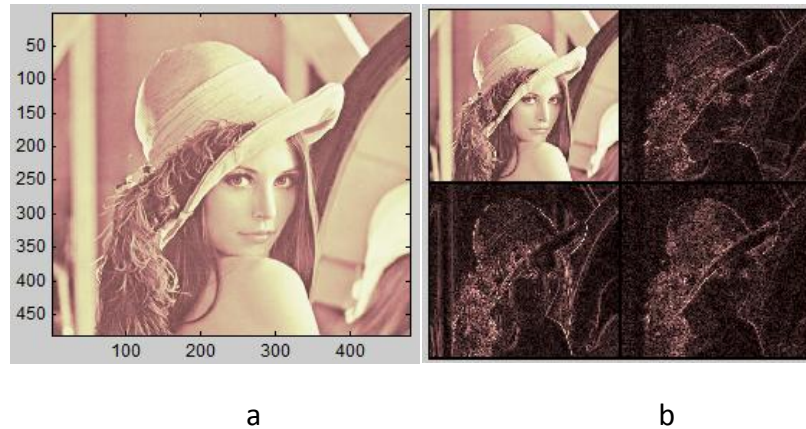


Figura 3. 7 Transformada Wavelet de una imagen:(a) imagen original, (b) resultado de aplicar la transformada Wavelet nivel 1.

3.5 Segmentación de la imagen

Para aislar el objeto de estudio de una imagen generalmente se utilizan técnicas basadas en un umbral que divide el histograma de la imagen, conservando los pixeles que corresponden al nivel de intensidad del objeto y despreciando aquellos que corresponden al fondo. El resultado es usualmente desplegado como una imagen binaria en colores blanco y negro para distinguir las regiones. A este proceso se le denomina umbralización.

La mayoría de las técnicas de umbralización se basan en estadísticas sobre el histograma unidimensional de una imagen. La segmentación por umbral se emplea cuando hay un fuerte contraste entre el objeto de estudio y el fondo de la imagen, además el objeto de estudio debe estar bien definido. De esta forma al aplicar un umbral T la imagen $f(x, y)$ es binarizada, etiquetando con el valor numérico '1' los pixeles correspondientes al objeto y con '0' aquellos que son del fondo. Supongamos una imagen donde el objeto de estudio es más claro que el fondo, entonces la imagen puede separarse en dos regiones de acuerdo con:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \leftrightarrow f(x, y) > T \\ 0 & \leftrightarrow f(x, y) \leq T \end{cases} \quad \text{Ec. 3.17}$$

Para localizar los umbrales se pueden usar procedimientos paramétricos y no paramétricos. En los paramétricos, la distribución de los niveles de gris de una clase de objeto lleva a encontrar los umbrales (Saco, 2005). En los procedimientos no paramétricos, los umbrales se obtienen de forma óptima de acuerdo a algún criterio, por ejemplo maximizando la entropía del histograma de los niveles de gris de las clases resultantes.

Cuando se trabaja con imágenes del mundo real existe ruido, histogramas planos o una iluminación inadecuada. Por tal motivo la mayoría de los procedimientos no dan buenos resultados. El método de Otsu (Otsu, 1979) fue uno de los mejores métodos de selección de umbral para imágenes del mundo real, su importancia radica en que es un método automático, es decir, no requiere de conocimiento *a priori* de la imagen.

Método de Otsu

Una imagen es una función bidimensional de la intensidad del nivel de gris, y contiene N píxeles cuyos niveles de gris se encuentran entre 1 y L . El número de píxeles con nivel de gris i se denota como f_i , y la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris i en la imagen está dada por

$$p(i) = \frac{f_i}{N} \quad \text{Ec. 3.18}$$

En el caso de la umbralización en dos niveles de una imagen los píxeles son divididos en dos clases: C_1 , con niveles de gris $[1, \dots, t]$; y C_2 , con niveles de gris $[t + 1, \dots, L]$. Entonces, la distribución de probabilidad de los niveles de gris para las dos clases son:

$$C_1: \frac{p(1)}{w_1}, \dots, \frac{p(t)}{w_1} \quad \text{Ec. 3.19}$$

$$C_2: \frac{p(t+1)}{w_2}, \frac{p(t+2)}{w_2}, \dots, \frac{p(L)}{w_2} \quad \text{Ec. 3.20}$$

donde

$$w_1 = \sum_{i=1}^t p(i) \quad w_2 = \sum_{i=t+1}^L p(i) \quad \text{Ec. 3.21}$$

La media para cada clase es:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t \frac{i \cdot p(i)}{w_1} \quad \mu_2 = \sum_{i=t+1}^L \frac{i \cdot p(i)}{w_2} \quad \text{Ec. 3.22}$$

Sea μ_T la intensidad media de toda la imagen. Entonces:

$$w_1 \cdot \mu_1 + w_2 \cdot \mu_2 = \mu_T \quad w_1 + w_2 = 1 \quad \text{Ec. 3.23}$$

Usando análisis discriminante, la variancia entre clases de una imagen umbralizada es:

$$\sigma_B^2 = w_1 \cdot (\mu_1 - \mu_T)^2 + w_2 \cdot (\mu_2 - \mu_T)^2 \quad \text{Ec. 3.24}$$

Para una umbralización de dos niveles, el umbral óptimo t^* se elige de manera que σ_B^2 sea máxima; esto es:

$$t^* = \max_{1 \leq t \leq L} \{\sigma_B^2(t)\} \quad \text{Ec. 3.25}$$

3.6 Análisis de forma

La mayoría de los objetos en el mundo real tienen formas irregulares lo cual dificulta su representación e identificación automática. Una forma de describir dichos objetos es el uso de las características de formas conocidas, como el diámetro del círculo equivalente o las características de la elipse que lo contiene (Pratt, 2001). Existen diferentes ecuaciones basadas en el tamaño y en las figuras geométricas que mejor se adaptan al objeto, estas son llamadas parámetros de forma.

3.6.1 Características de forma basadas en momentos

Los momentos de una función son comúnmente utilizados en teoría de probabilidad, sin embargo, también son aplicables al análisis de forma.

En (Jähne, 2002) el momento de una función $g(x_1, x_2)$ de dos dimensiones es definida por:

$$\mu_{p,q} = \iint (x_1 - \bar{x}_1)^p (x_2 - \bar{x}_2)^q g(x_1, x_2) dx_1 dx_2, \quad \text{Ec. 3.26}$$

Donde:

$$\bar{x}_i = \iint x_i g(x_1, x_2) dx_1 dx_2 / \iint g(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad \text{Ec. 3.27}$$

El vector $\bar{x} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2)$ es llamado el centro de masa del objeto por la analogía con la mecánica clásica.

Para imágenes discretas binarias el cálculo del momento se reduce a:

$$\mu_{p,q} = \sum (x_1 - \bar{x}_1)^p (x_2 - \bar{x}_2)^q \quad \text{Ec. 3.28}$$

La sumatoria incluye todos los pixeles que pertenecen al objeto. Para describir la forma de un objeto se pueden usar momentos basados tanto en imágenes binarias como en escala de gris. El análisis de forma comienza con momentos de segundo orden, el momento de orden cero es la masa total del objeto binario evaluado, el momento central de primer orden es cero por definición.

Los tres momentos de segundo orden forman los componentes del tensor de inercia por rotación del objeto alrededor de su centro de masa:

$$J = \begin{bmatrix} \mu_{2,0} & -\mu_{1,1} \\ -\mu_{1,1} & \mu_{0,2} \end{bmatrix} \quad \text{Ec. 3.29}$$

La orientación del objeto es definido como el ángulo entre el eje x y el eje alrededor del cual el objeto puede rotar con mínima inercia. Este es el eigenvector del mínimo eigenvalor. El objeto es más alargado en ésta dirección. Este ángulo es dado por:

$$\phi = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \quad \text{Ec. 3.30}$$

Como medida de excentricidad ε , se puede utilizar la ecuación definida como medida de coherencia de orientación local:

$$\varepsilon = \frac{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2}{(\mu_{2,0} + \mu_{0,2})^2} \quad \text{Ec. 3.31}$$

La excentricidad toma valores en un rango de 0 a 1. Es cero para objetos circulares y uno para objetos con forma de línea. La descripción de la forma por momentos de segundo orden en el tensor de momento esencialmente modela el objeto como una elipse. La combinación de los tres momentos de segundo orden resulta en dos términos invariantes a la rotación, la traza del tensor, o $\mu_{2,0} + \mu_{0,2}$, la cual da la distribución radial de las características del objeto, y la excentricidad.

3.7 Clasificación de las grietas

Para establecer el tipo de grieta al que pertenece cada imagen se ha tomado el M5.1. Catálogo de deterioros de pavimentos flexibles (Mahbub *et al.*, 2002), creado por el Consejo de Directores de Carreteras de Iberia e Iberoamérica, este compendio describe los deterioros considerados más importantes para el mantenimiento de carreteras.

A continuación se presenta la clasificación de los agrietamientos incluidos en este catálogo.

- Grietas longitudinales: se refiere a una fisura longitudinal sensiblemente paralela al eje de la carretera, con abertura mayor a 3mm.
La severidad de las grietas se clasifica según la longitud de las mismas, menores a 20 metros se consideran ligeras; de longitud entre 20 y 100 metros se consideran de severidad media; las de severidad fuerte son aquellas que miden más de 100 metros.
La Figura 3. 8 muestra una grieta longitudinal en una carretera del estado de Querétaro.



Figura 3. 8 Agrietamiento longitudinal.

Una grieta longitudinal puede producirse por el trabajo inadecuado de las juntas longitudinales, gradiente térmico superior a 30°C , o uso de asfaltos duros o envejecidos.

- Grietas transversales: se define como una fisura transversal sensiblemente perpendicular al eje de la carretera, con abertura mayor de 3mm.

La severidad se determina por el número de grietas existentes en un tramo de 100 metros así, la severidad es ligera si existen menos de 2 grietas, se considera de severidad media cuando existen de 2 a 15 grietas y es fuerte cuando existen más de 15 grietas, ver Figura 3. 9.



Figura 3. 9 Agrietamiento transversal.

Una grieta transversal es provocada por el trabajo inadecuado de juntas transversales, gradiente térmico superior a 30°C , uso de asfaltos duros o como reflejo de las grietas en bases rígidas.

- Fisuras solas o en retícula (malla): también conocido como agrietamiento de bloque, se define como fisura longitudinal o transversal, con abertura menor de 3mm y separación mayor de 15 cm, ver Figura 3. 10.

La severidad se determina por la relación del área rectangular, de ancho igual a 0.5 m y largo igual a la longitud de cada fisura, respecto al área total en tramos de 100m. Se clasifica de severidad ligera si es menor del 10%, es de severidad media si está entre el 10% y el 50% y se considera severidad fuerte a aquellas que exceden el 50%.



Figura 3. 10 Agrietamiento en retícula.

Este tipo de grieta puede producirse por el uso de asfaltos muy duros o son el reflejo de fisuras en bases estabilizadas.

- Piel de cocodrilo (malla cerrada): se define como fisuras longitudinales y transversales, con separación menor de 15 cm y con abertura creciente según avanza el deterioro. Generalmente presenta hundimiento del área afectada. Se considera área afectada a la suma de las áreas de los rectángulos que circunscriben a cada una de las áreas con deterioro, ver Figura 3. 11.

La severidad se determina de acuerdo a la porción del área afectada respecto al área total, en tramos de 100m. De acuerdo con lo anterior una grieta de severidad ligera es la que cubre un área menor al 10% del total; si cubre un área entre 10% y 50% se considera de severidad media y un área mayor al 50% se considera de severidad fuerte.



Figura 3. 11 Agrietamiento en malla cerrada.

Las causas comunes de un agrietamiento de piel de cocodrilo son: incompatibilidad de deflexiones con el espesor de la capa de rodadura, subdrenaje inadecuado en sitios aislados y uso de asfaltos muy duros.

4. Materiales y métodos

4.1 Infraestructura y materiales

Para realizar la adquisición de las imágenes se utilizó una camioneta tipo Van, éste vehículo fue instrumentado con los siguientes elementos:

- Una cámara lineal Piranha 2 modelo P2-45-04K40-10E marca DALSA montada en la parte superior del vehículo aproximadamente a 2 metros de altura, ver Figura 4. 1, este tipo de cámara adquiere la imagen línea a línea utilizando un sensor lineal, de forma que la cámara se desplaza con respecto al objeto a capturar o viceversa. Las cámaras lineales son muy utilizadas para tareas de inspección debido a la resolución y alta velocidad que ofrecen.



Figura 4. 1 Montaje de la cámara lineal.

- Un sensor de posición angular, encoder. El eje de dicho sensor está acoplado al eje de una rueda del vehículo a través de un tapón especial en el rin de la rueda. Además, el encoder es

sujeto por dos varillas que impiden el giro del sensor y permiten el desplazamiento vertical del eje de la rueda, generado por su sistema de suspensión. El cable de datos del encoder se introduce por a la parte de abajo de la salpicadera de la rueda al interior del vehículo, Figura 4. 2. La función del encoder es enviar el pulso de disparo a la cámara lineal para realizar la adquisición de imágenes, se envían 2000 pulsos por cada vuelta de la rueda.



Figura 4. 2 Montaje del encoder en la rueda del vehículo.

- En el interior, el vehículo cuenta con una computadora de escritorio en la cual se almacenan las imágenes adquiridas. En la Figura 4. 3 se observa el montaje de algunos elementos de la computadora, tales como el CPU y el regulador. La Figura 4. 4 muestra el montaje del teclado, monitor y mouse.



Figura 4. 3 Montaje del CPU y regulador en el interior del vehículo.



Figura 4. 4 Teclado, monitor y mouse en el interior del vehículo

- Además de la computadora en el interior del vehículo se instaló: una fuente de alimentación para la cámara lineal, Figura 4. 5, y un generador de voltaje, Figura 4. 6.



Figura 4. 5 Montaje de la fuente de alimentación de la cámara.



Figura 4. 6 Generador de voltaje.

Cabe mencionar que la instrumentación del vehículo y la adquisición de las imágenes fueron procesos realizados en CICATA, Querétaro, en un proyecto previo.

El sistema que se desarrolló para el procesamiento de las imágenes tuvo las siguientes características: resolución de al menos 1mm, procesamiento de las imágenes fuera de línea y de forma automática.

Para el procesamiento de las imágenes se utilizaron los siguientes recursos:

- Una computadora laptop Acer con procesador Intel Pentium 1.3 Ghz, 800 Mhz, con 3GB DDR y 250 GB HDD. Con sistema operativo de 32 bits Windows Vista.
- Software de programación:
 - MatLab R2008a
 - ImageJ 1.42q

4.2 Etapa de adquisición

La adquisición se llevó a cabo en la autopista lateral norte Silao-Guanajuato. En esta etapa se utilizó el vehículo mencionado en la sección 4.1, las imágenes fueron adquiridas por la cámara lineal Piranha con resolución máxima de 4096 pixeles. Al realizar pruebas de adquisición de las imágenes se notó una pérdida de información de la superficie de la carretera, entre cada par de imágenes se perdían de 0.3 a 3 m de superficie. Con el fin de reducir estas pérdidas se realizaron pruebas con imágenes de 500, 1000, 2000 y 4000 líneas, concluyendo que el mejor tamaño de imagen es de 1000 x 4096 pixeles. Teniendo en promedio un tamaño de 4MB por imagen.

La Figura 4. 7 muestra una de las imágenes resultantes.

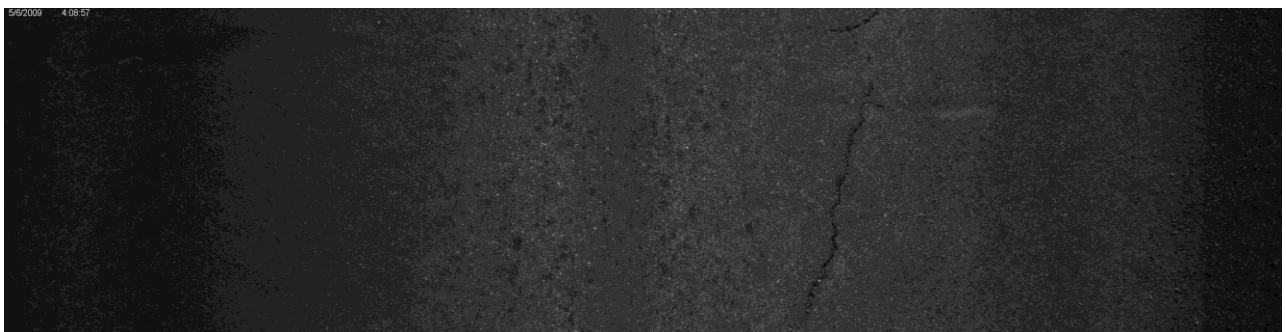


Figura 4. 7 Imagen conformada por 1000 imágenes lineales.

Se almacenaron 1093 imágenes de 1000 x 4096 pixeles en formato bmp, de las cuales se eligieron 30 con el fin de probar los métodos de realce y detección propuestos. Adicionalmente, se cuenta con una base de datos recopilados por un grupo de expertos que analizaron visualmente cada una de las

imágenes almacenadas, en ésta se describe el tipo de grieta existente en cada imagen, así como su longitud y severidad.

4.3 Método propuesto

El método propuesto se compone de tres etapas principales que son realce de la imagen, segmentación y detección. A continuación se describe la metodología empleada para realizar cada una de ellas.

Diagrama de flujo del método propuesto

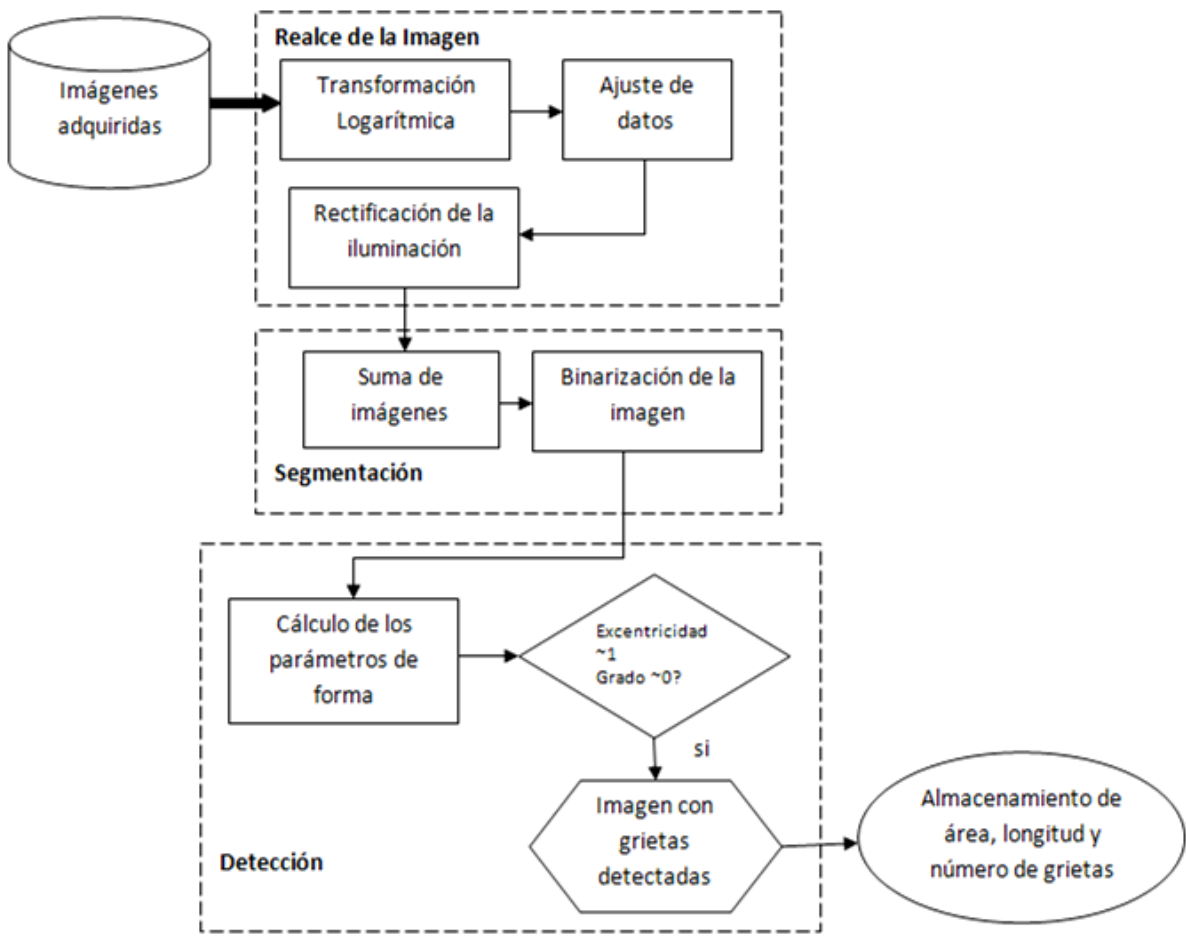


Figura 4. 8 Diagrama de bloques que ilustra la metodología seguida para la detección de grietas.

4.3.1 Definición de grieta

En diversos textos escritos acerca de la detección automática de grietas en las carreteras, como (Chambon et al., 2009) y (Monem et al., 2005) los autores definen una grieta como:

- Un conjunto de píxeles que son más oscuros que el fondo.
- Un conjunto de pequeños segmentos con diferentes orientaciones.

En el presente trabajo se adoptó ésta definición, además se tomó en cuenta que la mayor parte de las grietas tienen una forma parecida a una línea. Entonces el método propuesto se orienta a destacar los objetos más oscuros de la imagen, conectar los diferentes segmentos y separar aquellos objetos que tengan forma similar a una línea.

Las imágenes adquiridas presentan además grietas más claras que el pavimento, las cuales son llamadas grietas blancas (Monem et al., 2005). Este tipo de grieta no es detectado por el método propuesto.

4.3.2 Realce de la imagen

De éste proyecto surgen dos planteamientos importantes: por un lado está el hecho de que las imágenes no son uniformemente iluminadas debido a que la adquisición se realiza desde una altura de dos metros, además de que la iluminación debe ser muy intensa cuando la velocidad de exposición es muy rápida. Por otro lado se debe considerar que algunas imágenes presentan otros elementos como ruido, sombras y manchas, que pueden producir falsas grietas.

Las imágenes tomadas de la superficie de las carreteras tienen muchas variaciones en la intensidad de los píxeles y debido a esto la segmentación de la imagen es compleja. Es por esta razón que en la etapa de preprocesamiento debe considerarse un método que incremente el contraste entre la grieta y el fondo de la imagen además de corregir la iluminación.

El método propuesto se basa en mejorar la distribución del histograma de la imagen y calcular la tendencia de los píxeles en cuanto a nivel de gris, se usa esta información para compensar la iluminación de la imagen, posteriormente se aplica una suma de imágenes para tratar de recuperar información que pudo perderse.

Con el fin de determinar las operaciones a realizar sobre las imágenes originales se estudiaron las características más comunes en las imágenes de grietas sobre carreteras, se pudo constatar tres características importantes:

- Los píxeles de la imagen tienen bajos niveles de gris.
- El histograma de la imagen está distribuido en un rango estrecho en la escala de niveles de gris.
- La iluminación de la imagen no es uniforme.

Debido a estas características el primer paso del método aplica una transformación logarítmica a la imagen con el fin de ampliar el rango de nivel de gris y aclarar la misma. Una transformación logarítmica se define con la siguiente ecuación:

$$s = c \log (1 + r) \quad \text{Ec. 4.1}$$

Donde c es una constante, r es el valor del píxel de entrada y s el valor resultante de la transformación.

La Figura 4. 9 muestra una imagen resultante de la etapa de adquisición, mientras que la Figura 4. 11 muestra el efecto de la transformación logarítmica sobre dicha imagen. El histograma de la Figura 4. 10 representa la distribución de la intensidad de los píxeles de la imagen original, mientras que el histograma de la Figura 4. 12 muestra la distribución de la intensidad de los píxeles después de la transformación.

Después de la transformación logarítmica se modificaron las dos primeras características de la imagen, el nivel de gris de los píxeles aumenta y el rango del histograma se expande.

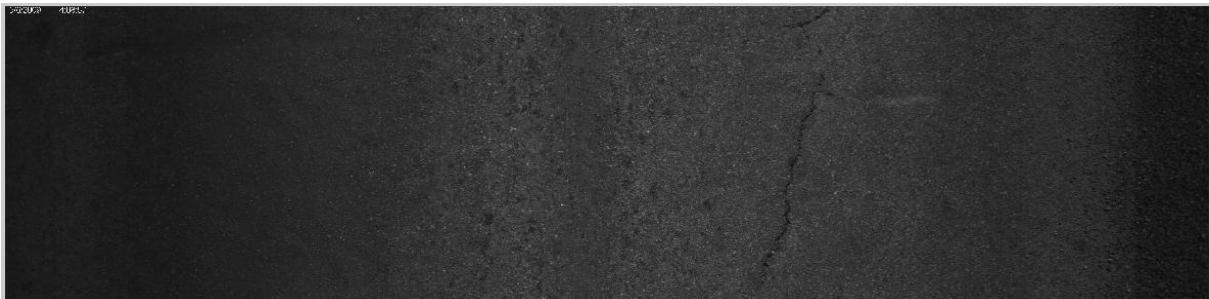


Figura 4. 9 Imagen original

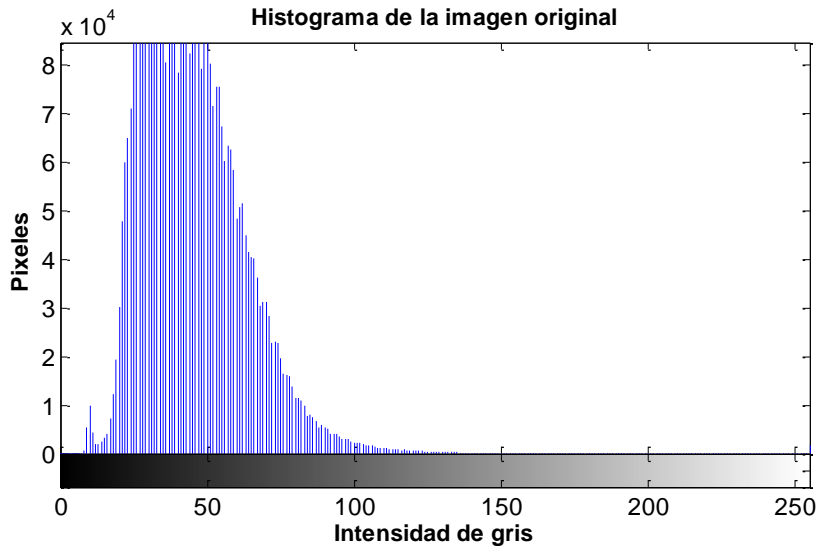


Figura 4. 10 Histograma de la imagen antes de la transformación logarítmica.

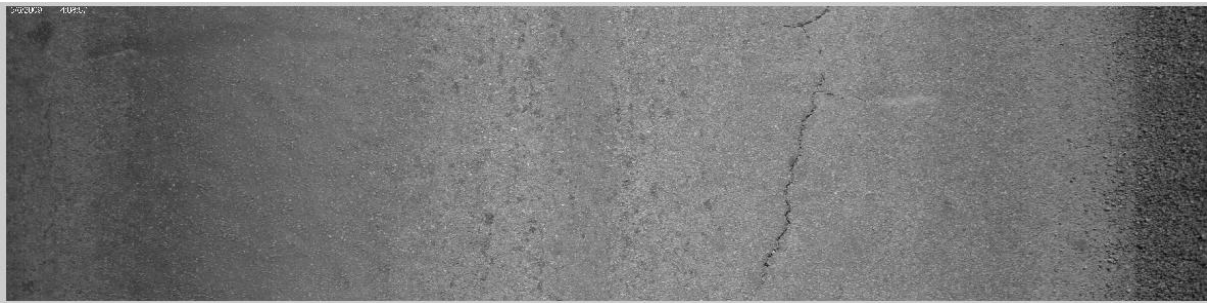


Figura 4. 11 Efecto de la transformación logarítmica sobre la imagen de la Figura 4. 9.

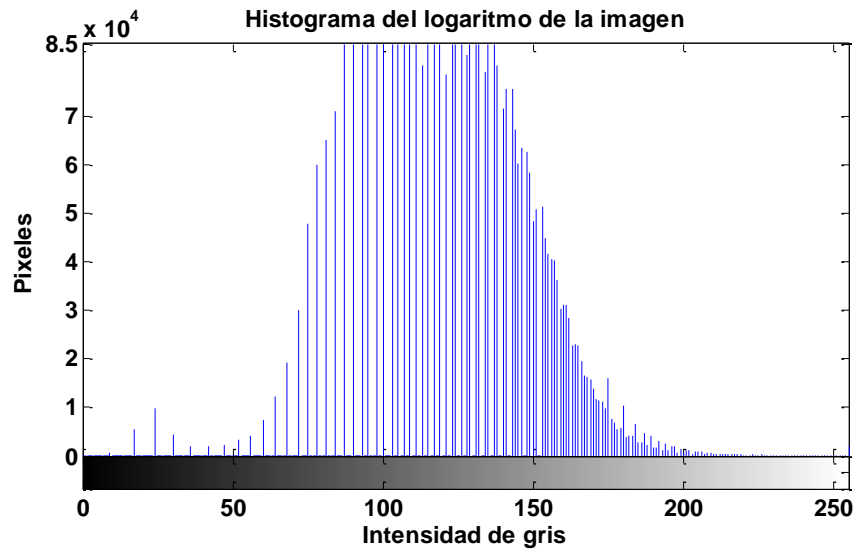


Figura 4. 12 Histograma de la imagen después de la transformación logarítmica.

La rectificación de la iluminación de la imagen se realizó mediante la sustracción de las variaciones de brillo de la imagen original. Para determinar las variaciones de brillo en la imagen se calculó el promedio de intensidad de los píxeles en cada columna.

Considerando la imagen como una matriz de $M \times N$, si realizamos el promedio de los elementos de cada columna el resultado es un vector V de $1 \times N$ que contiene la tendencia del nivel de intensidad de los píxeles de las columnas 1 hasta N . Graficando el vector V obtenemos una curva como la que se muestra en la Figura 4. 13, la tendencia de la intensidad de los píxeles es calculada después de la transformación logarítmica, por esa razón la escala de la intensidad de gris toma valores menores a 5.

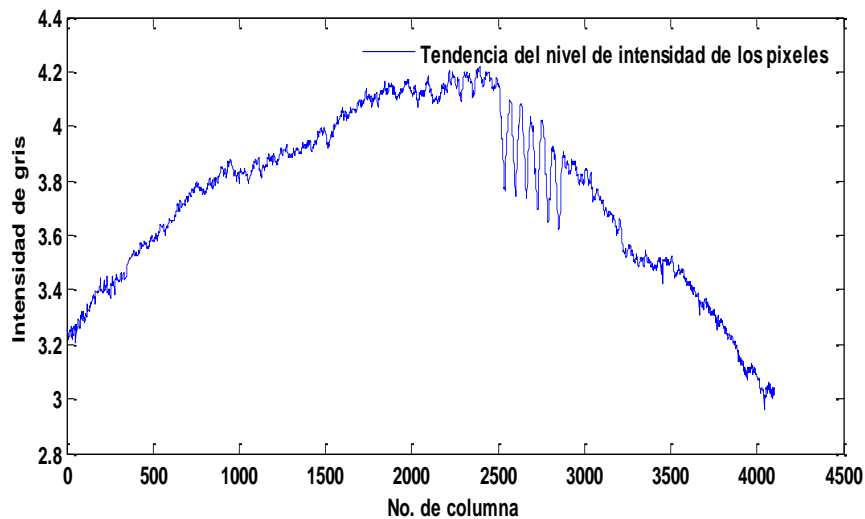


Figura 4. 13 Tendencia del nivel de intensidad de las columnas de la imagen.

Esta tendencia de niveles de gris se utilizó para calcular una función que aproxime el comportamiento del fondo de la imagen. La función utilizada debe ser una ecuación matemática que describa el conjunto de datos y que sea mínimamente influenciada por el ruido, por tal motivo se realizó un ajuste de curvas con los promedios obtenidos. Para realizar el ajuste se utilizó una suma de Gaussinas con 6 términos que está dada por la ecuación:

$$G(x) = \sum_{i=1}^6 a_i e^{-\left(\frac{x-b_i}{c_i}\right)^2} \quad \text{Ec. 4.2}$$

donde a es la amplitud, b es el centro de gravedad y c está relacionado con la anchura del pico.

Además, se realizaron pruebas con una suma de funciones seno con 6 términos y una suma de polinomios de orden 8, ecuaciones 4.3 y 4.4, respectivamente:

$$G(x) = \sum_{i=1}^6 a_i \sin(b_i x + c_i) \quad \text{Ec. 4.3}$$

Donde a es la amplitud, b es la frecuencia, y c es la constante de fase para cada término de onda sinusoidal.

$$G(x) = \sum_{i=1}^{n+1} p_i x^{n+1-i} \quad \text{Ec. 4.4}$$

Donde $n + 1$ es el orden del polinomio, y n es el grado del polinomio.

Con base en el error SSE y R-cuadrada se concluyó que la ecuación que mejor representa los datos es la suma de Gaussianas.

En la Figura 4. 14 se graficaron los puntos originales, curva en color verde, y la curva ajustada en color rojo. La curva ajustada representa solamente la tendencia en la iluminación de la imagen, mientras que los datos originales contienen además los detalles de la misma.

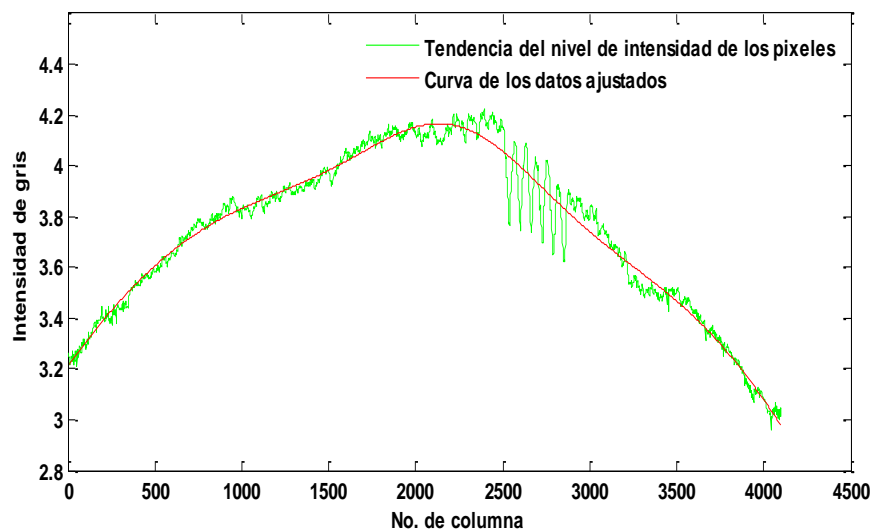


Figura 4. 14 Datos ajustados con la ecuación 4.2.

El resultado del ajuste de curva es una función $G(x)$, en esta función se evalúa el vector V , el vector obtenido con esta evaluación tiene un tamaño $1 \times N$ y es denominada ‘función de fondo’ (Russ., 1999) que aproxima el comportamiento de las variaciones de brillo del fondo de la imagen.

La función de fondo se sustrajo de la imagen transformada con la ecuación 4.1 con el fin de nivelar la intensidad de los píxeles en la imagen. La sustracción se realizó mediante una resta de imágenes que equivale a restar la función de fondo de cada vector renglón de la imagen, como se muestra en la ecuación 4.5. Con dicha operación se obtuvo una imagen que muestra los detalles de la carretera como la textura, manchas y las grietas, Figura 4. 15.

$$I_{resultante} = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m,1} & \cdots & p_{m,n} \end{bmatrix} - [función\ de\ fondo] \quad \text{Ec. 4.5}$$

donde, $p_{i,j}$ es el nivel de intensidad de intensidad del pixel en la posición i,j después de realizar la transformación logarítmica, m es el número de renglones de la imagen, y n es el número de columnas.

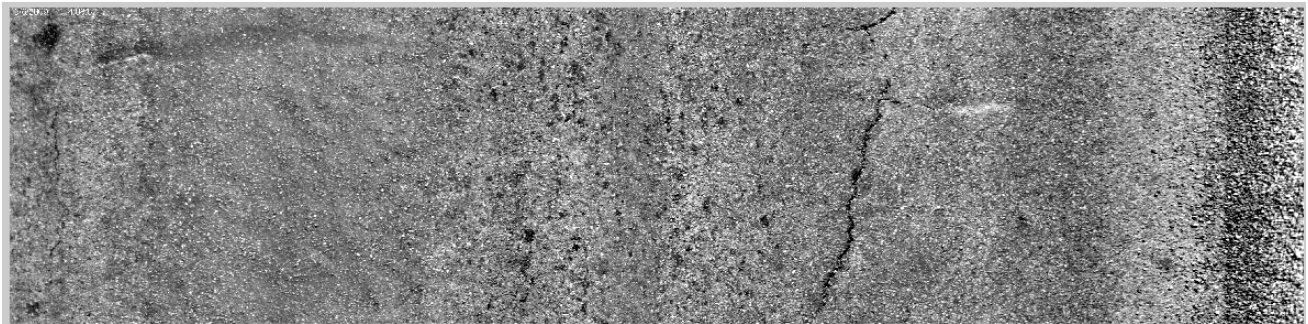


Figura 4. 15 Imagen con la iluminación nivelada.

Al nivelar la iluminación de la imagen con una transformación logarítmica previa, se aumentó el contraste entre la grieta y el fondo; lo cual no sucede al nivelar la iluminación de la imagen original. El resultado de cada operación se muestra en la Figura 4. 16.

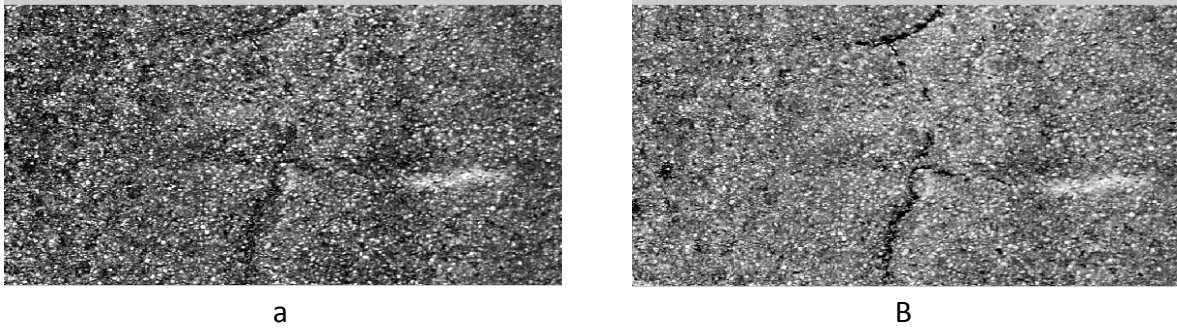


Figura 4. 16 Detalle de una imagen con iluminación nivelada. (a) Sin transformación logarítmica previa, y (b) con transformación logarítmica previa.

A continuación se presenta el algoritmo utilizado en el proceso de rectificación de iluminación en la imagen:

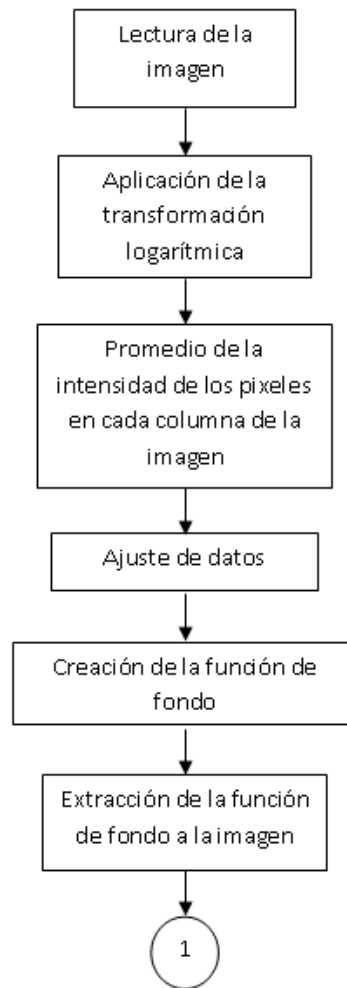


Figura 4. 17 Proceso de rectificación de la iluminación.

Después de rectificar la iluminación de la imagen se evaluaron dos diferentes métodos de realce de la imagen.

El primer método utiliza la transformada Wavelet con el fin de escalar la imagen y de éste modo unir los pequeños segmentos que conforman la grieta.

La transformada Wavelet discreta en dos dimensiones utiliza un conjunto de filtros discretos paso-bajo $p(n)$ y paso-alto $q(n)$ que se implementan con un algoritmo piramidal.

Así, si se tiene una imagen original $c_0(x, y)$ se calcula primero entre las filas de la imagen y los filtros $p(n)$ y $q(n)$ resultando dos imágenes, en cada una de ellas se calcula la correlación con los filtros $p(n)$ y $q(n)$ en dirección horizontal, lo que resulta en cuatro imágenes, una aproximación $c_i(x, y)$ y los detalles horizontal, vertical y diagonal.

Se aplicó la transformación Wavelet discreta en dos dimensiones a una imagen con la iluminación rectificada y se aplicó una serie de operaciones morfológicas con el fin de conservar solamente las partículas con área mayor a 20 píxeles.

Como siguiente paso se realizó una adición de imágenes, una de ellas es la resultante de nivelar la iluminación y la otra es la aproximación de la imagen resultante de aplicar la transformada Wavelet. La adición se realiza con el fin de conservar las características de los objetos de interés, en este caso las grietas, que la primera imagen no conserva y que si están presentes en la segunda imagen.

La Figura 4. 18 muestra el diagrama de flujo del primer método, basado en la transformada Wavelet.

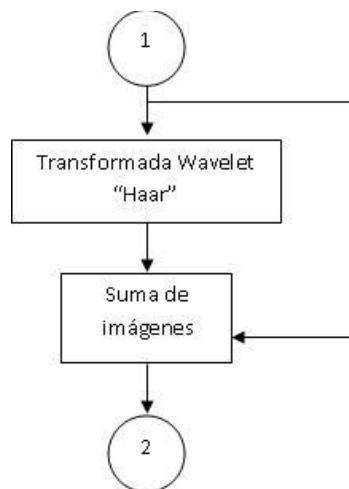


Figura 4. 18 Proceso de realce basado en Transformada Wavelet.

El segundo método consiste en realizar la transformada Wavelet por ventanas con el fin de minimizar la influencia de la textura y detalles ajenos a las grietas que se presentan en las imágenes.

En éste método se suma la imagen con iluminación nivelada con ella misma, el resultado es una imagen que contiene pixeles con valor de intensidad mayor a 255. El siguiente paso es ajustar los valores de intensidad de la imagen a un rango de 0 a 255.

La transformación Wavelet se realiza por ventanas, el número de ventanas para dividir la imagen fue seleccionado experimentalmente, aplicando la transformada wavelet discreta en dos dimensiones a cada ventana, así se reduce la influencia de detalles en las otras ventanas. De este modo la imagen se dividió en 16 ventanas. Ver Figura 4. 19.

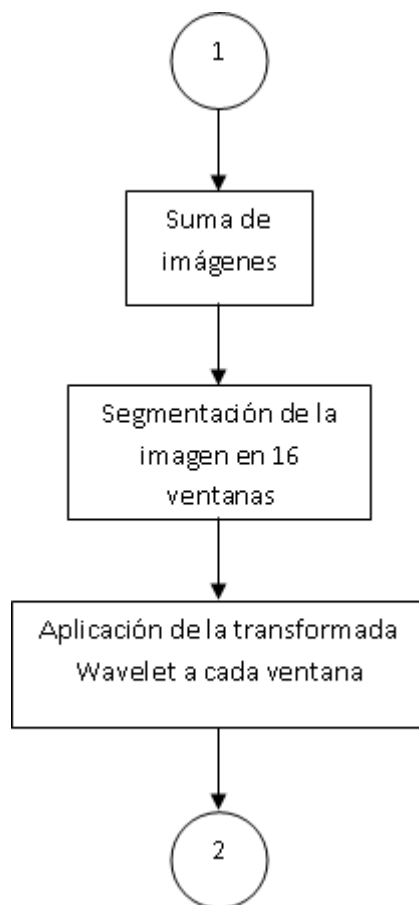


Figura 4. 19 Proceso de realce basado en Transformada Wavelet por ventanas.

4.3.3 Segmentación

De la suma de imágenes se obtiene un buen contraste entre la grieta y el fondo, por lo tanto se puede utilizar un algoritmo de segmentación. Como primer paso se seleccionaron los umbrales A y B , con el fin de conservar únicamente el valor de los píxeles con baja intensidad en la imagen, con la finalidad de acelerar el proceso de binarización de la imagen.

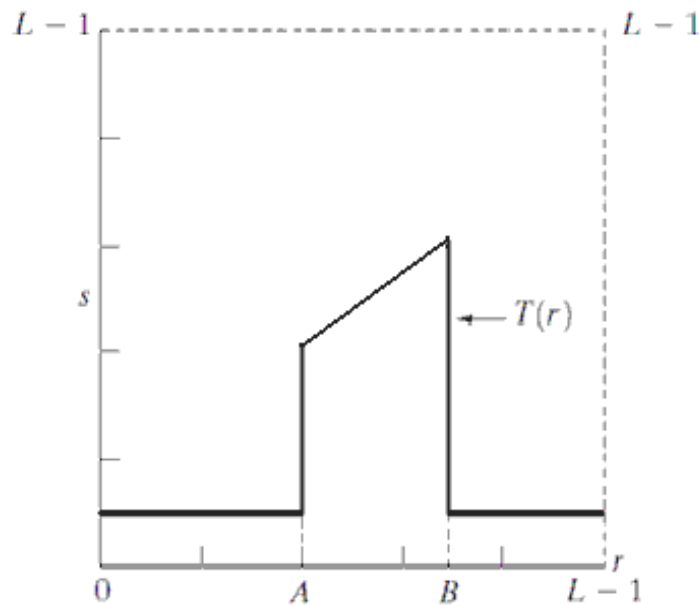


Figura 4. 20 Aplicación de umbral. Esta transformación mantiene el valor de los píxeles dentro del rango $[A,B]$ y convierte todos los demás a un nivel constante (González et al.,2002).

La Figura 4. 20 muestra el principio de la transformación de la imagen en escala de grises, el eje horizontal representa la intensidad de los píxeles de entrada y el eje vertical representa la intensidad de los píxeles de salida. Los píxeles que mantienen su valor están dentro del rango $[0, B]$, donde B fue seleccionado experimentalmente. Los demás píxeles son convertidos a un valor de intensidad L . La binarización se realizó con el método de Otsu.

El proceso de binarización se aplica a la imagen obtenida del proceso de realce, a continuación se presenta el diagrama de flujo de dicho proceso.

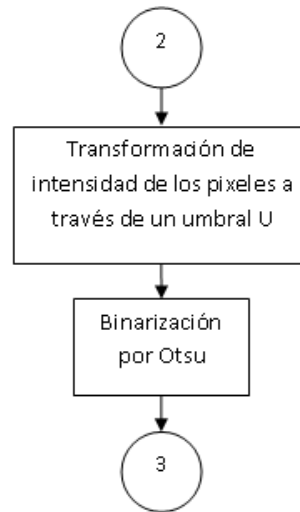


Figura 4. 21 Proceso de segmentación

4.3.4 Detección

Posteriormente se utilizó el algoritmo basado en la conectividad y adyacencia de pixeles, 'bwlabel' del software MATLAB. Dicho algoritmo etiqueta cada uno de los objetos de la imagen. Los objetos encontrados fueron grupos de pixeles adyacentes con un valor de intensidad v igual a uno. El resultado de esta operación es una matriz que contiene números enteros de 0 hasta n , donde 0 representa los pixeles del fondo, los pixeles marcados con el número uno forman un objeto, los pixeles marcados con el número 2 forman el siguiente objeto, los pixeles marcados con el número n forman el último objeto.

Para determinar la etiqueta que se asignará a cada pixel p , el algoritmo 'bwlabel' utiliza el procedimiento siguiente:

Realiza un primer rastreo en la imagen y asigna etiquetas preliminares con base en los siguientes criterios

- Si los vecinos p no están etiquetados, se genera una nueva etiqueta. Si sólo un vecino de p está etiquetado, se le asigna ésta etiqueta a p .
- Si uno o más de los vecinos de p tienen etiqueta, se asigna una de ellas a p y se registra las equivalencias entre ellas.

Tras completar el rastreo, los pares de etiquetas equivalentes se ordenan en clases de equivalencia y se asigna una etiqueta única a cada clase.

Como paso final, se realiza un segundo rastreo, durante el cual cada etiqueta se reemplaza por la etiqueta asignada a su clase equivalente.

La Figura 4. 22 muestra una imagen segmentada por medio del algoritmo descrito anteriormente, los diferentes colores muestran diferentes objetos. En este caso se tienen 9 objetos.

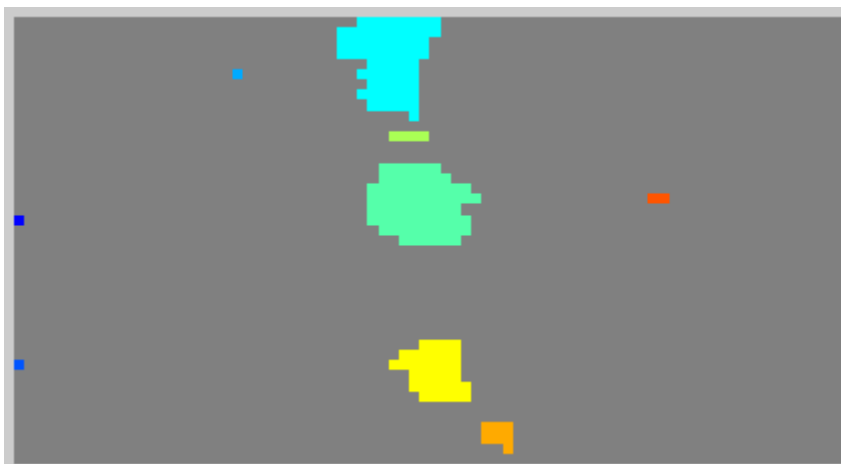


Figura 4. 22 Detalle de una imagen etiquetada.

No todos los objetos mostrados en la imagen anterior forman parte de una grieta, de acuerdo con el M5.1. Catálogo de Deterioros de Pavimentos Flexibles (Mahbub et al., 2002) una grieta es significativa cuando tiene un grosor mayor a 3mm y según (Chambon et al., 2011) es significativa cuando tiene una longitud mayor a 7mm. Cada pixel equivale aproximadamente a 1 mm, entonces, se eliminan de la imagen los objetos con área menor a 20 pixeles.

Como se definió en la sección 4.3.1 las grietas tienen una forma muy parecida a una línea. Por lo tanto se utilizarán dos parámetros de forma para determinar cuál de los objetos de la imagen forman parte de una grieta.

El primer parámetro utilizado para distinguir las grietas de los demás objetos en la imagen es la excentricidad. La excentricidad de un objeto es un escalar que especifica la excentricidad de la elipse que tiene los mismos momentos de segundo orden que la región analizada. La excentricidad es la relación de la distancia entre los focos de la elipse y la longitud del eje mayor. El valor de la excentricidad de las formas oscila entre 0 y 1. Los valores 0 y 1 son casos extremos, 0 es en realidad un círculo, mientras que la elipse con excentricidad 1 es un segmento de línea.

El segundo parámetro utilizado es el grado, que se define como un escalar que especifica la proporción de pixeles del cuadro delimitador que están también en la región estudiada. El cuadro delimitador es el rectángulo más pequeño que contiene la región estudiada. El grado se calcula dividiendo el área del

objeto por el área del cuadro delimitador, lo cual es una medida de compacidad del objeto. Si el grado de un objeto es cercano a 1 el objeto es un rectángulo, mientras que los objetos con formas delgadas y complejas tienen un grado cercano a cero.

Las grietas son aisladas al comparar la excentricidad y grado de cada objeto. Son considerados grietas aquellos con excentricidad cercana a 1 y grado con valor cercano a cero.

Posteriormente se calcula el número de grietas detectadas en cada imagen, así como el área y la longitud de éstas. Finalmente los datos son almacenados en un archivo de texto.

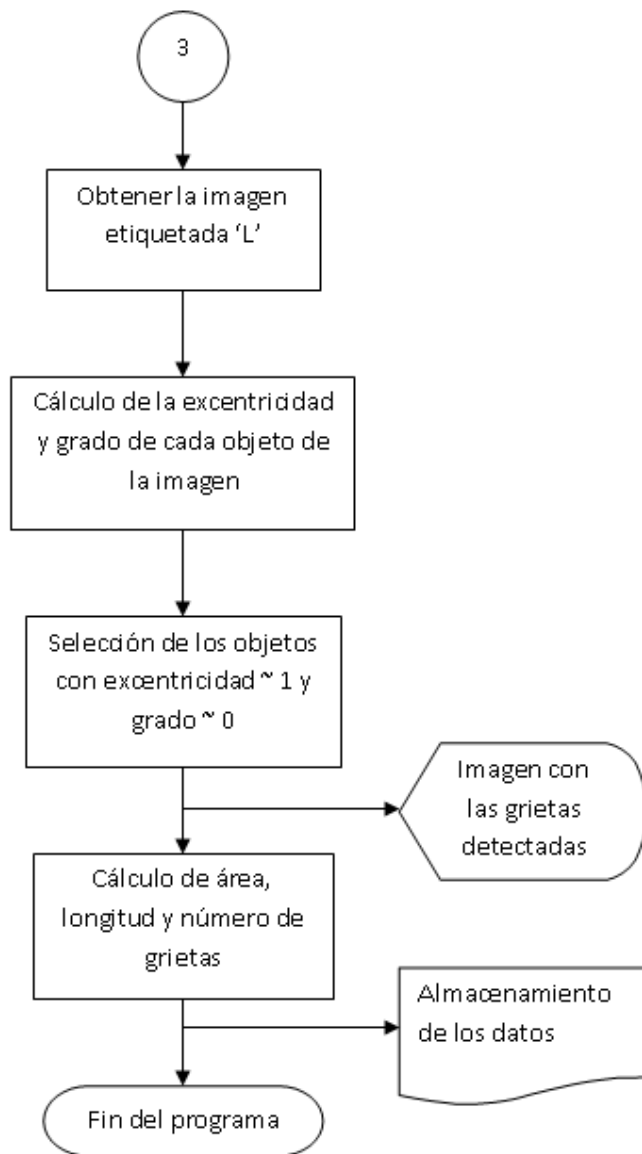


Figura 4. 23 Proceso de detección de grietas

5. Experimentación y resultados

Los resultados experimentales de las diferentes etapas del proceso descrito en el capítulo anterior se muestran a continuación.

5.1 Proceso de realce

En esta sección se muestran los resultados del proceso descrito en la sección 4.3.1, la Figura 5. 1 muestra la imagen de entrada, la Figura 5. 2 muestra la imagen después de aplicar la transformación logarítmica con $c = 1$.

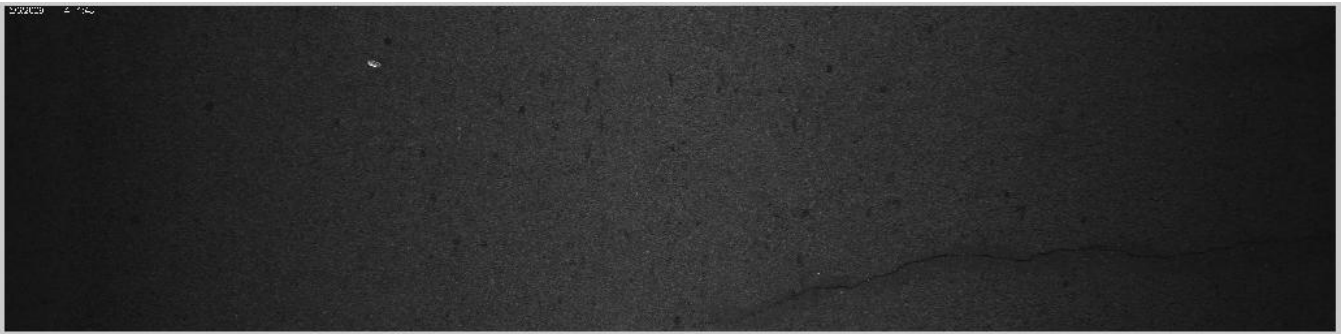


Figura 5. 1 Imagen sin proceso de realce.

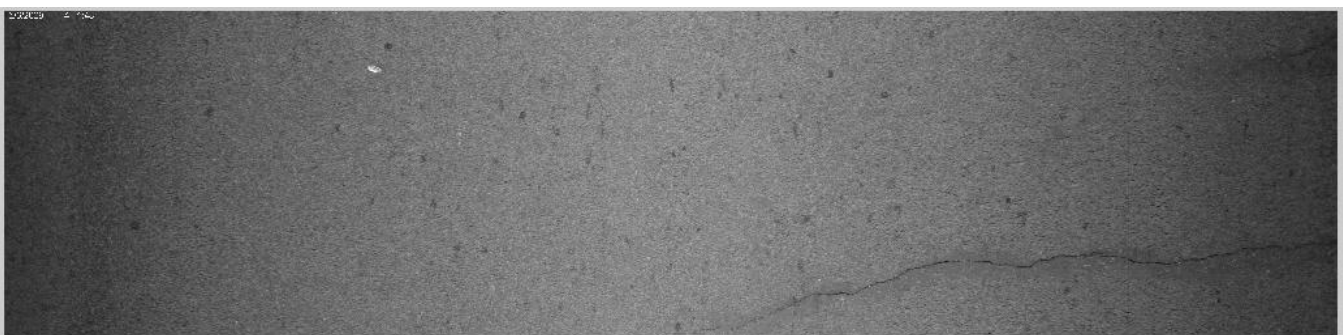


Figura 5. 2 Resultado de aplicar la transformación logarítmica a la imagen anterior.

A continuación se muestra el proceso de conformación del patrón de iluminación de la imagen mostrada en la Figura 5. 2.

La siguiente gráfica presenta la tendencia de intensidad de los pixeles, en ella se observa que el centro de la imagen tiene un nivel de intensidad mayor que en los extremos.

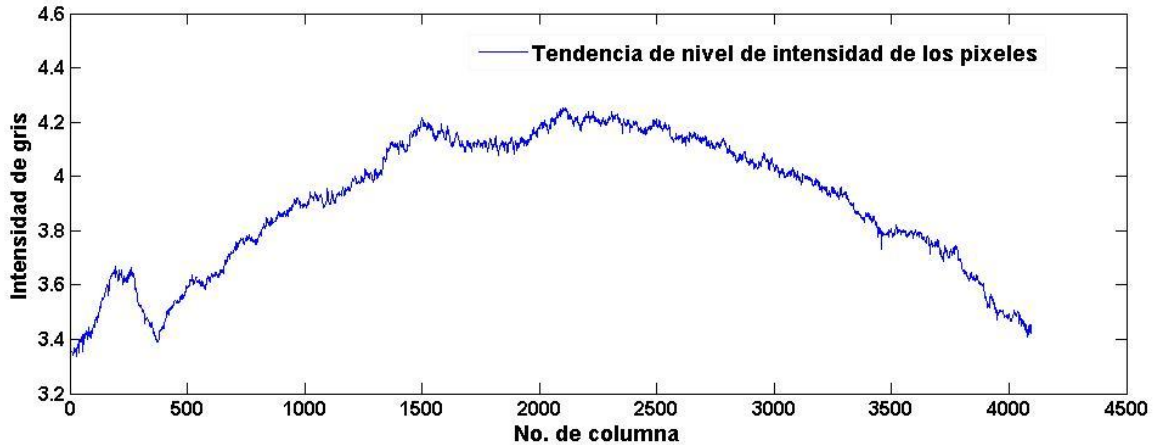


Figura 5. 3 Tendencia del nivel de intensidad de las columnas de la imagen.

Para determinar la función utilizada para ajustar la curva se calcularon los errores de ajustes realizados a tendencias de diferentes imágenes, se probaron tres funciones diferentes. La siguiente tabla muestra los errores SSE y R-cuadrada del ajuste realizado a las curvas obtenidas de una muestra de imágenes.

Tabla 5. 1 Errores estadísticos de diferentes funciones utilizadas para el ajuste de curvas.

Imagen	Gaussiana		Suma de funciones Sin		Polinomio 8	
	SSE	R-square	SSE	R-square	SSE	R-square
0000021	3.038	0.9927	3.287	0.9921	4.41	0.9894
0000105	2.328	0.9898	2.416	0.9894	3.147	0.9861
0000425	4.32	0.9882	5.435	0.9852	5.425	0.9852
0000496	3.158	0.9918	4.769	0.9876	5.097	0.9868
0000552	2.679	0.9894	5.375	0.9788	7.005	0.9724
0001163	5.075	0.9861	4.688	0.9871	9.999	0.9725
0001280	3.813	0.9888	5.592	0.9836	7.604	0.9777
0001346	3.233	0.993	4.888	0.9894	6.203	0.9866
0001483	4.053	0.9885	6.711	0.981	7.942	0.9775
0002030	3.591	0.9911	3.584	0.9912	4.694	0.9884
0002071	2.204	0.9954	5.091	0.9893	5.31	0.9888
0002085	1.769	0.9952	2.595	0.993	4.672	0.9874
Promedio	3.272	0.9908	4.536	0.9873	5.959	0.9832

De los promedios obtenidos se concluyó que la suma de gaussianas con 6 términos es la que presenta el menor valor de promedio de error SSE y un valor mayor en el promedio de R-cuadrada, por esa razón que se eligió para realizar el ajuste de curva. Las curvas obtenidas con las diferentes funciones se muestran en la Figura 5. 4.

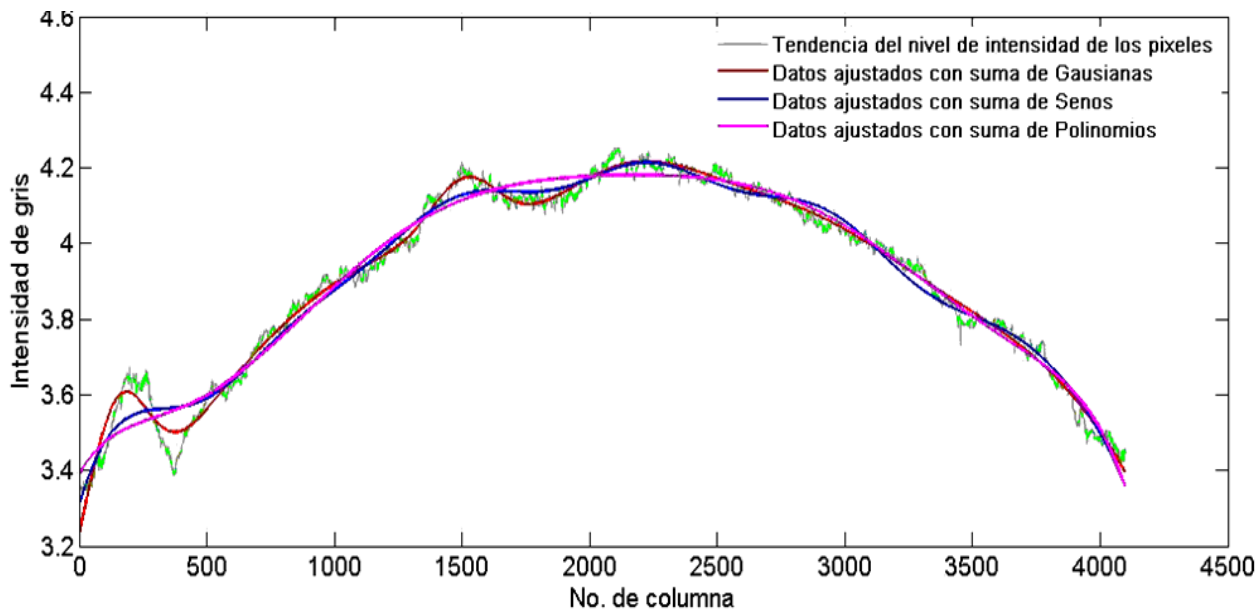


Figura 5. 4 Datos ajustados con diferentes funciones.

La curva de datos ajustados (en rojo) muestra la variación de brillo en la imagen con esto se crea la función de fondo que se sustrae de las imágenes para nivelar la iluminación de éstas. La Figura 5. 5 muestra las variaciones de brillo de la imagen.

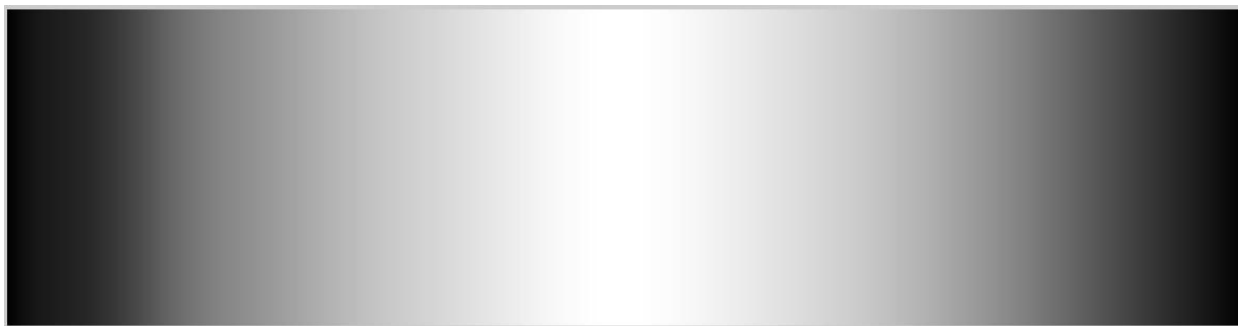


Figura 5. 5 Variaciones de brillo de la imagen.

La función de fondo se sustrae de la imagen resultante de la transformación logarítmica, como se describió anteriormente. Al realizar esta operación se obtiene una imagen de los detalles de la carretera es decir grietas, manchas y textura propia del asfalto, ver Figura 5. 6.

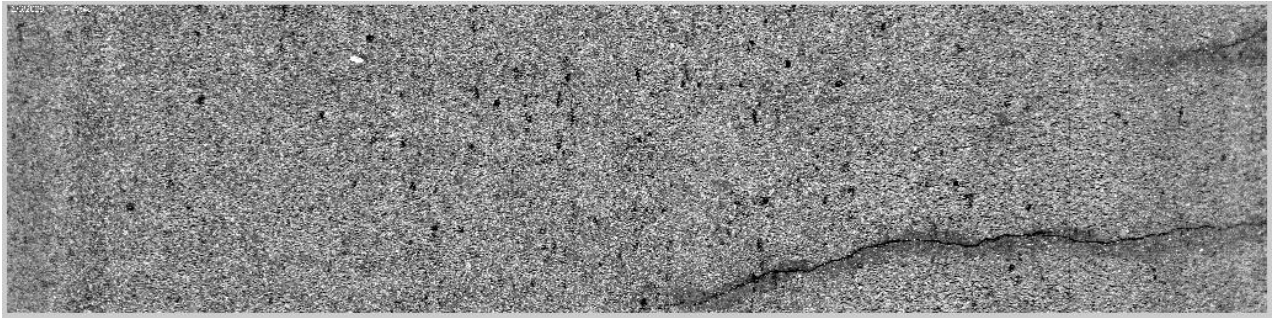


Figura 5. 6 Imagen con iluminación corregida.

Después de obtener la imagen con iluminación uniforme se probaron los dos métodos propuestos en la sección 4.3.3. Se utilizaron dos conjuntos de imágenes, el primer conjunto se conformó por 30 imágenes reales, adquiridas con el vehículo instrumentado en el CICATA. El segundo conjunto se conformó por imágenes reales que no presentan grietas, a las que se añadieron grietas sintéticas tomadas del trabajo de Chambon (Chambon *et al.*, 2011). Los resultados del método basado en la transformada Wavelet (método 1), y el método basado en la transformada Wavelet por ventanas (método 2) se presentan a continuación.

5.2 Imágenes reales

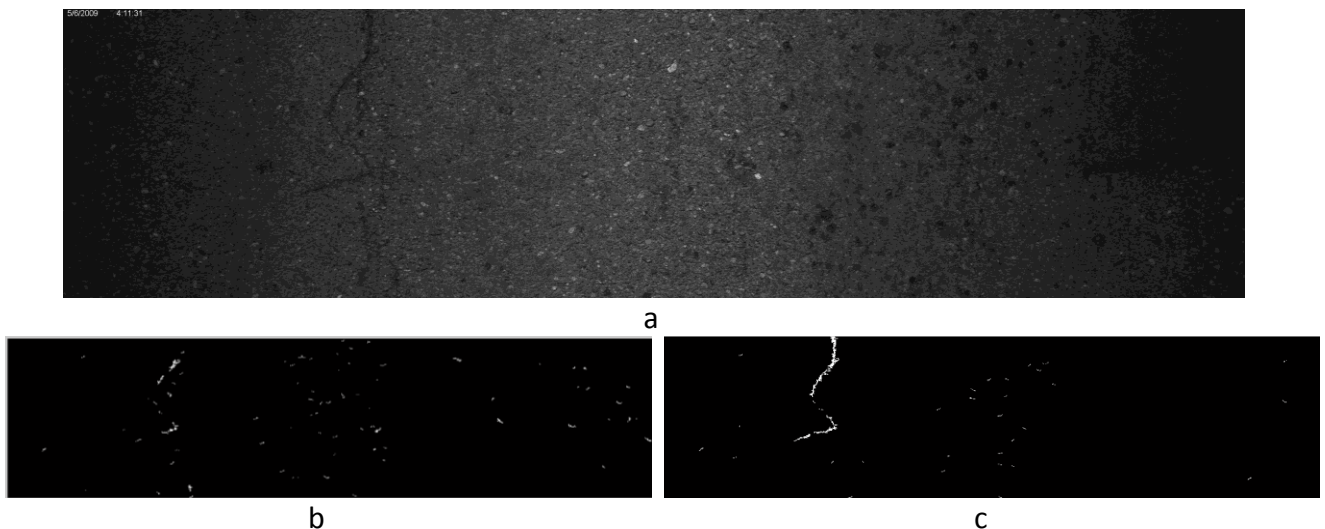


Figura 5. 7 Grietas detectadas en la Imagen número 30: (a). Imagen original, (b). resultado del método 1, (c). resultado del método 2.

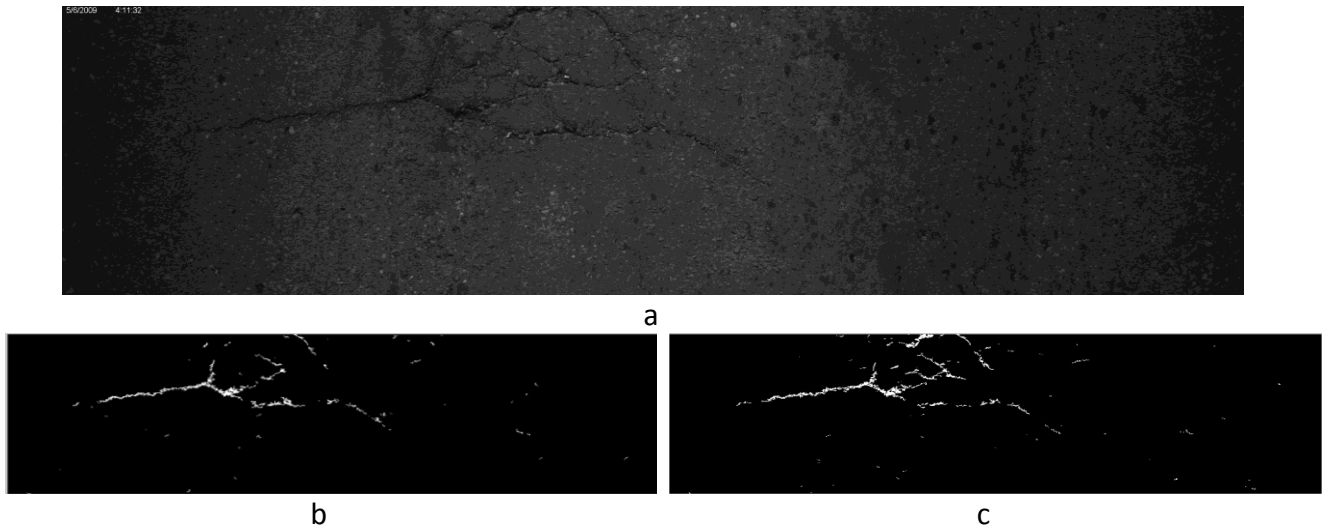


Figura 5. 8 Grietas detectadas en la Imagen número 32: (a). Imagen original, (b). resultado del método 1, (c). resultado del método 2.

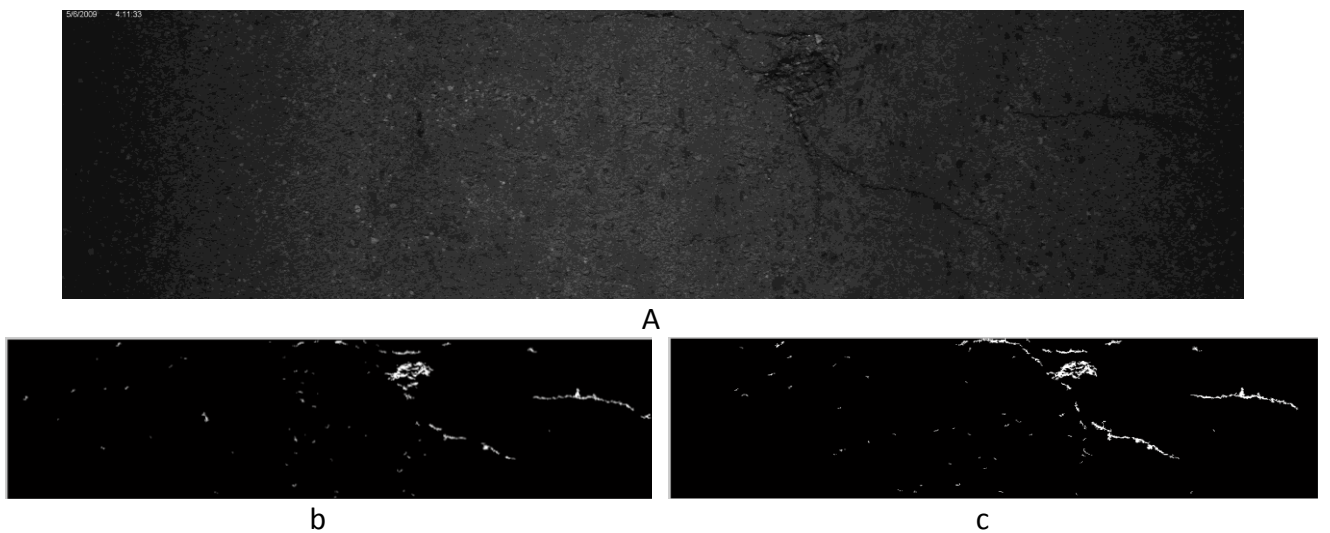


Figura 5. 9 Grietas detectadas en la Imagen número 33: (a). Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

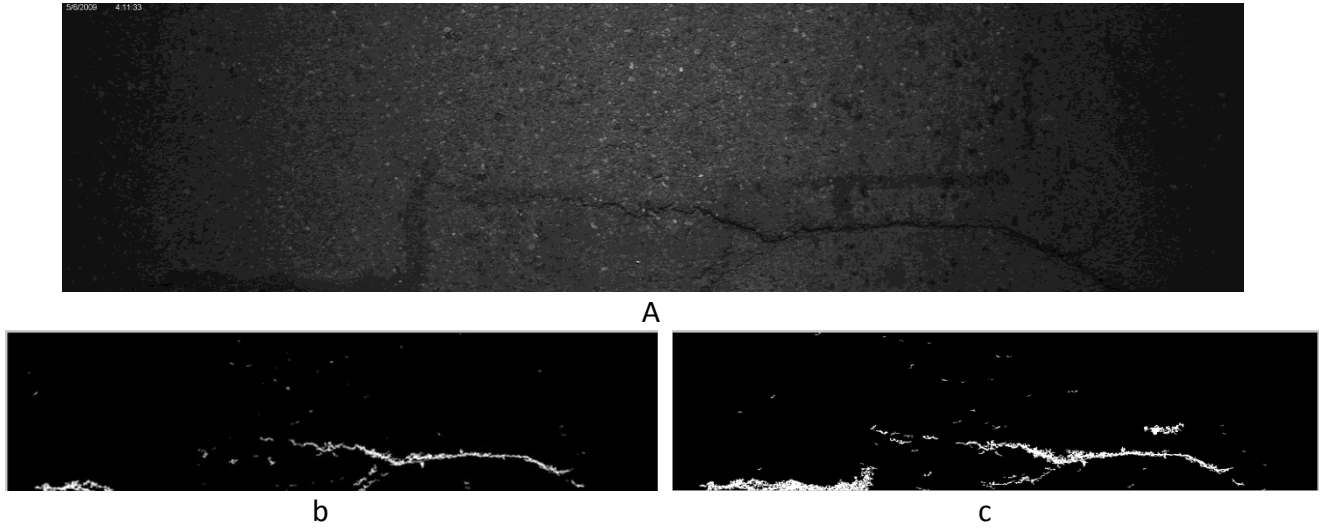


Figura 5. 10 Grietas detectadas en la Imagen número 34: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

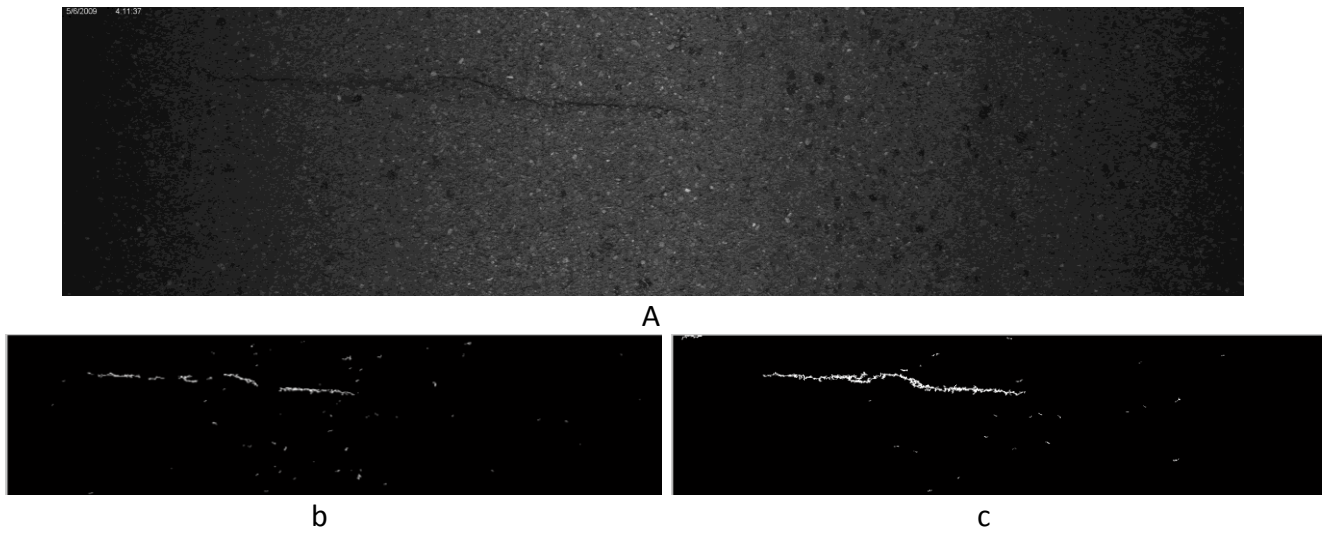


Figura 5. 11 Grietas detectadas en la Imagen número 36: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

5.3 Imágenes sintéticas

Con la finalidad de evaluar cada método se creó un conjunto de imágenes sintéticas, como lo propone Cambon (Chambon et al., 2011). Las imágenes fueron creadas con la imagen de la Figura 5. 12 a la cual se le añadió la segmentación de referencia, 'pseudoground truth', de algunas imágenes reales, tomadas del trabajo de Chambon, en el sitio web: <http://perso.lcpc.fr/sylvie.chambon/FISSURES/>.

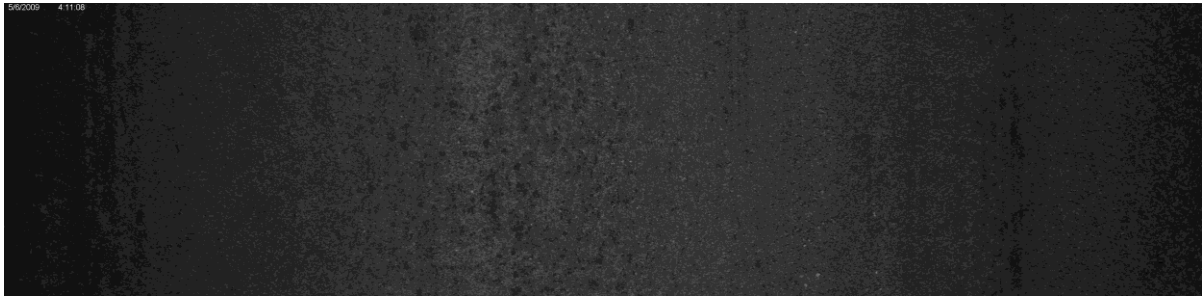


Figura 5. 12 Imagen real sin grietas.

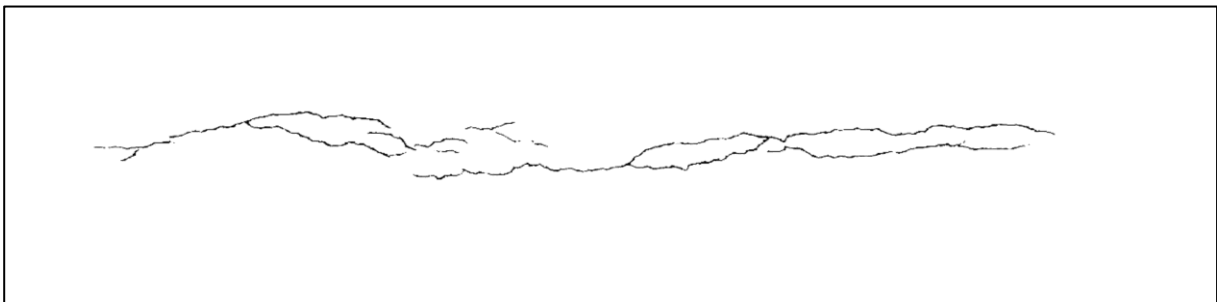


Figura 5. 13 Ejemplo de una imagen con segmentación de referencia (Chambon et al., 2011).

Este conjunto de imágenes se segmentaron, las grietas fueron separadas con base en los parámetros de forma descritos en la sección 4.3.4, se calculó el área y el número de grietas de cada imagen y se almacenaron en un archivo de texto. Este conjunto de imágenes es la referencia para evaluar los 2 diferentes métodos.

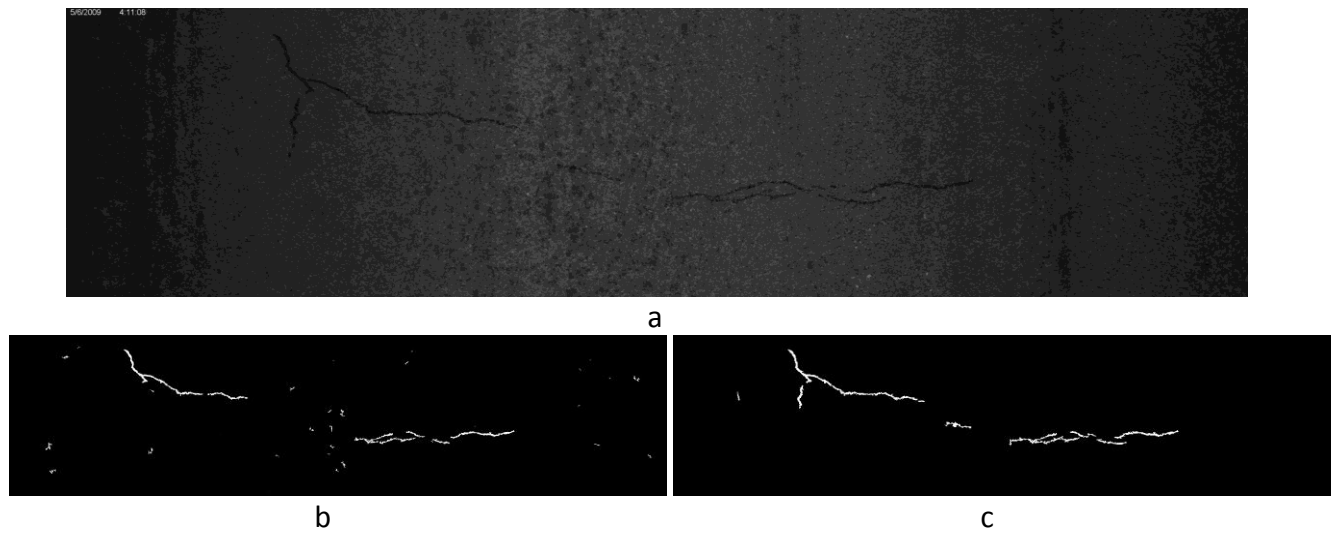


Figura 5. 14 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 12: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

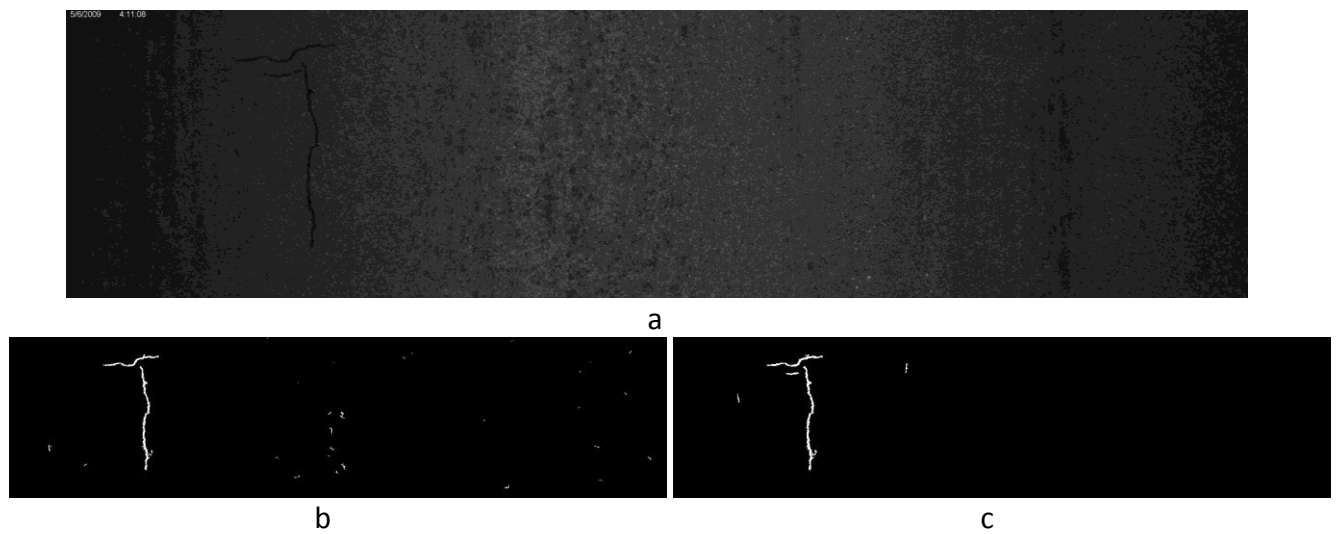


Figura 5. 15 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 13: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

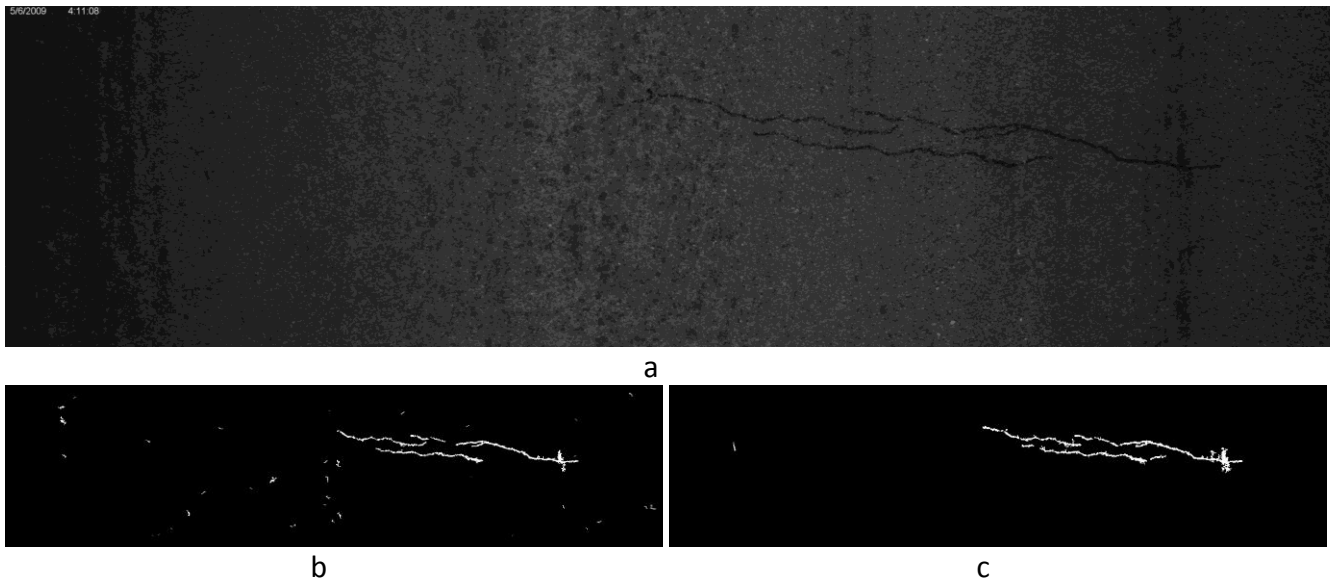


Figura 5. 16 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 18: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

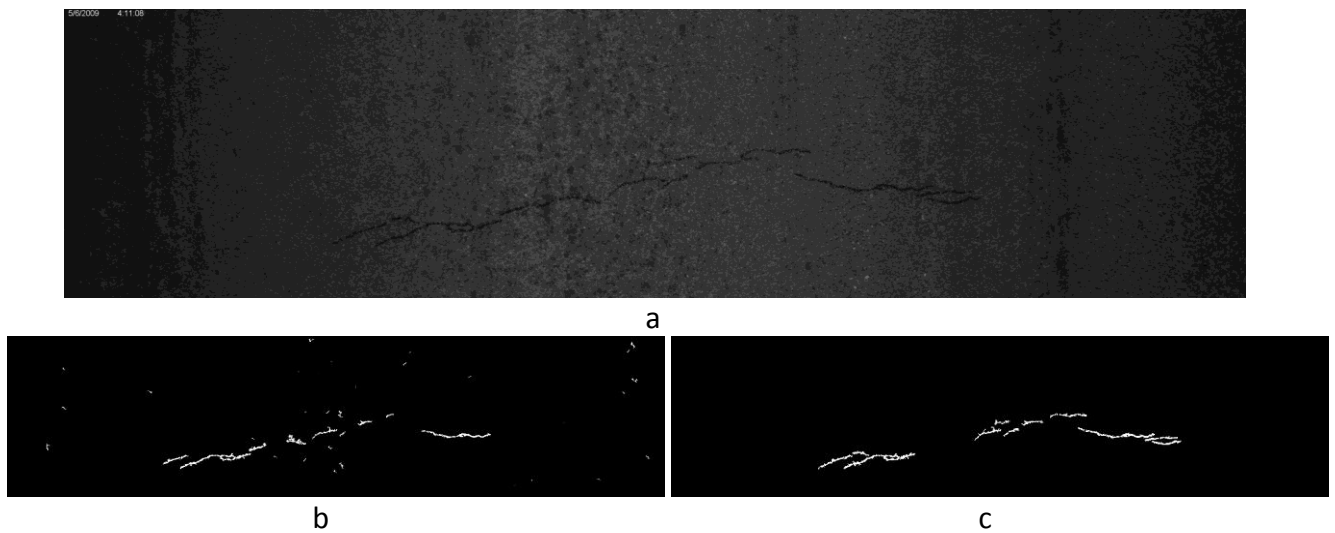


Figura 5. 17 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 20: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

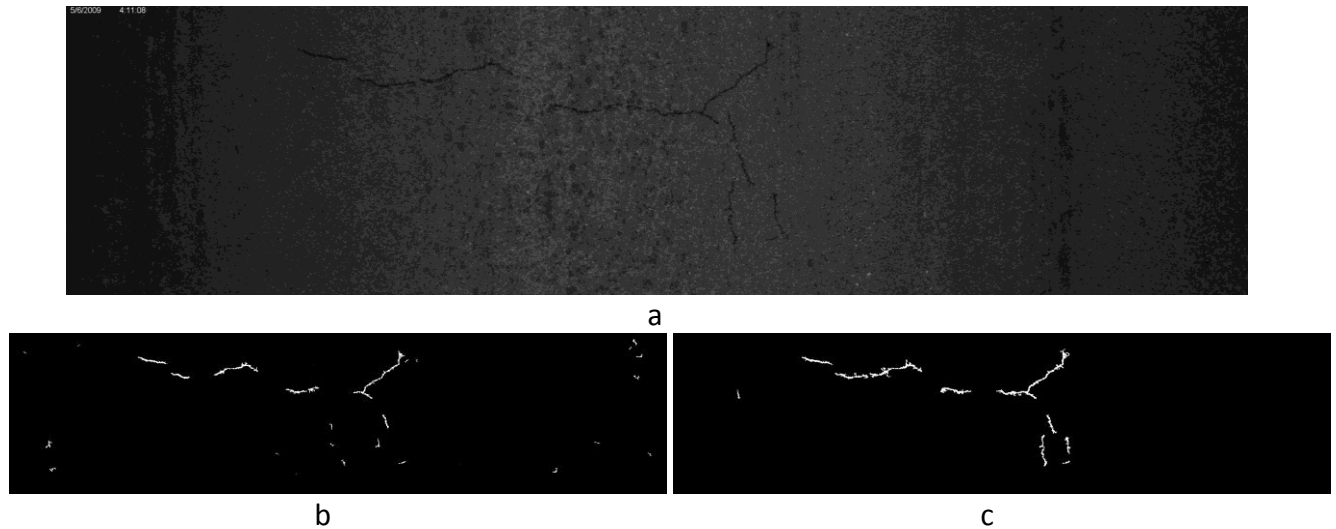


Figura 5. 18 Grietas detectadas en la Imagen sintética número 20: (a) Imagen original, (b) resultado del método 1, (c) resultado del método 2.

Para evaluar el desempeño de los métodos se utilizó el criterio de eficiencia propuesto por Chambon (Chambon *et al.*, 2011). Los criterios de evaluación utilizados fueron los más comunes: los porcentajes TP, FP y FN. Además, se introduce un nuevo criterio llamado coeficiente de similaridad o similaridad DICE, ecuación 5.1.

$$DICE = \frac{2Tp}{Fn + Tp + P} \quad \text{Ec. 5.1}$$

En donde TP es el porcentaje de verdaderos positivos, es decir el porcentaje de objetos detectados que pertenecen a una grieta. Mientras que FP es el porcentaje de falsos positivos, es decir el porcentaje de objetos detectados que no pertenecen a una grieta. La Figura 5. 19 ejemplifica los falsos positivos (FP) y los verdaderos positivos (TP) en color azul, la grieta está graficada en color negro.

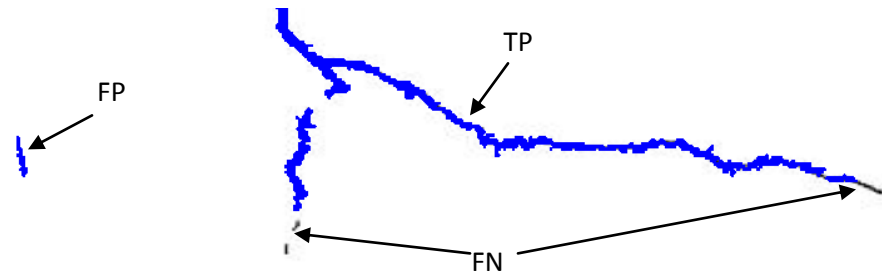


Figura 5. 19 Criterio de evaluación, en la figura se presentan TP, FP, y FN.

El coeficiente de similitud (DICE) evalúa la proporción entre FP y FN, y resume los resultados de los demás criterios. La Tabla 5. 2 muestra los resultados de la evaluación de los métodos.

Tabla 5. 2 Porcentaje de verdaderos positivos y falsos positivos de los métodos 1 y 2.

	Tp	Fp	Tn	Fn	DICE
Método 1	55.44%	44.56%	99.13%	0.87%	0.47464615
Método 2	71.68%	28.32%	99.53%	0.47%	0.6125357

La Figura 5. 20 muestra los coeficientes de similitud de las imágenes evaluadas. La media de este criterio es 0.61 para el método 2, mientras que para el método 1 es 0.47.

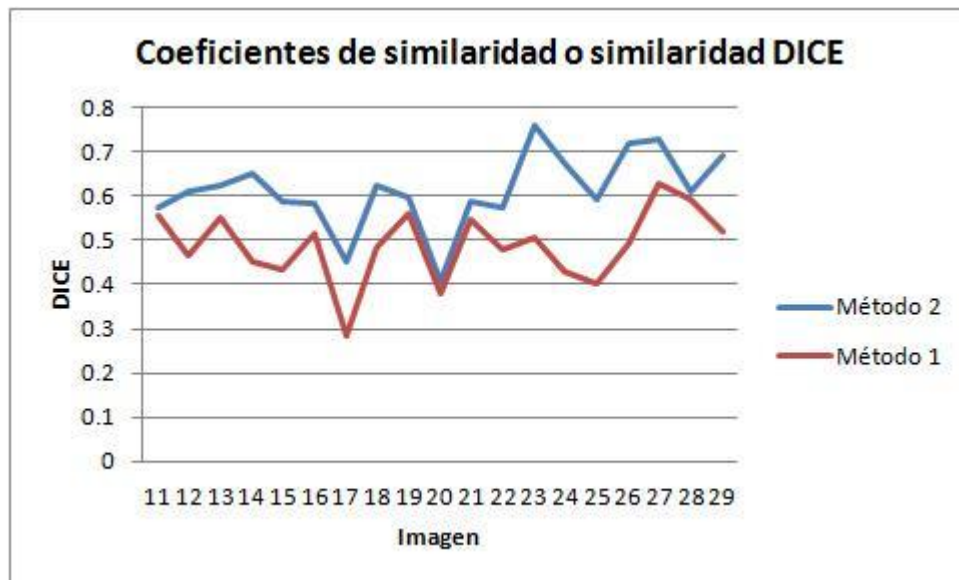


Figura 5. 20 Comparación de los coeficientes de similitud DICE.

Se midió el tiempo que le toma a cada método procesar 30 imágenes. Los resultados se muestran en la siguiente tabla, de ésta se observa que el método 2 es el más rápido.

Tabla 5. 3 Tiempos de procesamiento.

	Tiempo de procesamiento para 30 imágenes (segundos)
Método 1	363.229030
Método 2	345.308654

Según la revisión bibliográfica, el tiempo promedio de procesamiento es de 212.5 segundos por cada imagen, el tiempo mínimo para procesar una imagen de 4096 x 2048 pixeles es de 5 segundos (Oliviera *et al.*, 2009) y el mayor tiempo de procesamiento es de 420 segundos para una imagen de 4064 x 2704 pixeles (Yamaguchi *et al.*, 2008).

5.4 Discusión

Debido a que el vehículo utilizado para la adquisición no cuenta con sistema de iluminación artificial se utilizó la iluminación ambiente que no es suficiente para la velocidad de exposición de la cámara lineal. Las imágenes resultan oscuras y con ruido, por lo tanto se obtienen discontinuidades en algunas grietas. La falta de iluminación homogénea en la imagen causa que algunas grietas no aparezcan de forma nítida en la imagen, esto se presenta con mayor frecuencia en los extremos de la imagen.

El primer método, basado en la transformada Wavelet, presenta una diferencia significativa del número de grietas detectadas con respecto a la referencia, presenta un porcentaje mayor de falsos positivos (Fp) y un menor porcentaje de verdaderos positivos (Tp). El área total detectada con éste método es mayor que el área de las imágenes de referencia debido a que la transformada Wavelet une los segmentos de grieta pero también une algunos objetos que no pertenecen a la grieta.

El segundo método evaluado se basa en la transformada Wavelet aplicada por ventanas a la imagen. Este método presenta un mayor número de grietas correctamente detectadas con respecto a la referencia, y un menor número de falsos positivo. Esto se debe a que al sumar la imagen con

iluminación nivelada con ella misma, el contraste entre la grieta y el fondo aumenta significativamente. El tiempo de procesamiento por imagen es mucho menor al promedio. El coeficiente de similitud para el método 2 es en promedio 0.61, el promedio de los coeficientes de similitud del método GaMM presentado en (Chambon et al., 2011) es de 0.6 y tiene un tiempo de procesamiento de 1 minuto por imagen.

6. Conclusiones

En el presente trabajo se desarrolló un método para la detección de grietas, partiendo de imágenes de la cinta asfáltica. Se programó un método eficiente para la corrección de la iluminación y aumento de contraste de las imágenes. La grieta se extrae mediante dos parámetros de forma.

El método utilizado para rectificar la iluminación de las imágenes permitió una detección más eficiente.

Las imágenes que presentan una diferencia mayor tanto en el número de grietas detectadas, como en el área total corresponden a las imágenes que presentan agrietamiento por fatiga y grietas finas. Las imágenes que presentan un comportamiento más cercano a las imágenes de referencia corresponden a grietas transversales.

Se concluye que los métodos evaluados son eficientes para detectar grietas, además son robustos ante la presencia de sombras y manchas de forma no lineal. Son poco sensibles a grietas con forma curva y estructura fina. El método más rápido es el método basado en la transformada Wavelet por ventanas. Las grietas son detectadas automáticamente y se detectan grietas de 1mm de ancho siempre que cumplan con las condiciones de excentricidad y grado establecidas en la sección 4.3.4.

En el caso de grietas formadas por líneas discontinuas muy pequeñas, el método propuesto las detecta y contabiliza en forma separada cuando están mezcladas con ruido. Una línea de trabajo futuro es desarrollar una estrategia para caracterizar las grietas y poder determinar cuales forman parte de una misma grieta.

El método que ofrece mejores resultados es el que realiza la transformada Wavelet por partes, obteniendo resultados muy cercanos a los reportados por el método GaMM y tiene un tiempo de precesamiento menor al reportado por dicho método.

Como trabajo futuro se propone integrar un algoritmo de clasificación de las grietas tomando en cuenta las definiciones propuestas por Consejo de Directores de Carreteras de Iberia e Iberoamérica. Así como un algoritmo de medición de la grieta que proporcione información precisa del área y longitud de la grieta con unidades del SI.

Referencias

- Castleman, Kenneth R. (1995). *Digital Image Processing*. Prentice Hall.
- Chambon, S., Subiratsb, P. & Dumouлина, J. (2009). *Introduction of a wavelet transform based on 2D matched filter in a Markov Random Field for fine structure extraction: Application on road crack detection*. Image Processing Machine Vision Applications II, Vol. 7251.
- Chambon, Silvye & Moliard, Jean-Marc.. (2011). *Automatic Road Pavement Assessment with Image Processing:Review and Comparison*. International Journal of Geophysics, Volume 2011, Article ID 989354.
- Coudray, N., Karathanou, A. & Chambon, S. (2010). *Multi-resolution Approach for Fine Structure Extraction - Application and Validation on Road Images*. VISAPP .
- Ferguson, et al. (2003).*Patent No. 6,615,648* Estados unidos.
- Gonzalez, Rafael C. & Woods, Richard E. (2002). *Digital Image Processing*. Prentice Hall.
- González, R., Soengas, C. & Botasso, G. (2008). *Mantenimiento y Rehabilitación de Pavimentos En Áreas Urbanizadas*. LEMaC- Laboratorio de materiales de Construcción Área de Materiales Viales U. T. N. - FACULTAD REGIONAL LA PLATA.
- Group, Roadware. (2004). Wisecrax data sheet. <http://www.fugroroadware.com/related/spanish-WiseCrax>.
- Hong, L. (2009). Pavement Information System: Detection, Classification and Compression. *Tesis para grado de Maestría en Ciencias en Ingeniería*. Universidad de Toledo.
- Inc, Roadware Group. (2004). Wisecrax data sheet. <http://www.fugroroadware.com/related/spanish-WiseCrax>.
- J. N. Kapur, P. K. Sahoo, & A. K. C. Wong,. (1985). *A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram*. Computer Vision Graphics Image Processing. Vol. 29.
- Jähne, Bernd. (2002). *Digital Image Processing*. Springer.

- Javidi, B, et al. (2003). *Pilot for automated detection and classification of road surface degradation features*. Washington, D.C. : TRB Transportation research board.
- Mahbub, Victor, et al. (2002). *M5.1. Catálogo de deterioros de pavimentos flexibles*. s.l. : Colección de documentos Vol. 11.
- Mallat, S. (2009). *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, Elsevier.
- Mayor, Corporativo Cal y. (2009). www.calymayor.com.mx. www.calymayor.com.mx.
- Mendoza, A., Abarca, E. & Centeno, A. (2009). *Auditorías de seguridad vial de carreteras en operación*. México D.F : FI-UNAM, RIIT. Vol. X.
- Monem, T., Oloufa, A. & Mahgoub, H. (2005). *Asphalt Crack Detection Using Thermography*. InfraMation.
- Mustaffara, M., Lingb, T. and Puanb, O. (2008). *Automated pavement imaging program (APIP) for pavement cracks classification and quantification – a photogrammetric approach*. Archivo Internacional de la Fotogrametría, Teledetección y Ciencias de la Información Espacial. Vol. XXXVII.
- Oliveira, H. and Correia, P. (2009). *Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding*. Glasgow, Escocia : 17ª Conferencia Europea de Procesamiento de Señales (EUSIPCO 2009).
- Otsu, Nobuyuki. (1979). *Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Vols. SMC-9.
- Pratt, William K. (2001). *Digital Image Processing*. Los Altos, California : JOHN WILEY & SONS, INC.
- Públicas, Centro de Estudios y Experimentación de Obras. 2010. www.cedex.es. 2010.
- Pun, T. (1980). *A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram*. s.l. : Signal Processing. Vol. 2.
- Rababaa, H., D. Vrajitoru & Wolfer, J. (2005). *Asphalt pavement crack classification: a comparison of GA, MLP, and SOM*. Washington, DC : GECCO'05.
- Russ., John C. (1999). *The image processing handbook*. CRC Press.
- Saco, R. (2005). *Cátedra: Visión Artificial*. [Online] Universidad Nacional de Quilmes. <http://iaci.unq.edu.ar/materias/vision/archivos/apuntes/Segmentaci%C3%B3n%20por%20umbralizaci%C3%B3n%20-%20M%C3%A9todo%20de%20Otsu.pdf>.
- Salvador, Pedro. (2008). *Técnicas computacionales*, Curso 2007-2008. [<http://iqc.udg.es/~perico/docencia/QTC/ajustes.pdf>].
- Shirataki, J. and Tomikawa, T. (2000). *A study of road crack detection by image processing*. Kanagawa, Japon : Cinii National Institute of Informatics.

Subirats, P., et al. (2004). *A combined wavelet-based image processing method for emergent crack detection on pavement surface images*. Vienna : EUSIPCO, Conference No12.

Tien Sy Nguyen, Manuel Avila, Stephane Begot. (2009). *Automatic detection and classification of defect on road pavement using anisotropy measure*. Glasgow, Scotland, August 24-28 .

Vectra. (2010). Vectra's AMAC (R) specifications. <http://www.vectra.fr/sites/fr/materiels-et-solutions/auscultations-des-chaussees/amac.html>.

Yamaguchi, T. and Hashimoto, S. (2008). *Improved Percolation-based Method for Crack Detection in Concrete Surface Images*. *Pattern Recognition*. Tampa, FL : ICPR .

Zhang, D., et al. (2009). *Automatic ridgelet image enhancement algorithm for road crack image based on fuzzy entropy and fuzzy divergence*. *Optics and Lasers in Engineering*.

Anexos

Códigos de Procesamiento

Método 1.

```
close all;
clc;
tic

for num=30:36
    I=imread(strcat('Imagen',num2str(num),'.bmp'));
    [r,c]=size(I);
    I_g=zeros(r,c);

    II=log(double(I));

    %% correccion de iluminacion
    Gau=mean(II);
    x=1:c;
    mod=fittype('gauss6');
    [cfun,gof]=fit(x',Gau',mod);
    f=cfun(x);

    for i=1:r
        I_g(i,:)=double(II(i,:))-f'+min(min(f));
    end
    I_g=uint8(wcodemat(I_g,255));
    I_g=imadjust(I_g);

    %% suma de imagenes
    suma=imadd(I_g,I_g);
    I_g=uint8(suma);

    %% transformada wavelet
    [C S]=wavedec2(I_g,2,'haar');
    ca=appcoef2(C,S,'haar',2);
    cA1=uint8(wcodemat(ca,255));

    %% umbral
    x=max(max(cA1))*0.6;
    aux=cA1(:);
    u=find(cA1>x);
    aux(u)=255;
```



```

I_n=reshape(aux,size(cA1));
aux=I_n(:);
u=find(I_n<=x);
aux(u)=0;
I_n=reshape(aux,size(cA1));

I_n=imcomplement(I_n);
I_n2=bwareaopen(I_n,20);
L=bwlabel(I_n2);
stats=regionprops(L,'Area','Perimeter','Extent','Eccentricity');
idx = find([stats.Eccentricity]> 0.97 & [stats.Area]<10000);
BW2 = ismember(L,idx);
figure,imshow(BW2);
[L1 n_crk]=bwlabel(BW2);
stats1=regionprops(L1,'Area','MajorAxisLength');
area=[stats1.Area];
longitud=[stats1.MajorAxisLength];
save ('testwave2_2','n_crk','area','longitud','-append','-ASCII');
end
toc

```

Método 2.

```

close all;
clc;
tic

for num=30:36

I=imread(strcat('Imagen',num2str(num),'.bmp'));
[r,c]=size(I);
I_g=zeros(r,c);
n_vent=[2 8];
n_r=r/n_vent(1);
n_c=c/n_vent(2);
t_v=n_vent(1)*n_vent(2);

II=log(double(I));

%% correccion de iluminacion
Gau=mean(II);
x=1:c;
mod=fitttype('gauss6');
[cfun,gof]=fit(x',Gau',mod);
f=cfun(x);

for i=1:r
    I_g(i,:)=double(II(i,:))-f'+min(min(f));
end
I_g=uint8(wcodemat(I_g,255));
I_g=imadjust(I_g);

```

```

%% suma de imagenes
suma=imadd(I_g,I_g);
I_g=uint8(suma);

%% transformada wavelet
I_g2=zeros(250,1024);
k=1;
for i=1:n_r:r-n_r+1
    I_g1=[];
    for j=1:n_c:c-n_c+1
        prueba=I_g(i:i+(n_r-1),j:j+(n_c-1));
        [C,S]=wavedec2(prueba,2,'haar');
        ca=appcoef2(C,S,'haar',2);
        cA1=uint8(wcodemat(ca,255));
        I_g1=[I_g1,cA1];
    end
    [rw cw]=size(I_g1);
    I_g2(k:(k+rw-1),:)=I_g1;
    k=k+rw;
end
I_g2=uint8(I_g2);
%% umbral
x=max(max(I_g2))*0.6;
aux=I_g2(:);
u=find(I_g2>x);
aux(u)=255;
I_n=reshape(aux,size(I_g2));
aux=I_n(:);
u=find(I_n<=x);
aux(u)=0;
I_n=reshape(aux,size(I_g2));

I_n=imcomplement(I_n);
I_n2=bwareaopen(I_n,20);
L=bwlabel(I_n2);
stats=regionprops(L,'Area','Perimeter','Extent','Eccentricity');
idx = find([stats.Eccentricity]> 0.97 & [stats.Extent]<0.7);
BW2 = ismember(L,idx);
figure,imshow(BW2);
[L1 n_crk]=bwlabel(BW2);
stats1=regionprops(L1,'Area','MajorAxisLength');
area=[stats1.Area];
longitud=[stats1.MajorAxisLength];
save ('testwave1_2','n_crk','area','longitud','-append','-ASCII');
end
toc

```

Realce de la imagen mediante técnicas de transformación y ajuste de curvas para la detección de grietas en la cinta asfáltica.

Sandra Magaly Ramírez-Jiménez, Eduardo Castillo-Castañeda, Francisco Ornelas-Rodríguez

Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada, Unidad Querétaro

Cerro Blanco 141, Colinas del Cimatario, 76090, Querétaro, México

e-mail: sagly_04@yahoo.com.mx, ecastilloca@ipn.mx

Resumen—Un indicador importante del estado de la carretera es la aparición de grietas en su superficie puesto que traen como consecuencia la discontinuidad de la misma, actualmente el Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada Unidad Querétaro del Instituto Politécnico Nacional instrumenta un vehículo que debe circular a una velocidad de aproximadamente 80 kilómetros por hora y que entrega una secuencia de imágenes adquiridas con una cámara lineal “PIRANHA 2-4x-10” de alta definición y velocidad. Para obtener resultados cuantitativamente más precisos y aumentar la velocidad de inspección se requiere un método capaz de detectar grietas de la superficie de la cinta asfáltica de forma automática. En este trabajo se propone un método invariante a la iluminación para detectar grietas en la superficie de la cinta asfáltica. En la primera etapa del método se mejora la imagen por medio de la creación y extracción del patrón de iluminación de la misma. En la segunda etapa se calcula un umbral y se binariza la imagen por el método de Otsu. Finalmente se aplican operaciones morfológicas para extraer la grieta.

Palabras-clave; realce de imagen; detección de grietas; inspección de carreteras.

Introducción

Las carreteras son un recurso de gran importancia para el bienestar social pues una red vial en mal estado se traduce en un aumento en los tiempos de traslado y una disminución en la comodidad y seguridad de los usuarios; asimismo los costos de operación aumentan cuando la cinta asfáltica sufre un deterioro mayor. Por lo tanto es necesario contar con los mejores medios para realizar un mantenimiento vial de manera oportuna.

Los sistemas de visión por computadora son muy utilizados para tareas de inspección debido a su alto nivel de flexibilidad y repetitividad. Sin embargo, las imágenes de carreteras adquiridas con estos sistemas tienen problemas de bajo contraste y alto nivel de ruido, debido a ello el realce de la imagen se ha convertido en una parte crítica del procesamiento puesto que los resultados finales dependen en gran medida de dicha etapa. Existen técnicas convencionales para el realce de la imagen como ecualización del histograma que aumenta el

contraste de la imagen pero también se tiene un aumento considerable del ruido, las transformaciones a nivel de gris como transformaciones tipo “corrección gamma”, “bit plane slicing” también son ampliamente utilizadas, sin embargo estos métodos no ayudan a mejorar el la iluminación no uniforme de la imagen.

En las últimas décadas se han propuesto diferentes métodos para la detección automática de grietas en las carreteras como son: los métodos basados en transformadas, los métodos basados en umbrales, la ecualización del histograma, entre otros. Con el afán de obtener mejores imágenes se ha trabajado también en el sistema de adquisición de imágenes, así en [1] se utiliza una cámara infrarroja para capturar imágenes térmicas de la cinta asfáltica. En [2] utilizan un sistema de adquisición que consta de dos cámaras lineales en conjunto con dos proyectores láser de alta potencia como sistema de iluminación, estos arreglos permiten tener un sistema invariante ante las condiciones de iluminación del ambiente y las sombras con un aumento en el costo del sistema.

La transformada Wavelet es utilizada para el análisis local de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad. Los coeficientes wavelet de larga amplitud pueden detectar variaciones cortas de alta frecuencia por su corta localización en el tiempo y alta frecuencia. En una imagen la máxima local indica la posición de bordes con fuertes variaciones de intensidad. En [3] se presentan métodos basados en la transformada wavelet para detectar las singularidades de la imagen que son los bordes importantes y el ruido, para separar el ruido y los bordes importantes se basan en el comportamiento en frecuencia de los mismos.

El método propuesto en el presente trabajo se basa en mejorar la distribución del histograma de la imagen y calcular la tendencia de los píxeles en cuanto a nivel de gris, se usa esta información para compensar la iluminación de la imagen, posteriormente se aplica la transformación Wavelet y una suma de imágenes para tratar de recuperar información que pudo perderse en la extracción del patrón de iluminación. En la última parte del documento se toma una imagen como ejemplo

y se demuestra que la grieta se puede extraer de la imagen con una serie de operaciones morfológicas.

Imágenes Utilizadas

Las imágenes utilizadas son el resultado de la unión de 1000 imágenes adquiridas con una cámara lineal de alta resolución "PIRANHA 2-4x-10" de alta definición y velocidad, la adquisición se realizó en la autopista lateral norte Guanajuato-Silao el día 5 de Junio de 2009.

Se almacenaron 1093 imágenes de 1000x4096 pixeles en formato bmp, de las cuales se eligieron 38 con el fin de probar los métodos de realce y detección propuestos.

Las imágenes tomadas de la superficie de las carreteras tienen muchas variaciones en la intensidad de los pixeles y debido a esto la segmentación de la imagen es compleja. Es por esta razón que en la etapa de pre procesamiento debe considerarse un método que incremente el contraste entre la grieta y el fondo de la imagen además de corregir la iluminación.



Figura 1. Imagen en escala de grises, utilizada para el desarrollo de 1 método propuesto.

Con el fin de enfatizar el efecto de la mala iluminación de la imagen, la figura 2 muestra la imagen binaria resultante de aplicar el método de Otsu [4] a la imagen original. En ella se observa parte de una grieta en el centro, mientras que en los extremos se pierden todos los detalles puesto que tienen niveles de gris más bajos que los del centro, lo cual hace imposible la detección de grietas ubicadas en la parte externa de la imagen.

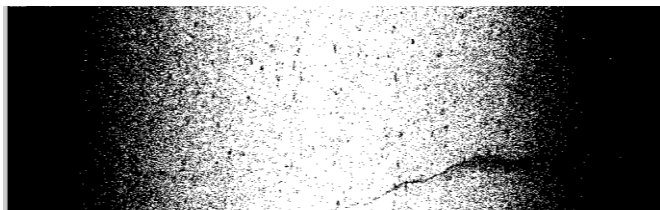


Figura 2. Imagen binaria, se aplicó el método de Otsu sobre la figura 1.

Método Propuesto

Transformación Logarítmica

El proceso de realce es uno de los más importantes para obtener los resultados óptimos en los sistemas de visión, por tal motivo se estudiaron las características más comunes en las imágenes de grietas sobre carreteras, se pudo constatar tres características importantes.

- Los pixeles de la imagen tienen bajos niveles de gris.
- El histograma de la imagen está distribuido en un rango estrecho en la escala de niveles de gris.
- La iluminación de la imagen no es uniforme.

Debido a estas características el primer paso del método aplica una transformación logarítmica a la imagen con el fin de ampliar el rango de nivel de gris y aclarar la misma. Una transformación logarítmica se define con la siguiente ecuación.

$$s = c \cdot \log(1+r). \tag{1}$$

Donde c es una constante, r es el valor del pixel de entrada y s el valor resultante de la transformación.

La siguiente figura muestra el efecto de la transformación logarítmica sobre la imagen original. El histograma de la izquierda representa la distribución de la intensidad de los pixeles de la imagen original, mientras que el histograma de la derecha muestra la distribución de la intensidad de los pixeles después de la transformación.

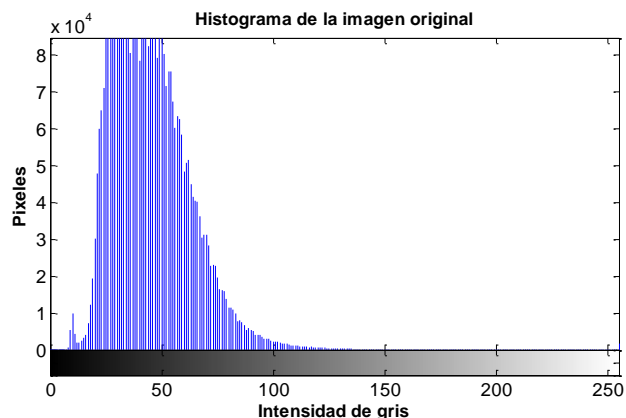


Figura 3. Histograma de la imagen antes de la transformación logarítmica.

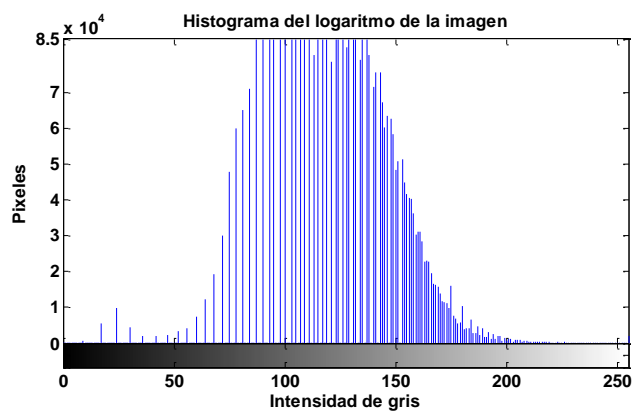


Figura 4. Histograma de la imagen después de la transformación logarítmica.

Con la transformación logarítmica se modificaron las dos primeras características de la imagen, el nivel de gris de los pixeles aumenta y el rango del histograma se expande.

Corrección de la Iluminación

Para corregir la iluminación se realizó una extracción del patrón de iluminación, tomando como base el nivel de intensidad de los píxeles de cada columna de la imagen.

Considerando la imagen como una matriz de $M \times N$, si realizamos el promedio de los elementos de cada columna el resultado es un vector V de $1 \times N$ que nos muestra la tendencia del nivel de intensidad de los píxeles de las columnas 1 hasta N . Graficando el vector V obtenemos una gráfica como la que se muestra en la figura 5.

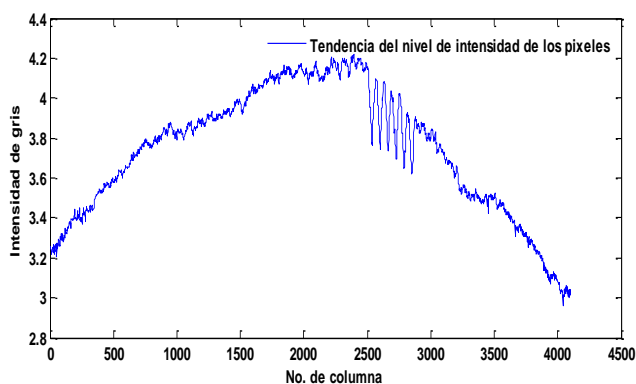


Figura 5. Tendencia del nivel de intensidad de las columnas de la imagen.

Para extraer el patrón de iluminación se busca una ecuación matemática que describa el conjunto de datos y que sea mínimamente influenciada por el ruido, por tal motivo se realizó un ajuste de curvas con los promedios obtenidos utilizando una función Gaussiana.

Para determinar la función utilizada en el ajuste de la curva se selecciona aquella que mejor representa el comportamiento de los datos, con este fin se compararon el SSE y R-cuadrada, se utilizó la función Gaussiana de grado 6 por ser la que tiene una R- cuadrada superior a 0.988 y el SSE menor. Durante este proceso se observó que un ajuste inadecuado de la curva resulta en pérdida de partes de la grieta al momento de segmentar la imagen.

En la figura 6 se graficaron los puntos originales, curva en color verde, y la curva ajustada en color rojo. La curva ajustada representa solamente la tendencia en la iluminación de la imagen, mientras que los datos originales contienen además los detalles de la misma.

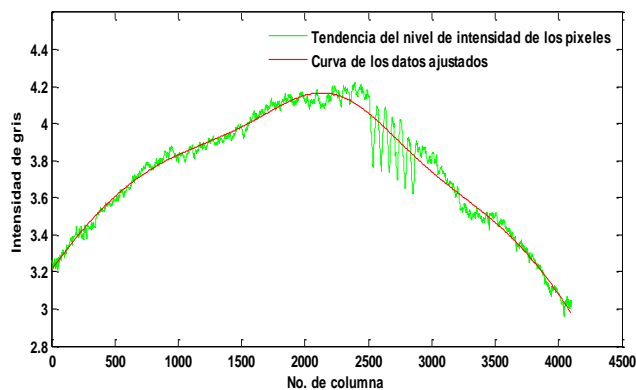


Figura 6. Datos ajustados con una función gaussiana.

El resultado del ajuste de curva es un vector $f(x)$ de tamaño $1 \times N$. Posteriormente se crea un patrón de iluminación como una matriz de $M \times N$ donde cada renglón es formado por los elementos del vector $f(x)$. La figura 7 muestra dicha matriz.

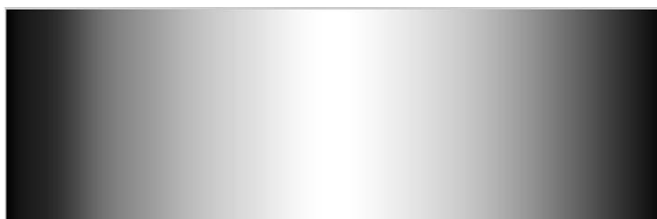


Figura 7. Patrón de iluminación de la imagen.

Como siguiente paso se sustrajo el patrón de iluminación de la imagen obtenida de la transformación logarítmica, uniformizando de esta manera la iluminación en la imagen. Con dicha operación se obtuvo una imagen que muestra los detalles de la carretera como la textura, manchas y las grietas.

Transformada Wavelet por Partes

Una wavelet es una forma de onda de duración limitada y con un valor promedio cero y muchas veces no son simétricas, es muy utilizada para detectar irregularidades en una señal, como se ha descrito en algunos artículos la transformada wavelet descompone la imagen en una tendencia y diferentes detalles.

La Transformada Wavelet [5] de una función $f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\psi_{s,\tau}(t)$ que forman una base ortonormal y son llamadas las “Wavelets”. Esta transformada es eficiente para el análisis local de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad.

Las wavelets tienen una norma unitaria y estrecha localización en tiempo y frecuencia y se construyen a partir de una wavelet madre de promedio cero:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

Ésta es dilatada por un parámetro de escala s y trasladado por u .

La transformada wavelet ortogonal multiresolución en dos dimensiones se calcula por proyecciones recursivas sobre las bases de la función de escala y las bases wavelet, como en el caso unidimensional. La proyección ortogonal de una imagen $f(x,y)$ sobre el conjunto de la función de escala en un nivel de resolución i es, por lo tanto, el producto interno

$$c_i(x,y) = \langle f(x,y), \phi_i(x)\phi_i(y) \rangle. \quad (3)$$

la cual es una aproximación de $f(x,y)$ en un nivel de menor resolución.

La transformada Wavelet discreta en dos dimensiones utiliza un conjunto de filtros discretos paso-bajo $p(n)$ y paso-alto $q(n)$ que se implementan con un algoritmo piramidal.

Así, si se tiene una imagen original $c_0(x,y)$ se calcula primero entre las filas de la imagen y los filtros $p(n)$ y $q(n)$ resultando dos imágenes, en cada una de ellas se calcula la correlación con los filtros $p(n)$ y $q(n)$ en dirección horizontal, lo que resulta en cuatro imágenes, una aproximación $c_i(x,y)$ y los detalles horizontal, vertical y diagonal.

Se aplicó la transformación Wavelet discreta en dos dimensiones a una imagen con la iluminación corregida y se aplicó una serie de operaciones morfológicas con el fin de conservar solamente las partículas con área mayor a 10 pixeles.



Figura 8. Imagen binaria de la transformada Wavelet aplicada a una imagen con la iluminación corregida.

Se realizó la transformada wavelet por ventanas con el fin de minimizar la influencia de la textura y detalles ajenos a las grietas que se presentan en las imágenes.

El número de ventanas para dividir la imagen fue seleccionado experimentalmente, aplicando la transformada wavelet discreta en dos dimensiones a cada ventana, así se reduce la influencia de detalles en las otras ventanas. De este modo la imagen se dividió en cuatro ventanas $c_0(x,y_i)$, $c_0(x,y_j)$, $c_0(x,y_k)$ y $c_0(x,y_l)$ respectivamente, donde:

$$\begin{aligned} x &= 1, \dots, M \\ y_i &= 1, \dots, \frac{N}{4} \\ y_j &= \frac{N}{4} + 1, \dots, \frac{N}{2} \\ y_k &= \frac{N}{2} + 1, \dots, \frac{3N}{4} \\ y_l &= \frac{3N}{4} + 1, \dots, N \end{aligned}$$

Finalmente la imagen fue unida y se aplicó la misma serie de transformaciones morfológicas que a la imagen de la figura 8, dejando solamente los objetos con área mayor a 10 pixeles.

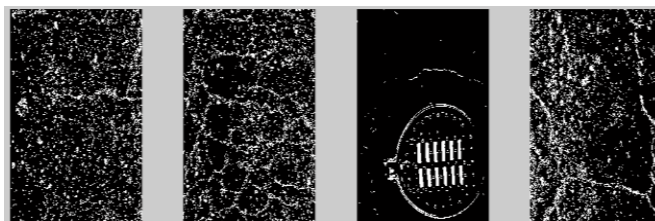


Figura 9. Imagen binaria de la transformada Wavelet aplicada por ventanas a la misma imagen.

Con el fin de obtener la máxima información de la imagen se realizó una suma de imágenes. Una de ellas es la resultante de la transformación logarítmica que contiene información que pudo haberse perdido en la extracción del patrón de iluminación, la otra es la resultante de aplicar la transformada wavelet.

Resultados

De la suma de imágenes se obtiene un buen contraste entre la grieta y el fondo, por lo tanto se puede utilizar un algoritmo de segmentación automática. El método de Otsu [4] es uno de los mejores métodos de selección de umbral para imágenes del mundo real, por lo tanto se eligió para la binarización de las imágenes tratadas en este trabajo.

Después de dicho proceso se observa ruido correspondiente a la textura y manchas sobre el pavimento. Sin embargo, las grietas tienen un área mayor a las partículas que pertenecen al ruido. Entonces éste último se puede eliminar con operaciones morfológicas. La figura 10 muestra las imágenes resultantes de cada etapa del proceso.

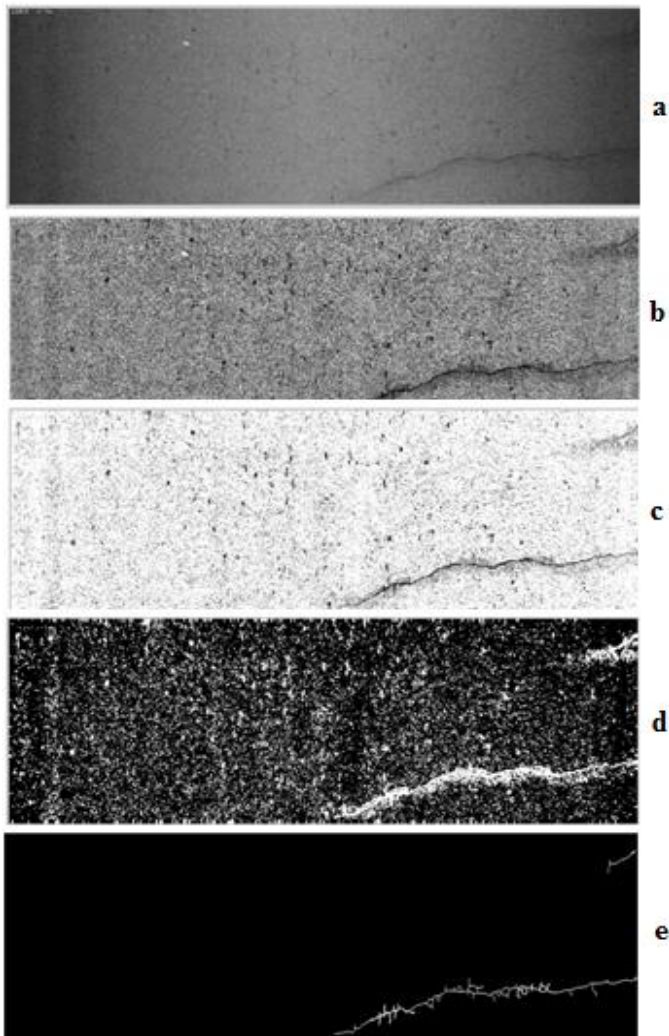


Figura 10. Resultados del proceso: en (a) se muestra la imagen después de la transformación logarítmica, (b) es el resultado de la extraer el patrón de iluminación, (c) muestra la suma de las imágenes después de la transformación Wavelet por ventanasy la transformación logarítmica, (d) es la imagen binaria de la suma anterior, finalmente (e) muestra el esqueleto de la grieta después de realizar operaciones morfológicas sobre la imagen binaria.

Conclusiones

Se desarrolló y programó un método eficiente para la corrección de la iluminación y aumento de contraste de las imágenes. La grieta se extrae mediante operaciones morfológicas. Debido a que el vehículo utilizado para la adquisición no cuenta con sistema de iluminación las imágenes resultan oscuras y con sombras, por lo tanto se obtienen discontinuidades en la grieta.

Para completar el análisis se realizarán comparaciones estadísticas del proceso de extracción de grietas utilizando imágenes con y sin corrección de iluminación.

Además, se propone implementar un algoritmo basado en la conectividad y orientación de los píxeles con el fin de obtener una grieta continua de manera automática. Posteriormente, se integrará un algoritmo para la clasificación de las grietas, según la normatividad utilizada por la SCT.

Agradecimientos

Los autores de este artículo agradecen al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo recibido para la realización de este trabajo.

Referencias

- [1] T. Monem, A. Oloufa, H. Mahgoub. "Asphalt Crack Detection Using Thermography". *InfraMation*. Junio, 2005.
- [2] H. Oliveira, P. Correia. "Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding". 17th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Escocia, Agosto 24-28, 2009.
- [3] P. Subirats, O. Fabre, J. Dumoulin, V. Legeay and D. Barba, "A combined wavelet-based image processing method for emergent crack detection on pavement surface images", 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Vienna Austria, September 6-10, 2004.
- [4] N. Otsu. "A threshold selection method from gray level histograms". *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1979.
- [5] S. Mallat. "A Wavelet Tour of Signal Processing". Academic Press, Elsevier. 2009.