

AUSCULTACIÓN DE PAVIMENTOS MEDIANTE INTERPRETACIÓN DE
IMÁGENES

LAURA ANDREA BERRIO CORREA

ANDRÉS CAMILO USSA CAYCEDO

UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA

FACULTAD DE INGENIERÍA

INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

BOGOTÁ, D.C.

2012

AUSCULTACIÓN DE PAVIMENTOS MEDIANTE INTERPRETACIÓN DE
IMÁGENES

LAURA ANDREA BERRIO CORREA

ANDRÉS CAMILO USSA CAYCEDO

Trabajo de Grado para optar el título de Ingeniero en Mecatrónica

Director

Ing. Nelson Fernando Velasco Toledo

Codirector

Ph.D. Oscar Javier Reyes Ortiz

UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA

FACULTAD DE INGENIERÍA

PROGRAMA DE INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

BOGOTÁ, D.C.

2012

NOTA DE ACEPTACIÓN

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del Jurado

Bogotá D. C. 6 de Noviembre de 2012

DEDICATORIA

A mis padres quienes sembraron las semillas del esfuerzo y la dedicación para poder escalar cada peldaño en el sendero que lleva a la búsqueda del conocimiento, que me enseñaron a no rendirme, a alcanzar mis sueños y porque siempre confiaron en mí.

A mis hermanos que me apoyaron y motivaron para lograr mis metas, gracias por sus palabras de aliento, motivación y de superación.

Laura Andrea Berrio Correa

A mis padres que siempre me han apoyado a lo largo de mi vida, siempre inculcando el interés por aprender cosas nuevas, por la perseverancia, el esfuerzo y la dedicación.

A mis hermanos que con su alegría y apoyo siempre me animaron e hicieron los momentos más gratificantes.

Andrés Camilo Ussa Caycedo

AGRADECIMIENTOS

Los Autores expresan sus agradecimientos a:

DIOS quien guió con sabiduría cada proceso a lo largo de esta etapa, quien permitió la realización de este proyecto al mostrar el camino hacia la superación y la realización.

Sus padres quienes con su apoyo incondicional dieron las bases para construir la ruta que les permitió llegar a la finalización de este ciclo con éxito.

Al Ingeniero Nelson Fernando Velasco y al Ingeniero Oscar Javier Reyes los cuales transmitieron sus conocimientos con amor y paciencia, siempre tendiendo su mano para cualquier eventualidad demostrando que a pesar de las dificultades hay una luz de esperanza al final, reflejado por el esfuerzo y la dedicación, gracias a ellos este proyecto se pudo culminar satisfactoriamente.

CONTENIDO

	pág.
1. INTRODUCCIÓN	12
2. FALLAS EN PAVIMENTOS RÍGIDOS	21
2.1 DETERIORO EN LAS JUNTAS	21
2.1.1 Separación de juntas longitudinales	21
2.1.2 Deficiencia del sellado	22
2.1.3 Juntas Saltadas	23
2.2 GRIETAS	24
2.2.1 Grietas de esquina	24
2.2.2 Grietas longitudinales	25
2.2.3 Grietas transversales	27
3 ANÁLISIS DE IMÁGENES PARA DETECCIÓN DE FALLAS	30
3.1 ETAPA DE PREPROCESAMIENTO	30
3.2 ETAPA DE DETECCIÓN	38
3.3 ETAPA DE MEDICIÓN	48
4 DESARROLLO DEL APLICATIVO	51
5 EXPERIMENTOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS	58
5.1 CAPTURA DE IMÁGENES	58
5.2 PROCESO DE AUSCULTACIÓN EN IMÁGENES DE PAVIMENTO RÍGIDOS	62
5.2.1 Etapa de preprocesamiento	63
5.2.2 Etapa de detección	68
5.2.3 Etapa de medición	76
5.2.4 Etapa de clasificación	77
5.3 MEDICIÓN DE LA PRECISIÓN	79
5.4 MEDICIÓN DEL TIEMPO COMPUTACIONAL	88
6 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	90
BIBLIOGRAFÍA	92

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Bosquejo general del sistema	14
Figura 2. Vista en perfil: Detalle de separación de juntas longitudinales.	21
Figura 3. Medición de Saltaduras en juntas y grietas.	23
Figura 4. Corte transversal de una losa, mostrando el ancho de la grieta.	24
Figura 5. Vista en planta grieta de esquina.	24
Figura 6. Características de las grietas longitudinales.	26
Figura 7. Vista en planta de las grietas transversales.	27
Figura 8. Etapa de preprocesamiento.	30
Figura 9. Transformación logarítmica	32
Figura 10. Ejemplo de transformación logarítmica con $\sigma = 0.9$.	33
Figura 11. Saturación.	38
Figura 12. Etapa de detección: Método de alta precisión.	39
Figura 13. Etapa de detección: Método de baja precisión.	39
Figura 14. Ejemplos de elementos estructurales.	41
Figura 15. Alfabeto de Golay: Secuencia de elementos estructurales rotados usados para adelgazamiento. X toma un valor irrelevante.	43
Figura 16. Tensor Barra y Tensor Bola	44
Figura 17. (a) Campo de votación de un “tensor barra” y (b) Campo de votación de un “tensor bola”.	45
Figura 18. Clasificación inicial de una imagen binaria	47
Figura 19. Clasificación final	47
Figura 20. Relaciones entre el punto inicial y final.	49
Figura 21. Método de medición de ancho: Escaneo.	50
Figura 22. Método de medición de ancho: Conteo.	50
Figura 23. Diagrama de funciones del aplicativo	52
Figura 24. Sección 1 y 2 de la interfaz de usuario.	53
Figura 25. Sección 3 de la interfaz de usuario.	54
Figura 26. Diagrama de campo de visión y distancia focal	59
Figura 27. Modificación del trípode WEIFENG WT3520.	60
Figura 28. Image Registration.	61
Figura 29. Projective Transform.	62
Figura 30. Imagen de entrada.	63
Figura 31. Conversión a escala de grises.	63
Figura 32. Transformada Logarítmica.	64
Figura 33. Filtro del color amarillo.	65

Figura 34. Imagen de 100 x 75 pixeles.	66
Figura 35. (a) Escaneo Vertical y (b) Escaneo Horizontal.	66
Figura 36. Imagen resultante de la suma del escaneo vertical y horizontal.	67
Figura 37. Normalización y saturación.	68
Figura 38. Imagen Binaria.	69
Figura 39. Operación de apertura.	69
Figura 40. (a) Imagen de la zona de la grieta y (b) Imagen de la zona de la junta.	70
Figura 41. (a) Esqueleto de la grieta y (b) puntos finales de los fragmentos discontinuos de la grieta.	71
Figura 42. (a) Campos de votación del <i>tensor voting</i> y (b) Líneas generadas por el <i>tensor voting</i> .	72
Figura 43. Suma resultado <i>Tensor voting</i> y Operaciones Morfológicas.	73
Figura 44. Operación de dilatación.	73
Figura 45. Imagen con la zona de la Grieta.	74
Figura 46. (a) Imagen de la zona de la grieta e (b) imagen de la zona de juntas.	74
Figura 47. Objeto detectado como falla.	75
Figura 48. Umbralización (a) y operaciones morfológicas (b).	76
Figura 49. (a) Imagen N° 12 de la muestra con deterioro y (b) realce del deterioro de la imagen 49a.	83
Figura 50. Deterioro con arena en su interior.	83
Figura 51. a. Medición de la longitud: Real, alta precisión, baja precisión y b. porcentaje de error longitud.	84
Figura 52. (a) Medición del ancho promedio: real, alta precisión baja precisión y (b) porcentaje de error ancho promedio.	85
Figura 53. (a) Medición ancho máximo: real, alta precisión, baja precisión y (b) porcentaje de error ancho máximo.	86

LISTA DE FOTOGRAFÍAS

	pág.
Fotografía 1. Juntas Saltadas.	23
Fotografía 2. Grieta de esquina	25
Fotografía 3. Grieta longitudinal	26
Fotografía 4. Grieta transversal.	28

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Relación entre la clasificación inicial y final	47
Tabla 2. Tabla de Diagnóstico.	79
Tabla 3. Análisis estadístico: método de alta precisión	81
Tabla 4. Análisis estadístico: método de baja precisión	81
Tabla 5. Tiempo de cómputo (a) Método de alta precisión y (b) método de baja precisión.	88

RESUMEN

Este documento describe el diseño e implementación de un sistema para realizar la auscultación de pavimentos rígidos por medio de tratamiento de imágenes. La auscultación de pavimentos es un proceso que sirve para evaluar el estado actual del pavimento, brindando una herramienta de apoyo que permita determinar cuándo realizar un mantenimiento preventivo. El método convencional de la detección de fallas de pavimentos es realizado mediante inspecciones visuales, lo que implica que la evaluación sea subjetiva, ocasionando falta de confiabilidad en los resultados y por ende que se produzcan errores en la interpretación de los mismos, distorsionando el resultado final. El método propuesto consta de 4 etapas para la detección y clasificación de fallas en pavimentos rígidos, el procesamiento puede ser ejecutado a través de dos métodos de análisis posibles: Método de alta precisión y baja precisión. Se diseñó y desarrolló un aplicativo en MATLAB R2010a, el cual contiene una interfaz gráfica que permite al usuario cargar las imágenes, analizarlas, mostrar los resultados y almacenarlos. El método fue evaluado en una muestra de 17 imágenes de pavimentos rígidos y los resultados obtenidos mostraron que el método de alta precisión brinda una efectividad en la detección de fallas del 87% respecto al 80% que brinda el método de baja precisión, sin embargo el primer método requiere 13 veces más tiempo de cómputo para el análisis.

Palabras clave – Auscultación, Pavimentos Rígidos, fallas, juntas, grietas, aplicativo.

1. INTRODUCCIÓN

Las vías son una fuente importante e indispensable para el desarrollo de un país, ciudad, pueblo, ya que estas facilitan el intercambio en lo económico, social, cultural, promueve la integración de personas mediante la interconexión con sus alrededores dando paso a un mundo cada vez más pequeño en lo que a comunicaciones y vías de acceso se refiere [1]. Debido a esto, se debe contar con un mantenimiento preventivo y correctivo de las mismas garantizando que su estado sea cómodo y seguro para quienes las utilizan [2].

La evaluación del estado del pavimento es realizado mediante la inspección visual, la cual puede ser aplicada de forma manual o automatizada con el objetivo de identificar y caracterizar los defectos superficiales de un pavimento. El estado actual de la auscultación de pavimentos en Colombia se realiza de forma manual, lo que implica que la evaluación sea subjetiva, ocasionando falta de confiabilidad en los resultados y por ende que se produzcan errores en la interpretación de los mismos, distorsionando el resultado final. Dichas variaciones se deben en gran medida a limitaciones físicas de los inspectores, manuales de procedimientos generales, la falta de capacitación continua, entre otras. En pavimentos urbanos, una causa adicional de error es la falta de oportunidad para realizar la inspección debido a la circulación de vehículos constantemente. Además estas inspecciones toman mucho tiempo y requieren de personal calificado para poder llevarla a cabo [3]. Un elemento que permite reducir en cierto grado esta variabilidad es la estandarización y sistematización del proceso de inspección [4]. Una alternativa para lograr esto, es mediante el tratamiento de imágenes, ya que un sistema automático basado en el análisis de imágenes de superficies de pavimentos puede agilizar el proceso y reducir la subjetividad de los resultados.

A partir de esta problemática se ha planteado la siguiente pregunta de investigación:

¿Cómo se puede llevar a cabo la auscultación de pavimentos rígidos por medio de tratamiento de imágenes?

Buscando resolver esta pregunta de investigación se proponen los siguientes objetivos:

Objetivos

General

Realizar la auscultación de pavimentos mediante técnicas de visión de máquina para el análisis e interpretación de las imágenes.

Específicos

Estandarizar la toma de imágenes de pavimentos, de tal forma que sea posible detectar e interpretar las fallas características en ellos.

Analizar las imágenes para obtención y cuantificación de las fallas de pavimentos.

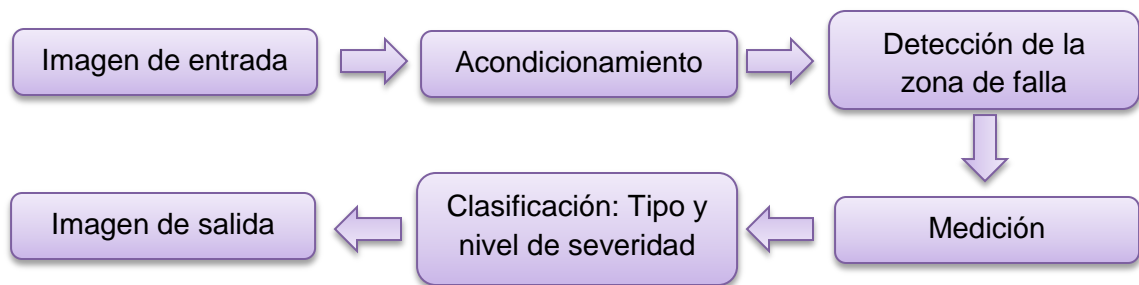
Desarrollar un software que analice e interprete las imágenes de un pavimento, y cuantifique su deterioro.

Debido al gran deterioro de las vías en nuestro país y al excesivo costo de las herramientas especializadas que se requieren para realizar la auscultación de estas, se ha planteado la implementación de un sistema de interpretación de imágenes para auscultación de pavimentos en Colombia, el cual generaría grandes beneficios, por ejemplo ayudaría a empresas de construcción e interventoría en el análisis del pavimento de tal manera que se puedan determinar la gravedad de las fallas que se encuentran en él de una forma más rápida y económica. Adicionalmente los ingenieros contarían con una herramienta tecnológica que les facilitaría su trabajo y podría ayudar a optimizar los recursos que se invierten en la infraestructura vial del país.

A continuación se describe el bosquejo general del sistema para auscultación de pavimentos, mostrado en la Figura 1.

El sistema consta de cuatro etapas para la detección y clasificación de fallas en pavimentos. En la primera etapa se lleva a cabo un preprocesamiento para acondicionar la imagen a ser analizada, en la segunda etapa se realiza la detección de la zona de fallas, en la tercera se toma la zona de fallas detectada anteriormente para realizar la medición del deterioro y por último se realiza la clasificación de las fallas de acuerdo al tipo de deterioro y nivel de severidad.

Figura 1. Bosquejo general del sistema



La etapa de detección de fallas fue implementada mediante dos métodos (alta precisión y baja precisión), la diferencia principal entre ellos radica en la rapidez y precisión de su procesamiento.

El sistema de interpretación de imágenes para auscultación de pavimentos solo será implementado para pavimentos de tipo rígido, puntualizando en las fallas superficiales presentes en las grietas y la falla de juntas saltadas.

En el capítulo 1 se introduce a la problemática de investigación, la justificación y alcance del proyecto, adicional a esto, se define como se encuentra circunstancialmente el problema de investigación planteado. Los conceptos elementales de la ingeniería civil que permitieron la realización del proyecto serán presentados en detalle en el capítulo 2. En el capítulo 3 se describen los conceptos y técnicas aplicados en el proceso de detección y clasificación de fallas del pavimento rígido. En el capítulo 4 se expone el desarrollo del aplicativo y su estructura a nivel interno. En el capítulo 5 se muestran las consideraciones que se deben tener en cuenta para la captura de imágenes, adicional a esto, se muestra el proceso de auscultación mediante imágenes y se realiza el análisis y validación de los resultados obtenidos al implementar el aplicativo mediante pruebas y medidas estadísticas de desempeño. En el capítulo 6 se expresan las conclusiones obtenidas al desarrollar el proyecto y se plantean sugerencias y recomendaciones para futuros trabajos.

Estado del arte

A continuación se expone el estado actual de los diferentes métodos y técnicas utilizados para la detección y evaluación de fallas en el pavimento de manera automática, permitiendo determinar como está circunstancialmente el problema de investigación planteado.

Una de las técnicas a la que se le ha prestado mucha atención, especialmente en el análisis de imágenes, es la transformada de wavelets, ya que puede transformar las imágenes a otro espacio más allá de la percepción humana para extraer información oculta permitiendo identificar las características predominantes de la imagen. A continuación se exponen una serie de artículos relacionados a esta temática.

En el año 2006 en la Conferencia Internacional en Procesamiento de Imágenes se publicó un artículo con el título de “Automation of Pavement Surface Crack Detection Using the Continuous Wavelet Transform” [5]; en donde se presenta un nuevo enfoque en la automatización sobre detección de grietas en imágenes de superficie de pavimentos. El método se basa en la transformada continua de Wavelets. Este extrae la información del módulo y el ángulo de la grieta, luego se buscan los valores máximos de los coeficientes de Wavelets y estos son analizados. Finalmente se realiza un post procesamiento generando una imagen binaria la cual indica la presencia o no de grietas en las imágenes de superficie de pavimentos.

En el año 2009, los investigadores Ma, Wang, Zha, Di y Zhu publicaron un artículo titulado “Pavement Cracks Detection Based on FDWT” [6]; en la que muestran un nuevo enfoque en la detección de fallas en pavimentos a través de fracción diferencial y transformada de wavelets FDWT por sus siglas en inglés. El uso de la fracción diferencial se debe a sus cualidades para mejorar las señales de media y alta frecuencia, y de preservación no lineal de señales de baja frecuencia. Luego se utiliza la transformada de wavelets para filtrar el ruido que se presente, junto con una umbralización adaptativa para la segmentación y detección de las zonas en donde se presenten fallas.

En el año 2011 el Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada de la Unidad de Querétaro publicó un artículo titulado “Realce de la imagen mediante técnicas de transformación y ajuste de curvas para la detección de grietas en la cinta asfáltica.” [7]; El cual propone un método invariante a la iluminación para detectar grietas en la superficie de la cinta asfáltica. Este 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 de Wavelets y una suma de imágenes para tratar de recuperar información que pudo perderse en la extracción del patrón de iluminación, y por último se aplican operaciones morfológicas para extraer la grieta.

Existen múltiples métodos utilizados para extraer las características principales de las imágenes, el método mencionado anteriormente es uno de los más relevantes. Sin embargo, se puede encontrar varios métodos alternativos para la detección e identificación de fallas en el pavimento, estos pueden ser seleccionados de acuerdo a la necesidad que se desea solventar. A continuación se muestran una gran variedad de propuestas.

En el año 2009, Wei, Liu y Bai [8]; exponen una posible solución a un problema en crecimiento en el diseño de vehículos inteligentes y describe un método automático de detección de grietas en carreteras basado en procesamiento de imagen. El problema presentado trata de los inconvenientes de eficiencia al realizar la binarización y la segmentación de la imagen, los autores proponen una alternativa a las técnicas avanzadas que lo solucionan que presentan algunos defectos secundarios como sensibilidad, inestabilidad en la convergencia y complicaciones al implementar el algoritmo. Es un algoritmo óptimo aleatorio llamado OTSU que no presenta las dificultades ya mencionadas. El método propuesto muestra un incremento en la velocidad, alta eficiencia, poco costo y tiempo computacional bajo.

En el año 2009 en la diecisieteava Conferencia Europea en Procesamiento de Señales los investigadores Henrique Oliveira y Paulo Lobato Correia publicaron un artículo titulado "Automatic Road Crack Segmentation Using Entropy And image Dynamic Thresholding" [9]; en donde se propone un nuevo marco para la detección de fisuras y clasificación automática de acuerdo con las imágenes adquiridas a gran velocidad. Las imágenes resultantes son pre-procesadas utilizando filtros morfológicos para reducir la variación de intensidad de píxeles. Entonces, un umbral dinámico se aplica para identificar los píxeles oscuros en las imágenes, ya que estos corresponden a los píxeles de grietas potenciales. El sistema de clasificación etiqueta la imagen de acuerdo a lo encontrado: Grietas horizontales, verticales, varias o ninguna.

En el año 2010 en la conferencia internacional de tecnología de computación inteligente y automatización la Universidad de Chang'an de Xi'an, China expuso un artículo titulado "Beamlet Transform Based Pavement Image Crack Detection" [10]; el cual se enfoca en la detección de grietas mediante imágenes de la superficie de pavimentos, usando la transformada Beamlet con el objetivo de identificar líneas, curvas u objetos en imágenes con mucho ruido o imágenes segmentadas. Esta investigación permitió comprobar que el uso de la transformada Beamlet para detección de grietas es inmune al ruido presente en las imágenes, lo que garantiza eficiencia en el análisis generado al hacer el procesamiento.

En el artículo titulado "Automatic Pavement Crack Detection Using Texture and Shape Descriptors" [11]; realizado por Yong HU, Chun-xia ZHAO y Hong-nan WANG se propone un nuevo enfoque de detección de fallas de pavimentos automático basado en el análisis de texturas y descripción de formas. Comparado con detectores de bordes tradicionales, los resultados experimentales demostraron que todas las grietas son detectadas correctamente por el método propuesto, aun en fondos con textura compleja o en superficies con iluminación desigual.

En el año 2011, zou, Q. et al. [12] exponen un método automático para la detección de grietas mediante imágenes de pavimentos. El método propuesto consta de tres pasos: primero se realiza un algoritmo geodésico para eliminación de sombras, luego se construye un mapa de probabilidad de la grieta usando tensor Voting para mejorar la conexión de los fragmentos de la grieta y finalmente se construye un modelo gráfico de representación en árbol muestreando la fuente de las grietas halladas en el paso anterior, con el fin de minimizar la extensión de sus bifurcaciones y eliminar las aristas de los mismos detectando la forma de la grieta. El método fue evaluado en 206 imágenes de pavimentos y los resultados mostraron un mejor rendimiento respecto a varios métodos existentes.

Además de los métodos alternativos mostrados, se deben resaltar los avances que se han presentado en el desarrollo y aplicación de las redes neuronales para la detección y clasificación de fallas superficiales presentes en los pavimentos.

En la tesis realizada por Mohamed Said Kaseko de la Universidad de California en el año 1993, titulada "A Neural Network-Based Methodology for Pavement Crack Detection and Classification" [13]; se plantea una metodología alternativa que es basada en la integración de técnicas de procesamiento de imágenes convencionales y modelos de redes neuronales artificiales con el objetivo de

detectar y clasificar las fallas en el pavimento. Dos modelos de redes neuronales fueron investigados, nombrados, red de propagación multicapa y el clasificador neuronal lineal de dos etapas. Los resultados obtenidos mostraron que el primer modelo era capaz de detectar y clasificar correctamente un 98% de las imágenes con grietas transversales y longitudinales, y un 86% de estas con grietas piel de cocodrilo, resultados menos sorprendentes fueron obtenidos al implementar el segundo modelo.

En la doceava conferencia de Electrónica Báltica del 2010 se publicó un artículo titulado “Automatic Asphalt Pavement Crack Detection and Classification using Neural Networks” [14]; en donde se especifica un procedimiento para el análisis de imágenes de pavimentos en busca de fallas superficiales usando redes neuronales. Los autores dividen el método en tres etapas: pre-procesamiento, procesamiento y clasificación. En el primero se puntualiza que se debe convertir la imagen a escala de grises, y luego se ecualiza todos las zonas de la imagen de tal forma que la desigualdad de iluminación sea corregida. En la siguiente etapa se divide la imagen en sub-matrices de 12 x 12, y de acuerdo al valor promedio de todas las sub-matrices, se hace una evaluación de las posibles zonas con fallas. Esta información es usada como entrada de la red neuronal para determinar los pesos de sus respectivas capas ocultas. En la última etapa, de acuerdo a la salida de la red neuronal se puede determinar las zonas con tres diferentes tipos de fallas y la ausencia total de estas. Como resultado, en el 98% de los casos se pudo detectar las fallas en las imágenes de pavimentos, y en el 95% se pudo identificar que tipo de falla era encontrada.

Las operaciones morfológicas sirven para extraer los componentes de la imagen utilizados para representar y describir regiones. Estas presentan una solución sencilla basada en la transformación de la imagen en subdivisiones para facilitar su análisis y procesamiento. Se mostrarán algunos artículos que utilizan esta técnica para realizar la auscultación de pavimentos.

En la Conferencia Internacional de Ciencias de la Información e Ingeniería Administrativa del 2010, se publicó el artículo “Algorithm Study on Thinning and Keeping Connectivity of Bituminous Pavement Crack Images” por Yanli [15]; en el cual se muestra una técnica de adelgazamiento de grietas en imágenes de pavimentos y de preservación de la conectividad de las mismas. En ciertos casos el adelgazamiento produce cavidades o quiebres, por tal motivo es necesaria la implementación de un método de reconexión que permitan la total continuidad de la grieta. Este se basa en la combinación de 2 operaciones básicas de la matemática morfológica llamadas erosión y dilatación. Estas aplicaciones son

importantes debido a la necesidad de hallarle una estructura o esqueleto a las grietas para conocer su causa o posible desarrollo. Los resultados experimentales del estudio muestran efectividad y rapidez.

En el Cuarto Congreso Internacional de Procesamiento de Imágenes y Señales del 2011 se publicó un artículo nombrado “Studying of Road Crack Image Detection Method Based on the Mathematical Morphology” [16]; el cual presenta un nuevo método usando la morfología matemática para detectar las grietas en las imágenes de carreteras. Este logra reparar las imágenes con pobre conectividad para reducir la medición parcial de las características de las fracturas. Adicionalmente elimina el ruido y extrae los bordes de las grietas con claridad y precisión. Los autores concluyeron que además de las características ya mencionadas, esta técnica mejora la precisión en la medición del área y la longitud de las grietas.

Adicional a las metodologías propuestas anteriormente, existen sistemas que integran algunas de las técnicas mencionadas con elementos hardware, con la finalidad de crear un sistema que abarque todas las etapas necesarias para la adquisición, detección y clasificación de fallas en el pavimento.

El trabajo de investigación realizado en el 2001 en la Universidad de Houston por Liu, Chen, y Wu denominado “Automatic Crack Monitoring System” [17]; describe el diseño e implementación de un sistema para el monitoreo de grietas en carreteras, compuesto por una cámara CCD a blanco y negro situada en una estructura. El sistema es automático, cuenta con sensores de efecto hall y motores que permiten el movimiento de la cámara. El sistema clasifica las imágenes en relación al ancho y largo calculado por la detección de las grietas, al validar esta clasificación mediante pruebas se llegó a una precisión del 90% en los resultados procesados.

En el año 1999 se publicó un artículo llamado “Automatic Identification of Cracks in Road Surfaces” por Pynn, Wright y Lodge [18]; en donde se describe la necesidad del diseño y desarrollo de un sistema automático de monitoreo de grietas. Este se denominó HARRIS (Highways Agency Road Research Information System). Las imágenes son recolectadas por el vehículo de reconocimiento y su procesamiento se lleva a cabo en dos etapas. La primera se encarga de limpiar y reducir las imágenes, y en la segunda se realiza el análisis y evaluación de las fallas de modo off-line. Este artículo se destaca por la utilización de 3 cámaras de escaneo por línea para ocupar todo el ancho de la carretera, la información de estas es agrupada y organizada en el post procesamiento para poder formar una

imagen completa y lista para ser analizada. El análisis de las imágenes se realiza comparando el histograma de una base de datos disponible y los datos obtenidos, de tal forma que sea posible medir el porcentaje de fallas sobre el asfalto.

En el año 2010, el trabajo titulado “Recognition of pavement surface crack” por Zhang y Li [19]; propone una arquitectura hardware para sistemas de reconocimiento de grietas en imágenes de pavimentos y describe cada uno de sus correspondientes subsistemas. También evalúa y compara conocidas técnicas de detección de fronteras y bordes como los algoritmos de Sobel o Prewitt y propone un nuevo algoritmo mejorando los resultados de las ya mencionadas. Se puede resaltar que el sistema propuesto en este artículo saca provecho de otros elementos tecnológicos además del análisis de imágenes para cumplir con sus objetivos, como por ejemplo el uso de dispositivos GPS y de iluminación. El sistema reconoce grietas mayores a 3 mm con una exactitud del 90%.

Después de estudiar y evaluar cada una de las posibilidades que se tenían para afrontar el problema, se optó por considerar reunir diferentes técnicas de las propuestas, con el objetivo de aumentar los beneficios y la eficacia del proyecto.

El método propuesto es basado en [9] y [12], el cual utiliza el principio de que el deterioro genera pixeles más oscuros que el resto de la losa. También se utilizó la técnica de *tensor Voting* para unir las discontinuidades presentes en el deterioro al momento de realizar la detección.

2. FALLAS EN PAVIMENTOS RÍGIDOS

En el presente capítulo se expone el concepto de pavimento rígido, las categorías en las que se dividen los tipos de daños que se pueden presentar, puntualizando en los deterioros de juntas y grietas, explicando la definición de estas, nivel de severidad y su forma de medición.

Los pavimentos rígidos son aquellos que fundamentalmente están constituidos por una losa de concreto hidráulico y pueden tener o no una capa de base entre la subrasante y la carpeta de concreto [20].

Los diferentes tipos de daños que presenta un pavimento rígido pueden ser agrupados en 4 categorías generales:

- Deterioro en las juntas
- Grietas
- Deterioro superficial
- Otros deterioros

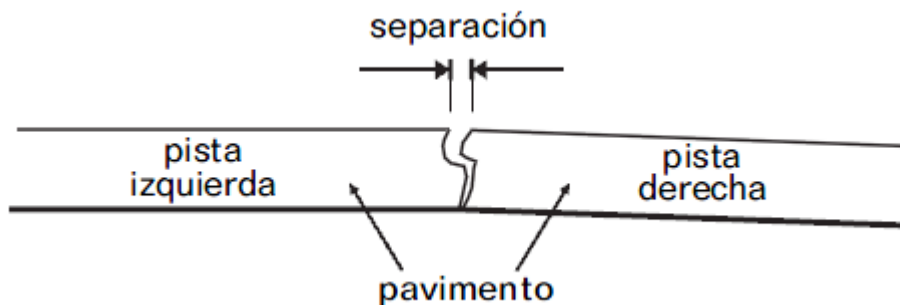
2.1 DETERIORO EN LAS JUNTAS

Los conceptos que se muestran a continuación fueron tomados del documento “Catalogo de deterioros de pavimentos rígidos” con autoría del consejo de directores de carreteras de Iberia e Iberoamérica del año 2002. [21]

2.1.1 Separación de juntas longitudinales

Corresponde a una abertura en la junta longitudinal del pavimento (Figura 2).

Figura 2. Vista en perfil: Detalle de separación de juntas longitudinales.



Fuente: CONSEJO DE DIRECTORES DE CARRETERAS DE IBERIA E IBEROAMÉRICA. Catálogo de Deterioros de Pavimentos Rígidos. Volumen n° 12. 2002.

Niveles de severidad: Teniendo en cuenta la abertura de la junta inducida por corte que es de 6 mm, los niveles de severidad en la separación de juntas se dan por las aberturas extras a la abertura normal de la junta y se clasifica en:

- Baja: ancho de separación menor a 3 mm y sin deformación perceptible de la sección transversal.
- Media: ancho de separación entre (3 – 20 mm).
- Alta: ancho de separación mayor a 20 mm.

Medición del deterioro: Tomar la longitud en metros y clasificar según grado de severidad.

2.1.2 Deficiencia del sellado

Desprendimiento o rompimiento del sello de las juntas longitudinales o transversales, que permite la entrada de materiales incomprensibles e infiltración de agua superficial.

Se considera como deterioro del sello cualquiera de los siguientes defectos: extrusión del sello, endurecimiento, pérdida de adherencia entre el sello y la losa, pérdida parcial o total del sello e incrustación de materiales ajenos y crecimiento de vegetación.

Niveles de severidad: Teniendo en cuenta la longitud de la junta que se encuentra con un sellado deficiente, se clasifica de la siguiente forma:

- Baja: longitud con deficiencia de sellado menor al 5% de la longitud de la junta.
- Medio: longitud con deficiencia de sellado entre 5 y el 25% de la longitud de la junta.
- Alto: longitud con deficiencia de sellado mayor al 25% de la longitud de la junta.

Medición del deterioro:

- Para juntas transversales indicar cuantas están deterioradas (Nº) y para cada una especificar el nivel de severidad del deterioro.
- Para juntas longitudinales, contabilizar el número de tramos (mínimo de 1 m d longitud cada uno) deteriorados y su longitud total (m). Indicar el nivel de deterioro que presenta cada una.

2.1.3 Juntas Saltadas

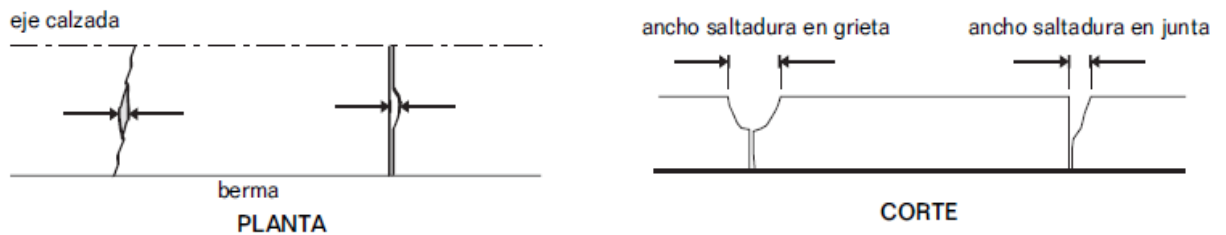
Desintegración de las aristas de una junta, longitudinal o transversal o una grieta, con pérdida de trozos y que puede afectar hasta unos 500 mm dentro de la losa, medidos como se indica en la Figura 3.

Niveles de Severidad:

- Baja: ancho saltadura menor a 50 mm, medido al centro de la junta o grieta, con pérdida de material o saltaduras, sin pérdidas de material y no parchadas.
- Media: ancho saltaduras entre (50 – 150 mm), medido al centro de la junta o grieta y con pérdida de material.
- Alta: ancho saltadura mayor a 150 mm, medido al centro de la junta o grieta y con pérdida de material.

Medición: Establecer para cada nivel de severidad la longitud (m) de juntas y grietas que presentan saltaduras.

Figura 3. Medición de Saltaduras en juntas y grietas.



Fuente: CONSEJO DE DIRECTORES DE CARRETERAS DE IBERIA E IBEROAMERICA. M5.2. Catalogo de deterioros de pavimentos rígidos. Vol. 12. Chile: 2002. P. 4-14.

Fotografía 1. Juntas Saltadas.



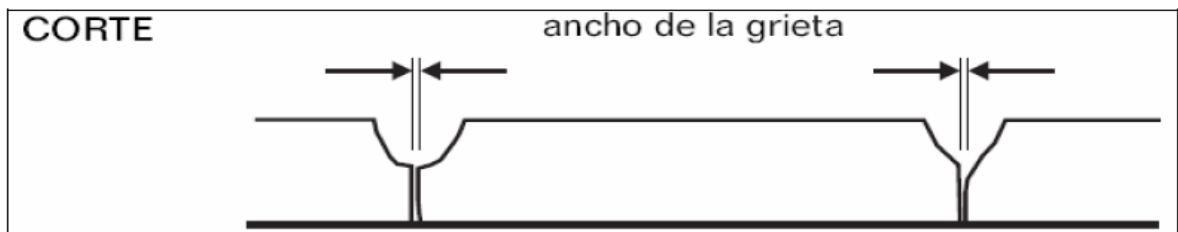
2.2 GRIETAS

Las grietas de ancho menor a 0.03 mm se denominan fisuras, en la figura se muestra el ancho que define una grieta (Figura 4). Este grupo de deterioros incluye todas las discontinuidades y fracturas que afectan las losas de concreto.

2.2.1 Grietas de esquina

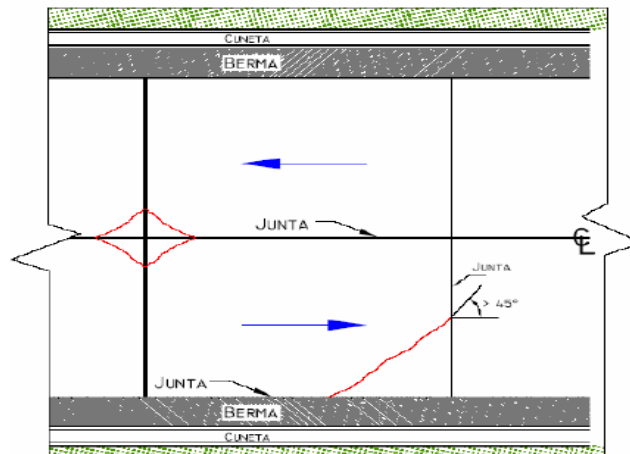
Este tipo de deterioro genera un bloque de forma triangular en la losa; se presenta generalmente al interceptar las juntas transversal y longitudinal, describiendo un ángulo mayor a 45° , con respecto a la dirección del tránsito (Figura 5). La longitud de los lados del triángulo sobre la junta de la losa varía entre 300 m y la mitad del ancho de la losa.

Figura 4. Corte transversal de una losa, mostrando el ancho de la grieta.



Fuente: CONSEJO DE MINISTROS DE TRANSPORTE DE CENTROAMÉRICA, catalogo centroamericano de daños en pavimentos viales, Guatemala, 2003.

Figura 5. Vista en planta grieta de esquina.



Fuente: Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras.

Fotografía 2. Grieta de esquina



Niveles de severidad. Teniendo en cuenta el ancho de la grieta (Figura 4), las severidades están dadas como sigue:

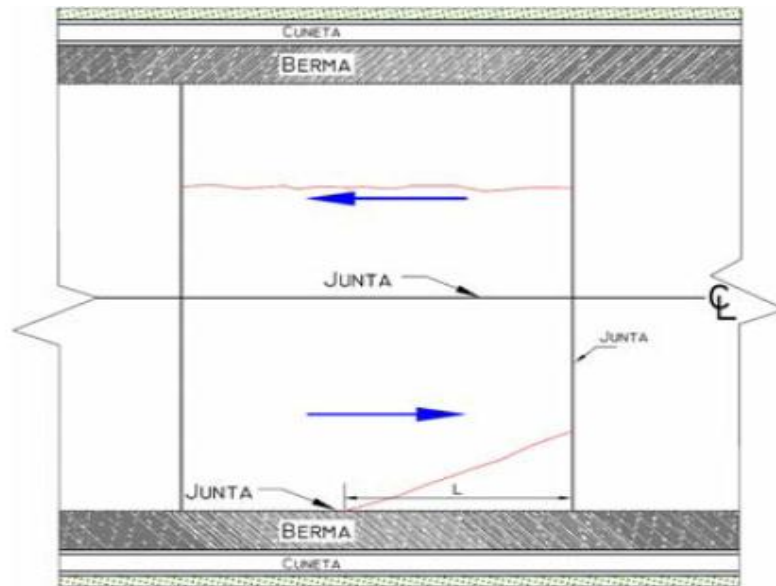
- Baja: longitud con saltaduras $< 10\%$ de su longitud; escalonamiento imperceptible y el trozo de la esquina está completo.
- Media: saltaduras de severidad baja en más del 10% de la longitud o la saltadura de la grieta o junta $< 15\text{ mm}$ y el trozo de la esquina está completo.
- Alta: saltaduras de severidad media o alta en más del 10% de longitud o la saltadura de la grieta o junta es $> 15\text{ mm}$ o el trozo de la esquina está quebrado en dos o más pedazos.

Medición del deterioro: Establecer el número de grietas de esquina para cada nivel de severidad. Clasificarlas con el más alto nivel de severidad presente en al menos 10% de la longitud. Si existen grietas selladas también deben ser medidas, estas siempre serán reportadas y tendrán un nivel de severidad bajo.

2.2.2 Grietas longitudinales

Grietas predominantes paralelas al eje de la calzada o que se extienden desde una junta transversal hasta el borde de la losa, pero la intersección se produce a una distancia (L) mucho mayor que la mitad de la longitud de la losa (Figura 6).

Figura 6. Características de las grietas longitudinales.



Fuente: Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras.

Fotografía 3. Grieta longitudinal



Niveles de severidad: Teniendo en cuenta la abertura de la grieta, los niveles de severidad de las grietas longitudinales se clasifican en:

- Baja: ancho menor a 3 mm, sin saltaduras y escalonamiento imperceptible.
- Media: ancho de la grieta entre (3 - 10 mm) o con saltadura de ancho menor a 50 mm o escalonamiento menor 15 mm.
- Alta: ancho mayor a 10 mm o saltaduras de ancho mayor 50 mm o escalonamiento mayor a 15 mm.

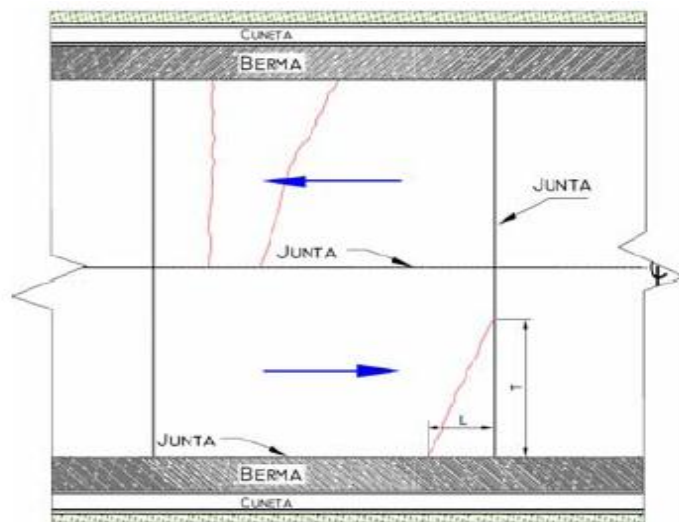
Medición del deterioro:

- Determinar la longitud (m) y el número de grietas longitudinales para cada nivel de severidad.
- Determinar separadamente también la longitud (m) de grietas longitudinales selladas, clasificándolas según nivel de severidad.

2.2.3 Grietas transversales

Grietas que se presentan perpendiculares al eje de circulación de la vía. Pueden extenderse desde la junta transversal hasta la junta longitudinal, siempre que la intersección con la junta transversal esté a una distancia del borde (T) mayor que la mitad del ancho de la losa y la intersección con la junta longitudinal se encuentra a una distancia inferior que la mitad del ancho de la losa (L). (Figura 7).

Figura 7. Vista en planta de las grietas transversales.



Fuente: Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras.

Fotografía 4. Grieta transversal.



Teniendo en cuenta la abertura de la grieta, los niveles de severidad de las grietas transversales se clasifican en:

- Baja: ancho menor a 3 mm, sin saltaduras y escalonamiento imperceptible.
- Media: ancho de la grieta entre (3 - 6 mm) o con saltaduras de ancho < 50 mm o escalonamiento menor a 6 mm.
- Alta: ancho mayor a 6 mm o saltadura de ancho mayor a 50 mm o escalonamiento mayor a 6 mm.

Medición del deterioro:

- Determinar el número y la longitud (m) de grietas para cada nivel de severidad.
- Asignar a cada grieta el nivel de severidad más alto que representa al menos el 10 % de la longitud total.
- Determinar separadamente también la longitud (m) total de grietas, agrupadas por nivel de severidad, que tengan el sello en buenas condiciones.

Según [22], después de realizar la auscultación de pavimentos, se deben registrar los daños encontrados, teniendo en cuenta lo siguiente:

Cálculo de afectación en función del área dañada

El cálculo de afectación de un tramo de pavimento puede realizarse con base en la relación entre el área dañada y el área total del tramo. El área total se calcula multiplicando el ancho total de la calzada por la longitud total del tramo.

El área dañada se calcula sumando el área de cada una de las fallas encontradas en las losas del tramo. El área de las fallas se halla multiplicando su longitud por su ancho promedio.

Es necesario determinar la cantidad de losas afectadas por cada tipo de falla y su severidad. Y así hallar un índice que determine la presencia de cada una de las fallas con respecto al total de losas inspeccionadas.

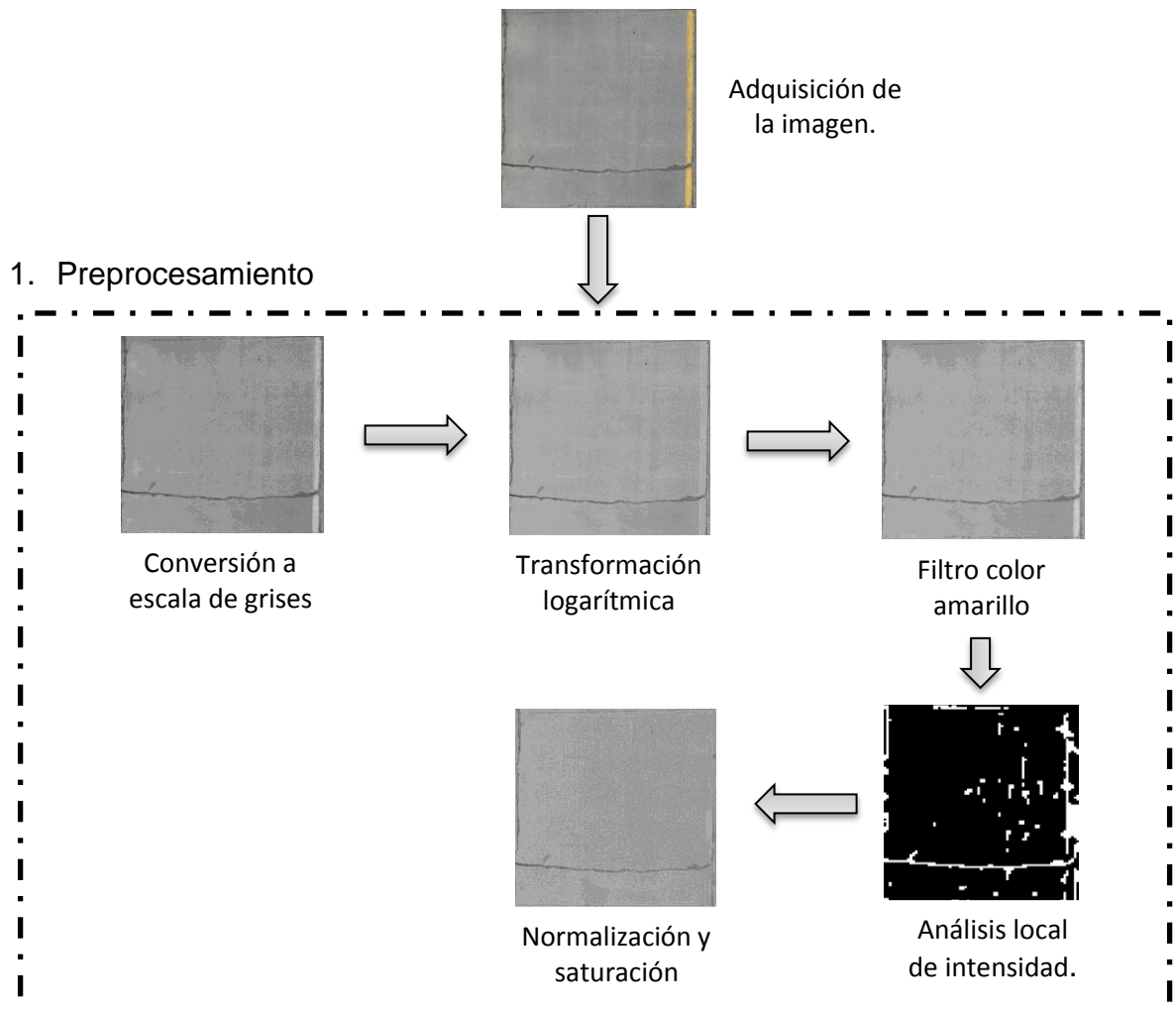
3 ANÁLISIS DE IMÁGENES PARA DETECCIÓN DE FALLAS

A continuación se describe cada uno de los conceptos y técnicas necesarios para la detección y medición de fallas en pavimentos rígidos a través de 3 etapas: preprocesamiento, detección de las fallas y medición.

3.1 ETAPA DE PREPROCESAMIENTO

En esta etapa se busca mejorar las características de las imágenes de entrada, ya que estas pueden presentar cualidades inapropiadas para realizar el análisis, debido a factores externos al momento de la captura. Esto se hace con el objetivo de poder garantizar que el proceso de detección se lleve a cabo correctamente. El proceso implementado se observa en la figura 8.

Figura 8. Etapa de preprocesamiento.



A continuación se describen los conceptos necesarios para implementar esta etapa.

Conversión a escala de grises

Las imágenes a escala de grises se componen de valores que representan solamente la intensidad de los píxeles. Este muestra solo tonos de gris, comenzando desde el color negro (la más baja intensidad) hasta el color blanco (la más alta intensidad). Se miden usando números de 8 bits, lo cual implica que existen 256 tonalidades de gris, donde el cero "0" significa la ausencia total de luz y el "255" la presencia absoluta.

La conversión de una imagen RGB (imagen a color) a una imagen a escala de grises se basa en la suma de la ponderación de cada uno de los componentes de los píxeles a color (rojo, verde y azul), así:

$$I = 0.2989 \cdot R + 0.5870 \cdot G + 0.1140 \cdot B \quad (1)$$

Donde R es el valor del componente rojo, G el valor del componente verde y B el valor del componente azul. Los pesos de cada uno de los sumandos es el mismo usado por los formatos de video PAL y NTSC para el cálculo de su componente de brillo [23].

Transformación logarítmica

La transformación logarítmica es una técnica para mejorar el contraste de una imagen. Esta consiste en modificar el rango dinámico reemplazando el valor de intensidad de cada píxel por su respectivo logaritmo, así:

$$I_o = \ln(I_i) \quad (2)$$

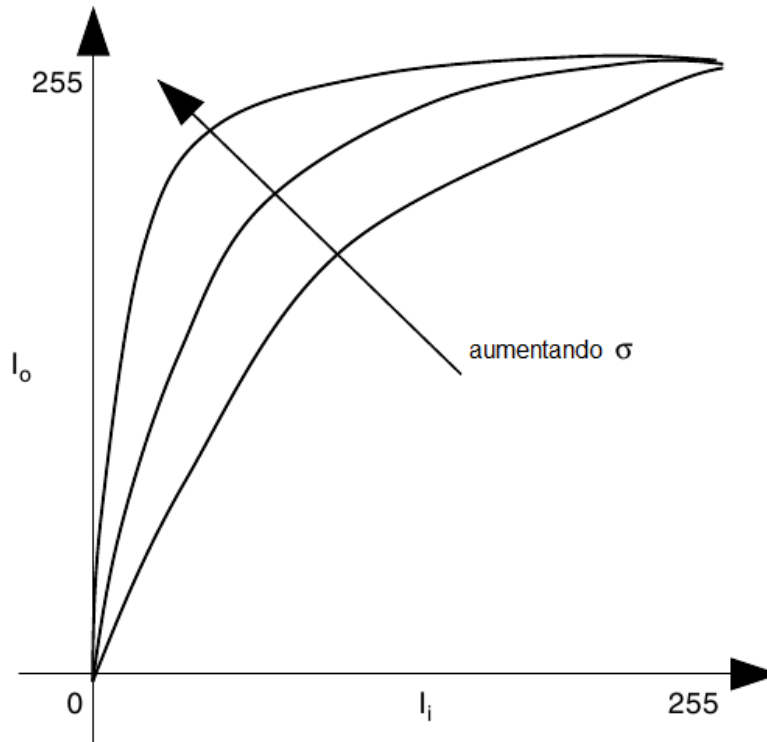
Donde I_i es la matriz de intensidad de la imagen de entrada e I_o la matriz de la imagen de salida. Debido a que el rango de una imagen en escala de grises va de 0 a 255, es posible que el logaritmo sea indefinido cuando $I_i = 0$, por lo tanto, en la práctica se utiliza la siguiente expresión:

$$I_o = c \cdot \ln(1 + (e^\sigma - 1)I_i) \quad (3)$$

Donde σ es un número racional positivo, que representa el factor de escala que controla el rango de entrada de la función logarítmica, y c escala el valor de salida dentro del rango permitido por la imagen (0-255), este está definido así:

$$c = \frac{255}{\log(1+\max(I_i))} \quad (4)$$

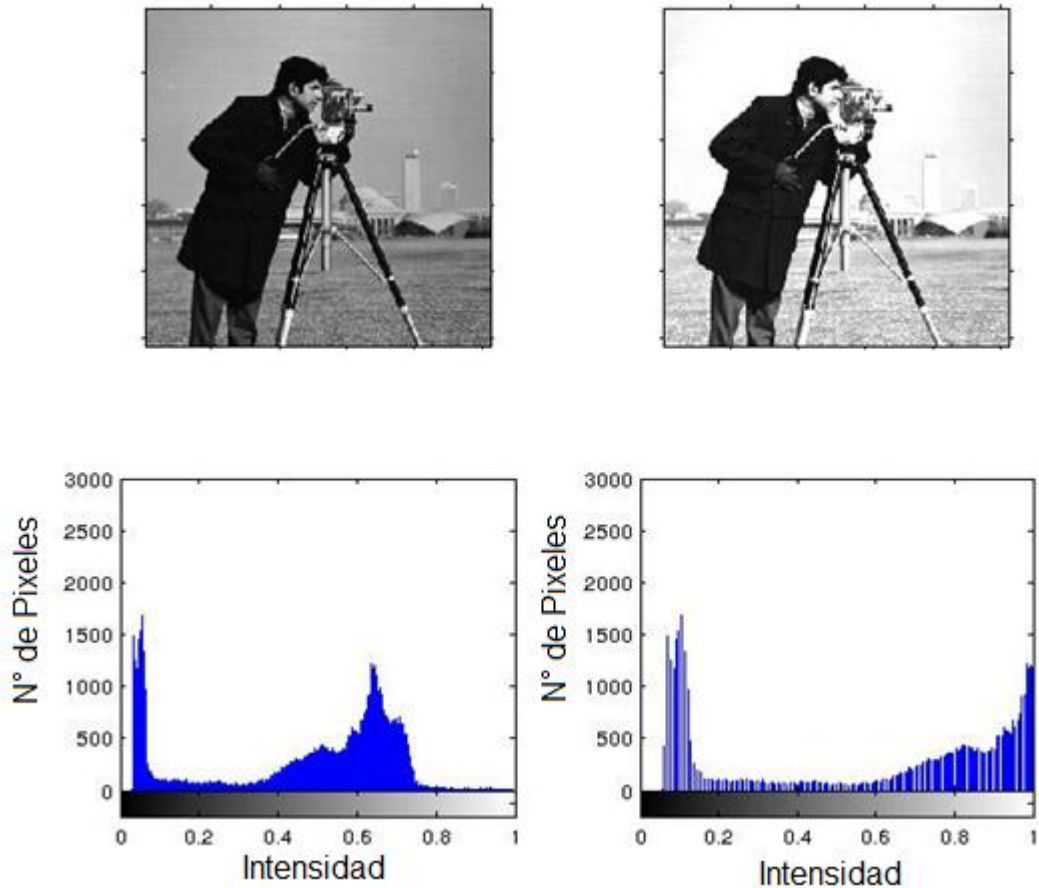
Figura 9. Transformación logarítmica



Fuente: SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011.

En la figura 9 se observa que entre más alto sea el valor de σ , más grande será el rango dinámico de las regiones oscuras de la imagen, disminuyendo el rango dinámico de las regiones claras. Eso significa que este método asigna los valores de menor intensidad a un mayor rango de escala de grises y comprime los valores de mayor intensidad a un rango menor [24]. Un ejemplo de una transformación logarítmica aplicada a una imagen se observa en la figura 10.

Figura 10. Ejemplo de transformación logarítmica con $\sigma = 0.9$.



Fuente: SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011.

Filtro de color

Detectar un color específico en una imagen es un procedimiento arduo, debido a que el rango donde se encuentran los diferentes tonos de cierto color varía de acuerdo a sus valores de rojo, verde y azul. Esto hace que encontrar el rango RGB donde se encuentra el color deseado sea difícil. Para afrontar este problema se puede suponer al espacio RGB como un cubo, donde un punto dentro de este es el color que se desea detectar. Este punto se denominará punto de interés. Para determinar si un pixel en una imagen corresponde a un color específico, se mide la distancia euclídea entre la posición en el cubo de aquel pixel con respecto al punto de interés. Si el valor resultante se encuentra dentro de un rango de

tolerancia determinado empíricamente, el pixel se considera que es del color buscado.

Se determina un punto de interés PI y un punto a evaluar PE de la siguiente forma:

$$PI(R, G, B) = \{r_i, g_i, b_i\} \quad (5)$$

$$PE(R, G, B) = \{r_e, g_e, b_e\} \quad (6)$$

donde r , g y b son números en un rango de 0 a 255. La distancia euclídea se define como:

$$dE = \sqrt{(PI(R) - PE(R))^2 + (PI(G) - PE(G))^2 + (PI(B) - PE(B))^2} \quad (7)$$

Si dE es menor a un rango de tolerancia específico, se concluye que PE es muy cercano a PI [25].

Análisis local de intensidad

El proceso que se expone a continuación es basado en [26]. Este procedimiento se realiza dividiendo la imagen en regiones o parches de 20 x 20 píxeles. Dichas regiones son equivalentes al promedio del valor de intensidad de los píxeles pertenecientes a esa zona. De esta manera, se forma una imagen de menor resolución im_{re} con dimensiones calculadas de la siguiente manera:

$$nl_{bm} = \frac{nl_{img}}{nl_r} \quad (8)$$

$$nc_{bm} = \frac{nc_{img}}{nc_r} \quad (9)$$

Donde:

nl_{bm} y nc_{bm} son el número de filas y columnas de la imagen resultante, respectivamente.

nl_{img} y nc_{img} son el número de filas y columnas de la imagen original, respectivamente.

nl_r y nc_r son el número de filas y columnas de los parches, respectivamente.

A continuación se realiza un escaneo vertical y horizontal de la imagen obtenida, la cual denominamos M_{rm} , buscando las regiones con menor intensidad. Esto se hace analizando la variación del valor promedio de intensidad de las regiones comparándolo junto con los vecinos de primer nivel.

Comenzando con el escaneo vertical, una región es considerada como posible zona de baja intensidad cuando la siguiente condición se cumple:

$$ld^{(v)} = [std(Av^{(i,j)}) > k_1 \cdot std(Bv^j) + k_2 \cdot mean(Bv^j)] \wedge [(Av^{(i,j)}[1,1] - Av^{(i,j)}[2,1]) > 0] \quad (10)$$

$$Av^{(i,j)} = \begin{bmatrix} \frac{rm_{(i-1,j)} + rm_{(i+1,j)}}{2} \\ rm_{(i,j)} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$Bv^j = \begin{bmatrix} 0 \\ std(Av^{(2,j)}) \\ \vdots \\ std(Av^{(nl_{bm}-1,j)}) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Donde:

Las operaciones $std(x)$ y $mean(x)$ corresponden al cálculo de la desviación estándar y el promedio.

rm es el valor de intensidad en una región en las coordenadas (i, j) .

Av y Bv son vectores columna de tamaño 2×1 y $nl_{bm} \times 1$, respectivamente.

Av representa dos valores, el valor de intensidad de una región y el promedio entre los pixeles vecinos verticales de esa región.

Bv es la desviación estándar entre los valores de Av de cada región en un tramo vertical j .

k_1 y k_2 son parámetros que definen la influencia de la desviación estándar y el promedio de la matriz Bv , respectivamente. Estos fueron escogidos de manera empírica, de tal manera que se detectara la zona de falla con el menor ruido posible.

La columna Bv es usada para encontrar información referente a la variación de las columnas de M_{rm} . Las regiones con pixeles de menor intensidad tienen valores de desviación estándar de Bv mayores a los de regiones de mayor intensidad.

La aplicación de (10) da como resultado una imagen binaria denominada $M_{bm}^{(V)}$ con las mismas dimensiones de M_{rm} en donde, las regiones con valor de '1' representan aquellas con mayor nivel de intensidad y las regiones con valor de '0' representan aquellas con menor nivel intensidad.

Luego de realizar el escaneo vertical se procede a aplicar un escaneo horizontal que opera de forma similar al anterior. Para este caso se emplean las siguientes ecuaciones:

$$ld^{(H)} = [std(Ah^{(i,j)}) > k_1 \cdot std(Bh^j) + k_2 \cdot mean(Bh^j)] \wedge [(Ah^{(i,j)}[1,1] - Ah^{(i,j)}[1,2]) > 0] \quad (13)$$

$$Ah^{(i,j)} = \left[\frac{rm_{(i,j-1)} + rm_{(i,j+1)}}{2}; \quad rm_{(i,j)} \right] \quad (14)$$

$$Bh^i = [0; \quad std(Ah^{(i,2)}); \quad \dots \quad std(Ah^{(i,nc_{bm}-1)}) \quad 0] \quad (15)$$

Donde:

Bh y Ah son vectores de tamaño 1×2 y $1 \times nc_{bm}$, respectivamente.

La aplicación de (13) da como resultado una imagen binaria ($M_{bm}^{(H)}$) con las mismas dimensiones de M_{rm} .

El siguiente paso es superponer las imágenes $M_{bm}^{(V)}$ y $M_{bm}^{(H)}$ formando una imagen M_{bm} . Esto se realiza manteniendo solo las regiones que tengan más de un vecino de primer nivel con valor de '1' comparando $M_{bm}^{(V)}$ y $M_{bm}^{(H)}$. Las regiones que no cumplan esta condición se les asigna valor '0'.

Con el objetivo de garantizar que se abarque toda la zona con valores de intensidad bajos, se aplicaron dos criterios adicionales a la imagen M_{bm} :

- Si existen dos regiones diagonales entre sí de valor '1', las regiones vecinas comunes entre ellas se les asigna el valor de '1'.
- Si existen dos regiones de valor '1' separadas por una región de valor '0', a esta última se le asigna un valor de '1'.

Los procesos de normalización y saturación son basados en [26];

Normalización y saturación de una imagen

El proceso de normalización de una imagen consiste en:

- Realizar un promedio de los valores de intensidad de las regiones de M_{bm} con valor '0'. Este promedio se denomina bil_{img} .
- Calcular una matriz de factores de normalización denominada M_{nc} , esta tiene el mismo tamaño de M_{bm} y está compuesta por números reales cercanos a 1. El cálculo de estos valores depende de la clasificación de la región a calcular, es decir, si tiene valor '0' o '1'. Para las regiones de valor '0' estos factores se calculan empleando (16) y para las que tienen valor '1' se utiliza la ecuación (17).

$$M_{nc}(i, j)^{0'} = \frac{bil_{img}}{M_{rm}(i, j)^{0'}} \quad (16)$$

$$M_{nc}(i, j)^{1'} = \frac{bil_{img}}{\frac{1}{k^{(0)}} \sum_{p=-a}^a \sum_{q=-b}^b M_{rm}(i+p, j+q)^{0'}} \quad (17)$$

Donde:

$k^{(0)}$ es el número de vecinos de primer nivel de valor '0' que se encuentran alrededor de la región de valor '1' que se está analizando, y la sumatoria se realiza entre los valores de intensidad de las regiones de valor '0' ya mencionadas. Es decir, el valor del denominador es el promedio entre los valores de intensidad de las regiones de valor '0' que se encuentren alrededor de la región de valor '1'. Si no se encuentra ninguna región de valor '0' en los vecinos de primer nivel, se continua la búsqueda en el siguiente nivel y así sucesivamente.

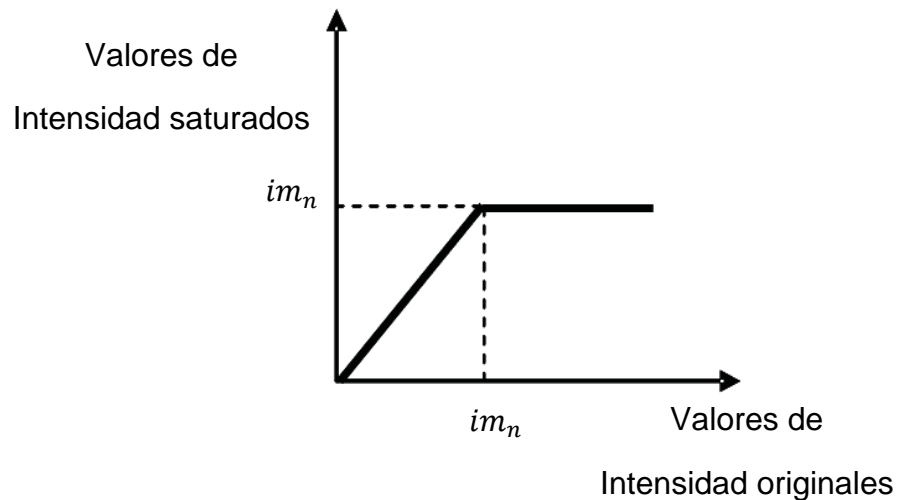
a y b son números enteros iguales al nivel actual de los pixeles vecinos. Por ejemplo, si se están evaluando los vecinos de primer nivel, a y b serán iguales a 1.

Solo se toman en cuenta los vecinos de valor '0' para evitar cambios bruscos en la intensidad de los pixeles de las regiones de valor '1' a ser normalizadas, previniendo que los pixeles oscuros pasen a ser más claros de lo esperado, evitando la pérdida de información de las regiones que se clasificarían como de baja intensidad.

Para normalizar la imagen se tienen en cuenta los factores de normalización de cada región junto con todos los píxeles de la imagen original pertenecientes a esta. Estos dos coeficientes se multiplican generando la imagen normalizada, la cual tendría un tamaño de nl_{img} y nc_{img} .

Luego se realiza un proceso de saturación el cual consiste en calcular el promedio de los valores de intensidad de la imagen resultante del proceso de normalización, se denominó a este promedio Im_n . Luego se escanea la imagen normalizada en busca de píxeles con valor de intensidad mayor a Im_n para remplazarlos por dicho promedio (Figura 11).

Figura 11. Saturación.



Fuente: OLIVEIRA, H. y CORREIA, P. Supervised Strategies for Crack Detection in Images of Road Pavement Flexible Surfaces. *En*: 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2008.

3.2 ETAPA DE DETECCIÓN

El objetivo de esta etapa es detectar la zona donde se presenta la falla, esto se realiza mediante dos métodos de análisis: el método de alta precisión y el método de baja precisión. El esquema de la metodología implementada en el método alta precisión se muestra en la figura 12 y el del método de baja precisión se muestra en la figura 13.

Figura 12. Etapa de detección: Método de alta precisión.

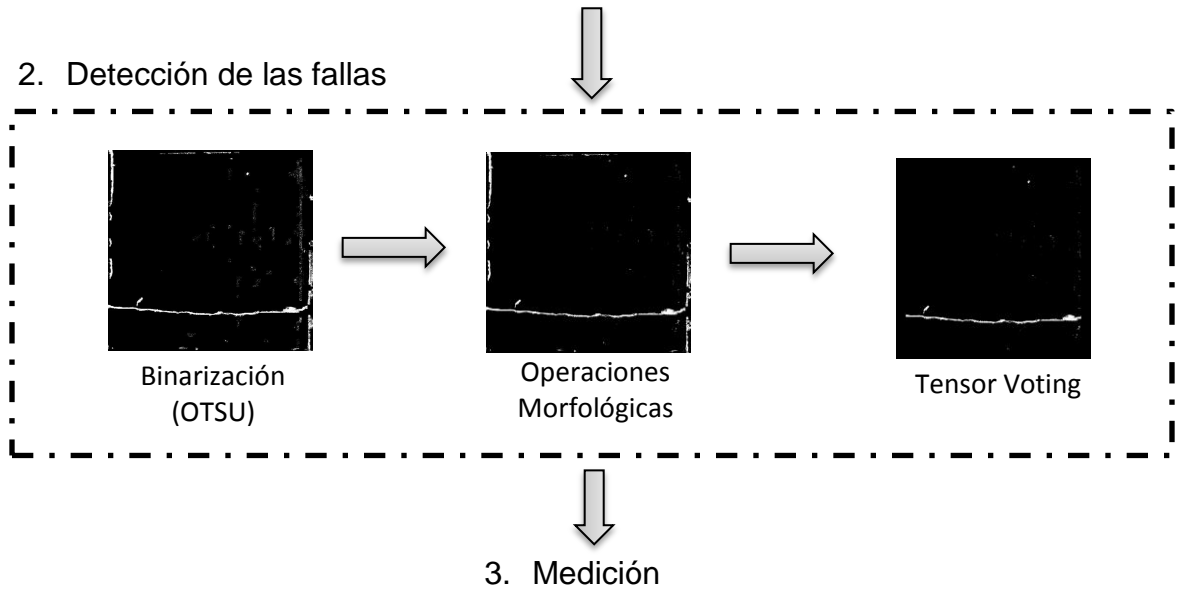
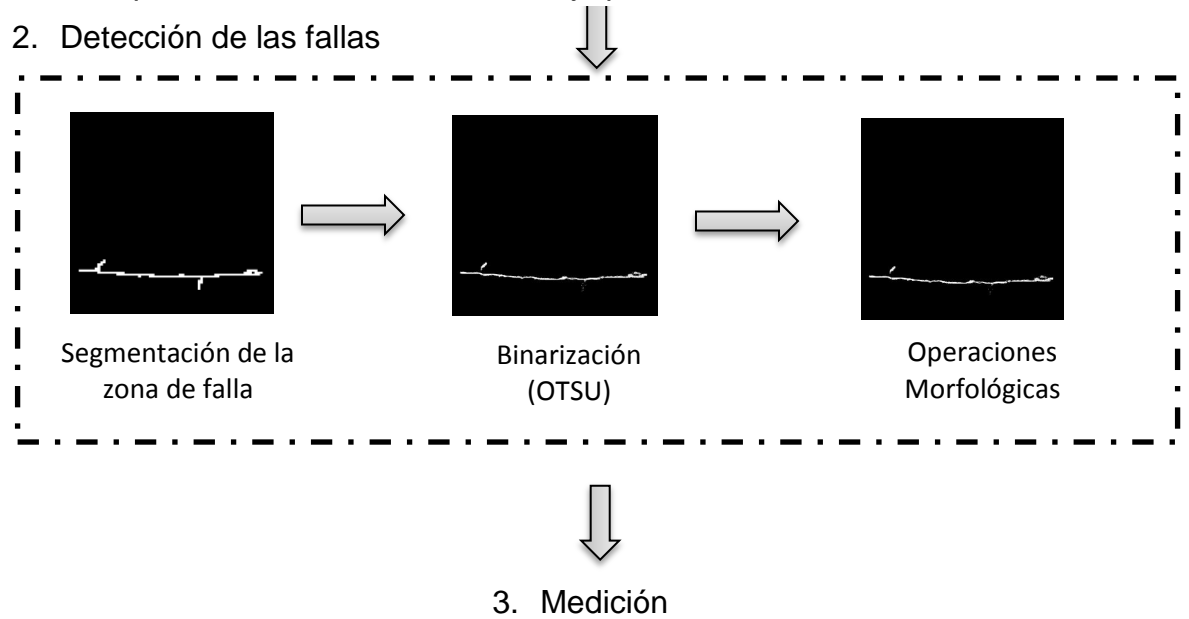


Figura 13. Etapa de detección: Método de baja precisión.



Para poder llevar a cabo esto es necesario comprender los conceptos que se explican a continuación:

Binarización (OTSU)

El método OTSU es una umbralización basada en la forma del histograma. Se asume que la imagen tiene dos clases de píxeles (histograma bimodal), es decir, se tiene un primer y segundo plano. Este ajusta el umbral de tal forma que se logre seleccionar uno que minimice la diferencia de píxeles entre las dos clases.

Esto se logra calculando el máximo valor posible de la “varianza entre clases” para todos los valores del rango dinámico de la escala de grises, esta se define como:

$$\sigma_{BC}^2(T) = n_b(T) \cdot [\mu_b(T) - \mu]^2 + n_f(T) \cdot [\mu_f(T) - \mu]^2 \quad (18)$$

Donde μ es el promedio general del histograma, calculado así:

$$\mu = n_b(T) \cdot \mu_b(T) + n_f(T) \cdot \mu_f(T) \quad (19)$$

reemplazando y simplificando:

$$\sigma_{BC}^2(T) = n_b(T) \cdot n_f(T) \cdot [\mu_b(T) - \mu_f(T)]^2 \quad (20)$$

para cada posible valor de umbral $T = [0, N - 1]$, que para el caso de la escala de grises $N = 255$. n_b y n_f es el número de píxeles inferiores y superiores al umbral T , respectivamente. μ_b y μ_f es el promedio de n_b y n_f , respectivamente.

Este método es uno de los más utilizados debido a que es inmune a imágenes con ruido y con iluminación no uniforme [27].

Al obtener la imagen normalizada se aplica este método de umbralización, y para evitar que información no deseada no sea eliminada, la umbralización solo se aplica en las regiones marcadas con ‘1’ durante el análisis local de intensidad, desechando así el ruido que se podría presentar.

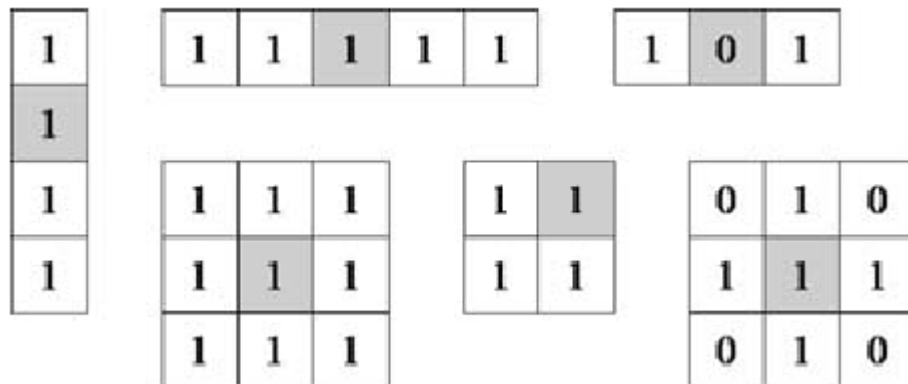
Operaciones morfológicas

Un objeto se define como un grupo de píxeles con valor ‘1’ conectados entre si al norte, sur, este u oeste [28]. Las operaciones morfológicas simplifican imágenes y conservan las principales características de la forma de los objetos. Estas operan pasando un elemento estructural sobre la imagen, este elemento puede ser de cualquier tamaño, y puede contener cualquier complemento de unos o ceros en cada posición de píxel. Una operación lógica específica se realiza entre el

elemento estructural y la imagen. El resultado de la operación lógica es guardado en la imagen de salida para cada posición de pixel. El efecto creado depende del tamaño y la forma del elemento de estructuración y de la naturaleza de la operación lógica [29].

Los elementos estructurales son arreglos rectangulares de pixeles con valores de '0' y '1'. Estos cuentan con un pixel central el cual recorre todas las coordenadas de la imagen donde se va a efectuar la operación. En la Figura 14 se observan algunos ejemplos de elementos estructurales, donde los pixeles de color gris muestran el centro del elemento. De tal forma que para elementos en los que ambas dimensiones son impares, el pixel central es evidente, pero para elementos en donde alguna de las dimensiones es par, el pixel central es aquel al norte, noreste ó este del centro geométrico del elemento. La selección del elemento estructural adecuado es primordial para la operación en particular que se desee aplicar [30].

Figura 14. Ejemplos de elementos estructurales.



Fuente: SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011.

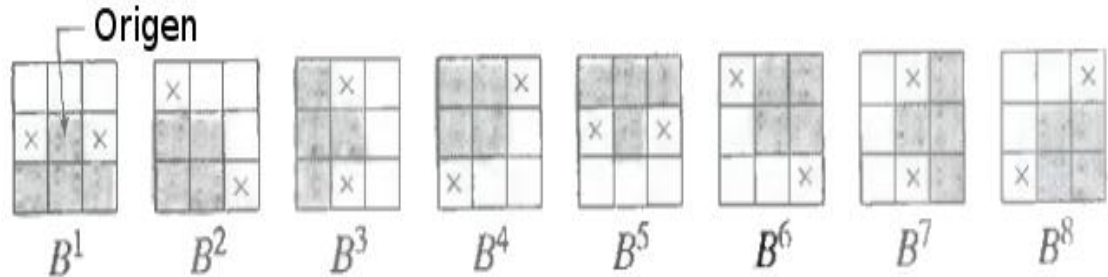
Una transformación morfológica aplicada a una imagen I implica que un elemento estructural B recorre todas las posiciones de la imagen. El lugar donde se ubica el pixel central de B , al posicionarse sobre un punto de I , se denomina pixel actual. El resultado de la operación lógica entre los pixeles de B sobrepuestos sobre el pixel actual y sus vecinos, se almacena en el pixel actual respectivo de la imagen de salida [31].

Las principales operaciones morfológicas son la dilatación y la erosión. Estas dos operaciones básicas son la base de funcionamiento de muchas otras operaciones. Para realizar una dilatación de I a partir de B , se posiciona el pixel central de B en todos los pixeles de I con valor '0' y, si alguno de sus pixeles vecinos es de valor '1', entonces el pixel actual es cambiado de '0' a '1'. Esta operación es conocida como $A \oplus B$. De manera similar sucede con la erosión, se posiciona el pixel central de B en todos los pixeles de I con valor '1' y, si alguno de sus pixeles vecinos es de valor '0', entonces el pixel actual es cambiado de '1' a '0'. A la erosión se le conoce como $A \ominus B$. Así, se puede decir que la operación de dilatación adiciona píxeles en las fronteras de los objetos, mientras la erosión los remueve.

La operación morfológica de apertura consiste en aplicar la erosión seguida por la dilatación, usando el mismo elemento estructural. Esta operación se conoce como $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$. Su efecto es el de remover los objetos pequeños y aislados en la imagen, además suaviza el contorno de los objetos y elimina conexiones estrechas entre ellos. La operación morfológica de cierre consiste en aplicar una dilatación seguida por una erosión, usando el mismo elemento estructural. Esta operación se conoce como $A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$. Su efecto es el de remover los espacios pequeños dentro de los objetos y unir objetos que presenten una pequeña separación entre ellos.

Así mismo se utiliza otra operación morfológica denominada adelgazamiento, el objetivo de esta es reducir el exceso de la imagen tanto como sea posible, disminuyendo el objeto a un ancho de un pixel (esqueleto). Esta se realiza trasladando el centro del elemento estructural B por cada coordenada de la imagen I y, en el caso en que la configuración de unos y ceros de B concuerden exactamente con los pixeles en esa misma posición en I , se convertiría el pixel actual a '0', si no el pixel actual no sería modificado. Esta operación es conocida como $thin(I, B) = I \cap \overline{I \otimes B}$, donde $B = (B_1, B_2, \dots, B_n)$, que implica una serie de elementos estructurales y $I \otimes B = (I \ominus B_1) \cap (I \ominus B_2) \cap \dots \cap (I \ominus B_n)$. Existe gran variedad de secuencias de elementos estructurales, muchos de ellos están dados por la rotación continua de un elemento estructural. Aplicar una secuencia de elementos estructurales consiste en realizar una erosión con el elemento estructural B_1 , a continuación con B_2 , y así sucesivamente hasta el elemento B_n . El proceso se repite hasta que la imagen permanezca sin sufrir ningún cambio. En la Figura 15 se muestra un ejemplo de una secuencia de elementos estructurales [32].

Figura 15. Alfabeto de Golay: Secuencia de elementos estructurales rotados usados para adelgazamiento. X toma un valor irrelevante.



Fuente: Gonzalez, R.C., and R.E. Woods. "Digital Image Processing." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (2008).

El esqueleto obtenido a través de la operación de adelgazamiento, mantiene las características geométricas y propiedades topológicas de la imagen, representando la forma básica del objeto, reducida a su mínima expresión [33]. Al identificar los puntos finales de los esqueletos formados por los diferentes objetos, se puede buscar la posible conexión entre estos puntos para hallar y completar los objetos que en su totalidad son líneas o curvas.

Tensor voting

El *tensor voting* es una técnica de organización perceptual que es capaz de inferir estructuras sobresalientes sobre un grupo de datos sin aparente organización, basándose en la información que los tensores reciben de sus vecinos. Los tensores pueden ser definidos a partir de cualquier tipo de local primitivo, sean puntos o superficies, que se encuentre en el espacio y que posiblemente posea una orientación, pero que no poseen dimensión. Los tensores son de segundo orden, simétricos y no negativos e indican la tendencia que ejerce un punto o superficie. Y se expresan así:

$$\begin{bmatrix} n_1^2 & n_1 n_2 \\ n_1 n_2 & n_2^2 \end{bmatrix}$$

Donde n_1 y n_2 son la dirección del punto a evaluar.

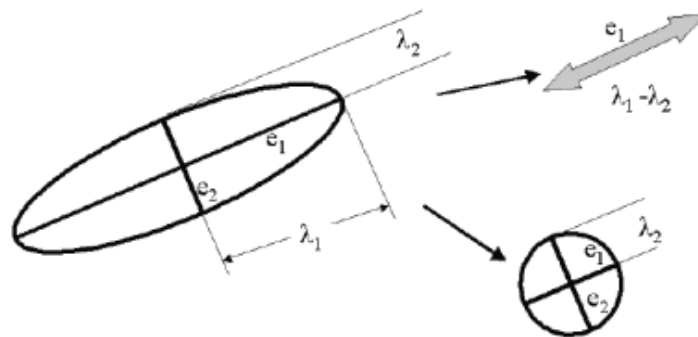
Esta técnica es aplicada cuando se busca robustez al ruido, minimización de complejidad computacional y el tratamiento de discontinuidades. Los objetos emiten votos a sus vecinos de acuerdo con el tensor con el que fueron asociados.

Estos pueden estar perfectamente orientados, pueden tener un alto grado de orientación o no poseer tendencia alguna hacia ninguna orientación. De acuerdo al tamaño del tensor se define la prominencia del mismo. Los tensores de mayor tamaño poseen información más predominante que los de menor tamaño. Un tensor se define a través de la siguiente ecuación:

$$T = \lambda_1 \hat{e}_1 \hat{e}_1^T + \lambda_2 \hat{e}_2 \hat{e}_2^T = (\lambda_1 - \lambda_2) \hat{e}_1 \hat{e}_1^T + \lambda_2 (\lambda_1 \hat{e}_1 \hat{e}_1^T + \lambda_2 \hat{e}_2 \hat{e}_2^T) \quad (21)$$

Donde λ_i son los valores propios en orden decreciente y \hat{e}_i son los vectores propios correspondientes. La primera expresión a la izquierda se refiere a un *stick tensor* el cual tiene una orientación perfectamente definida. La expresión a la derecha corresponde a un *ball tensor*, el cual no tiene orientación definida o es un punto donde múltiples orientaciones coexisten. La expresión $\lambda_1 - \lambda_2$ implica el tamaño del tensor y, por lo tanto también su prominencia. En la Figura 16 se observan los diferentes casos de tensores que existen:

Figura 16. Tensor Barra y Tensor Bola



Fuente: MORDOHAI, Philippos, y MEDIONI, Gérard. Tensor Voting: A Perceptual Organization Approach to Computer Vision And Machine Learning. Morgan & Claypool Publishers, 2007.

Posterior a la codificación de los tensores, se procede a emitir los votos sobre su campo de influencia. La magnitud de este voto depende de la proximidad y la continuidad. Por lo tanto la influencia de un tensor a otro debe decaer a medida que la distancia entre ellos aumenta, y también minimizar la probabilidad de curvatura, para favorecer la posibilidad de crear líneas rectas entre ellos. Así, la función de prominencia entre dos tensores (emisor y receptor) que comparten la misma normal sobre un círculo cuya circunferencia atraviesa a los dos, se define como:

$$fp(s, k, \sigma) = e^{-\left(\frac{s^2 + ck^2}{\sigma^2}\right)} \quad (22)$$

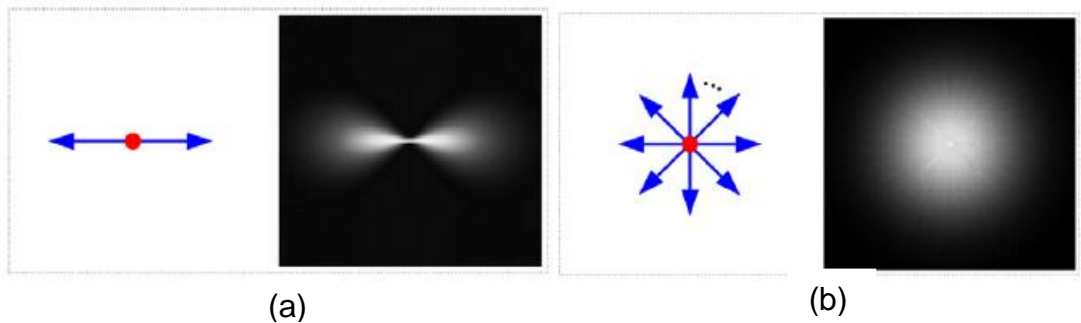
Donde s es la longitud del arco entre los dos “tensores”, k es la curvatura, c es el grado de decadencia y σ es la escala de la votación, el cual determina el alcance del campo del tensor. El parámetro c es calculado en función de σ y se define así:

$$c = \frac{-16 \cdot \log(0.1) \times (\sigma - 1)}{\pi^2} \quad (23)$$

La emisión de los votos de los *ball tensor* se desarrolla de manera similar, pero aplicando el cálculo del campo de votación en varias direcciones a un ángulo de $\frac{2\pi}{k}$ entre sí. Su campo es simétricamente radial, puesto que el tensor no tiene orientación definida. La presencia de dos *ball tensor* próximos entre si indica la existencia de una potencial curva atravesando esos dos puntos. El campo de votación de los *ball tensor* permite inferir la orientación de estos puntos que en primera instancia no tenían una orientación definida, minimizando así los requerimientos de entrada del proceso.

Los votos son recolectados por una operación simple de escaneo de la imagen, y la magnitud de cada voto es entonces multiplicada por su correspondiente valor de prominencia, el cual es definido por $\lambda_1 - \lambda_2$ para *stick tensors* (Figura 17a) y por λ_2 para *ball tensors* (Figura 17b). Esto genera un mapa de probabilidad mostrando las curvas y líneas que completarían la continuidad de los puntos en la imagen [34].

Figura 17. (a) Campo de votación de un “tensor barra” y (b) Campo de votación de un “tensor bola”.



Fuente: ZOU, Q. et al. “CrackTree: Automatic Crack Detection from Pavement Images.” Pattern Recognition Letters (2011).

Clasificación de objetos en una imagen binaria

Es común en el tratamiento de imágenes binarias el análisis en busca de la clasificación de los objetos (grupos de píxeles de valor '1') que las componen. La forma de afrontar este problema implica recorrer la imagen mínimo dos veces. La primera vez se busca determinar la total extensión de los objetos, y en la segunda, se busca clasificarlos. De tal forma que se pueda determinar la relación de los píxeles de valor '1' con sus respectivos vecinos, se determina una forma específica de escanear la imagen. Por ejemplo, de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha, comúnmente denominado 'raster scanning'. Así, se le da una clasificación temporal a los píxeles sin vecinos ya evaluados y a los demás se les compara con los píxeles vecinos que ya fueron evaluados y clasificados, estableciendo la relación que existe entre estos. Aun así es posible encontrar objetos a los cuales se les haya clasificado en dos grupos diferentes, es por esto que es necesario realizar el segundo recorrido. En este se determina que grupos de píxeles son equivalentes entre sí, formando así un solo grupo. Este método de clasificación se describe detalladamente a continuación.

Se busca clasificar los objetos con conectividad-4 (norte, sur, este, oeste) de una imagen binaria I , la cual tiene un tamaño $m \times n$. Se realiza un recorrido $j = \{1, 2, \dots, m\}$, donde por cada recorrido completado se desciende una fila teniendo $i = \{1, 2, \dots, n\}$, escaneando así la imagen de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo. En cada posición $x(i, j)$ se evalúa su vecino norte $v_n = x(i-1, j)$ y su vecino oeste $v_o = x(i, j-1)$. Si v_n y v_o no están clasificados, x recibe una nueva clasificación (celda (2,2), (2,5) y (5,8) de la figura tal). Si v_n y v_o tienen la misma clasificación, x recibe la misma clasificación de v_n y v_o (celda (3,3), (3,6) y (6,9) de la figura 18). Si v_n y v_o tienen diferente clasificación entre sí, x es un punto entre dos grupos clasificados como diferentes (celda (3,5) de la figura tal), la relación entre estos es almacenada para que al segundo recorrido, estos grupos sean homogenizados; x recibe una clasificación temporal igual a v_n . Todas las relaciones almacenadas son organizadas y vinculadas con una nueva clasificación (Tabla 1). Al escanear de nuevo la imagen se buscan los píxeles que pertenezcan a los grupos que deben ser corregidos para que sean asignados a su grupo final (Figura 19), [35].

Figura 18. Clasificación inicial de una imagen binaria

i\j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1										
2		1	1		2	2				
3		1	1	1	2	2				
4		1	1	1	2	2				
5								3	3	
6								3	3	
7								3	3	
8										

Tabla 1. Relación entre la clasificación inicial y final

Grupo Temporal	Grupo Final
1, 2	1
3	3

Figura 19. Clasificación final

i\j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1										
2		1	1		1	1				
3		1	1	1	1	1				
4		1	1	1	1	1				
5								3	3	
6								3	3	
7								3	3	
8										

3.3 ETAPA DE MEDICIÓN

En esta etapa se llevan a cabo todas las mediciones necesarias para determinar el tipo de falla y su nivel de severidad. Para lo cual, es necesario conocer lo siguiente:

Medición de la longitud de un objeto

La operación morfológica de adelgazamiento también puede ser usada para medir la extensión de un objeto en una imagen binaria. El adelgazamiento de un objeto de forma alargada con ancho constante genera el eje medio del mismo, el cual es el conjunto de todos los puntos que tienen más de un punto más cercano al borde del objeto, es decir, es el grupo de puntos que constituyen una línea que se genera equidistante a los bordes del objeto [36]. Conociendo el área que ocupa un pixel en el espacio real, se puede determinar una aproximación de la longitud de un objeto contando la cantidad de pixeles que constituyen su eje, y multiplicando este valor por la medida de la longitud del pixel en milímetros.

El adelgazamiento de objetos que no tienen una forma alargada puede generar bifurcaciones en el eje, esto causa inexactitud en la medición, puesto que se cuentan más pixeles de los que corresponde. Por lo tanto, se hace necesario eliminar las salientes del esqueleto, las cuales se pueden encontrar entre los puntos finales (ignorando los dos puntos extremos del objeto) y los puntos de bifurcación. Los puntos finales se identifican como pixeles con valor '1' que tienen solo un vecino de primer nivel y, los puntos de bifurcación se identifican como pixeles con valor '1' que tienen tres o cuatro vecinos contiguos.

Medición del ancho de un objeto

Se propone hacer la medición del ancho promedio y ancho máximo de un objeto alargado en una imagen binaria. Esto se puede realizar recorriendo la extensión total del objeto y medir la cantidad de pixeles de valor '1' presentes en la sección transversal de cada uno de los puntos a lo largo de él. Se conocen los puntos extremos de inicio y final del objeto, y se cuenta con la imagen del objeto a medir y su respectivo esqueleto.

En primer lugar se halla la diferencia horizontal x y la diferencia vertical y entre el punto inicial p_i y el punto final p_f , así:

$$x = \text{abs}(p_i(i) - p_f(i)) \quad (24)$$

$$y = \text{abs}(p_i(j) - p_f(j)) \quad (25)$$

siendo $(i, j) = \{1 \dots C, 1 \dots R\}$ los pixeles de una imagen $C \times R$ y abs la operación de valor absoluto.

Se traza una recta r entre p_i y p_f , siendo p_i el punto más bajo entre los dos. La longitud de r es igual a:

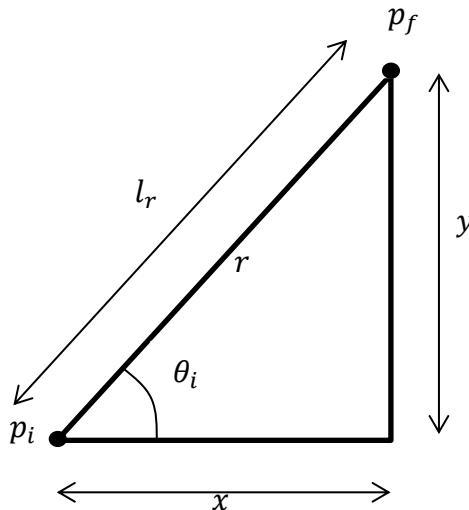
$$l_r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (26)$$

y también se calcula el ángulo θ_i de r con respecto a un eje horizontal con origen en p_i , así:

$$\theta_i = \text{atan2}\left(\frac{y}{x}\right) \quad (27)$$

La representación gráfica de los términos mencionados se observa en la Figura 20.

Figura 20. Relaciones entre el punto inicial y final.



La recta r (línea verde en la figura 21a) se divide en un número N de mediciones a realizar. Por lo tanto se obtendrán N puntos de partida (puntos azules en figura 21a) y N mediciones del ancho del objeto. Luego, se inicia un barrido (líneas rojas en la figura 21b) en la imagen del esqueleto del objeto, en dirección $\theta_i + \pi$ y $\theta_i -$

π , en busca de un pixel con valor '1'. Los N pixeles encontrados (puntos amarillos en la figura 22a), denominados $p_s = \{1 \dots N\}$, serán los puntos desde donde se comenzará a contar los pixeles pertenecientes a la sección transversal del objeto. Este conteo se realiza sobre la imagen binaria del objeto a medir, teniendo en cuenta el ángulo θ_s que genere $p_s(i)$ con $p_s(i + 1)$, así, el conteo (líneas moradas en la figura 22b) parte de cada punto p_s , en dirección $\theta_s + \pi$ y $\theta_s - \pi$. El valor del conteo se multiplica por la medida real de longitud de un pixel, hallando así la medida real del ancho en esa sección del objeto. El ancho calculado en cada punto es almacenado en un arreglo, para que al final del proceso se realice el cálculo del promedio entre todos los valores calculados y se identifique el ancho máximo encontrado.

Figura 21. Método de medición de ancho: Escaneo.

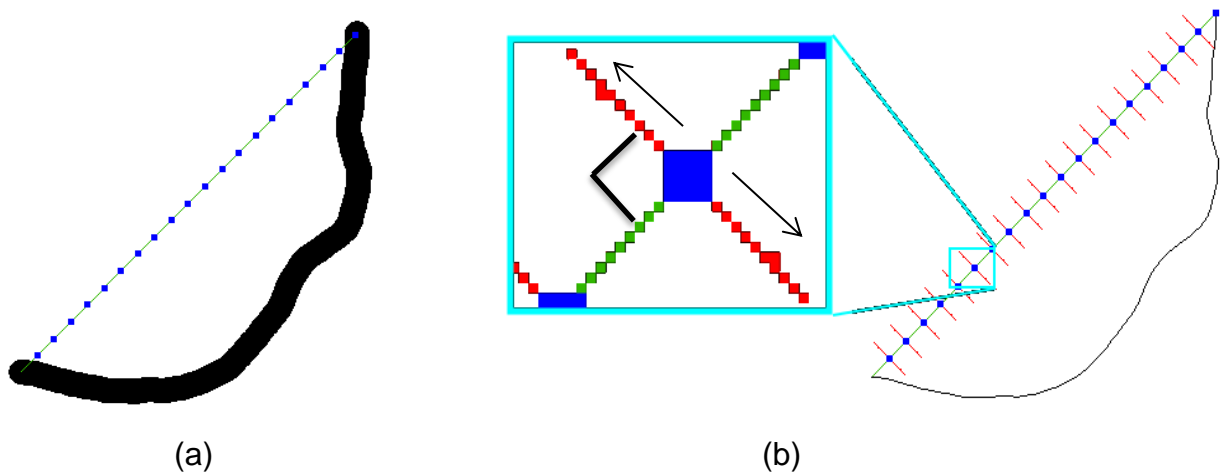
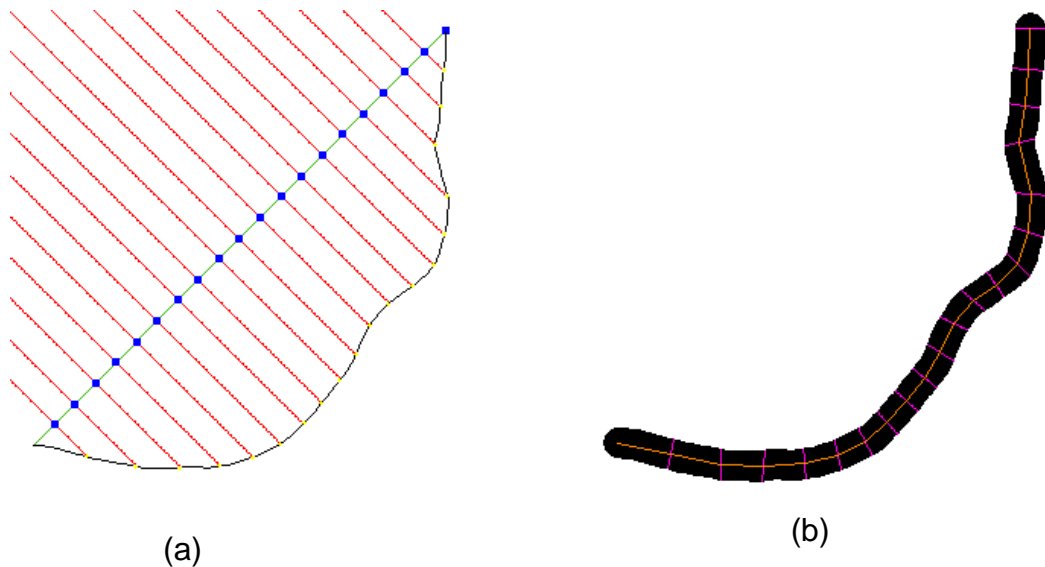


Figura 22. Método de medición de ancho: Conteo.



4 DESARROLLO DEL APLICATIVO

El aplicativo se diseñó en el ambiente de desarrollo MATLAB R2010a. El cual esta conformado por una interfaz gráfica de usuario (GUI) elaborada mediante el módulo GUIDE. El aplicativo se ejecutó en un computador con sistema operativo Windows 7, procesador de doble núcleo de 2GHz y memoria RAM de 4GB. Este aplicativo recibe dos tipos de imágenes de pavimento, la primera opción es una foto tomada totalmente vertical a la superficie del pavimento en donde solo se muestra la losa que se desea analizar y la segunda es una imagen inclinada que incluye la losa de interés. Este esta estructurado a nivel interno de la siguiente manera:

La GUI contiene una función principal que es la encargada de llamar y ejecutar otras funciones necesarias para la detección, medición y clasificación de las fallas en el pavimento rígido. Inicialmente el usuario establece el tipo de imagen que desea analizar, si la imagen es inclinada la GUI llamará a una función denominada “proyectar losa” que permite calcular una aproximación de la losa vista desde una perspectiva superior.

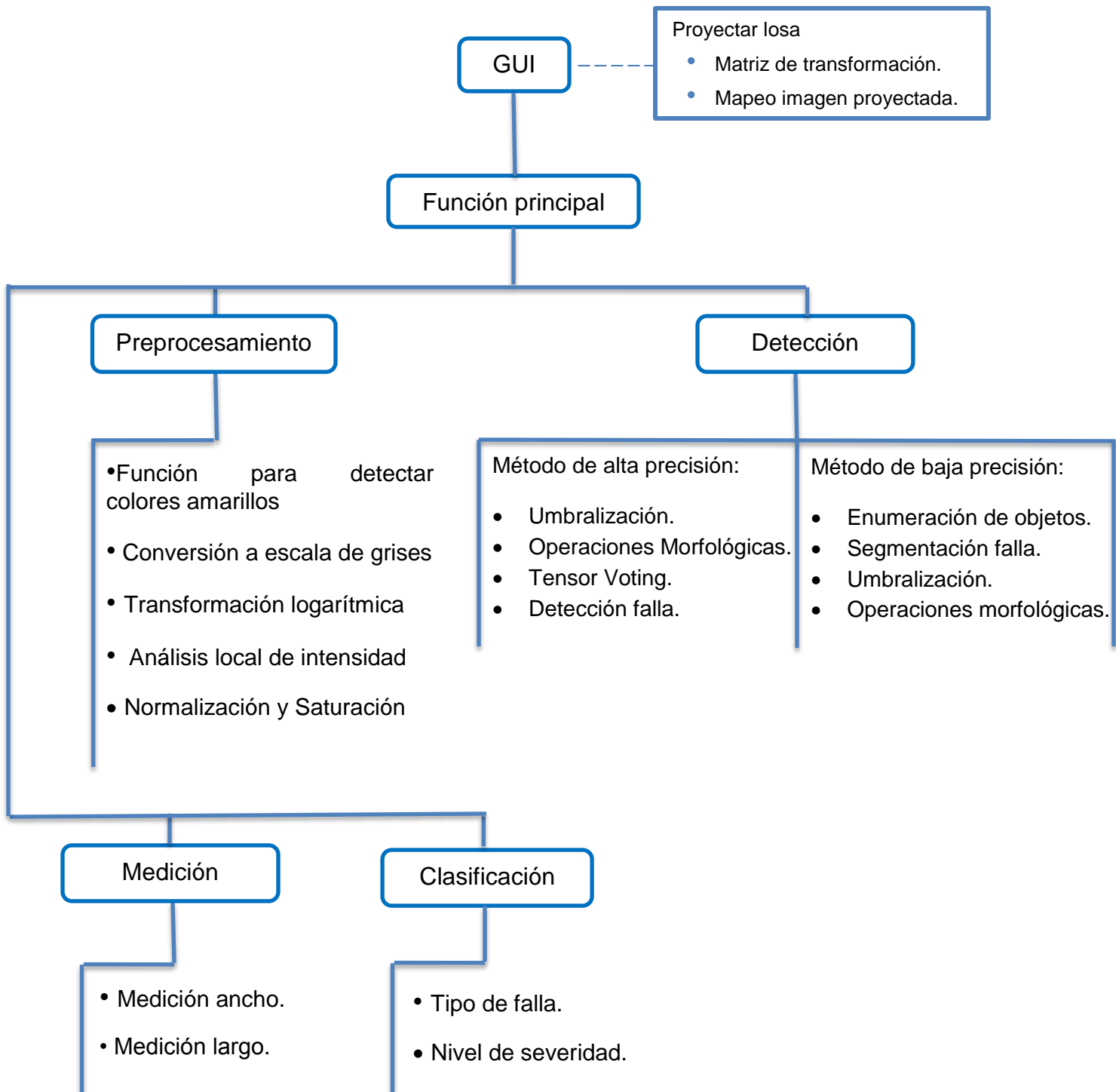
En la etapa de preprocesamiento se mejoran las características de las imágenes a través de las funciones de detección y eliminación de zonas amarillas (líneas de tránsito), conversión a escala de grises, transformación logarítmica, análisis local de intensidad y normalización y saturación. Luego en la etapa de detección se lleva acabo el procesamiento de la imagen para la detección del deterioro la cual esta dividida en dos partes, la primera parte esta relacionada al método de alta precisión, el cual esta basado en las funciones de binarización, operaciones morfológicas, tensor voting y selección del objeto más grande. La segunda parte contiene las funciones empleadas en el método de baja precisión las cuales son enumeración de objetos, segmentación de la falla, umbralización y operaciones morfológicas.

En el proceso de medición se utilizan las funciones de “medición ancho” y “medición largo” para obtener los valores de longitud, ancho promedio y ancho máximo del deterioro.

Por último la función de clasificación recibe los valores obtenidos en el proceso de medición para determinar el tipo de falla y su nivel de severidad.

El diagrama de funciones del aplicativo se ilustra a través de la Figura 23.

Figura 23. Diagrama de funciones del aplicativo

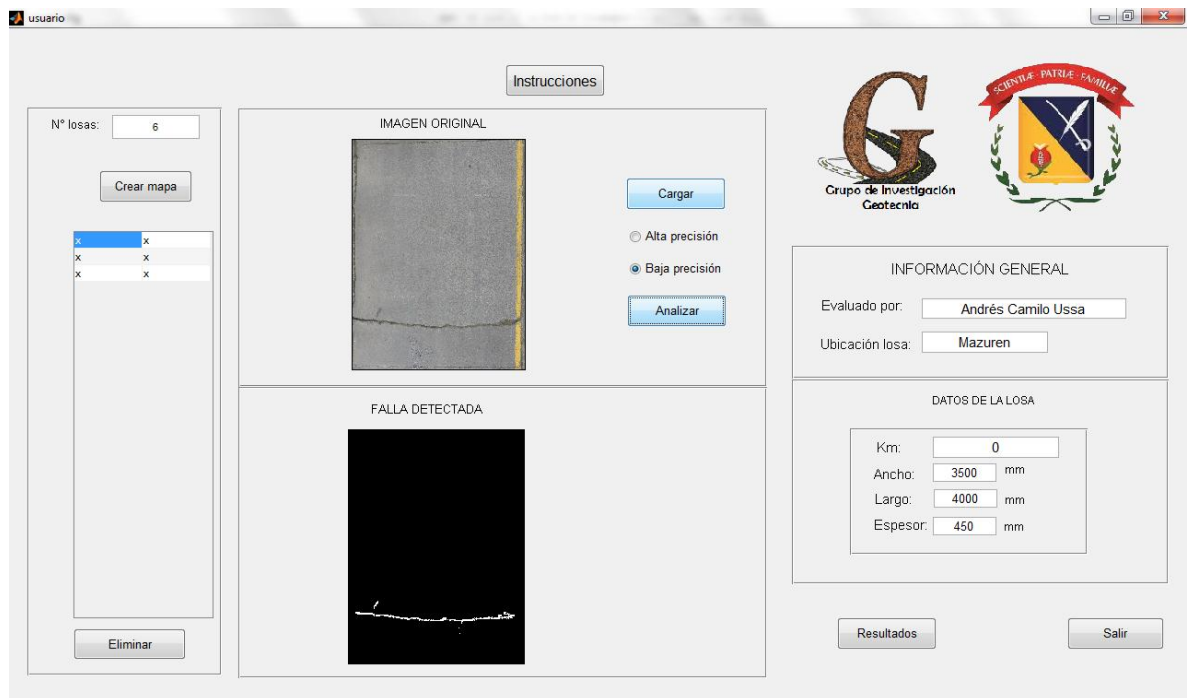


La interfaz de usuario está dividida en tres secciones, distribuidas en dos ventanas, en la primera ventana (Figura 24) se observan las secciones 1 y 2 descritas a continuación:

Sección 1 - Información general: En esta sección el usuario ingresa la información general de la inspección, es decir, el km, su ubicación, dimensiones (largo, ancho, espesor) y nombre de quien realiza la evaluación.

Sección 2 – Análisis: En esta sección el usuario ingresa el número de losas que desea analizar, generando un mapa que representa la carretera a inspeccionar, el cual contiene una colección de imágenes previamente seleccionadas y se realiza el proceso de análisis.

Figura 24. Sección 1 y 2 de la interfaz de usuario.



En la segunda ventana se observa (Figura 25) la sección 3, descrita a continuación:

Sección 3 - Resultados: Aquí se recopilan los datos generados por el programa sobre la evaluación del deterioro del pavimento rígido, indicando el tipo de falla, nivel de severidad y dimensiones del daño. Además se recopila información general del estado del tramo evaluado, de acuerdo al % de losas afectado y al % de área afectado.

Como se observa en la Figura 25 esta sección esta dividida en dos partes, referentes al tipo de deterioro: grietas y juntas, se estableció de esta manera debido a que en una losa existen 4 juntas (superior, inferior, derecha e izquierda).

Figura 25. Sección 3 de la interfaz de usuario.

The screenshot shows a software window titled 'clasificar' with a 'RESULTADOS' section. At the top, a dropdown menu is set to 'Losa 1,1'. Below this, there are two main panels: 'Grietas' (Cracks) and 'Juntas' (Joints).

Grietas (Cracks) Panel:

- Ancho Máximo: 106 mm
- Ancho Promedio: 36.5641 mm
- Longitud: 2500 mm
- Tipo de falla: Grieta Transversal
- Nivel de severidad: Media

Juntas (Joints) Panel:

Medición: Nivel de severidad:

- Superior: 3.14634 mm, Baja
- Inferior: 2.35 mm, []
- Derecha: 10.5818 mm, Baja
- Izquierda: 9.22222 mm, Baja

Summary Table:

Tipo de deterioro	Nivel de Severidad	N° de losas afectadas	% de losas afectadas respecto al total	Area afectada (m ²)	% de área afectada respecto al total
Longitudinal	Baja	1	16.7	0.0259	0.0308
Longitudinal	Media	2	33.3	0.106	0.127
Longitudinal	Alta	0	0	0	0
Transversal	Baja	0	0	0	0
Transversal	Media	1	16.7	0.0914	0.109

At the bottom of the window, there are four buttons: 'Guardar reporte individual', 'Guardar reporte general', 'Guardar reporte global', and 'Salir'.

Estas secciones fueron establecidas de esta manera, con el objetivo de generar un reporte similar al formato para la inspección visual de pavimento rígido establecido por el Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras.

El aplicativo es llamado DyEFP que significa detección y evaluación de fallas en el pavimento.

En la parte superior central del aplicativo se encuentra un botón de instrucciones, que guía paso a paso al usuario sobre el manejo de la interfaz.

Instrucciones de uso:

1. Ingresar los datos de información general.
2. Ingresar el número de losas que desea analizar, la cifra debe ser par.
3. Crear mapa, esto se logra haciendo click en el botón crear mapa. A continuación, se crea una tabla que representa la carretera a analizar, de acuerdo al número de losas ingresadas.
4. Ingresar los datos de la losa, para esto se debe seleccionar la celda donde se desea introducir la imagen y llenar los datos de la losa (estos datos se encuentran en la parte inferior derecha del aplicativo).
 - Para ingresar los datos de las demás losas, se debe repetir el paso 4.
5. Se debe cargar la imagen en la casilla seleccionada anteriormente, para esto se debe dar click en el botón cargar. Automáticamente aparecerá un mensaje preguntando si la imagen a cargar es inclinada.
 - Si la opción es 'Si' el usuario deberá escoger la imagen que desea analizar y automáticamente se desplegará una ventana con la imagen seleccionada. Luego se deberá dar click en las cuatro esquinas de la losa. Al finalizar de la selección de las cuatro esquinas, se cerrará la ventana actual y la imagen seleccionada aparecerá en el recuadro de imagen original.
 - Si la opción es 'No', el usuario deberá escoger la imagen que desea cargar, por defecto esta aparecerá en el recuadro imagen original.
 - Si la opción es cancelar no se ejecutará ninguna acción.
 - Si se equivoca al introducir una imagen, el usuario puede dar click en el botón eliminar (localizado en la parte inferior izquierda de la primera ventana de la interfaz), la imagen seleccionada será borrada y podrá cargar una imagen nuevamente.
 - Para cargar las imágenes restantes se deben repetir el paso 5.
6. Se debe escoger el método de procesamiento para emplear en el análisis.
 - Alta precisión: Esta opción brinda baja velocidad de procesamiento, pero, su precisión en el proceso de detección e identificación es alto.

- Baja precisión: Esta opción brinda alta velocidad de procesamiento, pero, su precisión en el proceso de detección e identificación es bajo.

El programa por defecto tiene habilitada la opción de Baja precisión. Al cambiar de opción se despliega un mensaje advirtiendo que la acción puede tardar varios minutos, si se desea continuar o 'No'. Si la opción es 'No', el proceso de análisis por defecto se realizará por el método de baja precisión.

7. Iniciar la detección y clasificación de las fallas de pavimentos rígidos, para esto dar click en el botón analizar y esperar a que culmine el proceso. Al finalizar el análisis, aparecerá en el recuadro de falla detectada por defecto la imagen con el deterioro correspondiente a la última imagen ingresada por el usuario. Para observar las demás imágenes obtenidas en el análisis dar click en la casilla que desea visualizar.
8. Visualizar los datos entregados por el aplicativo, para esto dar click en el botón Resultados, automáticamente se desplegará una nueva ventana, con toda la información generada en el proceso de detección e identificación de las fallas, clasificadas de acuerdo al tipo y nivel de severidad.
 - En la parte superior de la ventana se observa un menú desplegable, el cual contiene una lista de todas las losas analizadas. El usuario deberá seleccionar la losa de interés de la lista, es decir, la losa de la cual desea obtener mayor información.
 - En la parte inferior de la ventana, se observa una tabla con toda la información general de las fallas respecto al tramo evaluado.
9. Guardar reporte, el usuario tiene la posibilidad de elegir que tipo de reporte desea generar:
 - Si desea un reporte con la información de la falla detectada de una losa en particular, se debe seleccionar la casilla correspondiente a dicha losa y dar click en el botón guardar reporte individual. Este reporte esta dividido en dos páginas. En la primera aparecen documentadas las secciones 1 y 3 anteriormente mencionadas al igual que una casilla de observaciones y en la segunda se visualiza la foto de la imagen que fue seleccionada.

- Si desea un reporte con información detallada de cada una de las losas analizadas, dar click en el botón guardar reporte general.
- Si desea un reporte que contenga la información del reporte general y además un análisis de todas las fallas respecto al tramo evaluado dar click en el botón guardar reporte global. Este reporte muestra la información del reporte general además de una tabla que clasifica el deterioro de acuerdo a su tipo y nivel de severidad, indicando el % de losas afectadas y el % de área afectado de acuerdo al tramo evaluado.

Los reportes generados por el aplicativo están en formato pdf.

El aplicativo por defecto guarda los reportes con toda la información del estado del pavimento en la unidad C.

Se crearon dos versiones del aplicativo una para computadores de arquitectura de 32 bits y otra para computadores de 64 bits, en donde se incluye un instalador MCR para computadores que no tengan MATLAB instalado.

Antes de ejecutar el aplicativo se debe instalar el archivo MCRInstaller.exe adjunto en la carpeta DyEFP. Dentro de la carpeta se encuentra el archivo DyEFP.exe que deberá ser ejecutado como administrador.

5 EXPERIMENTOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

En el presente capítulo se establecen las consideraciones que se deben tener en cuenta para realizar la captura de imágenes, se muestra cada uno de los pasos del proceso de detección y clasificación de fallas en pavimento rígido a través de imágenes, y la validación del sistema por medio de una medición estadística de la precisión.

5.1 CAPTURA DE IMÁGENES

Para la evaluación del deterioro en pavimentos rígidos, se consideraron dos clases de imágenes: unas perpendiculares a la superficie del pavimento, con el objetivo de abarcar toda el área de la losa y obtener mayor información de la zona que se desea analizar y las otras son fotos inclinadas que muestran el área de interés, para luego procesarlas y obtener una aproximación de la losa vista desde una perspectiva superior. Esto se considero así, debido a que el software requiere del área total de la losa para poder identificar el tipo de deterioro que se presenta.

A continuación se exponen algunas consideraciones que se deben tener en cuenta para realizar la captura de la superficie del pavimento a analizar:

- No deben tomarse fotos con sombras debido a que el programa se basa en el supuesto de que la zona de fallas es más oscura que el resto de la losa. Por lo tanto, el software podría identificar dicha sombra como un posible deterioro.
- La losa no debe contener alcantarillas ni desagües por la razón anterior.
- Las dimensiones de la foto deben ser mayores o iguales a 2000 x 1500 píxeles, lo que equivale a una resolución de 3.1 Megapíxeles.
- La superficie del pavimento no debe estar mojada.
- En el caso de fotos inclinadas, la toma debe realizarse a una altura mínima de 1.7 m para garantizar que se abarque la mayor cantidad de información posible. Esto, desde una posición que visualice el lado de longitud menor.
- Se recomienda barrer la superficie del pavimento a analizar.

Las características de la cámara que se empleo para tomar las fotos se muestran a continuación:

Referencia: Canon PowerShot SD1000

Resolución: 3.1 Megapíxeles

Relación de aspecto: 4:3

Distancia focal: 35 mm

Tamaño del sensor CCD: $\frac{1}{2.5}$ (in)

Según [37] para un sensor de tipo $\frac{1}{2.5}$ (in) el ancho y largo de este es definido así:

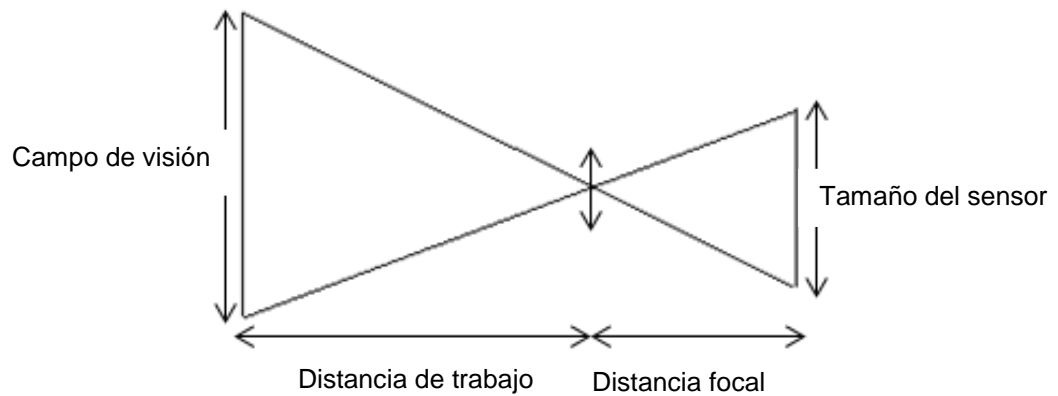
Ancho = 5.760 mm

Largo = 4.290 mm

Factor de escala del sensor = 6.02

Basados en estos datos se calculó la altura máxima (Distancia de trabajo) a la cual debería tomarse la foto para abarca el área total de la losa como se muestra en la figura 26.

Figura 26. Diagrama de campo de visión y distancia focal



Fuente: Chnnell Systems Inc. Field of view calculator, [en línea], <<http://www.spectralcameras.com/fovcalculator> >

$$\text{Campo de visión} = \text{distancia de trabajo} \left(\frac{\text{Ancho} \cdot \text{factor de escala}}{\text{Distancia focal}} \right) \quad (1)$$

$$\text{Distancia de trabajo} = \frac{\text{Campo de visión}}{\frac{\text{Ancho} \cdot \text{factor de escala}}{\text{Distancia focal}}} \quad (2)$$

$$\text{Distancia de trabajo} = \frac{4000 \text{ mm}}{\frac{(5.760) \cdot 602}{35 \text{ mm}}}$$

$$\text{Distancia de trabajo} = 4037.46 \text{ mm} \cong 4 \text{ m}$$

Para realizar la captura de las imágenes se utilizó un trípode WT3520 LIGHTWEIGHT con las siguientes especificaciones originales del fabricante:

- Cabezal de 3 movimientos fluidos.
- Rosca universal para cualquier cámara.
- Sistema de Quick Release en el cabezal.
- Asa de plástico
- Soporta 3,5 Kg de peso.
- Peso: 0.99 Kg
- Altura máxima: 1400 cm
- Plegable a 56 cm
- 3 tramos de patas de aluminio, con trabas plásticas de liberación rápida.
- Burbujas de nivel en el cabezal y en la base.

Como se mencionó anteriormente que era necesario abarcar toda el área de la losa, se decidió modificar el trípode para aumentar la altura y extensión horizontal del soporte para el cabezal, con el objetivo de obtener un mayor campo de visión de la losa. Se reemplazó el mástil de paneo por dos tubos en acero coll roll, el primero de 7/8" con una longitud de 120 cm con roseta de extracción rápida el cual termina en curva de 90°, dentro de este se desliza un segundo tubo de 3/4" con una longitud de 40 cm sobre el cual es montado el mástil de paneo y el soporte para el cabezal, logrando una extensión horizontal de 80 cm. (Figura 27).

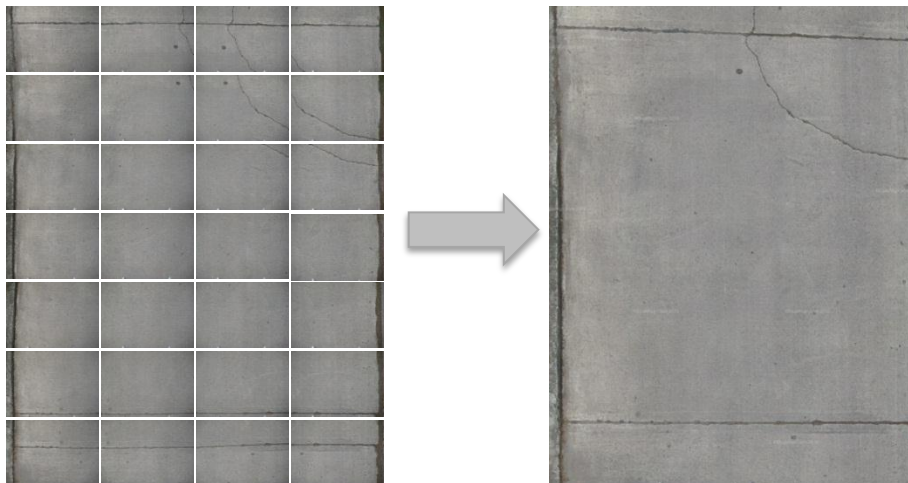
Figura 27. Modificación del trípode WEIFENG WT3520.



Sin embargo, al modificar el trípode la altura máxima lograda es de 1.8 m lo cual no alcanzaría abarcar toda el área losa, para esto la cámara debería estar situada a una altura de 4 m aproximadamente respecto al suelo. Esto, sería difícil de implementar, no sería la opción más práctica y adicional a esto se perdería bastante información de la imagen. Para solucionar este inconveniente, se tomaron múltiples fragmentos de la losa con un ancho y largo de 1143 x 1535 mm que es el área ocupada por el lente de la cámara a una distancia de trabajo de 1.55 m, lo que implica que para lograr reconstruir la imagen de la losa se necesitarían 28 fragmentos. Es necesario que cada segmento de la imagen contenga información en común con el segmento contiguo. Para combinar cada fragmento de imagen se utilizó el *software* i2k Align, el cual se basa en el principio de *Image registration* (Figura 28).

Image registration es el proceso de alinear espacialmente dos imágenes de una escena de tal manera que los puntos comunes entre si, asuman las mismas coordenadas [38].

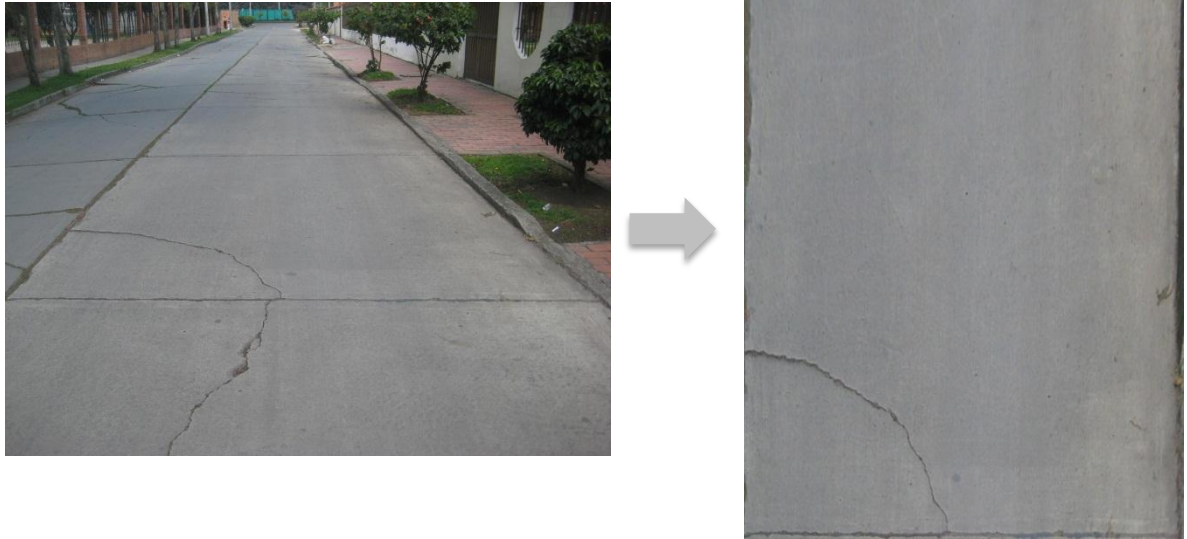
Figura 28. Image Registration.



Este método de capturar varios segmentos de imágenes se torna tedioso y demorado, lo cual no sería práctico para el usuario, es por eso que se propuso como alternativa que el usuario pudiera tomar fotos inclinadas que abarcaran la totalidad de la losa, ingresarlas al software y mediante la técnica de transformación proyectiva llegar a una aproximación de la losa vista desde una perspectiva superior (Figura 29).

La transformación proyectiva es definida por el mapeo de un cuadrilátero arbitrario en un plano con otro cuadrilátero en otro plano. Donde se preserva la relación entre las cuatro esquinas del cuadrilátero original con respecto al otro, generando las coordenadas a las cuales corresponden dichas esquinas en un plano proyectado [39].

Figura 29. Projective Transform.



5.2 PROCESO DE AUSCULTACIÓN EN IMÁGENES DE PAVIMENTO RÍGIDOS

A continuación se describen los pasos implementados para el proceso de detección, medición y clasificación de fallas en pavimentos rígidos a través de imágenes.

Para ilustrar los pasos que se explican a continuación, se utiliza como referencia la imagen de la figura 30.

Figura 30. Imagen de entrada.

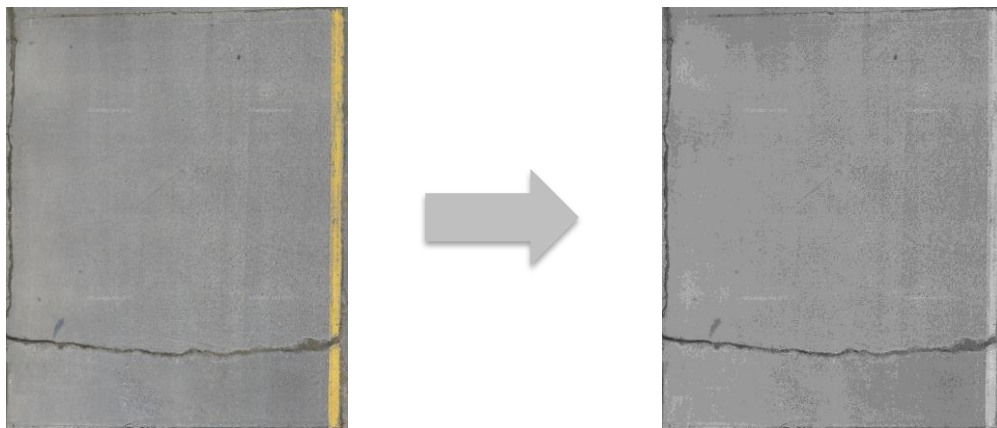


5.2.1 Etapa de preprocesamiento

Dado que la imagen de entrada se encuentra en formato RGB, es necesario realizar una conversión a escala de grises, debido a que solo se necesita el valor de intensidad de los píxeles, ya que el aplicativo se basa en el supuesto de que las regiones con fallas son más oscuras ó tienen menos nivel de intensidad comparados con las zonas sin fallas.

La conversión es realizada aplicando la ecuación (1), expuesta en el capítulo 3. Dando como resultado la imagen que se muestra en la figura 31.

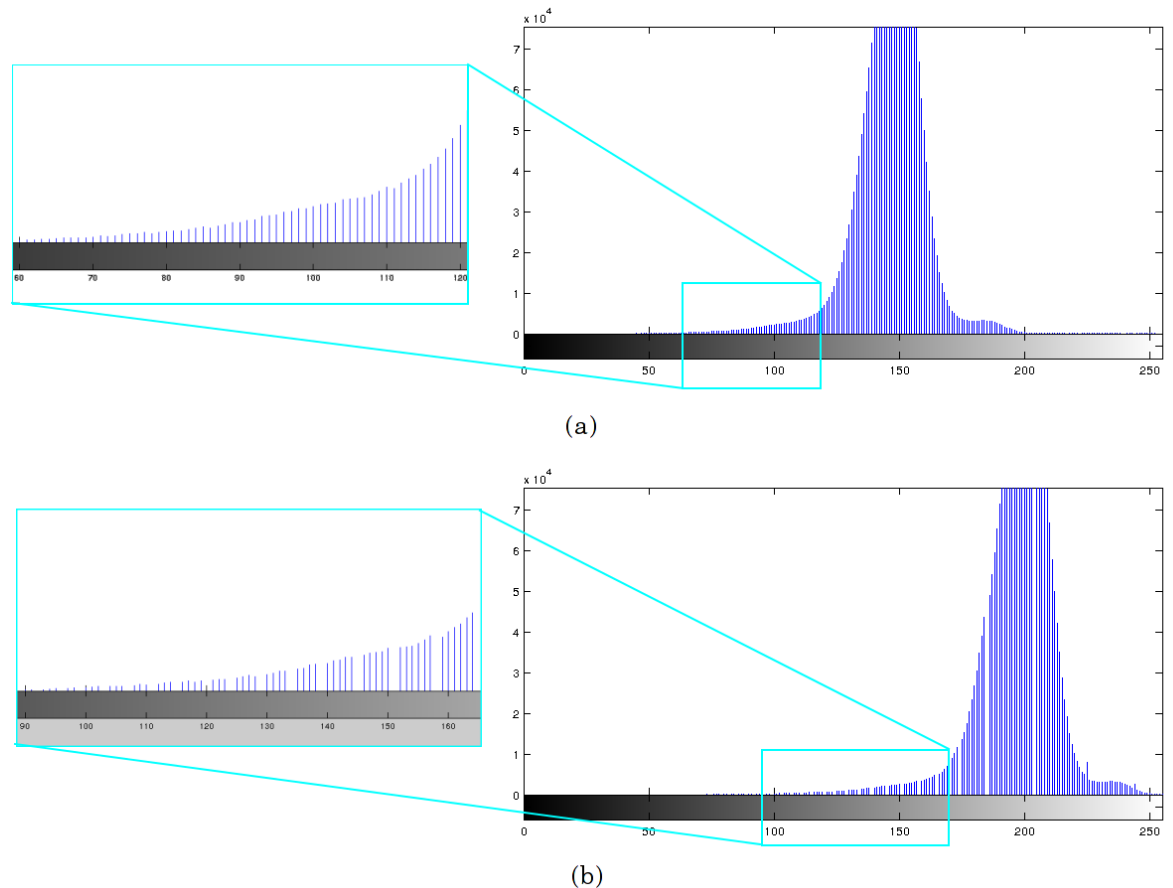
Figura 31. Conversión a escala de grises.



Seguido de esto, se realiza una transformación logarítmica con el objetivo de acentuar las regiones oscuras de la imagen, ya que estas tienen una mayor probabilidad de ser la zona donde se presentan las fallas. Para esto se implementó la ecuación (3) donde $\sigma = 0.7$ el cual fue determinado empíricamente.

El resultado obtenido es el siguiente:

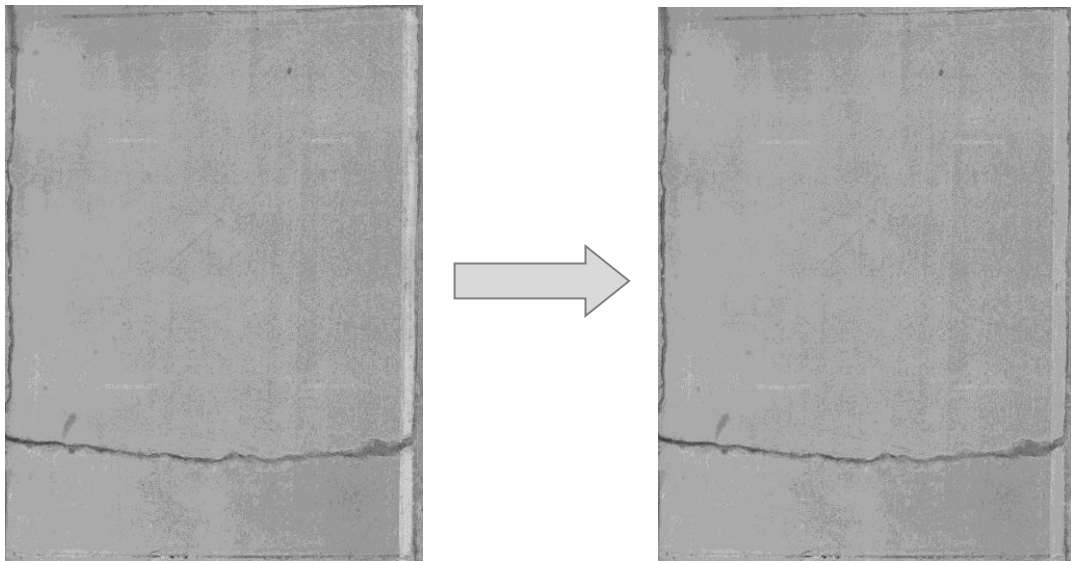
Figura 32. Transformada Logarítmica.



Como se observa en la figura 32a y 32b, los píxeles que en un principio se encontraban en el rango de 130 a 180 se desplazaron a un rango mayor a 180. Por otro lado, los píxeles que se encontraban en el rango de 60 a 120 se desplazaron a un rango de 90 a 160, estos últimos corresponde a los píxeles de intensidad baja o posibles píxeles de la grieta. Se puede concluir que los píxeles de intensidad alta disminuyeron su rango dinámico y los de intensidad baja lo aumentaron.

A continuación se aplica un filtro de color amarillo de acuerdo al método descrito en el capítulo 3, puesto que es común encontrar en las carreteras líneas de tránsito de color amarillo que podrían afectar la correcta detección de las fallas o llegar a generar falsos positivos. Los píxeles de color amarillo son registrados previo a realizar la conversión a escala de grises. Posterior a la transformación logarítmica se calcula la intensidad promedio de toda la imagen, y se reemplazan los píxeles considerados anteriormente como amarillos por ese valor (Figura 33).

Figura 33. Filtro del color amarillo.

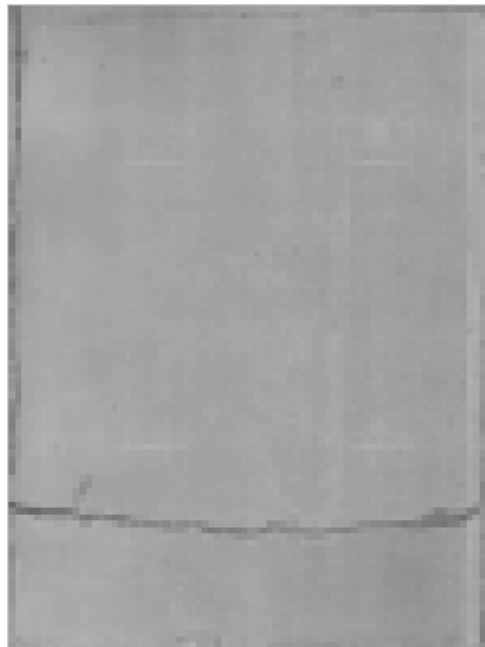


Debido a que se desea hallar las zonas de la imagen donde exista una mayor probabilidad de encontrarse un deterioro, se hace necesario aplicar un umbral dinámico para identificar los píxeles oscuros en las imágenes y poder separarlos del resto. Esto también sirve para aplicar un proceso de normalización y saturación de la imagen que permita mejorar sus características y así poder aumentar las posibilidades de obtener mejores resultados.

En primer lugar se generó una imagen de menor resolución basado en (8) y (9).

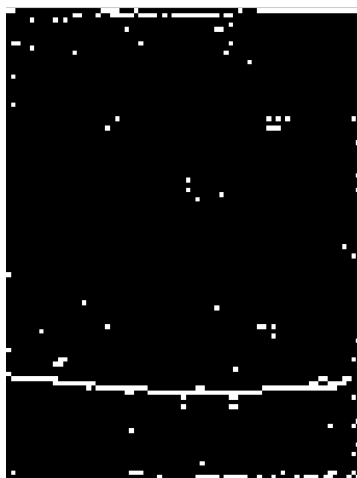
Las dimensiones de la imagen de entrada eran de 2000 x 1500 píxeles convirtiéndose en una nueva imagen de 100 x 75 píxeles con bloques de tamaño 20 x 20 píxeles como se muestra en la figura 34.

Figura 34. Imagen de 100 x 75 píxeles.

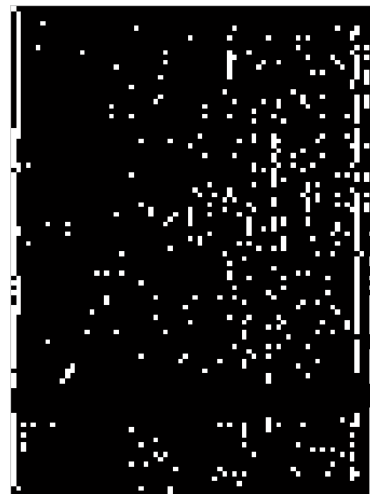


A continuación se realiza un escaneo vertical y horizontal de la imagen obtenida, buscando las regiones pertenecientes a la grieta (Figura 35). De acuerdo a las ecuaciones (10) y (13) respectivamente.

Figura 35. (a) Escaneo Vertical y (b) Escaneo Horizontal.



(a)



(b)

El siguiente paso es sumar la imagen del escaneo vertical con la imagen del escaneo horizontal formando la imagen que se muestra en la figura 36.

Figura 36. Imagen resultante de la suma del escaneo vertical y horizontal.

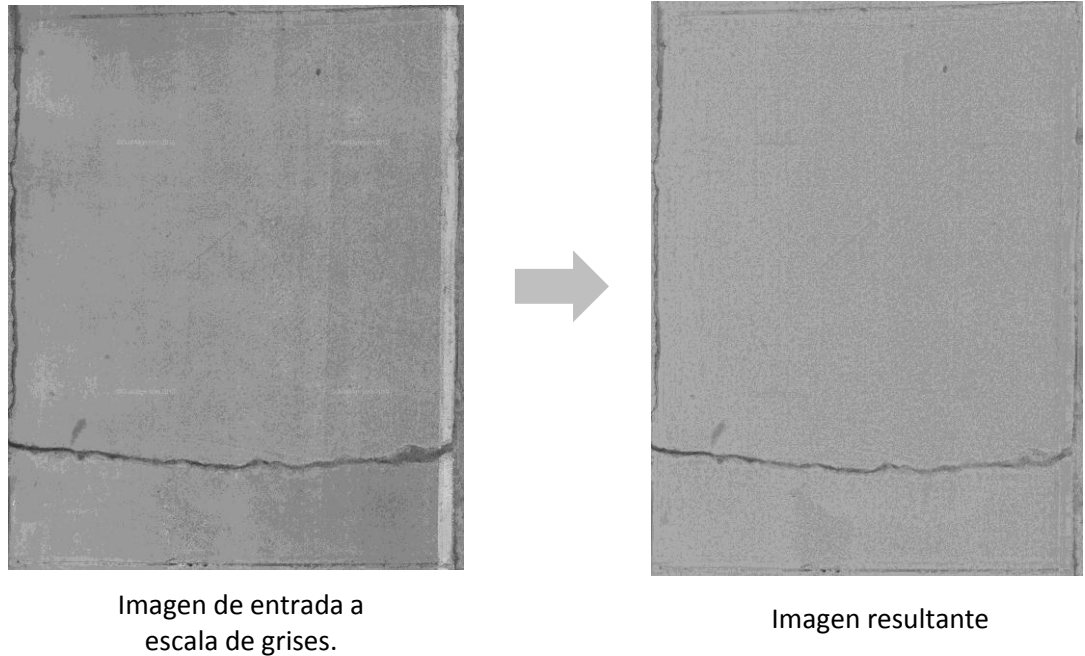


Luego de obtener la imagen anterior, se realiza un proceso de normalización y saturación (Figura 37), con el objetivo de corregir el problema de iluminación no uniforme en la imagen de entrada.

La imagen resultante del proceso de normalización es basada en (16) y (17) respectivamente.

A lo largo de la imagen se encuentran pixeles de alta intensidad generados en el momento de realizar la captura. Estos pixeles afectan el cálculo del umbral, lo que podría generar repercusiones negativas en la umbralización y por ende, en el desempeño de todo el proceso. Para solucionar esto, se realizó una operación de saturación (Figura 11) sobre la imagen normalizada.

Figura 37. Normalización y saturación.



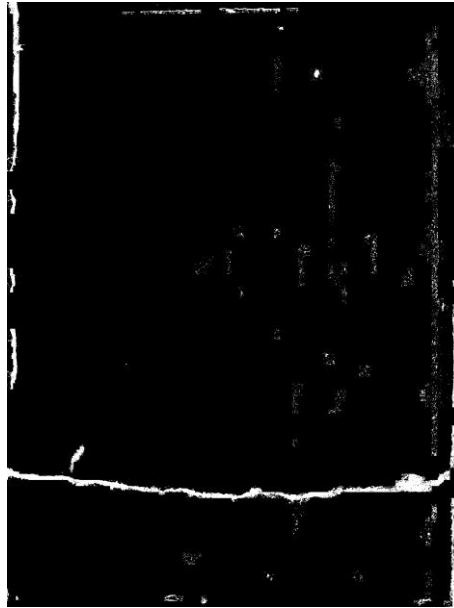
5.2.2 Etapa de detección

A continuación se muestran los pasos implementados en la etapa de detección para cada uno de los métodos anteriormente mencionados (alta precisión – baja precisión).

Método de alta precisión

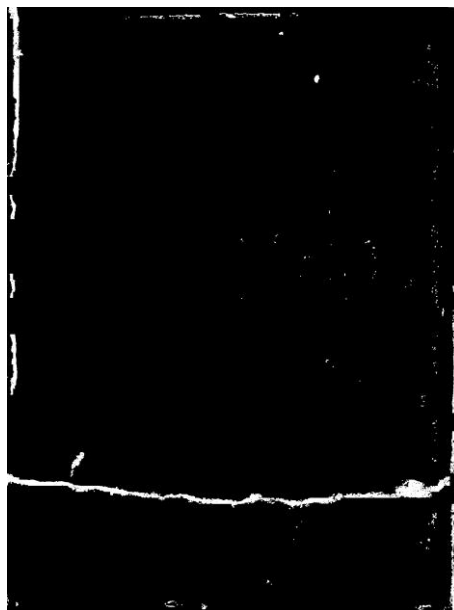
Luego de la etapa de preprocesamiento se realiza un proceso de binarización sobre la imagen normalizada en donde solo se tienen en cuenta las zonas mostradas en la figura 36. Este proceso se realiza basado en el método de binarización OTSU, al emplear (19) da como resultado la imagen que se muestra a continuación:

Figura 38. Imagen Binaria.



Se puede observar en la Figura 38 que la imagen presenta un alto nivel de ruido. Para disminuir el nivel de ruido se realiza una operación morfológica de apertura, la cual busca eliminar los objetos pequeños que no pertenecen al deterioro (manchas, huellas de carro, tierra, etc.). La imagen obtenida después de realizar esta operación se muestra en la Figura 39.

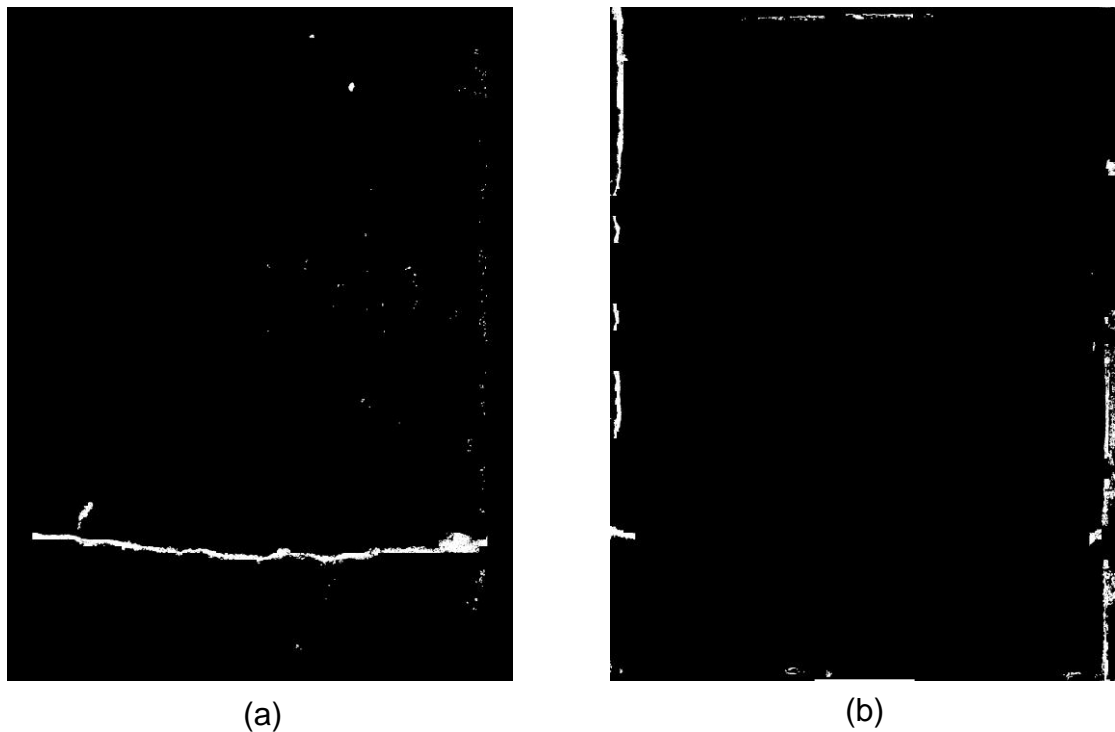
Figura 39. Operación de apertura.



Después de realizar el proceso anterior, la imagen lista para ser procesada con el objetivo de llegar a detectar, medir y clasificar las fallas presentes en el pavimento rígido.

Para llevar a cabo el procesamiento de la imagen se dividió el proceso en dos secciones: Una para la detección de grietas del pavimento y otra para la detección de las fallas presentes en las juntas. Para esto, se formaron dos imágenes (Figura 40) a partir de la imagen resultante en el proceso de normalización. La primera solo posee la información de la zona en donde se podría encontrar una grieta, para esto se ajustaron los márgenes de la imagen para omitir las zonas donde se podrían encontrar fallas en las juntas (Figura 40a). La segunda es el proceso inverso, es decir, se ajustan los márgenes de la imagen para omitir la zona donde se podrían encontrar grietas (Figura 40b).

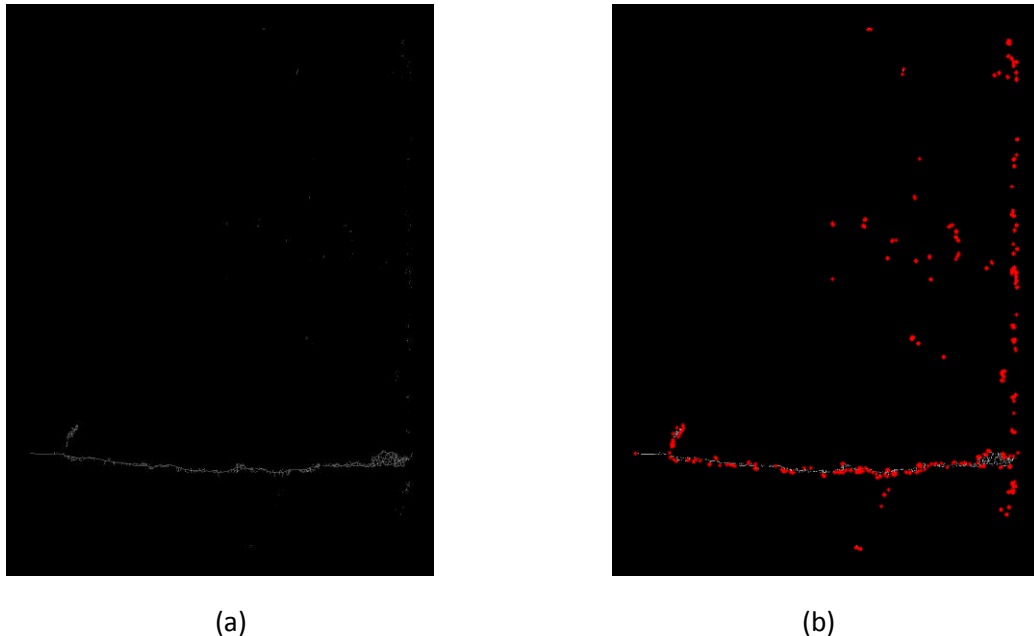
Figura 40. (a) Imagen de la zona de la grieta y (b) Imagen de la zona de la junta.



Después de realizar la operación de apertura, se puede dar el caso de que la grieta presente fragmentos discontinuos en su estructura. Por lo cual, es necesario realizar un proceso de *gap filling* el cual obtiene la extensión total de la grieta. Esto se realiza mediante la técnica de *tensor voting*.

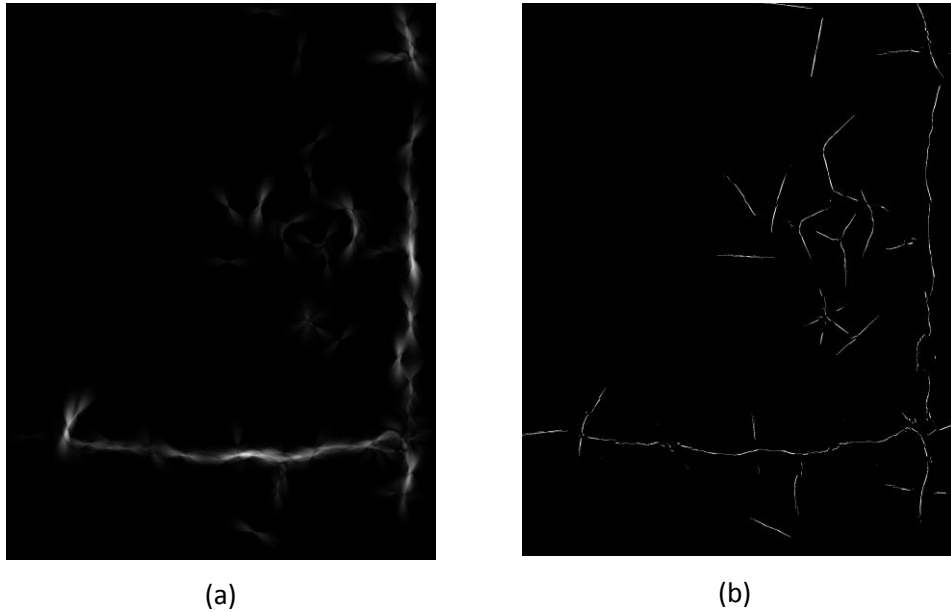
Para encontrar los puntos en donde se generan los fragmentos discontinuos de la grieta se emplea una operación morfológica de adelgazamiento sobre la imagen de la Figura 40a, esta permite obtener el esqueleto de la grieta (Figura 41a) y a partir de este identificar los puntos finales de cada fragmento discontinuo (Figura 41b). Dichos puntos se emplearan como datos de entrada en el proceso de *tensor voting*. Estos puntos no tienen una orientación definida, lo que conllevaría a realizar en primer lugar el *tensor voting* para *ball tensors* con el objetivo de conocer su orientación principal, para después si realizar la votación para *stick tensors*.

Figura 41. (a) Esqueleto de la grieta y (b) puntos finales de los fragmentos discontinuos de la grieta.



El tensor voting genera un campo probabilístico de proximidad y continuidad (22) de una curva o línea entre los puntos de entrada para descubrir aquellos pixeles que tienen mayor probabilidad de estar localizados a lo largo de una grieta. Estos campos emiten unos votos que al coincidir con el campo de otro pixel permiten establecer una continuidad entre ellos (Figura 42a). Así, se forman líneas que conectan los puntos finales del esqueleto entre sí, generando una aproximación de la extensión total de la grieta (Figura 42b).

Figura 42. (a) Campos de votación del *tensor voting* y (b) Líneas generadas por el *tensor voting*.



Se puede inferir que los espacios generados entre los fragmentos de la grieta se forman debido a que probablemente en la grieta real existe un ancho lo suficientemente delgado como para ser detectado. Por lo tanto, se pueden representar estas discontinuidades como líneas de un pixel de ancho.

Luego de obtener los resultados del *tensor voting* es necesario integrar esta información con la imagen resultante de las operaciones morfológicas para adquirir una imagen con todos los objetos detectados y las posibles conexiones entre estos (Figura 43).

Figura 43. Suma resultado *Tensor voting* y Operaciones Morfológicas.



Después se realiza una operación de dilatación para remover los pequeños espacios que todavía estén presentes en la grieta (Figura 44). Luego se identifica cual es el objeto más grande (mayor cantidad de pixeles con valor '1') en la imagen y se remueven todos los objetos diferentes a este y por último se realiza una operación de erosión para regresar al tamaño original de la grieta con el objetivo de poder medirla y clasificarla (Figura 45).

Figura 44. Operación de dilatación.



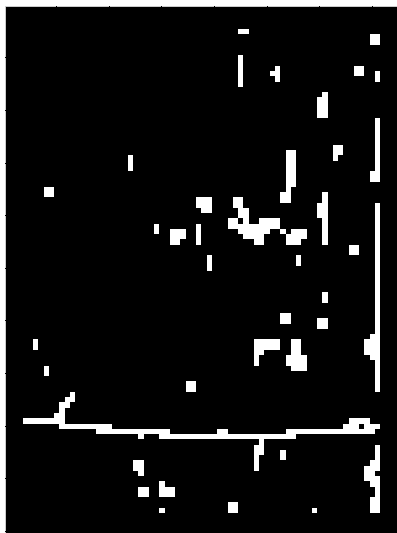
Figura 45. Imagen con la zona de la Grieta.



Método de baja precisión

Este método inicia recibiendo la imagen resultante del análisis local de intensidad (Figura 36). Posteriormente se realiza una separación de esta imagen, de la misma forma en la que se realiza en el método de alta precisión, para obtener una imagen de las juntas y otra de la zona de las grietas, como se observa en la Figura 46.

Figura 46. (a) Imagen de la zona de la grieta e (b) imagen de la zona de juntas.



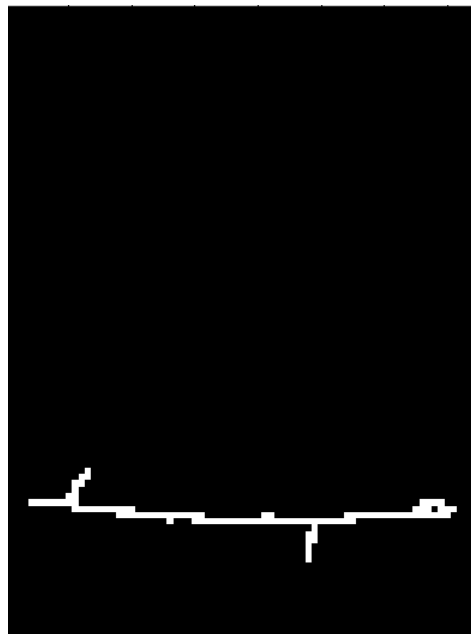
(a)



(b)

A continuación se realiza una clasificación de objetos en la imagen de la zona de la grieta (Figura 46a). Esto se lleva a cabo aplicando el método de clasificación de objetos en imágenes binarias visto en el capítulo 3, con lo cual se adquiere una lista con todos los objetos presentes en la imagen y la posición de los respectivos píxeles que los componen. Con esta información es preciso determinar las coordenadas de los píxeles en los extremos de cada objeto. Se evalúan los píxeles superior izquierdo, superior derecho, derecha superior, derecha inferior, inferior derecha, inferior izquierda, izquierda inferior e izquierda superior, en busca de dos o más píxeles extremos que se encuentren en dos lados diferentes de la imagen, infiriendo que el objeto atraviesa la losa de una junta a otra, cumpliendo con una de las características propias de una grieta (Figura 47). A pesar de esto es posible encontrar objetos que cumplan con esta característica pero que realmente no sean una grieta, por ejemplo parches de concreto que se encuentren en alguna de las esquinas de la losa, que podrían ser confundidas por grietas de esquina. Para solucionar esto se estableció otra condición que exige que los objetos detectados como grieta cumplan con un área mínima sobre la imagen, valor que fue determinado empíricamente.

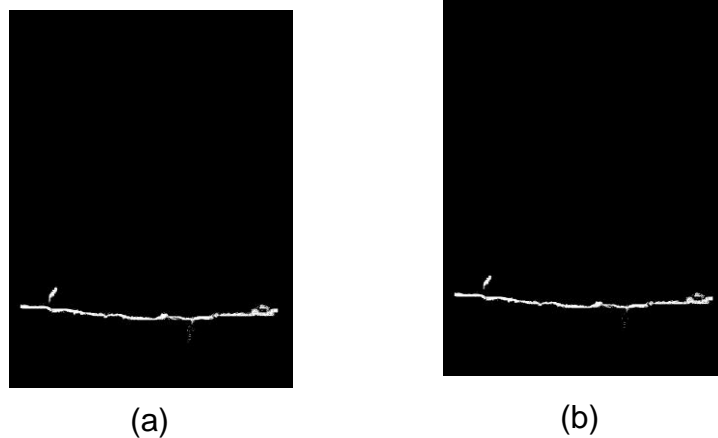
Figura 47. Objeto detectado como falla.



Al obtener el objeto donde se encuentra la grieta (Figura 47) es posible realizar una umbralización de la imagen normalizada (Figura 37b), preservando solo la información contenida en el área del objeto ya mencionado (Figura 48a). Posteriormente se realiza una operación morfológica de apertura para eliminar el ruido que aun permanece después de realizar la umbralización (Figura 48b). En este punto la imagen de la grieta detectada ya está lista para ser medida y clasificada.

El proceso de umbralización ya mencionado también se aplica a la imagen de la zona de juntas (Figura 46b) para que el resultado sea utilizado en el proceso de detección de fallas en juntas.

Figura 48. Umbralización (a) y operaciones morfológicas (b).



5.2.3 Etapa de medición

Medición de las grietas

Luego de realizar la etapa de detección de la grieta por los dos métodos, se procede a medir la longitud, el ancho máximo y el ancho promedio de esta, mediante el procedimiento explicado en el capítulo 3.

Las imágenes resultantes del método de alta (Figura 45) y baja precisión (Figura 48b) corresponden al mismo punto del proceso, y por lo tanto el procedimiento de medición para ambas es el mismo.

Al obtener la falla segmentada del resto de la imagen, se hace más sencillo determinar sus puntos extremos. El método utilizado consiste en aplicar una operación de adelgazamiento para obtener cuatro puntos extremos, los cuales se determinan hallando los puntos con el menor y mayor valor en filas y columnas,

respectivamente. Los cuatros puntos encontrados se reducen a dos al establecer cuáles de estos se sitúan cerca a los bordes de la imagen, aquellos dos se consideran como el punto inicial y final de la falla. Estos puntos se pasan como argumento a la función de medición del ancho. Esta hace mediciones periódicas de pixeles en la sección transversal a lo largo de la falla, determinando el ancho promedio y máximo en esta. El esqueleto de la imagen, hallada en el adelgazamiento, se pasa como argumento a la función de medición de la longitud, la cual a través de un conteo de pixeles, hace una aproximación de la longitud de la grieta.

Medición de las fallas presentes en las juntas

Esta etapa recibe de entrada la imagen de la Figura 40b ó el resultado de la umbralización de la imagen de la Figura 46b, dependiendo del método utilizado. En primer lugar se realiza una operación de adelgazamiento sobre la imagen para generar el esqueleto de las juntas detectadas, con el fin de encontrar los puntos específicos de cada esquina de la losa. Para encontrar dichos puntos se traza una línea entre los puntos extremos del esqueleto de cada junta y se prolonga hacia el borde de la imagen. A partir de esto, se crean 4 líneas correspondientes a cada junta (superior, inferior, izquierda y derecha), las cuales crearán 4 puntos de intersección. La medición, expuesta en el capítulo 3, se llevará a cabo a lo largo de estos puntos, es decir, un par por cada junta que se va a medir. Esto generará un ancho promedio y máximo por cada junta, y una medición de pixeles a lo largo de las líneas trazadas determinará que longitud tienen las saltaduras presentes en todas las juntas.

5.2.4 Etapa de clasificación

En este punto del proceso se quiere determinar el tipo de grieta que se ha detectado y su severidad, junto con la medición de la severidad de las fallas en las juntas.

Se buscan tres tipos de grietas: longitudinal, transversal y de esquina. Para establecerlo se aprovecha que los puntos extremos de la falla ya fueron hallados en la etapa de medición. De acuerdo a la posición de estos puntos en la losa se puede determinar qué tipo de falla se está presentando. Esto se realiza teniendo en cuenta los parámetros discutidos en el capítulo 2.

Una grieta longitudinal tendrá sus puntos extremos en:

- La junta superior e inferior de la losa.
- La junta superior e izquierda o superior y derecha, siempre y cuando la extensión de la falla sea mayor a la mitad del largo de la losa.
- La junta inferior e izquierda o inferior y derecha, siempre y cuando la extensión de la falla sea mayor a la mitad del largo de la losa.

Una grieta transversal tendrá sus puntos extremos en:

- La junta derecha e izquierda de la losa.
- La junta derecha y superior o derecha e inferior, siempre y cuando la extensión de la falla sea mayor a la mitad del ancho de la losa.
- La junta izquierda y superior o izquierda e inferior, siempre y cuando la extensión de la falla sea mayor a la mitad del ancho de la losa.

Una grieta de esquina tendrá sus puntos extremos en:

- La junta superior e izquierda o superior y derecha, siempre y cuando la extensión de la falla no exceda la mitad del largo de la losa y sea mayor a 300 mm.
- La junta inferior e izquierda o inferior y derecha, siempre y cuando la extensión de la falla no exceda la mitad del largo de la losa y sea mayor a 300 mm.

La severidad de cada tipo de grieta se realiza utilizando la medición del ancho promedio realizado en la etapa anterior y se determina de acuerdo a los márgenes mencionados para cada tipo en el capítulo 2.

La severidad de las fallas en juntas se hace de manera similar a las grietas, pero hay que tener en cuenta que la medición del ancho se realiza desde el centro de la junta hasta donde termina la soldadura, e igualmente se utilizan los márgenes señalados en la sección de fallas en juntas del capítulo 2.

La severidad de fallas de grietas o juntas se clasifica en baja, media y alta.

5.3 MEDICIÓN DE LA PRECISIÓN

A continuación se emplean métodos estadísticos que permiten evaluar la precisión del aplicativo al realizar la auscultación de pavimentos rígidos. Esto, se implementa debido a que el aplicativo debe garantizar que cuando se detecte un pixel como un deterioro, este resultado si corresponda a un deterioro en la realidad, caso similar debe suceder cuando el sistema informe que no hay presencia de deterioro.

Se decidió emplear estas medidas estadísticas de precisión debido a que estas, se basan en evaluaciones de clasificación binaria y el aplicativo arroja los resultados de esta manera.

A continuación se muestran los criterios que se deben tener en cuenta para calcular los índices estadísticos de precisión (Tabla 2).

Tabla 2. Tabla de Diagnostico.

Resultado	Pixel	
	Deterioro	No Deterioro
Presencia	Verdaderos positivos (a)	Falsos positivos (c)
Ausencia	Falsos negativos (b)	Verdaderos negativos (d)

Donde:

- Verdaderos positivos (a) = Indica que el aplicativo informó correctamente la existencia de deterioros.
- Falsos negativos (b) = Indica que el aplicativo informó la no existencia de deterioros cuando realmente existían.
- Falsos positivos (c) = Indica que el aplicativo informó la existencia de deterioros cuando realmente no existían.
- Verdaderos negativos (d) = Indica que el aplicativo informó correctamente la ausencia de deterioros.

Los términos que se describen a continuación, fueron desarrollados teniendo en cuenta su aplicación para el caso específico de este proyecto.

La sensibilidad es un índice que permite determinar la probabilidad de que el aplicativo detecte un pixel como un deterioro cuando en realidad existe dicho deterioro.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{a}{a + b} \times 100\%$$

El valor que puede asumir la sensibilidad varía del 0 a 100%, es decir, cuanto más alto es este valor, hay una mayor capacidad en la detección de deterioros por medio del sistema.

La especificidad es un índice que permite determinar la probabilidad de que el aplicativo detecte un pixel como un no deterioro cuando en realidad no existe dicho deterioro.

$$\text{Especificidad} = \frac{d}{c + d} \times 100\%$$

Al igual que la sensibilidad, el valor de la especificidad varía del 0 a 100%, lo que significa que cuanto mayor sea este valor mayor será la capacidad de detección de no deterioros por parte del sistema. [40]

Lo ideal es obtener un porcentaje alto de sensibilidad y especificidad.

Falsos positivos: Se producen cuando el aplicativo reporta presencia de un deterioro cuando realmente no existe dicho deterioro.

$$\text{Falsos positivos} = \frac{c}{a + c} \times 100\%$$

Falsos negativos: Se producen cuando el aplicativo reporta presencia de un no deterioro cuando realmente existe dicho deterioro [41].

$$\text{Falsos negativos} = \frac{b}{b + d} \times 100\%$$

Estos índices fueron evaluados en una muestra de 17 imágenes, las cuales contenían losas con los deterioros que admite el aplicativo (grieta transversal, grieta longitudinal, grieta de esquina y juntas saltadas) y losas sin deterioros, aplicando los dos métodos de procesamiento empleados en la etapa de detección (alta precisión-baja precisión). Para calcular estos índices se creó una plantilla sobrepuesta a la imagen de entrada para visualizar la ubicación de la falla y

demarcarla de color blanco (píxeles de valor '1'). Esto se realizó con el objetivo de obtener los valores ideales que debería generar el aplicativo, para posteriormente realizar una comparación de estos con los datos arrojados por el programa y así establecer el grado de correlación entre ellos. A continuación se muestran los datos obtenidos.

Tabla 3. Análisis estadístico: método de alta precisión

Imagen	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Falsos Positivos (%)	Falsos Negativos (%)
1	55,66	99,88	27,37	0,23
2	74,3	99,93	30,25	0,05
3	79,6	99,85	33,09	0,07
4	-	100	-	0
5	87,62	99,72	28,89	0,09
6	72,61	99,81	16,23	0,36
7	73,78	99,85	10,30	0,44
8	71,63	99,8	26,31	0,21
9	79,24	99,77	35,04	0,11
10	74,38	99,93	14,28	0,12
11	0	99,47	100	0,08
12	0	100	-	0,21
13	38,88	99,83	47,4	0,28
14	0	100	-	1,11
15	76,71	99,88	11,68	0,26
16	62,49	99,87	14,66	0,43
17	42,41	99,95	9,33	0,55

Tabla 4. Análisis estadístico: método de baja precisión

Imagen	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Falsos Positivos (%)	Falsos Negativos (%)
1	42,37	99,97	10,34	0,31
2	56,46	99,98	11,74	0,08
3	61,83	99,98	4,19	0,14
4	-	100	-	0
5	80,44	99,91	11,4	0,15
6	52,63	99,94	7,62	0,62
7	54,86	99,97	2,24	0,75
8	57,25	99,89	20,05	0,31
9	64,36	99,93	15,32	0,18
10	56,13	99,97	8,95	0,21
11	0	99,93	100	0,08

12	0	99,67	100	0,21
13	0	100	-	0,46
14	0	100	-	1,11
15	59,67	99,94	7,22	0,45
16	44,92	99,95	8,03	0,63
17	26,96	99,98	5,5	0,7

Se puede observar en las tabla 3 y 4 que las casillas de sensibilidad y falsos positivos de la imagen 4 están en blanco, esto se da debido a que la imagen 4 corresponde a una imagen sin deterioro, por lo tanto no presenta ningún pixel con valor '1', lo que hace que al calcular estos índices su valor sea indeterminado.

Al realizar el análisis de los datos obtenidos para cada uno de los métodos (alta precisión y baja precisión), se puede observar que:

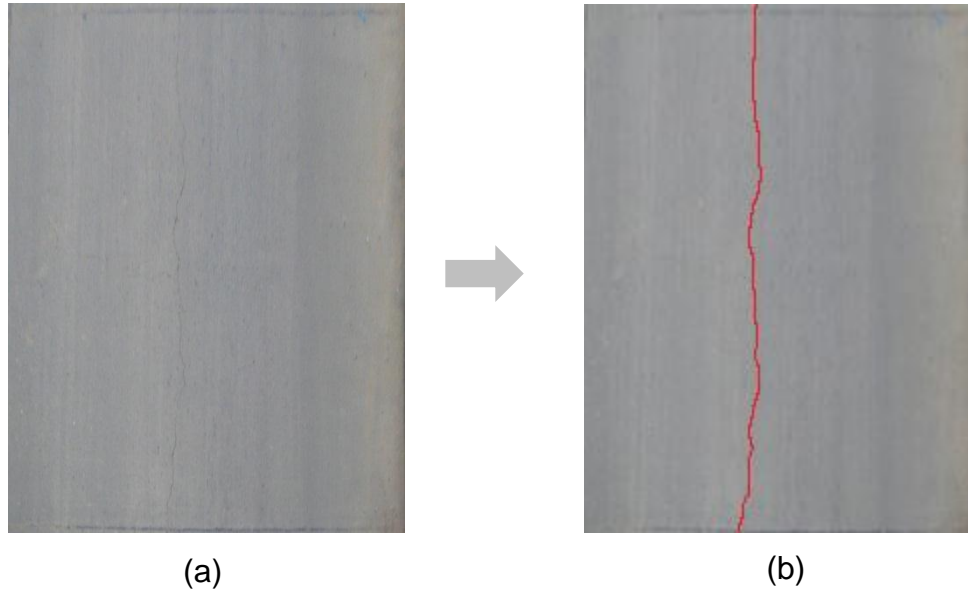
- El método de alta precisión presenta un porcentaje máximo de sensibilidad de 87.62% y mínimo de 38.88% y el método de baja precisión presenta un porcentaje máximo de 80.44% y mínimo de 26.96%. Esto demuestra que el primer método es mejor en cuanto a la precisión en la detección de una falla.
- Ambos métodos brinda un alto porcentaje de especificidad, lo que implica que los dos tienen la capacidad de reportar la no presencia de deterioro, cuando realmente no existe dicho deterioro.
- Ambos métodos brinda un bajo porcentaje de falsos negativos, lo que implica que los dos minimizan la posibilidad de generar un reporte que indique la no presencia de deterioro cuando realmente este existe.

En general, el método de alta precisión pudo detectar correctamente 13 deterioros de las 17 imágenes de muestra analizadas y el método de baja precisión detectó 12 deterioros de dicha muestra. Esto demuestra que el primer método es mejor en términos de detección de una falla. Esta diferencia, se debe a que el método de alta precisión utiliza la técnica de tensor voting, la cual es capaz de reconstruir la continuidad de una grieta que no se alcanza a percibir en la imagen.

Algunas imágenes con deterioros no pudieron ser detectadas por el programa, a continuación se explican las causas:

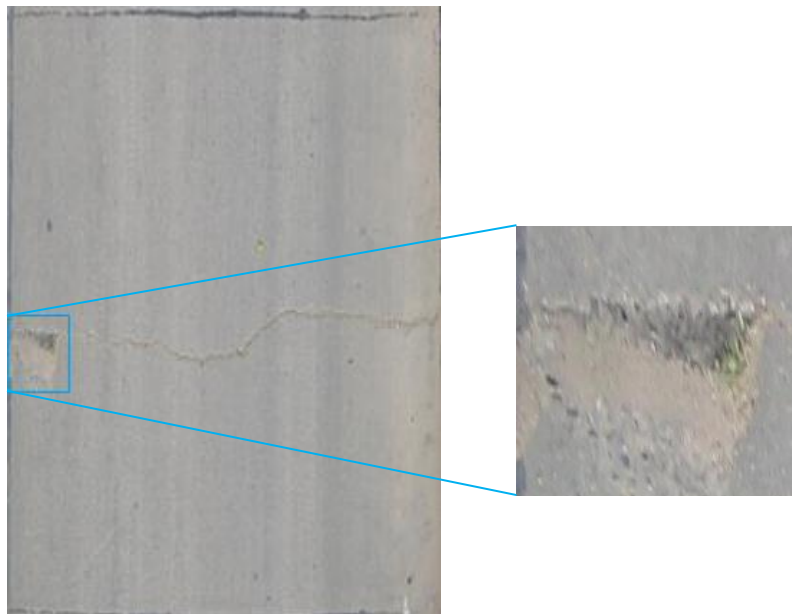
- La falla de la imagen 11 y 12 no alcanza a cumplir con las características necesarias para ser considerada una grieta, es muy delgada para ser detectada (Figura 49a), generando una sensibilidad del 0%.

Figura 49. (a) Imagen N° 12 de la muestra con deterioro y (b) realce del deterioro de la imagen 49a.



- La falla de la imagen 14 (Figura 50) no pudo ser detectada debido a que la falla contiene arena en su interior.

Figura 50. Deterioro con arena en su interior.

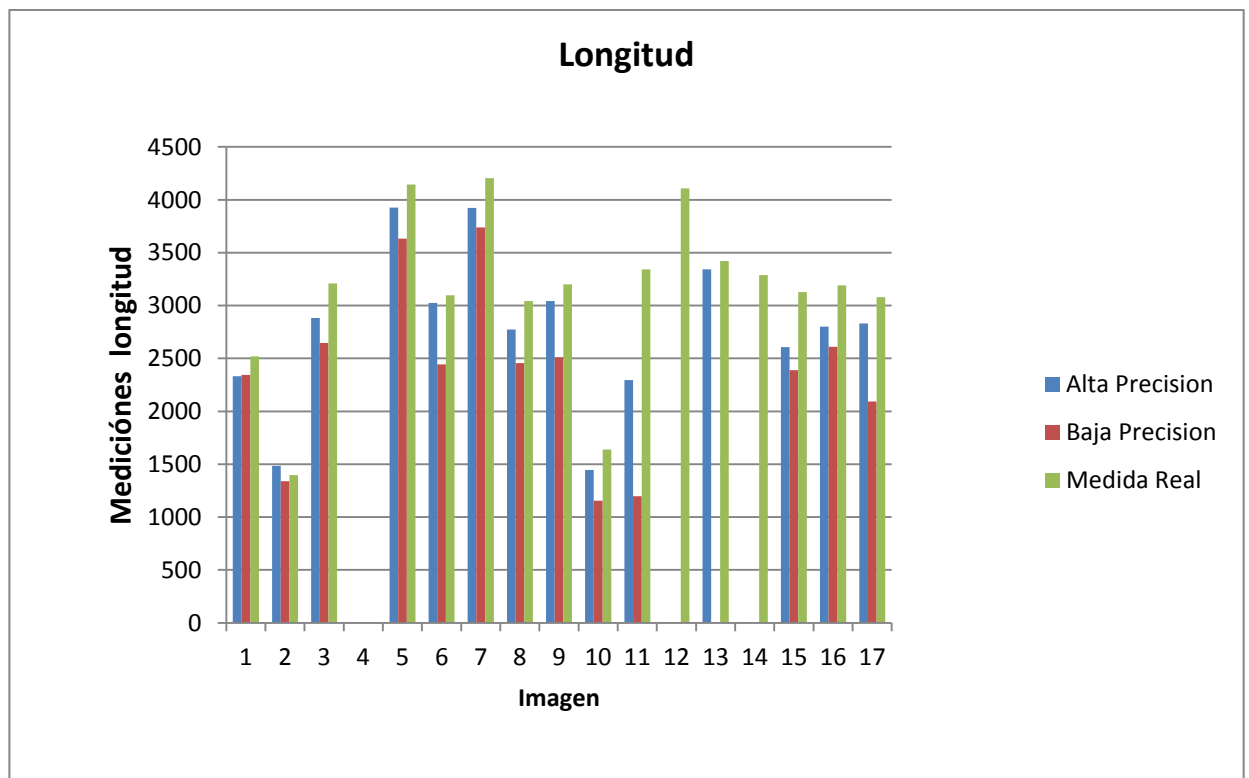


La arena presente en esta falla impide establecer la separación de la grieta con respecto al fondo, causando que la umbralización no se realice de manera apropiada.

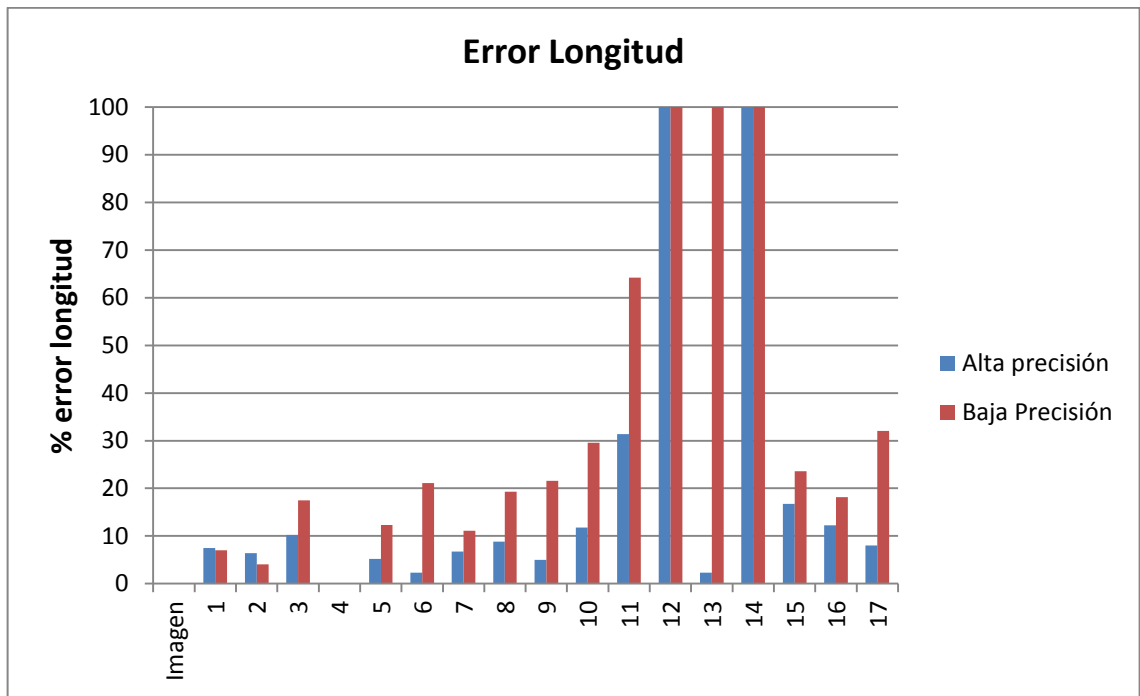
Además de calcular estos índices, se realizó una comparación entre los datos obtenidos por el programa y las mediciones reales de las grietas, con el objetivo de analizar el porcentaje de error y determinar su precisión en las mediciones.

Para medir la longitud de las grietas con mayor precisión, se utilizó una cuerda para seguir el contorno de la misma y posteriormente se midió la longitud del fragmento de la cuerda que abarcó la grieta.

Figura 51. a. Medición de la longitud: Real, alta precisión, baja precisión y b. porcentaje de error longitud.

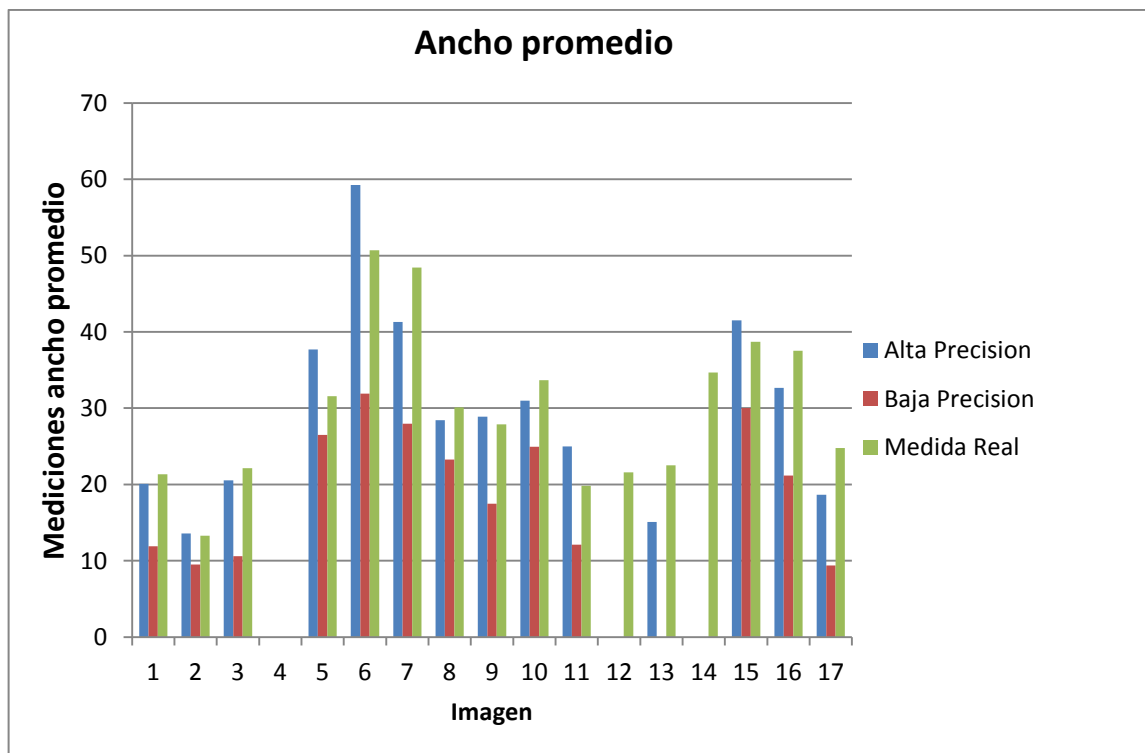


(a)

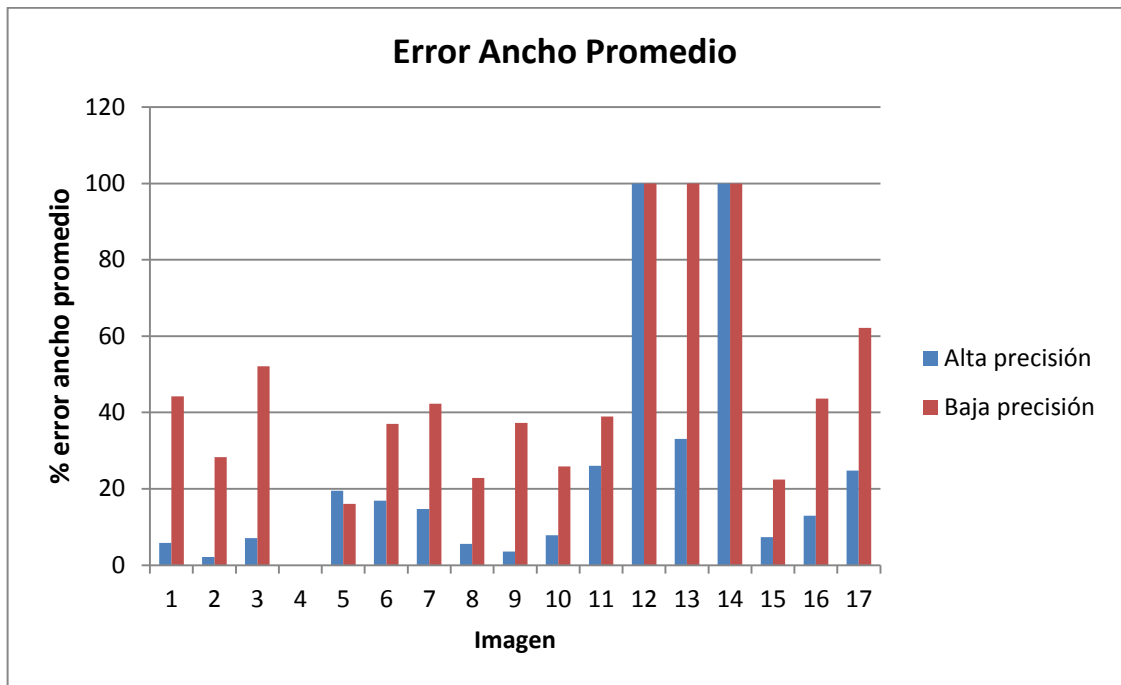


(b)

Figura 52. (a) Medición del ancho promedio: real, alta precisión baja precisión y (b) porcentaje de error ancho promedio.

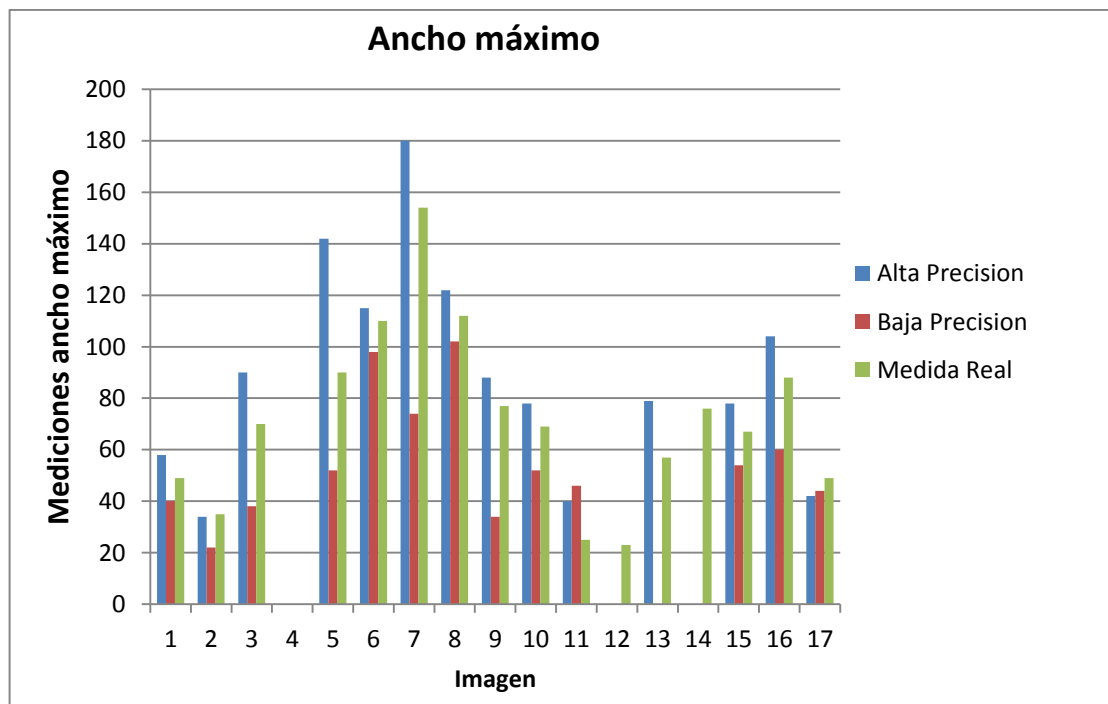


(a)

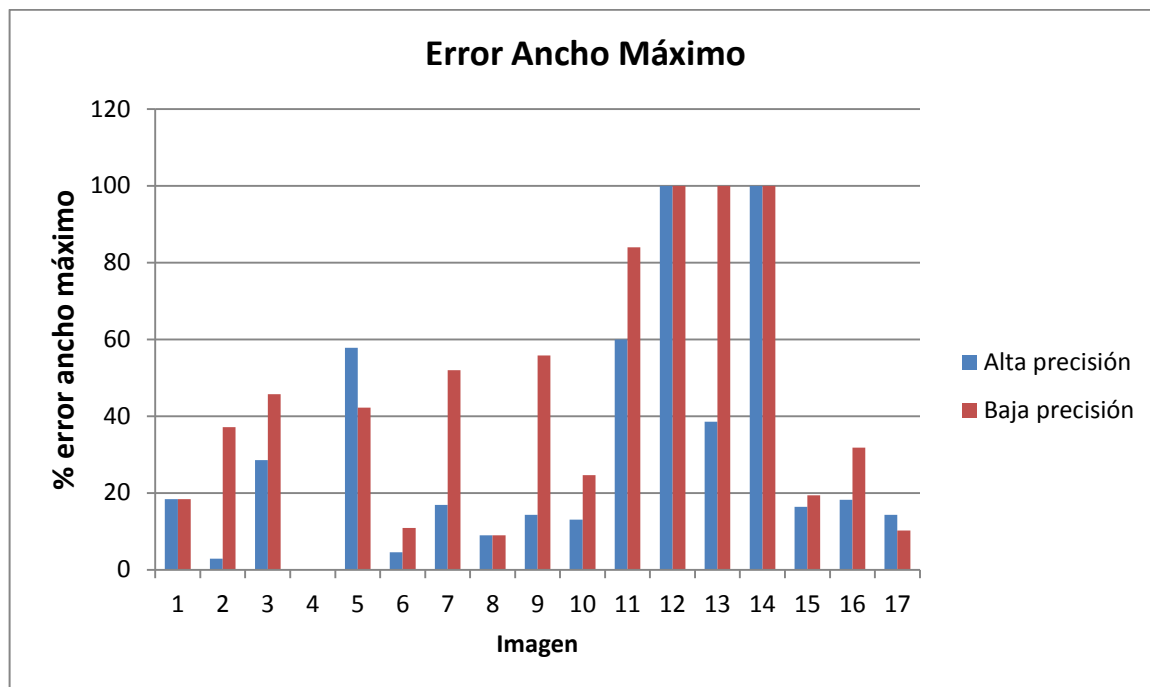


(b)

Figura 53. (a) Medición ancho máximo: real, alta precisión, baja precisión y (b) porcentaje de error ancho máximo.



(a)



(b)

Al analizar el porcentaje de error obtenido para cada una de las mediciones: longitud (Figura 51b), ancho promedio (Figura 52b) y ancho máximo (Figura 53b), se puede observar que el método de alta precisión brinda una mejor aproximación de las mediciones respecto a las reales. Los porcentajes de error más altos se presentan en las mediciones del ancho máximo, debido a que el método de medición de ancho presenta cierta dificultad al realizar mediciones en grietas con alta curvatura. El ancho promedio no se ve afectado por esto, debido a que es una medición basada en la tendencia de un grupo de valores específicos.

Las imágenes 11, 12, 13 y 14 que corresponden a los valores más altos de porcentaje de error, son imágenes donde el aplicativo no pudo detectar correctamente el deterioro, esto se da debido a las razones expuestas anteriormente.

5.4 MEDICIÓN DEL TIEMPO COMPUTACIONAL

Se realizó una medición del tiempo de cómputo de los dos métodos de procesamiento al ser aplicados a cada una de las imágenes analizadas en la sección anterior. En las tablas 5a y 5b se observan los resultados.

Tabla 5. Tiempo de cómputo (a) Método de alta precisión y (b) método de baja precisión.

Imagen	Tamaño	Tiempo (s)
1	7256 x 8712	733,56
2	4043 x 4536	212,9
3	3973 x 4968	346,68
4	4148 x 4856	1460,86
5	4120 x 4600	327,52
6	4128 x 4736	773,70
7	1500 x 2000	358,43
8	1500 x 2000	500,67
9	1500 x 2000	285,34
10	1500 x 2000	621,27
11	1500 x 2000	2447,44
12	1500 x 2000	3357,09
13	1500 x 2000	936,43
14	1500 x 2000	673,51
15	1500 x 2000	596,55
16	1500 x 2000	511,55
17	1500 x 2000	322,81

(a)

Imagen	Tamaño	Tiempo (s)
1	7256 x 8712	16,01
2	4043 x 4536	12,49
3	3973 x 4968	12,56
4	4148 x 4856	12,37
5	4120 x 4600	13,07
6	4128 x 4736	13,15
7	1500 x 2000	12,32
8	1500 x 2000	11,33
9	1500 x 2000	11,23
10	1500 x 2000	12,01
11	1500 x 2000	13,42
12	1500 x 2000	12,83
13	1500 x 2000	10,62
14	1500 x 2000	10,76
15	1500 x 2000	11,66
16	1500 x 2000	11,01
17	1500 x 2000	11,24

(b)

Se puede inferir que el tiempo de cómputo del método de alta precisión no está relacionado con el tamaño de la imagen de entrada, esto se observa al comparar (por ejemplo) la imagen 1 con la imagen 11, esta última es cuatro veces más pequeña y toma el triple del tiempo en ser analizada. En vez de esto, el tiempo de cómputo de este método está relacionado directamente con las particularidades de la losa en evaluación, esto se da debido a que el algoritmo de *tensor voting*, utilizado en este método, busca discontinuidades que puedan ser conectadas. Entre más puntos posibles de conexión presente la imagen, más tiempo de análisis requerirá este método.

Dado que el método de baja precisión no utiliza la técnica de *tensor voting*, el tiempo de cómputo se ve minimizado, este depende en gran medida de los procesos de análisis local de intensidad y umbralización, debido a que estos, son los que determinan en donde se encuentran las fallas. Es por esto, que las imágenes de entrada deben ser tomadas teniendo en cuenta los requisitos para la

captura de imágenes expuestos anteriormente, ya que de no cumplir con estos, el programa no será capaz de calcular ni reconstruir la tendencia de la falla que se encuentre en la imagen.

Los criterios a tener en cuenta al momento de escoger el método de análisis se basan en la relación “precisión vs tiempo” y la decisión depende en su totalidad de los requerimientos y necesidades del usuario.

6 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se estableció un método para estandarizar la captura de imágenes, para esto fue necesario determinar las consideraciones que se debían tener en cuenta al momento de realizar la captura, se especificaron las características mínimas de la cámara digital y se empleo un trípode convencional para realizar la toma de imágenes. Las imágenes pueden ser capturadas con libertad (sin importar el grado de inclinación), debido a que se realiza una transformación proyectiva para que el procesamiento se lleve a cabo con imágenes vistas de forma perpendicular. Se sugiere como trabajo futuro automatizar la captura de imágenes, adaptando una cámara de video a la estructura de un vehículo, debido a que este podría recorrer más rápidamente las carreteras a ser analizadas, permitiendo que la adquisición de imágenes se realice de manera rápida y efectiva.

Se implementó un algoritmo capaz de analizar las imágenes de la superficie de pavimentos rígidos con la capacidad de detectar, medir y clasificar cuatro tipos de fallas en el pavimento. Esto se realiza a través de dos métodos de análisis, la principal diferencia entre estos, radica en la precisión y tiempo de procesamiento. El método de alta precisión brinda una efectividad en la detección de fallas del 87% respecto al 80% que brinda el método de baja precisión, sin embargo el primer método requiere 13 veces más tiempo de cómputo para el análisis. Como trabajo futuro se sugiere ampliar la cantidad de tipos de deterioros de pavimentos rígidos que el aplicativo puede detectar y adaptar el programa para poder analizar imágenes de pavimentos flexibles. Además implementar un solo método de procesamiento capaz de brindar resultados de alta precisión y a la vez minimizar el tiempo de cómputo.

Se desarrolló una interfaz de usuario en el ambiente de desarrollo MATLAB R2010a, en la cual el usuario puede ingresar las imágenes de las losas de pavimento rígido que desea analizar, permitiendo hacer la evaluación de tramos completos. Además se puede escoger el método de procesamiento para realizar el análisis y visualizar los resultados generados por el programa tanto de manera individual (cada losa) como general (tramo completo). El usuario puede guardar los reportes entregados por el aplicativo en formato pdf. Con el objetivo de automatizar el ingreso de las imágenes, se sugiere implementar un protocolo de comunicación entre la interfaz y el dispositivo de adquisición, logrando reducir el tiempo que se utiliza en este proceso.

Se comprobó, mediante los resultados entregados por los índices estadísticos de precisión, que el método de alta precisión es mejor debido a que brinda una aproximación más cercana a las mediciones de las fallas respecto a las reales y además ofrece mayor eficacia en cuanto a la detección de una falla, esto se debe a que este método utiliza la técnica de tensor voting para reconstruir la continuidad de la grieta, al buscar la mejor ruta posible de continuidad logra registrar zona de fallas de baja intensidad.

BIBLIOGRAFÍA

1. WRIGHT, P. y K. Dixon. Highway Engineering. 7 ed. New York: John Wiley, 2004. 1 p.
2. MALLICK, Rajib y EL-KORCHI, Tahar. Pavement Engineering: Principles and practice. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009. 1 p.
3. ECHAVEGUREN, Tomás et al. Metodología de inspección visual para sistema de gestión de pavimentos urbanos SIGMAP [en línea], <http://www2.udec.cl/~provincial/trabajos_pdf/46Echavegurengestionpavimentosurbanos.pdf> [citado en 17 de Diciembre de 2011].
4. Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras. p. 35–45. [en línea], http://www.invias.gov.co/invias/hermesoft/portaIIG/home_1/recursos/informacion_institucional/documentos/25042008/docu_publicaciones3.pdf [citado en 17 de Diciembre de 2011].
5. SUBIRATS, P. et al. Automation of Pavement Surface Crack Detection using the Continuous Wavelet Transform. *En: 2006 International Conference on Image Processing*. Atlanta, Georgia, USA. IEEE. 2006.
6. MA, C. et al. Pavement Cracks Detection Based on FDWT. *En: International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CiSE)*. Wuhan, China. 2009. p. 1–4.
7. RAMIREZ-JIMENEZ, Sandra; CASTILLO-CASTAÑEDA, Eduardo y ORNELAS-RODRIGUEZ, Francisco. Realce de la imagen mediante técnicas de transformación y ajuste de curvas para la detección de grietas en la cinta asfáltica.
8. WEI, W. LIU, B. y BAI, P. Automatic Road Crack Image Preprocessing for Detection and Identification. *En: 2009 Second International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems (ICINIS)*. Tianjin, China. IEEE. 2009 p.319-322.
9. OLIVEIRA, H. y CORREIA, P. Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding. *En: 17th European Conference on Signal Processing (EUSIPCO 2009)*. Glasgow, Scotland. 2009.
10. NA, Wei et al. Beamlet Transform Based Pavement Image Crack Detection. *En: 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*. Vol 1. Changsha, China. IEEE. 2010. p. 881-883.
11. YONG, H.; CHUN-XIA, Z. y HONG-NAN, W. Automatic Pavement Crack Detection Using Texture and Shape Descriptors. *IETE Technical Review*. 27.
12. Zou, Q. et al. CrackTree: Automatic Crack Detection from Pavement Images. *Pattern Recognition Letters* (November 2011). Elsevier Science Inc. New York, NY, USA. p. 227 – 238.
13. KASEKO, Mohamed y RITCHIE Stephen. A neural network-based methodology for pavement crack detection and classification. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Tesis de Doctorado. Universidad de California. 1993. p. 275-291.

14. SAAR, T. y TALVIK, O. Automatic Asphalt pavement crack detection and classification using Neural Networks. *En: 2010 12th Biennial Baltic Electronics Conference (BEC)*. Tallinn, Estonia. IEEE. 2010. p. 345–348.
15. YANLI, C. Algorithm Study on Thinning and Keeping Connectivity of Bituminous Pavement Crack Images. *En: 2010 International Conference of Information Science and Management Engineering (ISME)*. Xi'an, China. IEEE. 2010. p. 550-553.
16. YOUQUAN, He et al. Studying of road crack image detection method based on the mathematical morphology. *En: 2011 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*. Vol 2. Shang Hai, China. IEEE. 2011. p. 967-969.
17. LIU, Richard; XIEMIN, Chen y MIN, Wu. Automatic Crack Monitoring System. Houston, Texas. Universidad de Houston. 2001
- 18.22. PYNN, J. Automatic identification of cracks in road surfaces. *En: 1999 Seventh International Conference on Image Processing and Its Applications*. (Conf. Publ. No. 465). Vol 2. IEEE. 1999. p. 671-675.
19. ZHANG, L. y LI, H. Recognition of pavement surface crack. *En: 2010 Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC)*. Yantai, China. IEEE. 2010. p. 3393-3396.
20. MONTEJO FONSECA, ALFONSO. Ingeniería de pavimentos para carretera. 2 ed. Bogotá: Universidad Católica de Colombia, 2001. 5 p.
21. CONSEJO DE DIRECTORES DE CARRETERAS DE IBERIA E IBEROAMERICA. M5.2. Catalogo de deterioros de pavimentos rígidos. Vol. 12. Chile: 2002. P. 4-14.
22. Grupo Técnico- Convenio 587 de 2003. Estudio e investigación del estado actual de las obras de la red nacional de carreteras. p. 47–51. [en línea], http://www.invias.gov.co/invias/hermesoft/portallIG/home_1/recursos/informacion_institucional/documentos/25042008/docu_publicaciones3.pdf [citado en 17 de Diciembre de 2011].
23. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 11-12. ISBN 978 0 470 84473 1.
24. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 57-58. ISBN 978 0 470 84473 1.
25. GONZALEZ, R. C. y WOODS, R. E. Digital Image Processing. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 3rd ed. 4. P. 333-335
26. OLIVEIRA, H. y CORREIA, P. Supervised Strategies for Crack Detection in Images of Road Pavement Flexible Surfaces. *En: 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 25–29, 2008.
27. OTSU, N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms. *Automática* 11 (1975). p. 285–296.
28. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 197-198. ISBN 978 0 470 84473 1.

29. HANFJ, Sanaa. New Approach For image Matching Using Morphological Operations. En: 2004 21st National Radio Science Conference (NRSC2004). Proceedings of the Twenty-First National, C27 – 1–8, 2004.
30. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in Matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 198-199. ISBN 978 0 470 84473 1.
31. PAJARES, Gonzalo y DE LA CRUZ, J. Visión por computador: Imágenes digitales y aplicaciones. México: Alfaomega;Ra-da, 2002. 269 p.
32. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 200-207, 209-212. ISBN 978 0 470 84473 1.
33. SHU, Changxian. y MO, Yulong. Morphological Thinning Based on Image's Edges. En: 1998 International Conference on Communication Technology Proceedings, 1998. 5 pp. vol.1, 1998.
34. MORDOHAI, Philippos, y MEDIONI, Gérard. Tensor Voting: A Perceptual Organization Approach to Computer Vision And Machine Learning. Morgan & Claypool Publishers, 2007. 9 p. p. 12-18.
35. DI STEFANO, L. y BULGARELLI, A. A simple and efficient connected components labeling algorithm. En: 1999 International Conference on Image Analysis and Processing, 1999. P. 322-327.
36. BLUM, H., et al. A Transformation for Extracting New Descriptors of Shape. Models for the Perception of Speech and Visual Form 19, no. 5 (1967): 362–380.
37. BOCKAERT, Vincent. Sensor Sizes [en línea] <http://www.dpreview.com/learn/?/Glossary/Camera_System/sensor_sizes_01.html> [Citado en 1 de Agosto de 2012].
38. GOSHTASBY, Ardeshir. Image Registration: Principles, Tool and Methods. Springer-Verlag London, 2012. 3 p.
39. SOLOMON, C. y BRECKON, T. Fundamentals of digital image processing: A practical approach with examples in matlab. Wiley-Blackwell, 2011. P. 180-181. ISBN 978 0 470 84473 1.
40. Oxford Journals, Clinical tests: sensitivity and specificity [en línea] <<http://ceaccp.oxfordjournals.org/content/8/6/221.full>> [Citado en 15 de Septiembre de 2012].
41. School of Nursing and Academic Division of Midwifery. RLO: Sensitivity and Specificity [en línea] <http://www.nottingham.ac.uk/nmp/sonet/rlos/ebp/sensitivity_specificity/3.html> [Citado en 15 de Septiembre de 2012].