

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO
FACULTAD DE INGENIERÍA

**ADELGAZAMIENTOS Y ORIENTACIÓN DE SEGMENTOS
LONGITUDINALES EN IMÁGENES: APLICACIÓN A LA
CARACTERIZACIÓN DE FISURAS EN MICROGRAFÍAS**

TESIS

QUE COMO PARTE DE LOS REQUISITOS PARA OBTENER EL GRADO DE:

DOCTOR EN INGENIERÍA

PRESENTA

AURORA FEMAT DÍAZ

C.U. SANTIAGO DE QUERÉTARO, QRO. DICIEMBRE DE 2012



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Doctorado en Ingeniería

“ADELGAZAMIENTOS Y ORIENTACIÓN DE SEGMENTOS LONGITUDINALES EN IMÁGENES:
APLICACIÓN A LA CARACTERIZACIÓN DE FISURAS EN MICROGRAFÍAS”

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de:

Doctor en ingeniería

Presenta:

Aurora Femat Díaz

Dirigida por:

Dr. Damián Vargas Vázquez

SINODALES

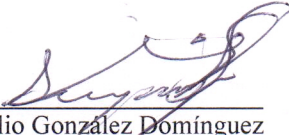
Dr. Damián Vargas Vázquez
Presidente

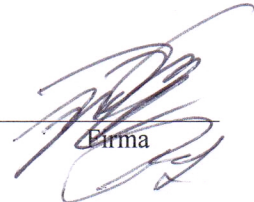
Dr. Iván R. Terol Villalobos
Secretario

Dr. Rodrigo R. Velázquez Castillo
Vocal

Dr. Alberto Pastrana Palma
Suplente

Dr. Rufino Nava Mendoza
Suplente


Dr. Aurelio González Domínguez
Director de la Facultad

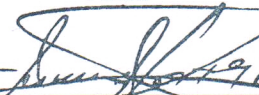

Firma


Firma


Firma


Firma


Firma


Firma


Dr. Irineo Torres Pacheco
Director de Investigación y
Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Enero de 2013
México.

Resumen

En este trabajo de investigación, se aborda el tema de caracterización de parámetros de segmentos longitudinales con el uso de procesamiento de imágenes. Se expone como aportación principal una técnica para medición de propiedades en arborescencias. Para comprobar la metodología, se utilizan imágenes de recubrimientos de cromo tomadas con microscopio óptico. Y se comparan estadísticamente los resultados de las mediciones entre cuatro diferentes muestras. Como paso inicial, se describe y justifica el método de segmentación propuesto. Este utiliza tres partes: primero, diferencia de valor de gris con máxima desviación estándar entre dos clases, esto con el objeto de mejorar el agrupamiento de tonalidades entre las zonas de interés y el fondo; después, operadores de morfología matemática para el filtrado y finalmente el método de Otsu para obtener una imagen binaria. Para la evaluación de esta imagen, se plantea la metodología para medición de parámetros en los segmentos longitudinales desde dos enfoques distintos. El primero de ellos, es útil para el cálculo de orientación y longitud máxima de segmentos y utiliza la técnica de momentos geométricos. Aquí se comparan estadísticamente las mediciones entre las muestras de la aplicación y se calculan los niveles de confianza pertinentes para mostrar la similitud entre las mediciones manuales y automáticas. El segundo enfoque, propone una manera de medir propiedades de segmentos con forma de arborescencia. Las variables a evaluar son: cantidad de ramas del segmento, lugar en donde surge cada una de las ramas y su orientación, grosor máximo de cada rama, y longitud de cadena y de cuerda por rama o segmento. El método propuesto se divide en 3 etapas: Esqueletonización, generación de una estructura de datos y recorrido de la estructura de datos. La esqueletonización emplea el adelgazamiento propuesto por Zhang y verifica el tipo de conectividad para cada uno de los segmentos. La generación de la estructura de datos usa cadenas de código para plantear la información del esqueleto y sus características por segmento. Y el recorrido de la estructura de datos se usa para cuantificar los parámetros deseados. Finalmente, se exponen algunos resultados de manera numérica y gráfica para este último enfoque, mostrando la eficacia y el detalle de la profundidad del método.

(**Palabras clave:** arborescencia, ramificación, adelgazamiento, esqueleto, orientación de segmentos, cadenas de código)

Summary

In this research, the issue of characterization of longitudinal segments using image processing is treated. The main contribution is a technique for measuring arborescence properties. To test the methodology hard coating images were used which were taken with an optic microscope. The results for four samples are compared statistically. In the initial step, the proposed segmentation method is described and justified. This includes three parts: First, with the object of improving the grouping of the interest area and background, a grey value is found which maximizes the distance between the two classes. Then, mathematical morphology operators are used for filtering. And finally, the Otsu method was employed to obtain a binary image. To evaluate the image characteristics, two different approaches are described. The first of these is useful for the calculation of maximum length and orientation of segments using the geometric moment's technique. Here measurements are statistically compared between the samples of an application and confidence levels are calculated to show the similarity between manual and automatic measurements. The second approach proposes a way of measuring properties of arborescence shapes. The variables to be evaluated are: number of branches per segment, place where each branch arises and its orientation, maximum thickness of each branch and chord and chain length per branch or segment. The proposed method is divided into three stages: Skeletonization, generation of a data structure, and following of the data structure. The skeletonization occupies the thinning proposed by Zhang, and it also verifies the type of connectivity for each segment. The generation of the data structure uses code chains to represent the skeleton's information and its characteristics per each segment. And the following of the data structure quantifies the desired parameters. For this last approach some numeric and graphic results are presented, which show the detail and depth of the method.

(**Keywords:** arborescence, branches, thinning, skeleton, segment orientation, chain codes)

Dedico esta tesis a mi hija Paola y a las personas que han sido mis estudiantes, con anhelo de aprender para ustedes.

Agradecimientos

Agradezco a Dios por su profundo amor. Gracias Señor por lo que me permites aprender de tí a través de otros, conocer de lo haces, vivir de lo recibo de tí, superar de mis debilidades y corregir de mis errores. Lo que puedo ser lo soy gracias a ti. Por mi familia, profesores y amigos. Por el ejemplo de mi madre. Por el apoyo de Eric y el cariño de Pao. Por las virtudes y ejemplo que me permites ver en diferentes catedráticos y autoridades en la UAQ. Por la paciencia, enseñanza y amistad de mis asesores. Por la oportunidad de prepararme con el apoyo de mi país. Y por tu ayuda siempre.

Índice general

Resumen	III
Abstract	IV
Agradecimientos	VI
1. Introducción	1
1.1. Un pensamiento geométrico	1
1.2. Parámetros a medir	2
1.3. Organización de tesis	3
1.4. Hipótesis	3
1.5. Objetivos	4
1.5.1. Objetivos generales	4
1.5.2. Objetivos particulares	4
1.6. Limitaciones del estudio	4
1.7. Contribuciones y publicaciones	5
2. Revisión de Literatura	7
2.1. Recubrimientos de cromo	7
2.2. Procesos de detección de fisura	8
2.3. Bases para segmentación	11
2.3.1. Introducción	11
2.3.2. Morfología matemática binaria	12
2.3.3. Transformaciones elementales	15
2.3.4. Operaciones por reconstrucción	18
2.3.5. Estructuras direccionales	19
2.4. Adelgazamientos	21
2.4.1. Adelgazamiento o esqueletonización	21
2.4.2. Transformada hit-or-miss	22
2.4.3. Adelgazamiento morfológico	23
2.4.4. Esqueletonización morfológica	25
2.4.5. Poda	25

3. Metodología	28
3.1. Medición de objetos planos	29
3.1.1. Método de Otsu	30
3.1.2. Filtro	30
3.1.3. Área	30
3.1.4. Operaciones direccionales	31
3.2. Segmentación	33
3.2.1. Diferencia con valor de gris que maximiza varianza	33
3.2.2. Umbralización	34
3.2.3. Cerradura morfológica	34
3.2.4. Apertura geodésica	35
3.2.5. Borrado de componentes que tocan bordes	35
3.3. Gráfico de distribución espacial	37
3.4. Mediciones con momentos geométricos	39
3.5. Arborescencia	41
3.5.1. Adelgazamiento	43
3.5.2. Método de Zhang y Suen	43
3.5.3. Conectividad elemental	45
3.5.4. Cadenas de código	46
3.5.5. Representación de cadenas en estructura de datos	48
3.6. Análisis estadísticos	49
4. Resultados	51
4.1. Medición de parámetros en objetos planos	51
4.2. Segmentación	53
4.3. Gráfico de distribución espacial	55
4.4. Mediciones a través de momentos geométricos	56
4.5. Adelgazamiento	61
4.6. Generación de estructura de datos	62
4.7. Caracterización	66
5. Conclusiones	69
Bibliografía	74

Índice de figuras

2.1. Método publicado en (Grande, 2005)	9
2.2. Método común de conteo de fisura	10
2.3. Ejemplo de diferentes elementos estructurales.	13
2.4. Conectividad 4 y 8.	14
2.5. Ejemplo de conectividad	14
2.6. Fuente para ejemplo de erosión y dilatación	16
2.7. Resultado de erosión	16
2.8. Resultado de dilatación	17
2.9. Ejemplo de cerradura y apertura	18
2.10. Ejemplo de dilatación direccional	20
2.11. Ejemplo de erosión direccional	20
2.12. Ejemplo de apertura direccional	20
2.13. Elementos estructurales de hit-or-miss	22
2.14. Fuente para ejemplo de hit-or-miss	23
2.15. Ejemplo de hit-or-miss	24
2.16. Ejemplo de adelgazamiento con el uso de hit-or-miss	25
2.17. Ejemplo de esqueleto morfológico	26
3.1. Diagrama general de etapas de metodología	29
3.2. Diagrama de fluj para medición de objetos planos	32
3.3. Ejemplo de imagen original de entrada	34
3.4. Operadores para segmentación	36
3.5. Ejemplo de resultado después de etapa de segmentación	37
3.6. Ejemplo de gráfico de distribución espacial perfecta	39
3.7. Comparación entre grafo de árbol vs imagen de arborescencia	42
3.8. Diagrama a bloques para medición de arborescencias	43
3.9. Asignación de pixeles en adelgazamiento	44
3.10. Ejemplo de fisur para verificac ón de conectividad	45
3.11. Códigos de cadena	46
3.12. Ejemplo de cadena de código de Freeman	47
3.13. Estructura de nodo	49
4.1. Medición de objetos planos sobre hojas de árbol	52

4.2. Ejemplo de resultados de segmentación para las cuatro muestras	54
4.3. Unión de imagen 3.5 y sus LDAs	55
4.4. Gráfico de distribución espacial de Figura 4.3	55
4.5. Imágenes fuente para comparar método automático vs manual	57
4.6. Segmentación en método automático	58
4.7. Comparación de met. de momentos vs manual para longitud	58
4.8. Comparación de met. de momentos vs manual para ángulo	59
4.9. Resultados totales de momentos geométricos para longitud	60
4.10. Resultados totales de momentos geométricos para ángulo	60
4.11. Diferentes métodos de eskeletonización	63
4.12. Imágenes de resultados con adelgazamiento de Zhang	64
4.13. Ejemplo de cadenas de código en aplicación	64
4.14. Ejemplo de estructura de datos	65
4.15. Imagen ejemplo para caracterización.	66
4.16. Histograma de longitud de cadena para fisura	68
4.17. Histograma de grosor de fisura	68

Índice de cuadros

3.1. Componentes (x, y) de cambio de dirección	46
4.1. Resumen de Anovas de SIM vs LI-COR	52
4.2. Pruebas de linealidad y sesgo de SIM vs LI-COR	52
4.3. Pruebas de normalidad de porcentaje de ocupación	55
4.4. Distribución de frecuencias de distancias a LDA	56
4.5. Comparación de método manual vs momentos geométricos	61
4.6. Intervalos de confianza para comprobar diferencias	61
4.7. Caracterización de esqueletos sin ramificaciones	67
4.8. Caracterización de esqueletos con ramificaciones	67

Capítulo 1

Introducción

1.1. Un pensamiento geométrico

Se sabe que una línea es una sucesión continua de puntos unidos entre sí, y es el elemento más básico en un gráfico. De una línea recta se puede medir su longitud, inclinación y ubicación. Si se toma en cuenta esta forma básica elemental y se modifica su grosor, de forma no necesariamente constante a lo largo de la misma línea, sin dejar de percibir un segmento longitudinal, se pueden obtener una gran cantidad de diferentes formas. Si además de eso, se consideran algunos puntos del contorno de dicho segmento longitudinal, y a partir de ellos se construyen elongaciones o ramificaciones del segmento inicial, y se alargan dichas ramificaciones al mismo tiempo que se modifica su grosor y orientación, el resultado sería, usando la imaginación, una forma parecida a la de un árbol.

Una definición de arborescencia (según el diccionario en línea de la Real Academia Española, 22a Ed., 2001) es lo que tiene o presenta una forma parecida a la de un árbol. Si se observa la naturaleza con la intención de buscar algunos fenómenos o cosas que puedan ser representados, al menos parcialmente, a través de formas de arborescencia, se pueden encontrar diferentes ejemplos. En imágenes de relámpagos, fisura en un material, fracturas en un hueso, dendritas de una hoja, raíces de un árbol o el árbol desde su tronco hasta sus ramas, se pueden percibir figuras que comienzan en un segmento longitudinal, que se va extendiendo desde una perspectiva que se podría considerar la base de la figura hasta uno o varios extremos.

Entonces, entre los primeros parámetros que podemos medir de un segmento longitudinal se encuentran la orientación, la longitud y el grosor. Si consideramos una forma de arborescencia, los parámetros de medición se incrementan; las nuevas variables a medir

son: la cantidad de ramas de la forma y su longitud, el lugar del segmento donde surge cada una de las ramas y su orientación, así como el grosor máximo o en diferentes puntos de cada rama. Para cada una de las diferentes características de una forma longitudinal antes mencionadas, se propone un método en la presente tesis. Algunas de las técnicas usadas ya son conocidas en procesamiento de imágenes, pero se hacen diferentes propuestas como aportación del trabajo realizado.

Así como a escala visible para el ojo humano se pueden observar formas de arborescencia, a escala microscópica también existen estas formas. Hay diferentes tipos de análisis a los que se puede aplicar este trabajo, pero es necesario elegir alguno de ellos para mostrar la funcionalidad de los métodos propuestos. Por la disposición de las imágenes, se ha escogido la caracterización de micro-fisuras. Las cuales son producidas en recubrimientos de cromo durante su proceso de electrodeposición. Este estudio permitirá la aplicación de este método no solo a fisuras sino también a otro tipo de estructuras o segmentos longitudinales. Cuando estos parámetros participen en la caracterización de propiedades mecánicas o físicas de un determinado material, la técnica propuesta puede ser de utilidad.

1.2. Parámetros a medir

En esta tesis se utilizan técnicas de procesamiento de imágenes basadas en diferentes teorías. Antes de efectuar cualquier medición, primero se realiza sobre la imagen una segmentación de las partes de interés, fisura en este caso; donde se aplican varios operadores de morfología matemática y filtrado. Cuando se ha realizado la segmentación, se pueden emplear dos métodos distintos. Para el primero, se considera el segmento como unidad, y a partir de él, se obtiene la orientación y longitud máxima. Para el segundo, se proponen distintos pasos, que son la principal contribución de esta tesis, donde se usa el concepto de arborescencia. A partir de la forma segmentada, esta se adelgaza hasta obtener el esqueleto de la misma, mientras se mide el grosor máximo del segmento. Luego se construye una estructura de datos que contiene la representación de cada uno de los segmentos en la imagen. Y a partir de esta estructura se puede medir la orientación, longitud y características por rama, segmento o sub-segmento, o cuantifica estas características para la imagen completa.

1.3. Organización de tesis

La organización de esta tesis es de la siguiente manera: En este capítulo se presenta desde un punto de vista geométrico la forma en que se abordó el tema de estudio. Se plantean las distintas metas trazadas en el desarrollo de la investigación. Y se mencionan los logros obtenidos hasta el momento en que se escribe.

El segundo capítulo se divide en cuatro partes. La primera de ellas, describe el panorama de la aplicación, la segunda, menciona algunos trabajos realizados como antecedentes en esta área, la tercera, trata brevemente los operadores de morfología matemática utilizados en la segmentación, y la última, describe un panorama general de técnicas de adelgazamiento y esqueletonización.

Al inicio del capítulo tres, como ejemplo introductorio a las mediciones de algunos de los parámetros abordados en este trabajo, se detalla un trabajo para la medición de objetos planos. Después, se describe el método de medición para los segmentos longitudinales utilizando momentos geométricos. Y finalmente se detalla la técnica propuesta en esta tesis para la caracterización de formas de arborescencia, en donde se utiliza un método de adelgazamiento, cadenas de código y estructuras de datos para las mediciones. En esta última, los parámetros de medición son: grosor, longitud de cuerda y de segmento, orientación, posición y conteo de ramificaciones. Los mismos parámetros pueden ser descritos por ramificación.

En el capítulo cuatro se muestran los resultados y se describen los tratamientos estadísticos realizados a algunas de las variables de medición, que sirven de base para el análisis de dichos resultados en el área de aplicación de las imágenes. Finalmente, se enumeran las conclusiones.

1.4. Hipótesis

Métodos automáticos que caracterizan tamaño, distribución y orientación en segmentos longitudinales, así como ramificación en arborescencias, pueden ser propuestos para relacionar atributos de elementos geométricos, en imágenes de microscopio, con atributos físicos.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivos generales

- Desarrollar al menos una metodología con base en teorías ya establecidas para caracterizar en imágenes de microscopio propiedades como: longitud, grosor, distribución y orientación en segmentos longitudinales.
- Desarrollar una metodología donde a partir de imágenes digitales sea posible caracterizar arborescencias y sus ramificaciones

1.5.2. Objetivos particulares

- Buscar y comprobar el funcionamiento de un método que permita obtener mediciones de longitud máxima y orientación en segmentos longitudinales como elementos conexos.
- Encontrar entre varios métodos de adelgazamiento uno que permita representar fisura como segmentos unidos entre sí y de longitud mínima, sin perder información de forma a través de la transformación.
- Desarrollar métodos de medición de: orientación, tamaño, grosor y ramificación de formas de arborescencia; que puedan ser aplicados también a elementos carentes de ramificaciones sin la necesidad de modificar la metodología.
- Comparar estadísticamente las semejanzas entre diferentes tratamientos en materiales, utilizando los parámetros de medición de las metodologías planteadas, al menos para segmentos longitudinales.

1.6. Limitaciones del estudio

Este estudio se ha enfocado a caracterizar imágenes de dos dimensiones. Las imágenes fuente en las pruebas realizadas fueron invariablemente de esta dimensión. Aunque se han establecido las bases para llevar las metodologías propuestas a tres dimensiones, este desarrollo requeriría otra investigación.

Al efectuar las mediciones de los diferentes parámetros, es necesario que las formas estén segmentadas, es decir, que hayan sido separadas del fondo de la imagen. Para realizar la segmentación se propone una metodología, esta fue probada con las condiciones de

adquisición de las imágenes de prueba, para otras condiciones los pasos de la segmentación pueden requerir algunas adaptaciones.

Cuando un segmento longitudinal o con forma de arborescencia ha sido segmentado, es necesario que esté definido como un conjunto conexo, para poder llevar a cabo el análisis geométrico de las metodologías propuestas.

1.7. Contribuciones y publicaciones

Durante el desarrollo de esta tesis varias contribuciones se llevaron a cabo, aunque algunas de ellas no fueron buscadas como un fin sino encontradas durante el camino.

En nuestra facultad se trabaja ampliamente con invernaderos, donde es necesario medir frecuentemente el crecimiento de las plantas. Para esto se utiliza comúnmente un equipo estándar (LI-3000). Con la finalidad de buscar en un futuro desarrollar un dispositivo con una patente perteneciente a la UAQ para este fin se implementó su correspondiente método de Procesamiento de Imágenes (PI). Lo que nos permitió el desarrollo de un método más sensible que el estándar, esto último comprobado estadísticamente; adquirir conocimiento profundo en el método de Otsu; y publicar el primer artículo titulado "Scanner image methodology (SIM) to measure dimensions of leaves for agronomical applications"(ver apéndice A).

Con la experiencia adquirida en Otsu se encontró una manera aún no publicada de mejorar la distribución de los tonos para algunas imágenes en gris. Aquí se encuentra un valor numérico para el nivel que permite separar los colores en dos clases. Y al restar ese valor constante a los tonos en la imagen, se unifican las zonas borrosas que pueden ser producidas al momento de generar una imagen por microscopio. Este operador se utiliza también como uno de los pasos en la segmentación de las imágenes de prueba.

La siguiente publicación está relacionada con la medición de orientación y longitud máxima en segmentos longitudinales utilizando momentos geométricos. Esta fue aplicada a recubrimientos de cromo con el título de "Microcrack parameters characterization in hard-coatings using moments for image processing"(consultar apéndice B).

La principal contribución de esta tesis es un método de procesamiento de imágenes para medición de parámetros en arborescencias. Donde se genera una estructura de datos para organizar los atributos geométricos de segmentos longitudinales de una imagen binaria. Aquí, la orientación, el grosor, la ubicación y la distancia entre los puntos de un elemento conexo son de importancia para la representación de la imagen de donde provienen, así como, las ramificaciones y sus características.

Como última aportación se desarrollo un software para experimentación. Este contiene los diferentes operadores de morfología matemática donde se puede defini el elemento estructural. También abarca algunas técnicas de filtrado segmentación, adelgazamiento, e identificación y medición de formas. Como parte adicional permite defini un grupo de imágenes para procesar, sobre las que se defin un conjunto de operadores a aplicar, y se almacenan los resultados del proceso indicado para el posterior análisis de los mismos, esto de manera automática.

Capítulo 2

Revisión de Literatura

2.1. Recubrimientos de cromo

Los recubrimientos de cromo duro son usados para mejorar propiedades de apariencia, físicas y químicas. En la industria son ampliamente utilizados cuando las partes deben presentar resistencia a la fricción y al desgaste, debido a su dureza y propiedades de corrosión (Torres-González et al., 2010). Estos recubrimientos son resultado de procesos de electrodeposición, que es un proceso electroquímico donde los cationes metálicos contenidos en una solución acuosa se depositan en una capa sobre un objeto conductor. Mientras que las propiedades mecánicas de un recubrimiento de cromo son mejores en la medida en que el espesor es mayor, el recubrimiento presenta fisura en la medida en que este aumenta. La fisuración es un parámetro que controla el estrés.

A nivel atómico, una estructura es un arreglo de átomos en diferentes maneras, y a nivel microscópico, es un arreglo de pequeños granos de material que pueden ser identificado a través de microscopía. En particular, los recubrimientos de cromo presentan una estructura columnar, compuesta por nanogranos, alargada en la dirección del crecimiento del recubrimiento, perpendicular al sustrato. Hay estudios que indican que las fisuras parecen seguir la dirección de las columnas y que son proporcionales al espesor del recubrimiento de cromo (Pfeiffer et al., 2011).

Las fisuras son imperfecciones causadas durante los procesos de fabricación del material por esfuerzos mecánicos, y por desgaste o envejecimiento; estas, son inevitables en la fabricación de materiales. Para identificar los factores que las producen, es necesario contar con métodos de medición automáticos que permitan investigar el impacto de tales factores, su incidencia y significancia. Por lo tanto, la detección y caracterización de fisuras es un paso im-

portante en la fabricación de materiales. Predecir problemas estructurales puede contribuir para evitar la rápida degradación de estos. Y establecer métodos útiles y poco costosos para monitorear la estructura de materiales, durante el proceso de fabricación, podría ayudar a corregir fisura en la superficie del material, donde algunas crecerán inevitablemente, pero caracterizarlas es importante para la durabilidad y resistencia.

Los métodos más populares son: Ultrasonido, radiografía, magnéticos y electromagnéticos. “Estos métodos solo permiten tener información global de las fisuras mientras en el procesamiento de imágenes, los parámetros que se pueden obtener dan información local y global de la microestructura de las fisuras” Para realizar mediciones en imágenes microscópicas de materiales generalmente se utiliza software que acompaña “a la adquisición de imágenes” de los microscopios, ya sean ópticos o electrónicos de transmisión o de barrido, donde las operaciones realizadas sobre las imágenes obtenidas a través de ellos son de aplicación general, pero algunas veces se requieren parámetros más fino acerca de las dimensiones en las imágenes adquiridas. El tiempo también es un factor importante para aplicaciones prácticas. Algunas tareas de medición requieren nuevas metodologías aún no disponibles entre las herramientas existentes, como las estudiadas en esta tesis.

Los métodos de caracterización tradicionales usan la inspección visual directa o mediante fotografías o micrografías del objeto bajo investigación. La inspección visual la realizan peritos con experiencia en cada tipo de falla; a falta de otros medios de caracterización, esta es una práctica aceptada en diversas aplicaciones y sectores industriales. Estos métodos tienen implícito un alto grado de incertidumbre y error.

Existen softwares comerciales que facilitan la caracterización de fisuras principalmente a partir del procesamiento de microfotografías, denominada microscopía cuantitativa (Grande, 2005). Algunos realizan análisis de proyecciones X y Y, pero las metodologías propuestas en este trabajo proveen parámetros de medición de una manera mucho más detallada.

2.2. Procesos de detección de fisuras

En su trabajo de caracterización de fisura en recubrimientos, Grande (2005) obtuvo la longitud y grosor a través de las proyecciones de Ferret, que es la longitud máxima de las proyecciones de la forma sobre el eje de las abscisas o de las ordenadas. Sin embargo, también menciona que una determinación clave es la perpendicularidad respecto del sustrato; es decir, si la fisura es vertical. Como parte de su trabajo él muestra la imagen de la Figura 2.1 cuyos valores (b), (c) y (d) son obtenidos a través del software de Clemex Inc ®.

En recubrimientos de cromo, Pfeiffer et al. (2011) realizaron un estudio para investi-

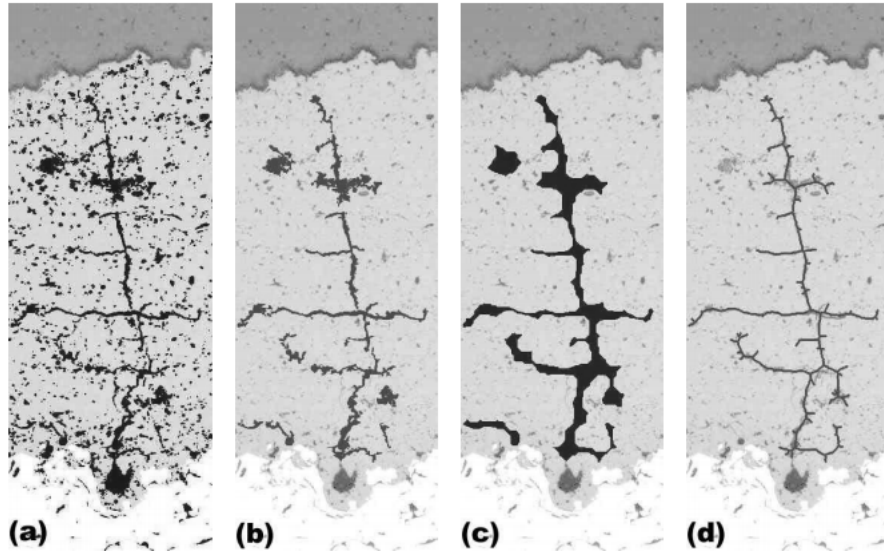


Figura 2.1: Método publicado en (Grande, 2005)

gar las relaciones de la densidad de corriente y la densidad de fisuras con el desarrollo de esfuerzos internos y de modificaciones en métodos de manufactura para evitarlas. Sin embargo, la densidad de fisura se determinó trazando líneas sobre la imagen de micrografía y contando manualmente el número de fisura que las intersectaban, como se ilustra en la Figura 2.2. Mientras que el estudio reportado es importante para diseñar procesos más efectivos para recubrimientos de cromo duro, el método para evaluar la densidad de las fisuras es rudimentario y pierde información de la imagen que puede conducir a conclusiones con un mayor grado de incertidumbre.

En el caso de ejes de maquinaria rotativa, conocidos como flechas elementos mecánicos que están sujetos a esfuerzos y demandas de desempeño severas, el estudio de las fracturas es de particular interés. Una fractura es una forma de falla donde el material se separa en piezas. La falla de estos elementos puede conducir a resultados catastrófico y de serias consecuencias en la seguridad y en el rendimiento económico de máquinas tales como turbinas, motores eléctricos, máquinas herramienta y otras similares, conocidas como turbomáquinas. La turbomaquinaria es esencial en actividades económicas críticas, como aeronáutica, energía y manufactura. Sabnavis et al. (2004) hicieron una revisión de la literatura relacionada con la detección y diagnóstico de fracturas en flechas ellos de manera general agruparon los métodos dentro de tres categorías: Métodos basados en vibración, pruebas modales y pruebas no tradicionales. Los métodos basados en vibración se clasifican en basados en señales y en basados en modelos; los primeros normalmente ocupan equipo de monitores

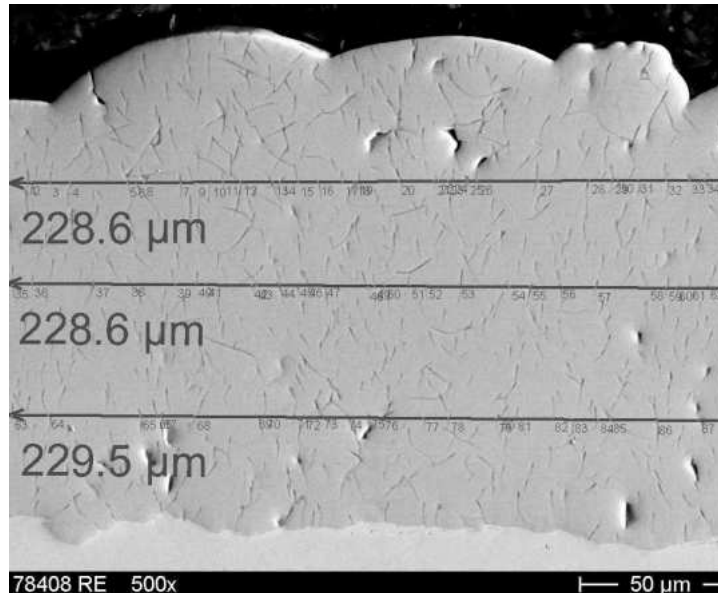


Figura 2.2: Imagen SEM para conteo manual de fisura (Pfeiffer et al., 2011).

de vibraciones y los segundos se basan en modelos analíticos o numéricos para simular el comportamiento de las fisuras en las flechas y correlacionar la señal de vibración observada con la presencia de fisuras en ubicaciones discretas. Las pruebas modales fueron para ellos las más populares, en estas se estudian los cambios en características modales como forma modal y frecuencias naturales del sistema. Y dentro de los métodos no tradicionales relacionaron redes neuronales, lógica difusa y procesamiento de señales como transformada Wavelet y Wigner Ville. Los métodos automáticos fueron revisados en este grupo, pero no se menciona el procesamiento de imágenes.

Para detectar fisuras en huellas digitales, Bhandarkar et al. (2005) desarrollaron un método de procesamiento de imágenes aprovechando el hecho de que la línea que define la fisura hacía un ángulo significativo distinto de cero con la estructura del anillo de la huella digital. Utilizaron operadores como Sobel para extraer la fisura y los contornos correspondientes a los valles entre dos anillos vecinos.

En imágenes de concreto con deficiencia de iluminación, Fujita et al. (2006) propusieron un método de filtrado para detección automática de fisuras y una técnica de mejora de contraste, pero el enfoque de su estudio fue únicamente al pre-procesamiento. Yamaguchi et al. (2008) también propusieron un nuevo método de segmentación en imágenes para detección de fisuras en concreto. Ellos utilizaron un procedimiento de percolación en donde se verifica vecindades y se termina con el cálculo de la circularidad durante el procesamiento

(Yamaguchi and Hashimoto, 2010).

En el contexto de detección de fracturas, Amstutz et al. (2005) propusieron un análisis de sensibilidad topológica mediante la introducción de una perturbación y obteniendo la ecuación de calor de estado estable de Laplace con respecto a la misma, y midiendo la temperatura en la frontera. La expansión asintótica de la ecuación permitía identificar la perturbación, como una derivada topológica.

Un trabajo con especial importancia es el que desarrollaron Kervalishvili et al. (2010) en el “Federal Institute for Materials Research and Testing” en Berlín, Alemania, donde usaron un modelo de simulación del uso de laser para detección y caracterización de fracturas en acero. Las diferencias en las temperaturas, principalmente de conducción, permitían identificar la profundidad y longitud de las fracturas. Su simulación se comparó con resultados experimentales observando que solamente el modelado tridimensional lograba niveles cuantitativos similares.

Se puede notar que existen trabajos notables en cuanto a modelación de fisura o fracturas, pero pocos usando técnicas de procesamiento de imágenes, y los que existen están enfocados principalmente al pre-procesamiento.

2.3. Bases para segmentación

2.3.1. Introducción

Para comenzar, primero se establece lo que llamaremos una imagen. Una imagen digital puede definirse como una función bidimensional $f(x, y)$, donde x y y son coordenadas espaciales de un punto, y la amplitud f , en cualquier par de coordenadas (x, y) , es la intensidad o nivel de gris de la imagen en ese punto o pixel (González and Woods, 2008). De tal forma que dicha imagen puede almacenarse en un arreglo bidimensional, donde cada uno de los elementos es el valor de la función $f(x, y)$. La dimensión del arreglo es la cantidad de renglones n por la cantidad de columnas m , como se muestra a continuación.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & f(0, 2) & \dots & f(0, j) & \dots & f(0, m - 1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & f(1, 2) & \dots & f(1, j) & \dots & f(1, m - 1) \\ f(2, 0) & f(2, 1) & f(2, 2) & \dots & f(2, j) & \dots & f(2, m - 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(i, 0) & f(i, 1) & f(i, 2) & \dots & f(i, j) & \dots & f(i, m - 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(n - 1, 0) & f(n - 1, 1) & f(n - 1, 2) & \dots & f(n - 1, j) & \dots & f(n - 1, m - 1) \end{bmatrix}$$

Para una imagen digital binaria los valores de la función son 0 y 1; para una imagen en escala de grises, estos valores van desde 0 (negro) hasta 255 (blanco); y para una imagen a color, la representación de cada punto requiere de la combinación de tres bandas, que dependen del espacio de color utilizado.

2.3.2. Morfología matemática binaria

Inicialmente la morfología matemática (M.M.) estaba orientada a analizar imágenes binarias, posteriormente se extendió a niveles de gris. En el desarrollo de este trabajo, los operadores de la M.M. son una herramienta importante en la segmentación. Aunque, el preprocesamiento de las imágenes involucra principalmente dichos operadores, la aportación principal de esta tesis no está dentro de la M.M.; sin embargo, los fundamentos de esta disciplina fueron esenciales para la experimentación y los logros. Para una exposición más detallada de las definiciones a mencionar, el lector puede referirse a las siguientes citas bibliográficas Birkhoff (1967), Matheron (1967), Serra (1988), Heijmans (1994), Maragos and Butt (1996), Heijmans and Roerdink (1998) y Soille (1999).

Principios y definiciones básicas

En morfología los conceptos de reflexión y traslación de un conjunto son ampliamente utilizados. La reflexión de un conjunto B se denota como \hat{B} y está definido como:

$$\hat{B} = \{-b \mid b \in B\}.$$

Donde B es el conjunto de píxeles que representa un objeto en una imagen, y \hat{B} es simplemente el conjunto de píxeles en B cuyas coordenadas (x, y) han sido remplazadas por $(-x, -y)$. La traslación de un conjunto B por el punto $z = (z_1, z_2)$ que se denota por $(B)_z$ está definido como:

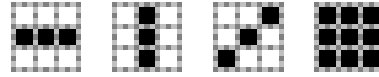


Figura 2.3: Ejemplo de diferentes elementos estructurales en color negro.

$$(B)_z = \{b + z \mid b \in B\}.$$

Donde B es nuevamente el conjunto de píxeles que representa un objeto en una imagen y $(B)_z$ es el conjunto de píxeles cuyas coordenadas (x, y) han sido remplazadas por $(x + z_1, y + z_2)$.

Estos conjuntos de reflexión y traslación son utilizados para formular las operaciones morfológicas basadas en un conjunto que se llama elemento estructural.

Elemento estructural

Un elemento estructural, es un conjunto usado para probar una imagen en estudio y puede ser usado para investigar la morfología de los objetos en la imagen. La forma y el tamaño del elemento estructural, deben adaptarse a las propiedades geométricas de los objetos de interés en la imagen, o a las características que se desean extraer de ella.

Segmentos de línea son frecuentemente usados como elementos estructurales para remover o extraer estructuras alargadas en una imagen. Hay dos parámetros asociados con estos segmentos: longitud y orientación; la longitud habitualmente es expresada en cantidad de píxeles. Algunos ejemplos de elementos estructurales se muestran en la Figura 2.3.

Conectividad

Un conjunto A en Z^2 se dice que es conexo, si cada par de sus puntos en A , puede ser unido por una trayectoria de puntos en donde todos ellos pertenecen a A .

Para cada par de puntos (u, v) y (x, y) que pertenecen a A , es posible establecer si son conexos o no, si existe la trayectoria de uno al otro en A . Esta conectividad depende de la vecindad considerada. Por ejemplo, si se usa la Figura 2.5 y se supone una vecindad 4 como en la Figura 2.4 (a), se tienen dos componentes conexas; si por el contrario se tiene vecindad 8 como en la Figura 2.4 (b), se tiene solo una componente conexa.

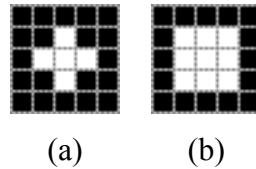


Figura 2.4: Conectividad 4 y 8.

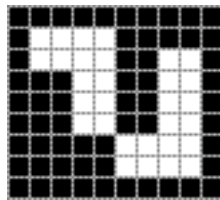


Figura 2.5: Ejemplo de conectividad 4 u 8.

Vecindad de un pixel

Un pixel p de coordenadas (x, y) tiene un total de cuatro vecinos de forma horizontal o vertical, las coordenadas de estos serían $(x + 1, y)$, $(x - 1, y)$, $(x, y + 1)$ y $(x, y - 1)$; a este conjunto de pixeles se le llama *4-vecinos* de p , y se denota por $N_4(p)$.

Los cuatro vecinos diagonales de p tendrían las coordenadas $(x + 1, y + 1)$, $(x + 1, y - 1)$, $(x - 1, y + 1)$ y $(x - 1, y - 1)$. Los cuatro vecinos horizontales y verticales junto con los cuatro diagonales forman lo que se conoce como *8-vecinos* de p y se denota $N_8(p)$ (González and Woods, 2008).

Punto simple y punto final

Un pixel p del borde de una imagen binaria, se considera punto simple si el número de componentes conexas de los vecinos en blanco de p , no varía cuando p es sustituido por un pixel negro. Un punto es fina si tiene exactamente un vecino blanco, es decir, es un punto extremo de la imagen. Los conceptos de punto simple y punto fina están asociados al tipo de conectividad; los vecinos analizados deben corresponder al tipo de conectividad establecida.

Resta y suma de Minkowski

Hermann Minkowski (1864-1909) fue un científico alemán nacido en Rusia, el desarrolló la teoría geométrica de los números. Su resta y suma están definidas como:

$$X \ominus A = \bigcap_{a \in A} X_{-a} \quad \text{y} \quad X \oplus A = \bigcup_{a \in A} X_{-a}$$

Estas operaciones y los trabajos de Hadwiger, en 1964, sirvieron de base para el inicio de la morfología matemática (Díaz De León and Yañez, 2003). El nombre fue asignado por Matheron y Serra en 1966 (Matheron, 1975; Serra, 1982), quienes establecieron los principios de esta teoría aplicados a imágenes binarias usando dichas operaciones. La resta de Minkowski usando el conjunto reflejado \hat{A} corresponde a la erosión y la suma de Minkowski a la dilatación binaria.

2.3.3. Transformaciones elementales

Las operaciones fundamentales en M.M. son la erosión y la dilatación. La mayoría de los algoritmos están basados en estas dos operaciones.

Erosión

Con A y B como conjuntos en Z^2 , la erosión de A por B , denotada por $A \ominus B$, está definida como en 2.1. Esta representa la erosión de un conjunto A por un elemento estructural B ; y es el conjunto formado por los centros de B , tal que todos los elementos de B trasladados dentro del conjunto A , se encuentren incluidos completamente en A .

$$A \ominus \hat{B} = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (2.1)$$

El objetivo de un operador de erosión, es “disminuir” el tamaño de las formas en la imagen, conforme al tamaño y orientación del elemento estructural.

Considerando la Figura 2.6 como ejemplo, el resultado de efectuar una operación de erosión con los elementos estructurales indicados en la Figura 2.7 (a) y (b) sería la Figura 2.7 (c) y (d) respectivamente. En estos resultados ha desaparecido la componente de la esquina superior derecha y se han reducido en tamaño las dos componentes restantes. Es importante notar que en la primera erosión 2.7 (c), las formas disminuyen en tamaño horizontal y vertical. Mientras que en la segunda 2.7 (d), la forma de la esquina inferior derecha solo modificó su altura, por no cubrir el ancho del elemento estructural ningún grupo de puntos de la forma.

Dilatación

Con A y B como conjuntos en Z^2 , la dilatación de A por B denotada por $A \oplus B$, está definida como en 2.2. Esta representa la dilatación de un conjunto A , por un elemento

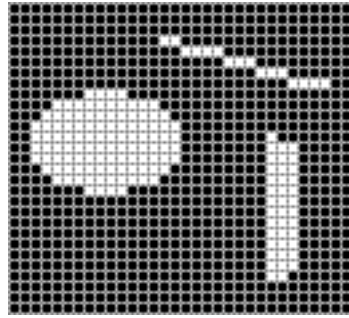


Figura 2.6: Imagen para ejemplo de erosión y dilatación

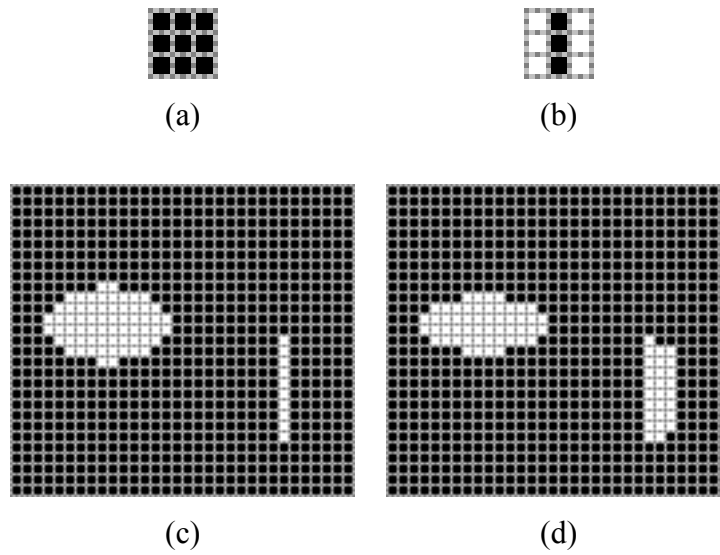


Figura 2.7: Resultados de operación de erosión sobre Fig: 2.6

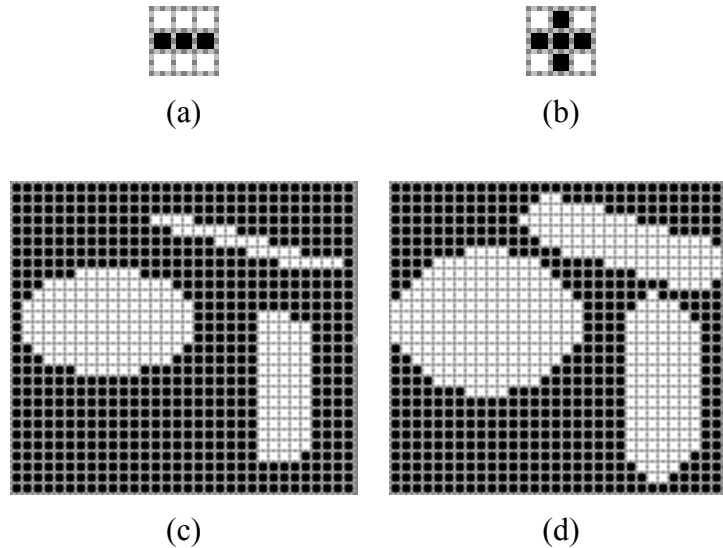


Figura 2.8: Resultado de operación de dilatación sobre Fig: 2.6

estructural B . Es la unión de todos los puntos del elemento estructural, cuando al trasladarlo por todo el conjunto A , el centro de dicho elemento estructural toca un punto de A .

$$A \oplus B = \{z | [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad (2.2)$$

El propósito de aplicar un operador de dilatación es “aumentar” el tamaño de los componentes conexos en la imagen, conforme al tamaño y orientación del elemento estructural. Considerando nuevamente la Figura 2.6 como ejemplo, el resultado de efectuar una operación de dilatación con los elementos estructurales indicados en la Figura 2.8 (a) y (b) de tamaño 1 y 2 respectivamente, sería la Figura 2.8 (c) y (d). Note que en la primera dilatación, las formas solo cambian en ancho, no en alto, porque el elemento estructural tiene la unidad como altura. Mientras que en la segunda figura se puede observar como las formas aumentan tanto horizontal como verticalmente.

Apertura y cerradura

A partir de la erosión y la dilatación se pueden definir la apertura y la cerradura. La apertura de un conjunto A por un elemento estructural B , se denota por $A \circ B$, y está definido como en 2.3.

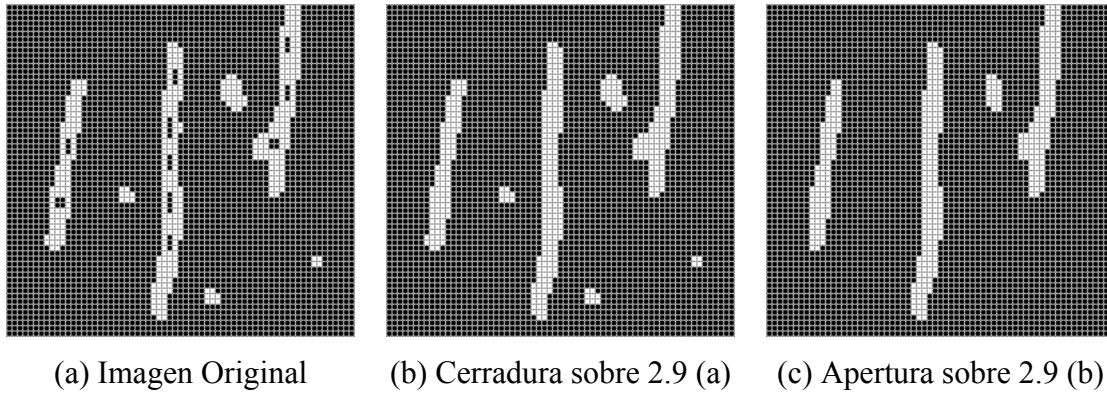


Figura 2.9: Ejemplo de operaciones de cerradura y apertura de tamaño 3
Elemento estructural

$$A \circ B = (A \ominus \hat{B}) \oplus B \quad (2.3)$$

De manera similar, la cerradura de un conjunto A por un elemento estructural B , se denota por $A \bullet B$, y está definido como en 2.4.

$$A \bullet B = (A \oplus \hat{B}) \ominus B \quad (2.4)$$

La apertura puede separar conjuntos conexos y eliminar pequeñas componentes, el cierre por el contrario, rellena pequeños agujeros. El tamaño y la forma de los componentes que se eliminan o rellenan están asociados al tamaño y forma del elemento estructural. Considerando como ejemplo la Figura 2.9 y la imagen en (a) como la original, la imagen en (b) es el resultado de aplicar una cerradura de tamaño 3 con un elemento estructural de tamaño 3×1 ; se puede notar cómo se rellenan los agujeros que caben dentro de los segmentos longitudinales. Y la imagen en (c), es el resultado de aplicar el operador de apertura sobre la imagen en (b) en la misma figura donde se puede visualizar como desaparecen los pequeños segmentos de color blanco.

2.3.4. Operaciones por reconstrucción

Dilatación y erosión geodésicas

Una dilatación geodésica involucra dos imágenes: una imagen marcador y una imagen máscara. La imagen máscara debe ser mayor o igual a la imagen marcador. En esta operación geodésica, la dilatación ya no es uniforme en todos los puntos de la imagen, el “crecimiento”

de las formas se restringe al interior de la máscara. La dilatación geodésica de tamaño 1 y de tamaño n están definidas como en 2.5 y 2.6 respectivamente, donde F denota la imagen marcador y G la imagen máscara. El operador de intersección garantiza que la máscara G limitará el crecimiento del marcador F .

$$D_G^{(1)}(F) = (F \oplus \hat{B}) \cap G \quad (2.5)$$

$$D_G^{(n)}(F) = D_G^{(1)}[D_G^{(n-1)}(F)] \quad (2.6)$$

De manera similar la erosión geodésica de tamaño 1 y de tamaño n están definidas por 2.7 y 2.8 respectivamente. La operación de unión se desarrolla en cada iteración y garantiza que la erosión geodésica de una imagen permanecerá mayor o igual a su máscara.

$$E_G^{(1)}(F) = (F \ominus \hat{B}) \cup G \quad (2.7)$$

$$E_G^{(n)}(F) = E_G^{(1)}[E_G^{(n-1)}(F)] \quad (2.8)$$

Apertura geodésica

La apertura geodésica o por reconstrucción es una operación morfológica que permite eliminar algunas estructuras sin afectar notablemente el resto de la imagen. Esta operación está definida como en 2.9.

$$\gamma_R^{(n)} = R_f^\delta[\varepsilon^{(n)} f] \quad (2.9)$$

La apertura geodésica también involucra dos imágenes, una imagen marcador y una imagen máscara. La imagen máscara restringe el crecimiento de las formas de la imagen marcador. En esta operación morfológica primero la erosión borra las partículas que no son de interés y después se reconstruye la imagen f a través de dilataciones sucesivas. La imagen máscara limita el crecimiento del resultado que se concluye cuando ya no se producen cambios de una dilatación a la siguiente.

2.3.5. Estructuras direccionales

Diversos trabajos se han llevado a cabo en procesamiento de imágenes para análisis direccional, en donde a través del uso de las operaciones fundamentales de la morfología

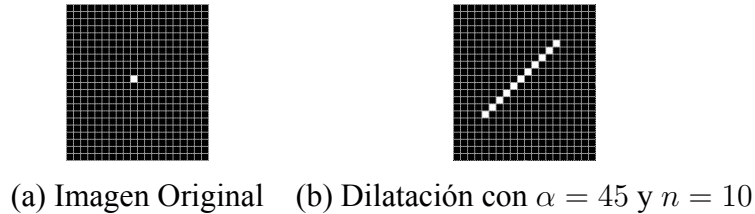


Figura 2.10: Ejemplo de dilatación direccional

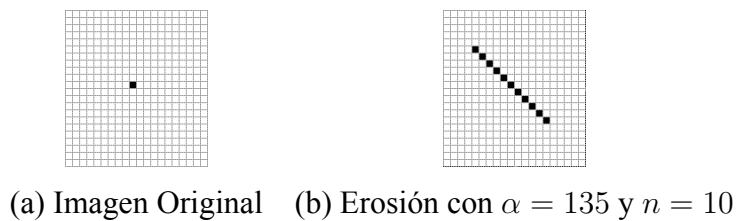


Figura 2.11: Ejemplo de erosión direccional

matemática con segmentos de línea como elemento estructural se pueden segmentar patrones orientados en las imágenes del objeto de estudio (van Herk, 1992; Droogenboeck and Talbot, 1996; Soille et al., 1996; Soille and Talbot, 2001).

Para evaluar una transformación morfológica direccional se especifica el elemento estructural, que llamaremos L ; este toma parte en dicha operación morfológica a través de dos parámetros: inclinación α y longitud n . De esta forma, este elemento estructural puede ser aplicado en las diferentes operaciones morfológicas descritas con anterioridad, y así, obtener los resultados de erosión, dilatación o filtrado en la dirección α y longitud n del elemento estructural. Algunos ejemplos de transformaciones morfológicas direccionales se indican en las Figuras 2.10, 2.11 y 2.12.

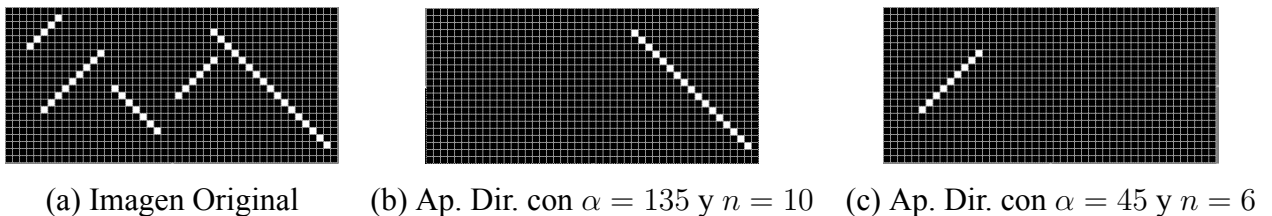


Figura 2.12: Ejemplo de apertura direccional

2.4. Adelgazamientos

Un problema general de reconocimiento de patrones se encuentra en la eficacia y eficiencia de extraer distintas características de ellos (Zhang and Suen, 1984). Esta eficiencia puede variar de acuerdo a la aplicación del modelo utilizado.

Un modelo es una representación de la realidad que contiene algunas características de algo que se desea representar. A través de modelos, se pueden obtener parámetros y relaciones entre variables que pueden ser difíciles de observar o medir. Una región en una imagen, puede ser representada por características externas o internas (González and Woods, 2008).

2.4.1. Adelgazamiento o esqueletonización

La representación de líneas delgadas de ciertos patrones alargados puede ser cercana a la concepción humana de estos patrones. La reducción de una imagen a sus partes esenciales puede eliminar algunas distorsiones de contorno, mientras conserva propiedades topológicas y geométricas significativas (Lam et al., 1992).

En 1961 el concepto de esqueleto fue planteado por Blum (1962) con el nombre de *medial axis transformation*. Hace más de 40 años, D. Rutovitz (1966) propuso el primer algoritmo de adelgazamiento en paralelo, pero existe una gran variedad de técnicas que no pueden ser descritas en unas páginas (Vincent, 1991).

En los años 90's, adelgazamiento y esqueletonización llegaron a ser casi sinónimos (Vincent, 1991) y en procesamiento de imágenes el término *esqueleto* es usado para referirse al resultado cuando se conservan las mismas características de conectividad de las formas originales, sin tener en cuenta la forma del patrón inicial o el método empleado.

Basados en un conjunto de reglas especiales, los algoritmos de adelgazamiento borran sucesivamente píxeles en el contorno de un patrón hasta que solo resta el esqueleto. De acuerdo a la manera de examinar los píxeles, los algoritmos pueden ser clasificados como secuenciales o paralelos. En los secuenciales, el borrado de un punto en la iteración n -ésima depende de las operaciones que han sido desarrolladas, mientras que en un algoritmo paralelo, el borrado de píxeles en la n -ésima iteración dependería solo del resultado que resta después de la iteración $(n-1)$; así, todos los píxeles pueden ser examinados, independientemente de la forma paralela en cada iteración (Lam et al., 1992).

La esqueletonización es un proceso iterativo y el número de iteraciones es proporcional a la dimensión más larga de cualquier forma en una imagen (Russ, 2007). Para remover los píxeles del contorno, se usa la operación de erosión, que puede ser aplicada excepto cuando

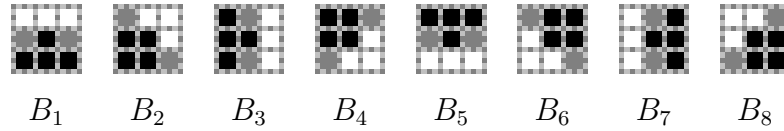


Figura 2.13: Elementos estructurales de transformada morfológica hit-or-miss

al hacerlo se divide una región en dos. La regla para esto es examinar la conectividad de los puntos vecinos; si ellos no forman un grupo continuo o una componente conexas, el pixel del centro no puede ser borrado (Davidson, 1991; Lam et al., 1992; Nevatia and Babu, 1980; Pavlidis, 1980; Ritter and Wilson, 2001).

En esta sección se describen los principios básicos de los adelgazamientos. Algunos adelgazamientos se retoman en la experimentación, donde se explica las diferencias entre ellos, así como sus ventajas y desventajas. Para el estudio de estos, es conveniente considerar primero la transformada hit-or-miss.

2.4.2. Transformada hit-or-miss

La transformada morfológica hit-or-miss es una herramienta básica para la detección de formas. La idea básica detrás de esta transformación consiste en extraer todos los píxeles de la imagen, que sean iguales a una configuración de vecindad, tales que estos estén rodeados de píxeles del fondo. La configuración de la vecindad está definida por dos conjuntos, el primero para los píxeles que están en el primer plano, y el segundo para los píxeles del fondo, ambos conjuntos comparten el mismo origen.

Para realizar una transformada hit-or-miss, el elemento estructural es colocado en cada punto de la imagen, donde dicho elemento estructural pueda ser abarcado completamente. En cada punto se valora la siguiente pregunta ¿El primer conjunto se ajusta a los píxeles del primer plano, mientras que el segundo conjunto los omite (es decir, se ajusta al fondo)? Si la respuesta es afirmativa, el punto que coincide con el origen del elemento estructural es un punto de la transformada hit-or-miss de la imagen (Soille, 2002).

La transformada morfológica hit-or-miss se denota por $A \circledast B$ y está definida como en 2.10.

$$A \circledast B = (A \ominus B_1) - (A \oplus \hat{B}_2) \quad (2.10)$$

Entonces, el conjunto $A \circledast B$ contiene aquellos puntos de la imagen en los que se encuentra un acierto simultáneamente de B_1 en A y de B_2 en A^c .

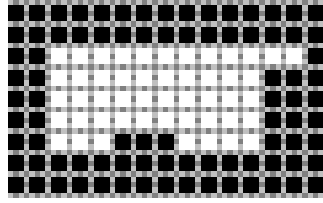


Figura 2.14: Fuente para ejemplo de hit-or-miss

2.4.3. Adelgazamiento morfológico

Un adelgazamiento consiste en ir borrando de manera sucesiva los puntos del borde de una imagen, de modo que la topología de la figura se conserve. Un método de adelgazamiento debe seguir una secuencia de borrado de píxeles en los diferentes puntos cardinales; donde un punto puede ser borrado si es simple y no es final como se describe en 2.3.2; el proceso se repite hasta que no se produzcan cambios.

En el campo de la morfología matemática, el adelgazamiento está definido en función de la transformada hit-or-miss. El adelgazamiento morfológico de un conjunto A por un elemento estructural B , denotado como $A \otimes B$, se define como en 2.11.

$$A \otimes B = A - (A \circledast B) \quad (2.11)$$

Una expresión más útil para el adelgazamiento simétricamente de A , está basada en una secuencia de elementos estructurales: $B = B^1, B^2, B^3, \dots, B^n$, donde B^i es una versión rotada de B^{i-1} , como se muestra en la Figura 2.13; así, $A \otimes B = ((\dots((A \otimes B^1) \otimes B^2) \dots) \otimes B^n$. El proceso consiste en adelgazar A con B^1 , después adelgazar el resultado con B^2 , y así sucesivamente hasta que el resultado $n - 1$ es adelgazado con B^n . El proceso completo, es decir, la operación hit-or-miss con los ocho elementos estructurales, se repite hasta que no ocurran más cambios. Cada paso de adelgazamiento se realiza usando la ecuación 2.11. Tomando como ejemplo la imagen 2.14, en la Figura 2.15 se muestran los pasos para esta operación. La primera columna señala el número de elemento estructural usado. La segunda columna, el conjunto que define dicho elemento estructural. La tercera columna, el resultado de la operación $(A_i \circledast B)$. Y la cuarta columna, el resultado de $A_i \otimes B$. La secuencia de las operaciones faltantes para llegar al adelgazamiento total de 2.14, se ilustran en la Figura 2.16.

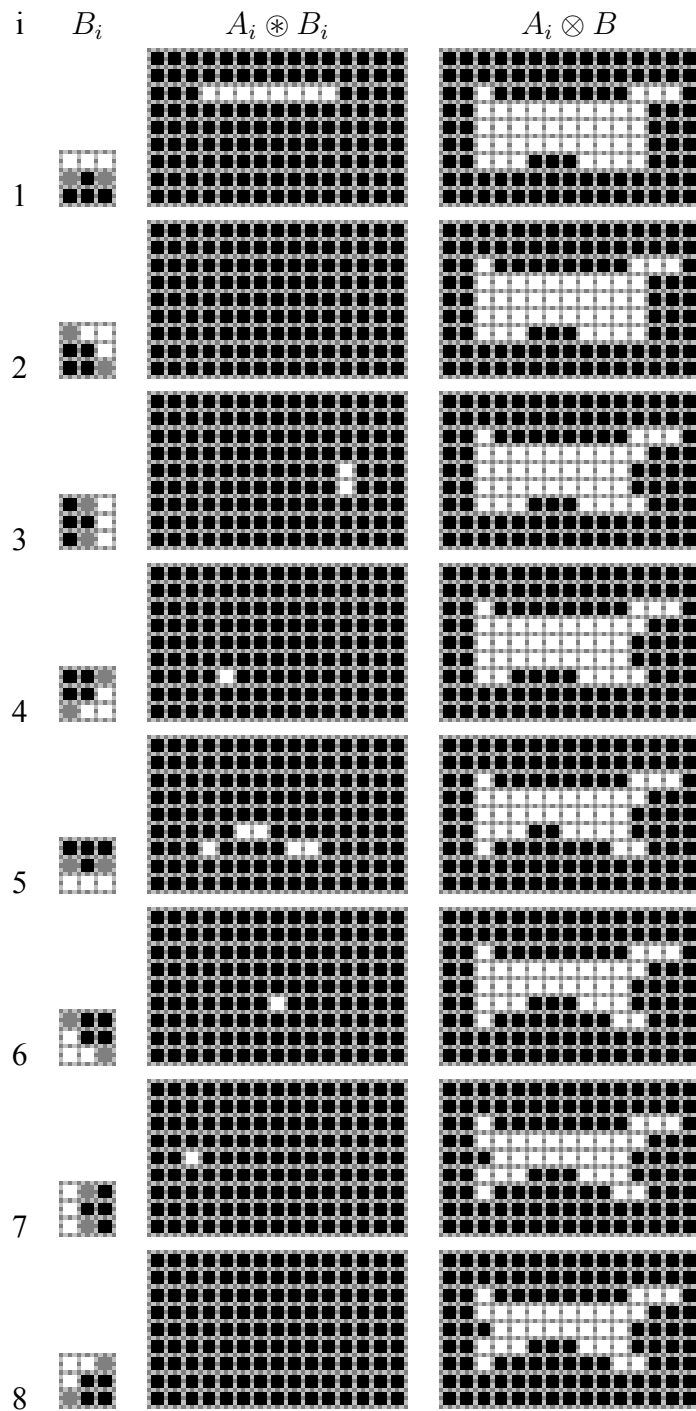


Figura 2.15: Ejemplo de hit-or-miss con los diferentes elementos estructurales

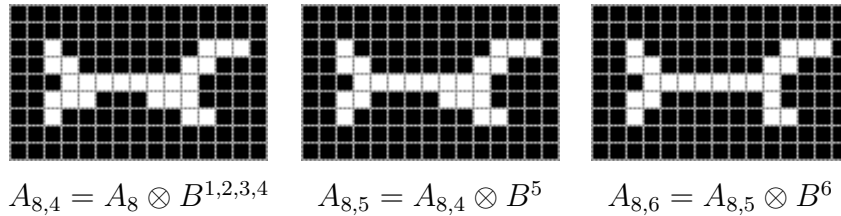


Figura 2.16: Últimas operaciones sobre imagen para ejemplo de adelgazamiento

2.4.4. Esqueletonización morfológica

El esqueleto de un conjunto A se puede expresar en términos de erosiones y aperturas (Serra, 1982). Esta operación morfológica se define como en 2.12 con 2.13 y ??, donde k es el último paso iterativo antes de que la erosión de A sea el conjunto vacío.

$$S(A) = \bigcup_{k=0}^K S_k(A) \quad (2.12)$$

$$S_k(A) = (A \ominus kB) - (A \ominus kB) \circ B \quad (2.13)$$

La Figura 2.17 ilustra un ejemplo de la esqueletonización morfológica. La primera columna muestra en la esquina superior izquierda la imagen original, y tres erosiones por el elemento estructural B (cuadrado de tamaño 3). La segunda columna muestra la apertura de los conjuntos de la primera columna por B . La tercera columna contiene las diferencias de conjuntos de la primera y segunda columna. Finalmente la cuarta columna, contiene los esqueletos parciales en cada iteración, y el resultado final en la esquina inferior derecha de la figura

2.4.5. Poda

Los métodos para poda son un complemento para los algoritmos de adelgazamiento y esqueletonización, porque estos tienden a dejar componentes que necesitan ser borradas con un proceso posterior. Esta operación también se define como la aplicación de una secuencia de iteraciones. Y la cantidad de iteraciones está determinada por la longitud máxima de la componente no deseada. Usando las igualdades de 2.14 a 2.16 se define como en 2.17.

$$X_1 = A \otimes B \quad (2.14)$$

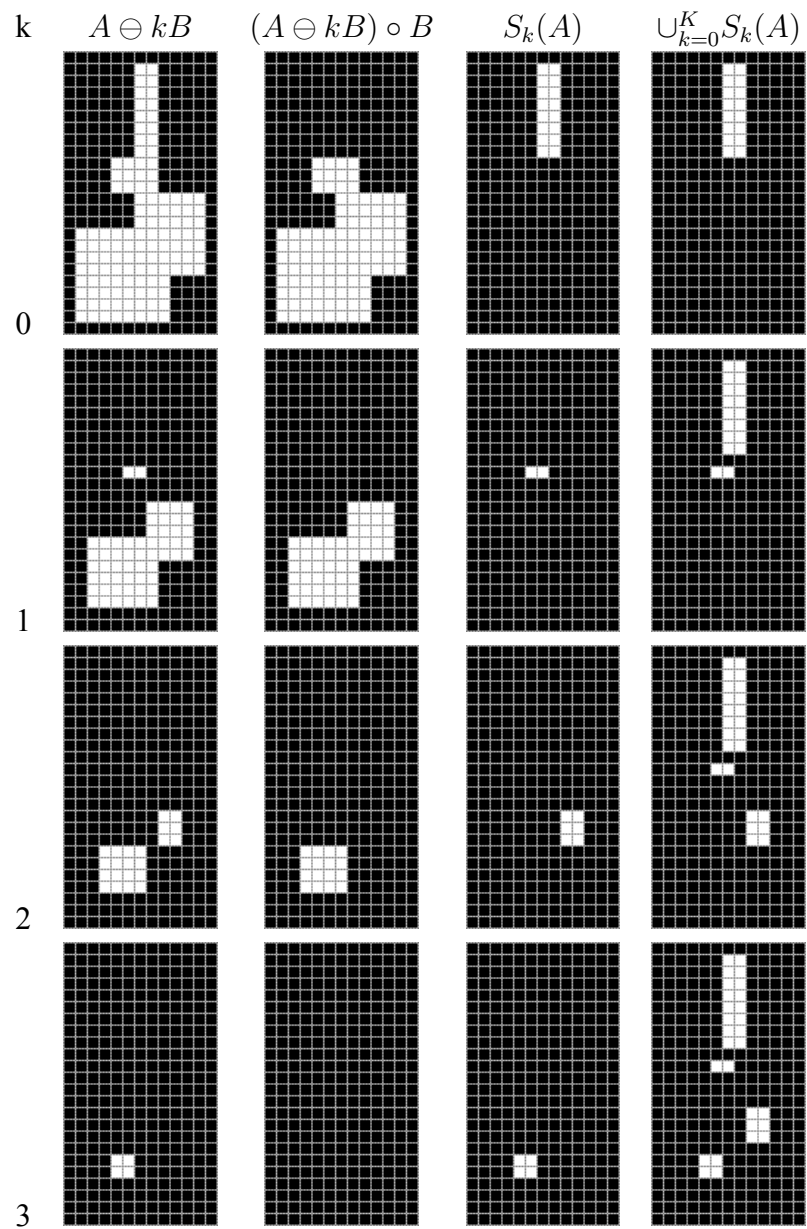


Figura 2.17: Ejemplo de esqueleto morfológico

$$X_2 = \bigcup_{k=1}^8 (X_1 \otimes B^k) \quad (2.15)$$

$$X_3 = (X_2 \oplus H) \cap A \quad (2.16)$$

$$X_4 = (X_1 \cup X_3) \quad (2.17)$$

Capítulo 3

Metodología

El científico inglés William Thomson Kelvin (1824-1907) resumió la importancia de la medición como parte esencial del desarrollo de la ciencia, en el siguiente comentario: “Con frecuencia digo que cuando se puede medir y expresar con números aquello sobre lo cual se está hablando, se sabe algo del tema; pero cuando no se puede medir, es decir, cuando no es posible expresarlo con números, el conocimiento es insuficiente”

En la presente investigación, la metodología empleada se divide en cinco etapas principales, como se puede notar en la Figura 3.1. La primera parte, medición de objetos planos (ver sección 3.1), permite un método de segmentación automático, y la medición de parámetros lineales a través de operaciones direccionales de morfología matemática. La segunda etapa (analizar sección 3.2), describe el método de segmentación utilizado para su aplicación en las siguientes tres partes del capítulo. El tercer punto (revisar sección 3.3), expone una forma de medir la distribución de los segmentos longitudinales en una imagen como grupo. La cuarta etapa (revisar sección 3.4), presenta el método de momentos geométricos para la medición de orientación y longitud de segmentos. La quinta y última etapa (leer sección 3.5), explica de manera detallada la principal contribución de esta tesis, donde a partir de un segmento longitudinal o en forma de arborescencia, es posible caracterizar los parámetros que lo describen, de manera tan minuciosa como lo permite un punto o pixel del segmento a quien representan.

Para la primera etapa, las imágenes se obtienen a través de un escáner convencional, se consideran algunos objetos planos de dimensiones conocidas, uno de ellos utilizado como objeto de calibración certificado para equipo de medición y, por la variedad de formas, también se usan grupos de hojas de árboles de diferentes especies. A partir de la segunda etapa de la experimentación, se utiliza una misma fuente de imágenes, con aplicación al área

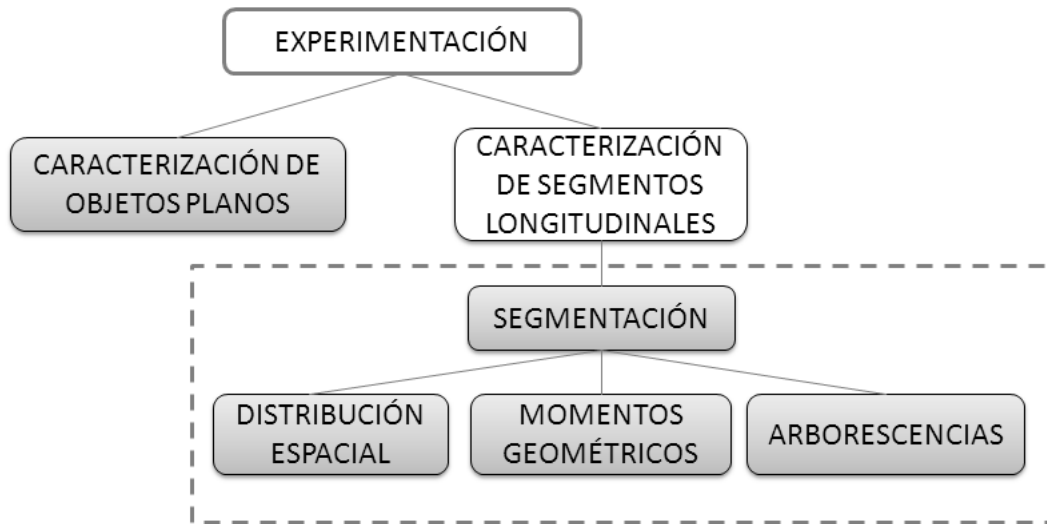


Figura 3.1: Diagrama general de etapas de metodología

de materiales. Estas fueron facilitadas por el Cideteq (Centro de Investigación y Desarrollo Tecnológico de Estado de Querétaro). Donde obtuvieron el material de cuatro muestras de recubrimientos de cromo a partir de tres soluciones acuosas (A) solución estándar 250g/L CrO₃ y 2.5 g/L H₂SO₄ como referencia, (B) 250g/L CrO₃ y 1.923 g/L H₂SO₄, y (C) 250g/L CrO₃ y 3.125 g/L H₂SO₄. La forma de estas muestras fueron cilindros de acero de 3 cm de diámetro por 8 cm de longitud, de las que se hicieron cortes para su uso en el microscopio. A partir ellas se tomaron 17 imágenes por muestra con un microscopio óptico metalográfico Nikon epiphot 200, que incluye un sistema de video y una tarjeta digitalizadora (Mutech 460). Para el análisis de las imágenes las muestras se nombraron SA, SB, SC y SD.

3.1. Medición de objetos planos

En esta primera etapa de la experimentación se describe un método automático para medir objetos planos utilizando un patrón de referencia. Los parámetros de medición considerados son área, ancho y alto; aunque el método utilizado para obtener las medidas longitudinales puede ser útil para realizar mediciones en cualquier orientación, en esta etapa solo se consideran las dos mencionadas.

Primero se describen los pasos para segmentar los objetos de interés del fondo de la imagen; luego se indica una etapa de filtrado y finalmente se detalla la forma de obtener área, ancho y alto del objeto de interés. Un diagrama detallado de los pasos para el método de medición de esta etapa se muestra a través de la Figura 3.2.

3.1.1. Método de Otsu

Como paso inicial se aplica el método de Otsu para obtener una transformación de intensidad y alcanzar un valor adecuado para binarizar la imagen. A partir de este método, se busca un valor tal que los niveles de gris en una imagen puedan ser divididos en dos grupos o clases; el método de Otsu maximiza la varianza entre estas dos clases. Se establece un valor de umbralización $T(k) = k$ con $0 < k < L - 1$, con cada clase como valores de intensidad en el rango de $[0, k]$ y $[k + 1, L - 1]$; donde L se refiere a los distintos niveles de intensidad en la imagen. Para obtener el valor de k , se usan los momentos de primer y segundo orden, con la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris i dado por $p_i = f_i/N$, donde N es el total de píxeles en la imagen considerada. Los momentos acumulados de la clase c_k de orden cero ω_k y de primer orden μ_k , que están definidos respectivamente como en las ecns. 3.1 y 3.2, y μ_T que se establece como en 3.3. A partir de ellos, se define la varianza entre las dos clases en un valor de umbralización como σ_B^2 en la ecn. 3.4. Por último, se busca el valor óptimo para la umbralización t^* cuando $t^* = \text{Max}\{\sigma_B^2(t)\}$ y $1 \leq t \leq L$, (Otsu, 1979).

$$\omega_k = \sum_{i \in C_k} p_i \quad (3.1)$$

$$\mu_k = \sum_{i \in C_k} i p_i \quad (3.2)$$

$$\mu_T = \omega_1 \mu_1 + \omega_2 \mu_2 \quad (3.3)$$

$$\sigma_B = \omega_1(\mu_1^2 - \mu_T^2) + \omega_2(\mu_2^2 - \mu_T^2) \quad (3.4)$$

3.1.2. Filtro

Después de la segmentación, la imagen binarizada puede contener ruido, con el propósito de eliminarlo, se utiliza un filtro de mediana. Es decir, el valor de cada píxel en la imagen de entrada se sustituye por la mediana de un grupo de valores. Estos valores pertenecen a los píxeles cubiertos por una ventana de un tamaño definido ubicando el píxel analizado en el centro de dicha ventana. Su dominio es espacial y para esta aplicación se usa una ventana de 3×3 que corresponde a una vecindad $N_8(p)$.

3.1.3. Área

Después del filtro el objeto de interés ha sido segmentado. Como se mencionó anteriormente, para esta etapa las imágenes de los objetos de medición se obtienen a partir del uso

de un escáner, por lo que se conoce el valor DPI (puntos por pulgada) de la imagen. Como se usa un patrón de referencia certificado y de área conocida, a partir de la imagen de este, y después del mismo proceso de segmentación y filtrado se obtiene la cantidad de puntos que lo representa. De esta forma, se establece una relación entre esta cantidad de puntos (DPI) del objeto de calibración y la cantidad de puntos del área de interés (A), y así se puede calcular la dimensión del objeto en cm^2 .

3.1.4. Operaciones direccionales

A través de operaciones direccionales de morfología matemática se pueden realizar mediciones longitudinales en cualquier dirección. En esta sección, a partir de la imagen binarizada y sin ruido, se usan erosiones direccionales para obtener el ancho y alto del objeto segmentado; para esto se utilizan dos tipos de elementos estructurales 1×3 y 3×1 para la medición horizontal y vertical respectivamente.

Con el propósito de garantizar la medición del alto como la longitud más larga y optimizar la velocidad de ejecución, primero se alinea el objeto con respecto al eje de las ordenadas, para esto se utilizan momentos geométricos que se explican con más detalle en la sección 3.4. Donde, a través de las ecuaciones de momentos simples 3.5 y centrales 3.6 se calcula el ángulo θ , que indica la orientación de la forma dentro de la imagen, como en la ecn. 3.8. Luego, con el propósito de orientar esta forma con respecto al eje de las ordenadas, se gira la imagen el ángulo complementario a dicha inclinación.

Después de la alineación, utilizando el centroide (\bar{x}, \bar{y}) de la forma, que se calcula como $(m_{10}/m_{00}, m_{01}/m_{00})$ como se verá en la ecuación 3.5, se busca la línea vertical que pasa por dicho punto para evaluar su longitud (lv_c). A partir de dicha longitud, se llevan a cabo erosiones direccionales sucesivas para encontrar la línea vertical de longitud máxima en la imagen binaria. La primera erosión direccional se evalúa con un elemento estructural vertical de tamaño lv_c y se incrementa el tamaño de la erosión con la unidad utilizando la misma forma del elemento estructural, esto último se repite hasta que no exista un remanente del objeto. La última longitud utilizada, que se indica como n_v en la Figura 3.2, corresponde a la dimensión transversal del objeto alineado.

Para el ancho del objeto, se sigue un proceso similar. Partiendo de la imagen sin ruido, se obtiene la longitud de la línea horizontal que pasa por el centroide. A partir de este tamaño (lh_c), se ejecutan erosiones sucesivas utilizando un elemento estructural horizontal, hasta que no exista un remanente en el objeto. El número n_h de la última erosión representa el ancho del objeto.

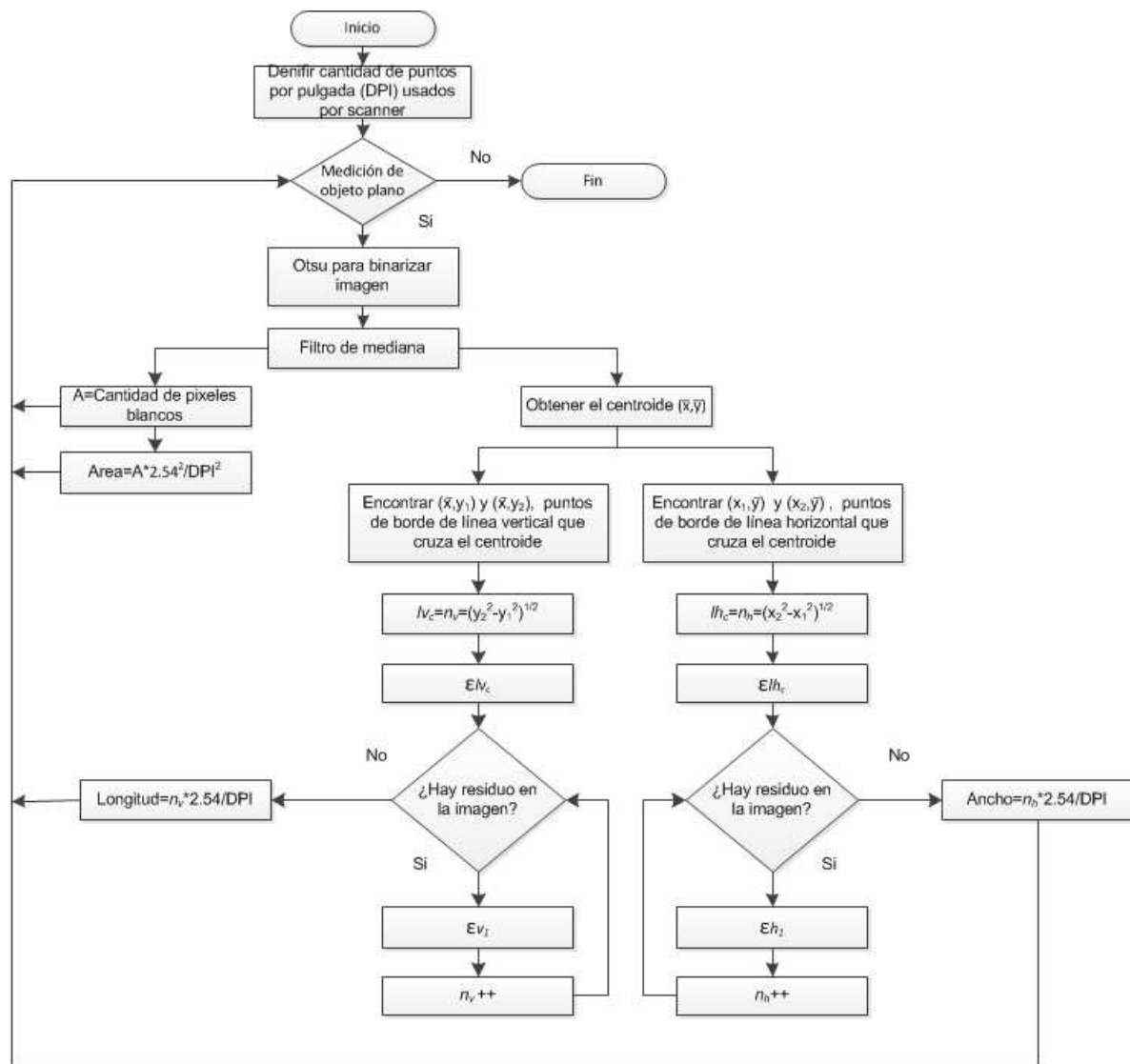


Figura 3.2: Diagrama de flujo para medición de objetos planos

Algunos análisis de los resultados para esta primera etapa se muestran en la sección 4.1.

3.2. Segmentación

Con el objeto de convertir una imagen en niveles de gris proveniente del microscopio a una binaria con las formas que describen el área de interés en blanco, y así poder medir los parámetros por segmento, se realizan diferentes pruebas, como consecuencia de estas se obtienen los pasos que se describen en esta sección.

3.2.1. Diferencia con valor de gris que maximiza varianza

Analizando los histogramas de las imágenes de los cuatro tratamientos se encuentra que son de comportamiento distinto, a pesar de esto, el método de segmentación propuesto funciona para la mayoría de las imágenes.

Para explicar esta etapa se toma como ejemplo la imagen de la Figura 3.3. Si se analizan los números que representan los niveles de gris en las diferentes áreas de la imagen, es evidente que las fisura pertenecen a las áreas más oscuras, pero algunas partes en dichas áreas son más claras que el resto de los pixeles en las mismas. Por lo que es conveniente tener tonalidades más uniformes para describir a las fisura y que estas puedan ser segmentadas de manera adecuada. Con base en el análisis del histograma de frecuencias de las imágenes y la experiencia adquirida en el método de Otsu en el trabajo de Femat-Díaz et al. (2011), se obtiene una operación para uniformizar estas áreas oscuras.

Aquí, se calcula la diferencia de la imagen original $f(x, y)$ con un valor de gris V_{gray} , de manera que las tonalidades de las fisura son más semejantes. Este valor se busca automáticamente y se determina por el valor de gris que maximiza la varianza entre dos clases como en la sección 3.1.1, a través de las ecuaciones de 3.1 a 3.4. Entonces, utilizando el nivel de gris encontrado V_{gray} , se sustituye el valor de cada pixel dentro de la imagen $f(x)$ como $g(x)$. La función aplicada se puede expresar como se muestra a continuación.

$$g(x) = \begin{cases} f(x) - V_{gray}, & \text{si } f(x) - V_{gray} \geq 0 \\ 0, & \text{de otra forma} \end{cases}$$

Como ejemplo del resultado de aplicar la función descrita a la imagen de la Figura 3.3, se muestra la Figura 3.4 (a).

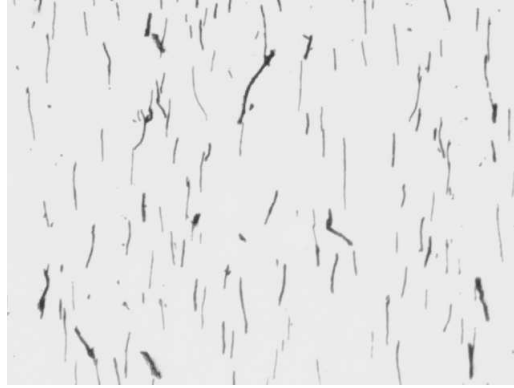


Figura 3.3: Ejemplo de imagen original de entrada

3.2.2. Umbralización

Para encontrar automáticamente un valor de nivel de gris para binarizar la imagen, nuevamente se aplica la metodología propuesta por Otsu (1979); en la cual los colores de los píxeles son divididos en dos grupos o clases, y la varianza entre esos grupos o clases es máxima. El valor óptimo para la umbralización es escogido cuando $t^* = \text{Max}\{\sigma_B^2\}$, como en la ecuación 3.4. El resultado de aplicar esta umbralización sobre la imagen 3.4 (a) se muestra en la Figura 3.4 (b), donde se pueden notar las fisura en color blanco.

$$T(g(x)) = \begin{cases} 255, & \text{si } 0 \leq g(x) \leq k \\ 0, & \text{si } k + 1 \leq g(x) \leq L - 1 \end{cases}$$

3.2.3. Cerradura morfológica

Una vez que la imagen fue binarizada, se aplica una cerradura morfológica $A \bullet B$, como la definida en 2.4. El área de las fisura aún puede contener dentro de una misma forma, agujeros que necesitan rellenarse, es decir, que por las operaciones anteriores fueron llevados a negro cuando son parte de la fisura que ahora está en color blanco. Como para la aplicación utilizada las fisura tienen una tendencia vertical, el elemento estructural utilizado B es una línea vertical.

El tamaño del elemento estructural en esta operación de la segmentación es determinado de acuerdo a la literatura que explica que los recubrimientos de cromo frecuentemente comienzan a fisurarse cuando el grosor está entre 1 y 3 μm (Jones, 1987; Britain and Smith, 1956; Fry, 1955). Considerando la escala en que se tomaron las imágenes, 2.62 píxeles co-

responden a $1\mu m$. De aquí que un elemento estructural 3×1 nos garantiza que espacios vacíos menores o iguales a este tamaño dentro de una fisura aproximadamente 1μ de altura serán cubiertos o rellenados por color blanco.

3.2.4. Apertura geodésica

Con el objetivo de eliminar aquellas partículas que aún permanecen en la imagen y son consideradas poros o granos pequeños, y no como fisura se lleva a cabo este paso de la metodología. De acuerdo a la literatura, a partir de 1μ de grosor en los recubrimientos de cromo duro comienza a surgir el proceso de fisuración. Se aplica una apertura por reconstrucción $\gamma_R^{(n)}$ como la definida en 2.9 con un elemento estructural cuadrado de tamaño 3×3 . Esta operación morfológica va a quitar aquellas partículas menores o iguales al elemento estructural fuera de las fisuras y va a reconstruir a su forma original cualquier segmento que no pueda ser cubierto en su totalidad por dicho elemento estructural.

Las Figuras 3.4 (c) y (d) muestran las dos últimas operaciones aplicadas en la imagen de ejemplo. Así toda partícula que encuentre verticalmente con tamaño menor o igual a 3 píxeles dentro de una fisura se rellena. Y fuera de una fisura toda forma menor o igual a tres píxeles con cualquier orientación, es eliminada.

3.2.5. Borrado de componentes que tocan bordes

Por último, antes de medir los segmentos, se borran todas aquellas formas que tocan los bordes de la imagen, para evitar sesgos indeseados en el resumen de las mediciones. Para este paso, se verifica el color de cada uno de los píxeles que tocan la orilla de la imagen, si alguno de ellos es del color de la forma analizada, blanco en este caso, el par ordenado que describe su posición en la imagen se coloca en una pila, y se ejecutan los pasos que se indican a continuación. Esto se realiza hasta terminar de verificar todos los píxeles que pertenecen al borde de la imagen.

1. Verificar si hay pares ordenados en la pila, si los hay ir al siguiente paso, si no los hay terminar.
2. Extraer la posición de un píxel del tope de la pila.
3. Colocar la posición analizada en el color del fondo de la imagen (negro).
4. Revisar el estado de los píxeles vecinos de la posición analizada, si alguno de ellos es del color de la forma (blanco), colocar en la pila el par ordenado de su posición.

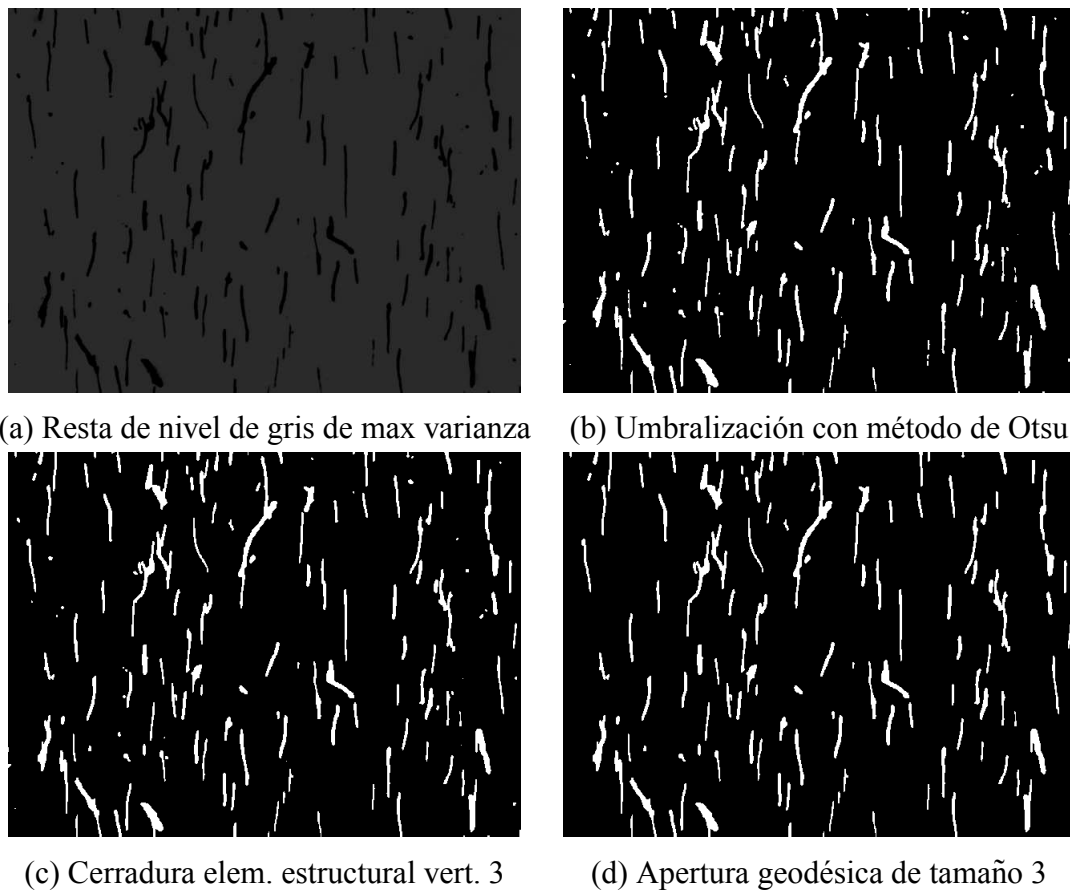


Figura 3.4: Secuencia de operadores utilizada para la segmentación

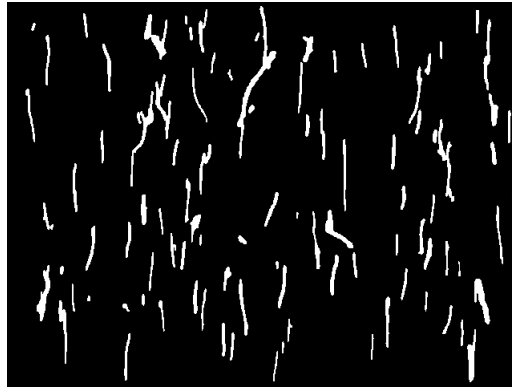


Figura 3.5: Ejemplo de resultado después de etapa de segmentación

5. Ir al primer paso.

El resultado de eliminar las componentes descritas en la imagen 3.4 (d) se muestra en la Figura 3.5.

3.3. Gráfico de distribución espacial

Para este punto de la metodología, los segmentos ya han sido identificado claramente y pueden ser caracterizados a través de alguno de los métodos de medición propuestos.

Con respecto a la distribución espacial de partículas dentro de una imagen, existen algunos trabajos recientes que tratan el tema como Morales-Hernández (2009). Aunque esta materia podría ser por si misma tema de estudio, en esta etapa se plantea una manera de medir la distribución de los segmentos estudiados utilizando herramientas ya conocidas. Este gráfico de distribución espacial emplea las líneas divisorias de agua (LDAs) de la imagen segmentada; el concepto de LDAs fue propuesto por Beucher and Lantuéjoul (1979) y uno de los algoritmos más eficiente fue planteado por Vincent and Soille (1991). Estas líneas se generan a partir de considerar una imagen como una superficie topológica y representan los límites significativos entre los objetos a partir de los cuales fueron generadas. Así, si un segmento se encuentra a una determinada distancia de una línea, a la misma distancia de esa línea pero en dirección opuesta se encuentra otra partícula, la correspondiente LDA es el límite entre ambos segmentos.

Utilizando entonces las LDAs, se genera un gráfico que representa la distribución entre las arborescencias o segmentos. Para generar este gráfico se realizan los siguientes pasos:

1. A partir de la imagen binaria (img01) con formas de interés en blanco se obtiene una segunda imagen (img02) con las LDAs también en blanco.
2. Se crean dos listas vacías, list01 para almacenar pares ordenados, y list02 para almacenar cantidades de componentes en la imagen.
3. Los pares ordenados de los puntos que forman las LDAs (tonos blancos en img02) se meten a list01.
4. Se define el conjunto que forma el tipo de elemento estructural dependiendo de qué tipo de distribución en img01 se desea verificar. Si se desea examinar distancia en sentido horizontal, vertical o en cualquier dirección; para los dos primeros, líneas en el sentido indicado como 1×3 o 3×1 respectivamente, y para el último, un elemento estructural cuadrado de 3×3 .
5. Se realiza una dilatación en la imagen img01 con el elemento estructural ya definido.
6. Se verifica si alguno de los pares ordenados que pertenecen a list01 es de color blanco en img01. Si esta condición se cumple al menos para un punto, se borran las componentes conexas que contengan un punto que tocó la LDA.
7. Se cuentan las componentes conexas en img01 y la cantidad se guarda en list02.
8. Si existe más de una componente conexa en img01 se continua con el paso 5, si no se realiza el siguiente paso.
9. Con los elementos de list02 se crea el gráfico de distribución espacial y se termina el proceso.

Si se considera la Figura 3.6 (a), esta muestra una imagen donde hay líneas de una misma longitud separadas verticalmente una distancia constante y horizontalmente otra distancia también constante. La Figura 3.6 (b) muestra la imagen de líneas divisorias de agua generada a partir de la imagen 3.6 (a). En el algoritmo 3.6 (a) y 3.6 (b) corresponden respectivamente a img01 e img02. Para obtener la distancia de cada segmento a su LDA más cercana, se obtiene el gráfico de distribución espacial, durante este proceso, se realiza una dilatación sobre img01 con un determinado elemento estructural que está asociado al tipo de distancia que se desea evaluar. Si se trata de una distancia vertical se usa un elemento estructural de 3×1 , para distancia horizontal otro de 1×3 , y para una distancia en cualquier sentido uno de 3×3 ; pueden ser usados otros elementos estructurales para medir distancias con

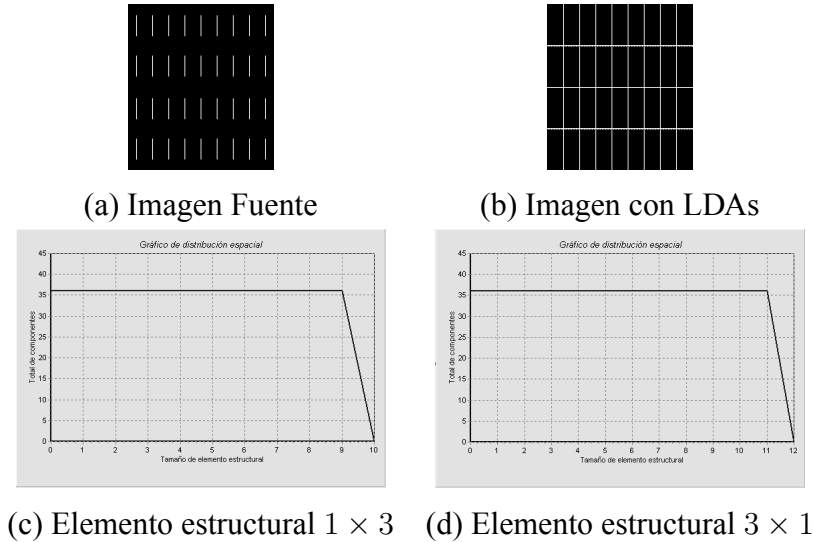


Figura 3.6: Ejemplo de gráfico de distribución espacial perfecta

diferentes orientaciones. Si al efectuarse la dilatación de un segmento se toca la posición de la LDA más cercana, esto indica que se ha obtenido un valor de distancia que debe ser representado en el gráfico una vez hecho esto, se debe borrar esa componente porque su distancia ya ha sido representada. Para el ejemplo, la Figura 3.6 (c) muestra el gráfico de distribución espacial usando el elemento estructural 1×3 , lo que indica que de la dilatación 1 a 6 aún no se tocaba las posiciones de ninguna LDA, que representa la distancia intermedia a una componente cercana. En la dilatación 7 se alcanza esta línea para cada componente. Por la manera en que se tienen distribuidos los segmentos se puede notar que en sentido horizontal tiene una distribución "perfecta", con 14 puntos entre componentes. Lo mismo sucede para la distribución vertical, donde la distancia intermedia es 11, o en total 22 entre las componentes. Cuando se utiliza un elemento estructural cuadrado de 3×3 , el gráfico obtenido es el mismo que para la distancia horizontal, ya que la dilatación se realiza en todos los sentidos y las LDAs más cercanas son las que se encuentran en este sentido.

3.4. Mediciones con momentos geométricos

Algunas propiedades geométricas de elementos estructurales en ingeniería pueden ser planteadas a través de medidas de momentos. Un momento de inercia de un área no tiene por sí mismo significado físico real alguno, es una mera expresión matemática que junto con otras magnitudes adquiere cierto significado. La expresión matemática del momento

de inercia indica que un área se subdivide en elementos, y el área de cada uno de ellos se multiplica por el cuadrado de su distancia al eje, sumándose después los productos obtenidos (Hibbeler, 1996).

En procesamiento de imágenes, si se considera una forma en escala de grises, el nivel de gris de un punto en la forma se asocia al área en ese punto. Un momento simple de orden p, q se define como en la ecn. 3.5, donde $f(x, y)$ es el nivel de gris en el punto x, y en una imagen de tamaño $N * M$. Para un segmento determinado por una región S en una imagen binaria, dicho momento está definido como $m_{pq} = \sum_{(x,y) \in S} x^p y^q$.

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (3.5)$$

Como el área del objeto está definido por $m_{0,0}$, la expresión para el centroide o centro de masa (\bar{x}, \bar{y}) es $(m_{10}/m_{00}, m_{01}/m_{00})$. Cuando se realiza una traslación del origen al centroide se obtienen los momentos centrales de orden p, q como en la ecn. 3.6.

$$\mu_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (3.6)$$

A partir de los momentos geométricos se pueden obtener diferentes parámetros. En este trabajo se consideran los siguientes:

1. La longitud Y_{max} del segmento y
2. el ángulo φ del segmento con respecto al eje de las ordenadas.

La longitud Y_{max} es el eje mayor del segmento sin importar la orientación de este, y está definido como en 3.7. Donde U_{xx}, U_{yy} y U_{xy} corresponden a $\mu_{2,0}, \mu_{0,2}$ y $\mu_{1,1}$ normalizadas, de manera que $U_{xx} = \frac{\mu_{2,0}}{\mu_{0,0}}, U_{yy} = \frac{\mu_{0,2}}{\mu_{0,0}}$ y $U_{xy} = \frac{\mu_{1,1}}{\mu_{0,0}}$.

$$Y_{max} = 2 * \sqrt{2} * \sqrt{U_{xx} + U_{yy} + \sqrt{(U_{xx} - U_{yy})^2 + 4U_{xy}^2}} \quad (3.7)$$

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu(1, 1)}{\mu(2, 0) - \mu(0, 2)} \quad (3.8)$$

El ángulo que forma un segmento con respecto al eje de mínima inercia θ , está definido como en la ecn. 3.8. Con la finalidad de medir dicho ángulo solamente con respecto al eje de las ordenadas se realiza una transformación de la variable θ a la variable φ . Así se establece un parámetro que muestra la orientación del segmento o perpendicularidad de la

fisur respecto del sustrato. Se indican ángulos negativos cuando estos fueron medidos en el sentido de las manecillas del reloj y positivos en sentido contrario. Para eso después de calcular el ángulo θ , se obtiene el eje de mínima inercia usando los momentos de segundo orden m_{20} y m_{02} , relativos a x y a y respectivamente. Entonces, si $\mu_{20} > \mu_{02}$ se realiza la transformación de θ a φ , referenciando el nuevo ángulo al eje de las ordenadas, para esto un ángulo θ positivo se disminuye en 90° y un ángulo θ negativo se aumenta 90° ; en cualquier otro caso el ángulo no cambia.

$$\varphi = \begin{cases} \theta - 90^\circ, & \text{si } \mu_{20} > \mu_{02} \text{ y } \theta > 0 \\ \theta + 90^\circ, & \text{si } \mu_{20} > \mu_{02} \text{ y } \theta < 0 \\ \theta, & \text{cualquier otro caso} \end{cases}$$

3.5. Arborescencia

El término arborescencia se aplica a algo que presenta forma semejante a la de un árbol. En teoría de grafos, un árbol es un grafo conexo que no tiene ciclos; es decir, dos vértices cualesquiera del árbol están conectados por un único camino simple. En esta teoría, el árbol contiene raíz, vértices y aristas. Un vértice es un nodo, y una arista corresponde a una relación entre dos vértices. Las aristas pueden tener pesos y los vértices contienen información. Y dependiendo de la aplicación, se determina la máxima cantidad de aristas que pueden salir de un nodo, y la manera de recorrer el árbol para el análisis de la información que este contiene.

En la Figura 3.7 (a) y (b) se muestra respectivamente un ejemplo de un grafo de árbol y un ejemplo de una forma de arborescencia, que puede ser caracterizada con la metodología propuesta. Como se puede notar, tienen gran similitud. Las características de medición de las arborescencias consideradas en este trabajo pueden colocarse en una estructura de árbol; sin embargo, con el uso común de esta estructura no es posible realizar las mediciones aquí planteadas; sino que se requiere un método de procesamiento de imágenes para medirlas, y una estructura de datos para almacenarlas.

Si de manera general se recorre con la vista la forma de la Figura 3.7 (b) desde la perspectiva de un árbol, esta comienza en un tronco, a lo largo de él se tienen diferentes medidas de grosor, y la orientación del mismo varía conforme se avanza en el recorrido. Luego se llega a un punto donde surge una rama que también tiene longitud, grosor y orientación. El árbol continúa, y crecen a lo largo de él diferentes ramas con parámetros que las describen. Después de observarlo se puede conocer también la cantidad total de ramas, y la posición

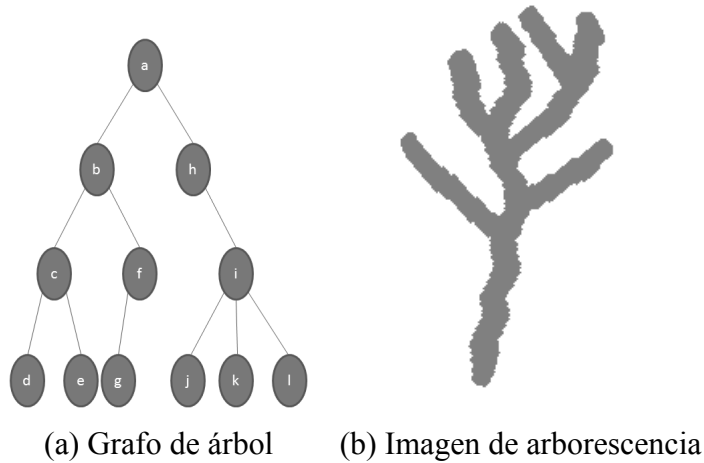


Figura 3.7: Comparación entre grafo de árbol vs imagen de arborescencia

donde surge cada una de ellas. Este tipo de formas son las que pueden ser caracterizadas en esta sección de la metodología; sin embargo, segmentos longitudinales que no contienen ramificación también se pueden caracterizar con las bases del mismo método.

Las etapas en esta sección se muestran en la Figura 3.8, en donde la primer parte del método es el proceso de adelgazamiento o esqueletonización, sin la cual no se puede llevar a cabo ninguna de las mediciones subsecuentes. Durante este proceso se obtiene la medición del primer parámetro de la arborescencia o segmento analizado, su grosor máximo. Como parte complementaria al final de esta etapa se agrega un paso para garantizar el tipo de conectividad entre los píxeles. Luego se realiza un recorrido del resultado del adelgazamiento para generar su representación a través de una ampliación de lo que se conoce como cadenas de código. Mientras se genera la cadena de código que describe el esqueleto, esta se codifica en una estructura de datos.

Por cada segmento se crea una lista, y para una imagen la estructura de datos generada es una lista de listas. En donde cada lista secundaria tiene la codificación de un segmento dentro de la imagen. A través del seguimiento de esta codificación, se pueden conocer los diferentes parámetros que define el segmento que representan: Cantidad de ramificaciones longitud de cadena y de cuerda por rama, orientación de cada rama y longitud total del segmento incluyendo ramificaciones. También se puede contabilizar el total de cada una de las características para la imagen completa.

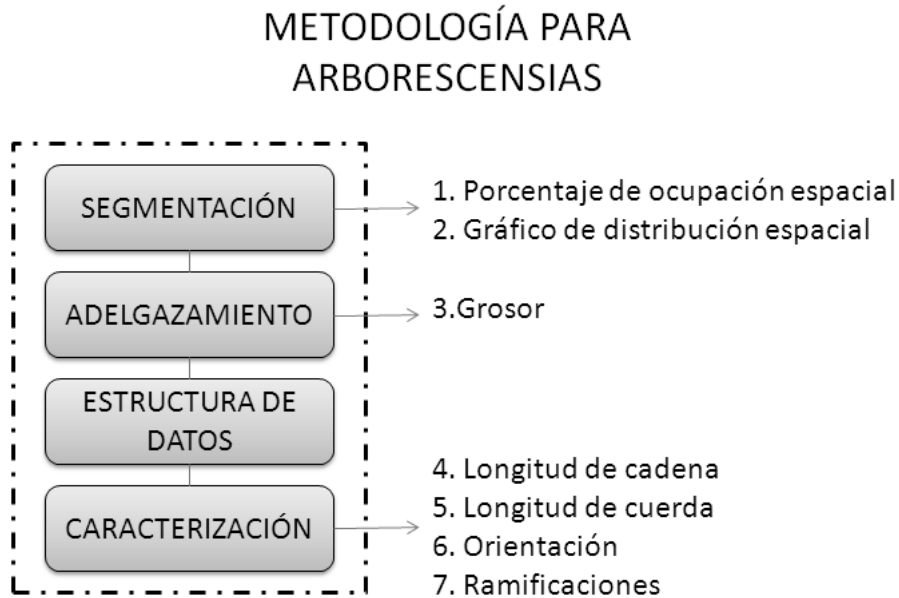


Figura 3.8: Diagrama a bloques para medición de arborescencias

3.5.1. Adelgazamiento

Con el objeto de medir propiedades geométricas de los patrones que define las fisuras se estudiaron algunas técnicas de adelgazamiento. El objetivo fue encontrar un método que a partir de segmentos longitudinales obtuviera una estructura elemental, y proporcionara condiciones para facilitar la caracterización de los parámetros deseados. Esta estructura debía representar al segmento como una componente conexa y preferentemente sin remanentes que pudieran ser confundidos con las ramificaciones.

Se hicieron pruebas y se implementó el código para los tres siguientes métodos: adelgazamiento morfológico, descrito en la sección 2.4.3; esqueletonización desde el punto de vista de morfología matemática, descrita en 2.4.4; y el método de adelgazamiento propuesto por Zhang and Suen (1984), detallado a continuación.

3.5.2. Método de Zhang y Suen

Este método de adelgazamiento se lleva a cabo verificand repetidamente un conjunto de condiciones. El algoritmo termina cuando el resultado del mismo no cambia de una iteración completa a otra. Cada iteración se divide en dos partes, durante la primera se eliminan los pixeles del sureste del contorno de la forma, y en la segunda los pixeles del noroeste. En cada

P9 (i-1,j-1)	P2 (i-1,j)	P3 (i-1,j+1)
P8 (i,j-1)	P1 (i,j)	P4 (i,j+1)
P7 (i+1,j-1)	P6 (i+1,j)	P5 (i+1,j+1)

Figura 3.9: Asignación de pixeles en adelgazamiento

sub-iteración se verifican un grupo de condiciones para cada pixel en la imagen, considerando P_1 como el pixel analizado y sus vecinos como se indica en la Figura 3.9. Para borrar los pixeles sobrantes del sureste, en la primer sub-iteración se verifican las condiciones (a), (b), (c) y (d).

$$(a) \quad 2 \leq B(P_1) \leq 6$$

$$(b) \quad A(P_1) = 1$$

$$(c) \quad P_2 * P_4 * P_6 = 0$$

$$(d) \quad P_4 * P_6 * P_8 = 0$$

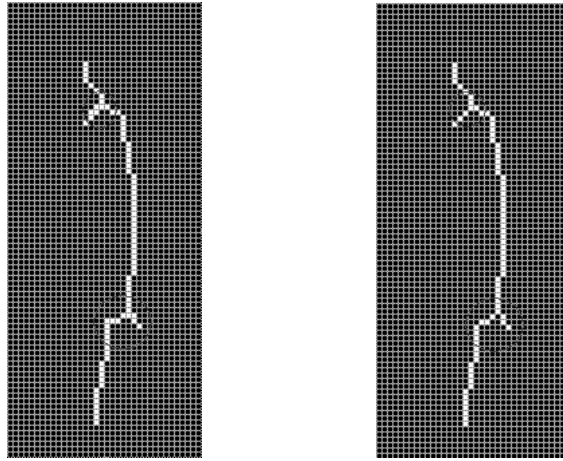
Donde $A(P_1)$ es el número de patrones 01 en la secuencia ordenada $P_2, P_3, P_4, \dots, P_8, P_9$ y $B(P_1)$ es el número de vecinos de P_1 diferentes de cero, es decir, $B(P_1) = P_2 + P_3 + P_4 + P_5 + P_6 + P_7 + P_8 + P_9$.

Si cualquiera de las condiciones no se satisface, entonces P_1 no se borra. A través de la condición (a) los puntos finales de cada iteración se conservan. La condición (b) prevé el borrado de los puntos situados entre los finales del esqueleto. Los pixeles del sureste se verifican a través del estado de las condiciones (b) y (c). Para los pixeles del noroeste del segmento, se revisan nuevamente todos los pixeles del segmento utilizando las condiciones (a) y (b) seguidas de (c') y (d').

$$(c') \quad P_2 * P_4 * P_8 = 0$$

$$(d') \quad P_2 * P_6 * P_8 = 0$$

Se recorre una vez el segmento o la forma completa verificando el primer grupo de condiciones para cada pixel que no pertenece al borde de la imagen. Luego, se recorre nuevamente la forma total para verificar en cada pixel el cumplimiento del segundo grupo de condiciones. Cada sub-iteración representa un punto del grosor en el segmento.



(a) Fisura adelgazada (b) Con conectividad elemental

Figura 3.10: Ejemplo de fisur para verificac ón de conectividad

El proceso se repite hasta que no sea borrado pixel alguno en una iteración completa. Al terminar esta etapa de la metodología se consigue el segmento adelgazado, al que en este trabajo se hace referencia como esqueleto; también se obtiene la cantidad de puntos que representa el grosor del segmento, al totalizar la cantidad de sub-iteraciones en donde se borró algún pixel.

3.5.3. Conectividad elemental

Para caracterizar adecuadamente las líneas que describen el esqueleto de las fisuras se ha introducido el nombre de conectividad elemental, a partir del concepto de punto simple y punto fina descrito en la sección 2.3.2.

Así cada punto de un segmento con conectividad elemental es aquel que forma parte un segmento, en este caso el esqueleto, y es un punto fina y no simple. Al analizar el resultado del método de Zhang y Suen, esta condición no se cumple totalmente. Para resolver esto, se aplica este paso en la metodología.

Entonces para el proceso de esta etapa, utilizando el resultado del adelgazamiento, se verifico para todo punto p del esqueleto, si el número de componentes conexas no varía cuando p es sustituido por un pixel negro. Si el número de componentes no varía, el pixel debe borrarse. En la Figura 3.10 (a) se muestra un ejemplo de una fisur que ha sido adelgazada, y en 3.10 (b) el resultado después de la operación que asegura conectividad elemental.

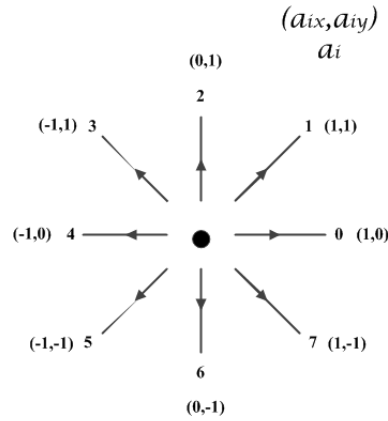


Figura 3.11: Números de cambio de dirección de un eslabón a otro

3.5.4. Cadenas de código

Antes de explicar la estructura de datos utilizada para el almacenamiento de los esqueletos de la imagen, se describe el concepto de cadenas de código, cuyas bases fueron planteados por Freeman (1974); él propuso un método para representar una línea en el área de reconocimiento de patrones. A partir de esta idea, se pueden deducir relaciones entre sus partes, y a través del análisis de estas relaciones, es posible determinar algunas características de dichas líneas.

Cuadro 3.1: Componentes (x, y) de cambio de dirección

a_i	0	1	2	3	4	5	6	7
a_{ix}	1	1	0	-1	-1	-1	0	1
a_{iy}	0	1	1	1	0	-1	-1	-1

Las cadenas de código se usan para representar una secuencia de segmentos de línea conexos y de una longitud y dirección específica (González and Woods, 2008). Por lo general esta representación está basada en segmentos de conectividad 4 u 8, para la metodología propuesta se utilizó conectividad 8. Analizando estas cadenas de código, se puede transmitir información de la forma, tamaño y tipo de conexión de las partes que componen un segmento en una imagen.

Freeman propuso representar una línea a través de una secuencia de números. Considerando una línea como una secuencia de puntos, ellos simbolizan el cambio de dirección de un punto a otro por un número del 0 al 7 para una vecindad P_8 . En la Figura 3.11 se indi-

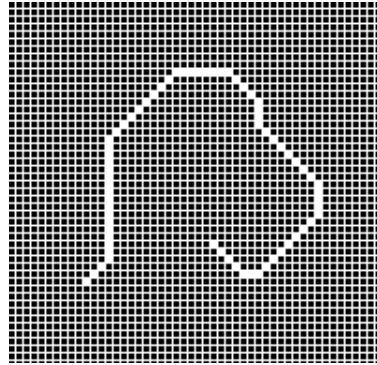


Figura 3.12: Cadena de código:

11122 22222 22222 22221 11111 11100 00000
 77776 66777 77777 66665 55555 55443 333

can las componentes (x, y) para estos cambios de dirección, y en la Figura 3.12 se muestra una imagen de ejemplo con la cadena de código generada a partir de ella.

$$L = \text{even} + \text{odd}\sqrt{2} \quad (3.9)$$

$$C = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n a_{ix}\right)^2 + \left(\sum_{i=1}^n a_{iy}\right)^2} \quad (3.10)$$

$$\varphi = \tan^{-1} \frac{\sum_{i=1}^n a_{ix}}{\sum_{i=1}^n a_{iy}} \quad (3.11)$$

De los parámetros planteados por Freeman, en este trabajo se usan: Longitud de cadena, longitud de cuerda y ángulo entre la cuerda y el eje y . La longitud de cadena L se calcula como en la ecuación 3.9. En donde, los *even* valores, provienen de los cambios de dirección en forma horizontal o vertical, y los *odd* valores, del cambio de dirección en forma diagonal. La longitud de cuerda C se evalúa como la suma de las componentes x y y del grupo de eslabones a_i que componen el segmento, y se calcula como en la ecuación 3.10, con las componentes a_{ix} y a_{iy} como se describen en el cuadro 3.1. Finalmente, el ángulo φ entre la cuerda y el eje y se obtiene como en la ecuación 3.11.

Con el propósito de codificar cada segmento analizado a través de la cadena de Freeman, y almacenar esta codificación a través de una lista por segmento, a los números utilizados por él se agregaron el 8 para indicar inicio de fisura y el 9 para inicio de una ramificación.

3.5.5. Representación de cadenas en estructura de datos

Cada imagen se analiza de abajo hacia arriba y de izquierda a derecha para crear una representación del grupo de esqueletos que la componen. Con el objetivo de simplificar la organización de la información que representan, se utiliza una estructura encadenada de listas (o lista de listas), a quien se hará referencia como (1*).

- (1*) Estructura encadenada de listas para almacenar información de esqueletos en imagen.
- (2*) Lista con puntos y carácter de código para cambio de eslabón para almacenar información de un esqueleto.
- (3*) Pila para almacenar pares ordenados de inicio de ramificación de un esqueleto.

Al inicio del algoritmo se crea un apuntador de tipo (1*) a nulo, porque aún no se detecta el primer esqueleto. Cada vez que se encuentra el punto inicial de un nuevo esqueleto, se crea un elemento o lista del tipo (2*), que se define como el primer elemento de (1*) si aún está vacía, o se conecta al último elemento de (1*) si ya contiene información. Cada nodo de la estructura encadenada de las listas (1*) está compuesto como se indica en la Figura 3.13. Este nodo representa al primer elemento de un segmento adelgazado y su variable punto contiene las coordenadas del punto inicial del esqueleto. La variable apPunto es un

punto	apPunto	apSegmento
-------	---------	------------

Figura 3.13: Estructura de nodo

apuntador al siguiente par ordenado del mismo segmento en el esqueleto. Y la variable `apSegmento`, contiene un apuntador al siguiente esqueleto en la imagen.

Para cada punto encontrado en la imagen como inicio de un esqueleto, se realiza un seguimiento de la forma a quien pertenece. La búsqueda de pixeles vecinos es en sentido contrario a las manecillas del reloj, y las direcciones posibles son de acuerdo a la Figura 3.11. Obviamente si es el primer punto de un esqueleto no tendrá puntos vecinos en dirección hacia abajo de él, por la manera de examinar la imagen. Si el punto analizado tiene más de un vecino, a partir del segundo, el par ordenado de su posición se forma en (3^*) . Cada vez que se codificó un punto, este se marca como ya leído, borrándolo de una imagen de trabajo. Si no tiene vecinos que corresponden al inicio de una ramificación, se avanza al siguiente punto o eslabón. Cada vez que se avanza a un nuevo punto, la dirección del eslabón de un punto a otro se agrega a la última lista (2^*) creada. Al llegar a un punto final ya sea de esqueleto o ramificación, se verifica el contenido de (3^*) . Si (3^*) contiene información, se mete un número '9' a (2^*) y se saca el último par ordenado de (3^*) , a partir de este último se comienza nuevamente el seguimiento en las ocho direcciones posibles. Esto se realiza hasta que no haya más puntos en (3^*) . Luego se continúa con la búsqueda de un nuevo esqueleto y se repite el proceso hasta verificar la imagen completa.

3.6. Análisis estadísticos

En este trabajo se realizan análisis estadísticos con el objetivo de comparar resultados de algunos de los métodos propuestos con métodos tradicionales. Para esto se usan herramientas computacionales estadísticas.

Considerando las mediciones equivalentes entre dos o más poblaciones el primer paso es verificar la normalidad de los datos. Dependiendo de este resultado se elige una prueba adecuada para comparar las mediciones. Si no se encuentra evidencia para rechazar la hipótesis de que los datos tienen una distribución normal, se efectúa un análisis de varianza tradicional (ANOVA), que compara las medias. Si por el contrario, hay evidencia para rechazar la hipótesis de que los datos tienen una distribución normal, se efectúa otro tipo de prueba.

La prueba de Mood y la prueba Kruskal-Wallis se usan para probar igualdad de medianas de dos o más poblaciones. Estas pruebas proveen una alternativa no paramétrica para el análisis tradicional de varianza de una vía. Aquí la expresión *no paramétrica* indica que la población no tiene distribución normal. Ellas tratan la hipótesis nula H_0 de que las medianas de las poblaciones son todas iguales, contra la hipótesis alternativa H_1 de que las medianas no son iguales en las diferentes poblaciones. En ambas pruebas se asume que las poblaciones son muestras aleatorias independientes y las distribuciones tienen la misma forma. La prueba de medianas de Mood es más robusta para los valores *outlier*, mientras que la Kruskal-Wallis es más fuerte para datos de muchas distribuciones.

Capítulo 4

Resultados

En este capítulo se presentan algunos de los resultados obtenidos en los cinco diferentes puntos de la investigación: medición de objetos; segmentación de fisura en imágenes de microscopio óptico; gráfico de distribución espacial; mediciones a través del uso de momentos geométricos; y la más importante en este trabajo, caracterización de arborescencias, donde se incluye: adelgazamiento, generación de estructura de datos y recorrido de estructura de datos o caracterización.

4.1. Medición de parámetros en objetos planos

Para comprobar el funcionamiento del método de procesamiento de imágenes (SIM) propuesto para la medición de objetos planos, se compararon sus mediciones con resultados obtenidos a través de un método estándar conocido como Li-COR [®]. Como objeto de evaluación se consideraron 47 hojas de árbol de diversas especies, estas fueron escaneadas para SIM y medidas por el Li-COR [®]. Algunos resultados gráfico de SIM se muestran en la Figura 4.1.

Se utilizó una Anova de una vía para comparar los resultados de las mediciones entre ambos métodos. La hipótesis a probar fue que no hay diferencias significativas entre las medias para cada uno de los parámetros $H_o : \mu_{LI-COR} - \mu_{SIM} = 0$, con un 95% de confianza. Los resultados de este análisis se presentan en el cuadro 4.1, donde se puede notar que no hay evidencia para rechazar la hipótesis nula porque el $p - value = 0,962$ es el valor más pequeño. Entonces, los resultados sugieren que los métodos generales de SIM y LI-COR tienen un comportamiento estadísticamente similar.

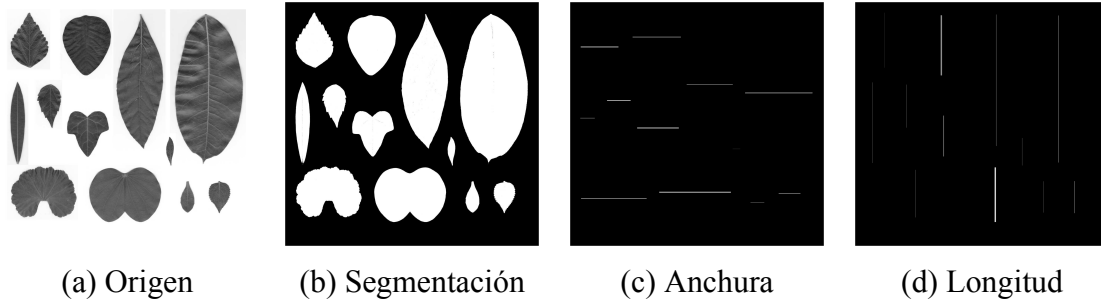


Figura 4.1: Medición de objetos planos sobre hojas de árbol

Cuadro 4.1: Resumen *p-values*, Anovas de SIM vs LI-COR

Prueba para medias	Área	Longitud	Anchura
Anova de SIM vs LI-COR	0.990	0.962	0.983

Luego se realizaron pruebas de linealidad y sesgo en los rangos de las muestras medidas. En la cuadro 4.2 se exponen estos resultados utilizando las mediciones de LI-COR como referencia. La linealidad se evalúa con base a sesgo en el rango de medición. Se calcula para cada parámetro de referencia una ecuación de regresión, y se prueba su pendiente para $H_0 : Slope = 0$. Como se muestra en el cuadro 4.2, los resultados de linealidad son buenos para área, longitud y anchura. Encontrando a SIM sin un sesgo significativo y sin tendencias a lo largo de los rangos de medición. Se utiliza una prueba-T para verificar $H_0 : Sesgo = 0$ entre los rangos de las hojas consideradas. Para esta prueba la menor significancia fue de $p = 0,377$, $p = 0,264$ y $p = 0,248$ para el área, longitud y anchura respectivamente. Lo que sugiere que estas mediciones se encuentran sin sesgo en el rango medido. Para la prueba de sesgo promedio $H_0 : A.Bias = 0$, la más baja $p = 0,146$ muestra que tampoco hay sesgo en la media.

Cuadro 4.2: Resumen de linealidad y sesgo de SIM vs LI-COR

Concepto	Área	Longitud	Anchura
Rango medido	2.7-100.3 cm^2	3.0-19.4 cm	1.0-9.3 cm
p-value más bajo, Prueba de sesgo $H_0: Bias=0$	0.377 en 4.8 cm^2	0.264 en 6.4 cm	0.248 en 4.0 cm
p-value, Prueba de sesgo promedio $H_0: A.Bias=0$	0.146	0.288	0.148
p-value, Prueba de linealidad $H_0: Slope=0$	0.319	0.279	0.153

4.2. Segmentación

El proceso de la etapa de segmentación consistió principalmente de dos partes: la primera para transformar la imagen original a una binaria, con base principalmente en separación de niveles de gris con máxima varianza entre ellos; y la segunda para el filtrado de formas y tamaños, con fundamentos en morfología matemática. En la Figura 4.2, se indica una imagen por muestra para cada paso involucrado en esta etapa. Considerando las imágenes fuente en el renglón (1) para las muestras SA, SB, SC y SD respectivamente, los dos siguientes renglones presentan la parte de binarización. En el renglón (2), la diferencia de la imagen original con el nivel de gris que maximiza la varianza entre dos clases, 204 para SA, 198 para SB, 188 para SC y 193 para SD, para uniformizar las áreas oscuras que pertenecen a las fisuras. Como se puede notar, este parámetro no es fijo depende de las características de la imagen y tiene la ventaja de ser determinado automáticamente, característica de beneficio cuando se aplica una operación algebraica entre una imagen y un valor numérico. Con los tonos de las fisuras más uniformes, el método de Otsu señalado en el ejemplo en el renglón (3), obtiene la imagen binaria con una umbralización automática; este método es conveniente cuando hay diferencias destacadas entre el fondo de la imagen y los tonos que define las áreas de interés.

Para el filtrado la cerradura morfológica en el renglón (4) rellena los agujeros con la forma del elemento estructural vertical de 3×1 puntos, debido a que en la escala utilizada en el microscopio 2.62 puntos corresponden a 1μ , y la fisuración en este tipo de materiales, de acuerdo a la literatura, comienza entre 1μ y 3μ . Mientras que la apertura geodésica, presentada en el ejemplo en el renglón (5), realiza una operación de tamizado de aquellas partículas que se encuentran fuera de las fisuras y tienen tamaño menor a 3 puntos en cualquier dirección, aproximadamente 1μ , para filtrarla de la imagen. Aunque algunas imágenes, principalmente de la muestra SB, carecen de calidad en comparación a las demás y contienen más ruido que podría ser identificado como fisura en la segmentación, el método de pre-procesamiento funciona para las imágenes de las cuatro muestras.

Como parte del resultado de esta segmentación, también se puede medir el porcentaje de ocupación espacial de las fisuras en las diferentes muestras. Para esto último, analizando las 17 imágenes por muestra, hubo evidencia suficiente de que los porcentajes de ocupación por muestra en SB, SC y SD tienen una distribución normal; mientras que para la muestra SA, no hay evidencia suficiente de que los datos tienen dicha distribución. Estos resultados y sus valores de tendencia central y de dispersión se muestran en el cuadro 4.3.

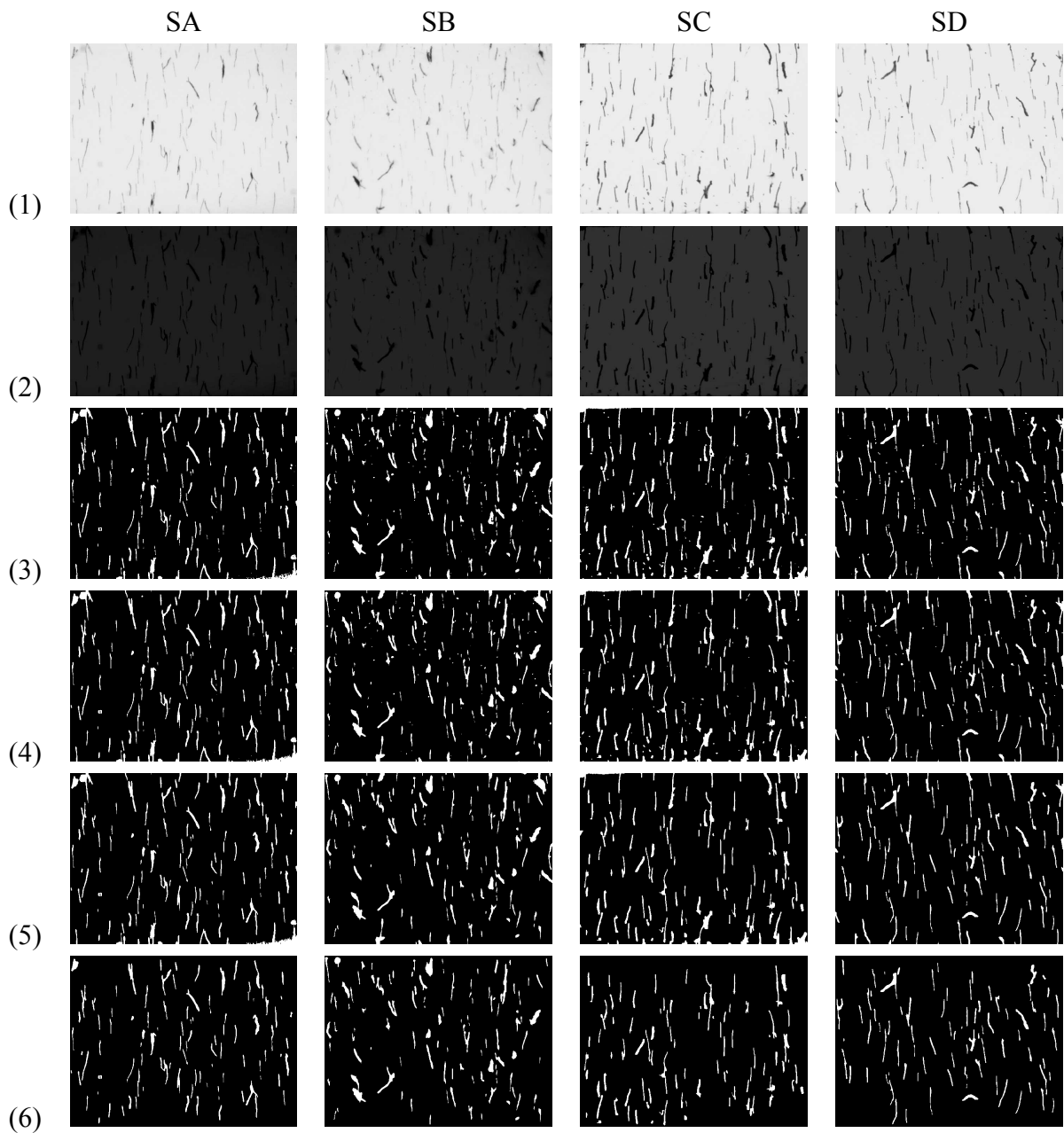


Figura 4.2: Ejemplo de resultados de segmentación para las cuatro muestras

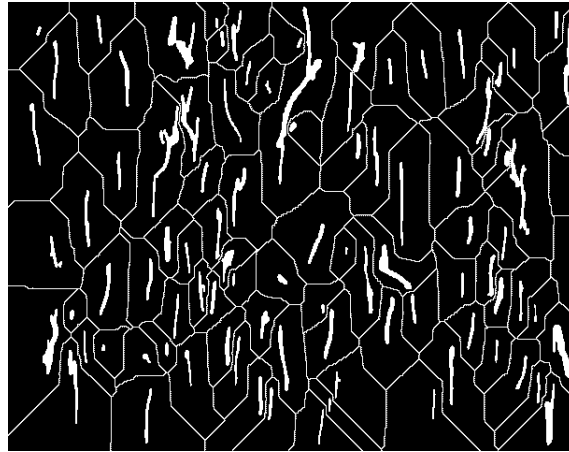
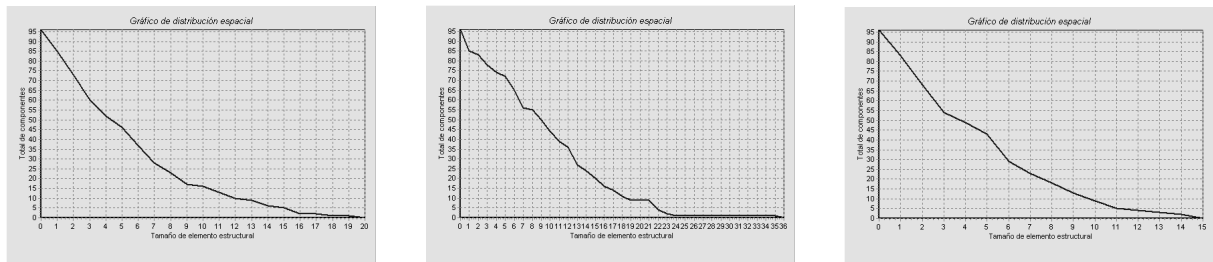


Figura 4.3: Unión de imagen 3.5 y sus LDAs



(a) Elemento estructural 1×3 (b) Elemento estructural 3×1 (c) Elemento estructural 3×3

Figura 4.4: Gráfico de distribución espacial de Figura 4.3

Cuadro 4.3: Pruebas de normalidad de Porc. de Ocupación

Muestra	Prom. de % Oc.	Desv. Est.	p-value
M02	4.23 %	0.796 %	0.045
M05	4.71 %	0.919 %	0.563
M07	5.23 %	0.542 %	0.963
M08	5.50 %	0.494 %	0.28

4.3. Gráfico de distribución espacial

Para obtener el gráfico de distribución espacial se utilizan dos imágenes, la imagen resultado de la segmentación y su imagen de LDAs. En este gráfico se representa la distancia

de cada segmento a su LDA más cercana dependiendo de un tipo de elemento estructural. Con la finalidad de mostrar los resultados se utiliza un ejemplo. En la Figura 4.3 se puede apreciar la unión de las dos imágenes usadas por el método para obtener el gráfico de distribución espacial, estas corresponden a la Figura 3.5 y a sus LDAs. En las gráficas de la Figura 4.3 (a), (b) y (c) se indican respectivamente los gráficos de distribución espacial obtenidos con los elementos estructurales horizontal, vertical y en cualquier dirección. En estos se observa como la velocidad de cambio con la que alcanza cada segmento dilatado a su LDA más cercana depende de la forma del elemento estructural utilizado. Note que el tercer gráfico tiene una velocidad de cambio mucho más rápida, esto se debe a que al efectuar la operación de dilatación con el elemento estructural cuadrado, los segmentos crecen en todos los sentidos y rápidamente se toca alguna de las LDAs que los rodean.

Para el caso de la aplicación de fisura en recubrimientos duros, la dirección más relevante es la vertical, ya que como se ha comentado, estas fisuras crecen en la dirección de crecimiento del depósito, y si algunas de ellas se juntan existe la posibilidad de que se genere una fractura. Por este motivo, ese es el elemento estructural que se debería usar para dicha aplicación. Entonces, el elemento estructural utilizado depende del tema de estudio.

Por otra parte, a partir del mismo grupo de números que se genera para el gráfico de distribución espacial, también es posible obtener una distribución de frecuencias. Esta distribución muestra entonces una frecuencia por la distancia de cada componente a su LDA más cercana. Como en cada dilatación se contabilizan los segmentos, cada vez que hay un cambio en el número de componentes de una dilatación a otra, el valor del decremento señala la frecuencia para esa distancia. La distribución de frecuencias de la imagen 3.5 representada a través del gráfico en 4.3 se muestra en la tabla 4.4.

Cuadro 4.4: Distribución de frecuencias de distancias a LDA

D.LDA	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	23	24	25	37
Frec	11	2	5	4	2	7	9	1	5	6	5	3	9	3	4	4	2	3	2	5	2	1	1

4.4. Mediciones a través de momentos geométricos

Con el objeto de tener medidas comparables con los parámetros automáticos obtenidos a través del uso de momentos geométricos, se llevaron a cabo algunas mediciones manuales. Estas se realizaron usando el paquete computacional *Jack[®] Paint Shop Pro*. A través del cual se puede visualizar la posición y el color del punto donde se ubica el cursor dentro de una imagen. Para esto se usa la imagen fuente, donde para cada fisura se toma nota de los

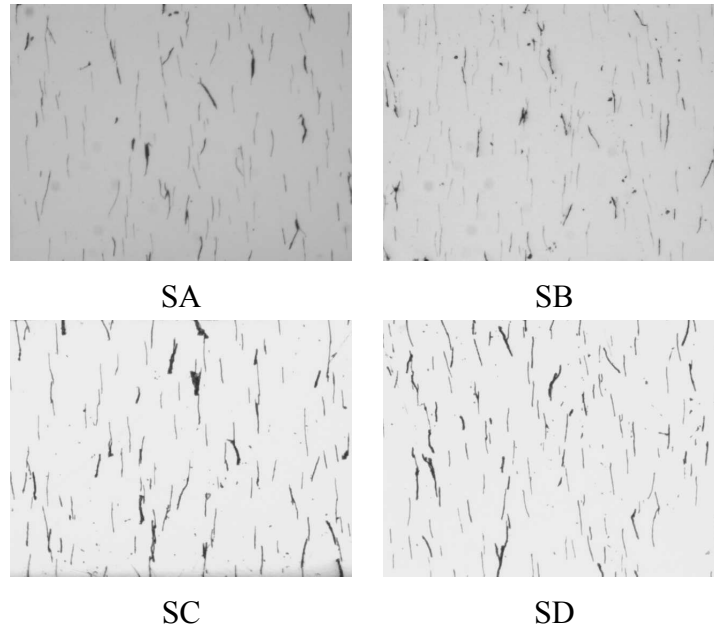


Figura 4.5: Imágenes fuente para comparar método automático vs manual

puntos inicial y final y a partir de sus pares ordenados se calcula la distancia geométrica entre ellos y el ángulo formado por los mismos. Así se obtienen las medidas manuales, para comparar con las obtenidas a través de los momentos geométricos. Las imágenes fuente consideradas para estas mediciones son las que se muestran en la Figura 4.5.

Para el proceso automático se consideran las mismas imágenes después del proceso que segmentación mostradas en la Figura 4.6. A partir de estas el algoritmo mide los parámetros por el método de momentos geométricos.

En la Figura 4.7 se señala el modelo de probabilidad de longitud para estas mediciones. En el eje de las abscisas se indica la longitud y en el eje de las ordenadas su función de densidad. Para cada una de las cuatro muestras se comparan los resultados usando el color azul para el método de momentos geométricos y el fiushi para el método manual. De la misma forma en la Figura 4.8 se indica el modelo de probabilidad para los ángulos, representando horizontalmente el ángulo y verticalmente su función de densidad, nuevamente en color azul las mediciones con el método de momentos geométricos y en color fiushi las realizadas con el método manual.

El método manual, usa la percepción de la persona que mide, quien distingue las fisura y descarta el ruido mentalmente. Mientras que en el método automático, las fisura son segmentadas de acuerdo a incrementos/decrementos en el nivel de gris a lo largo de la forma.

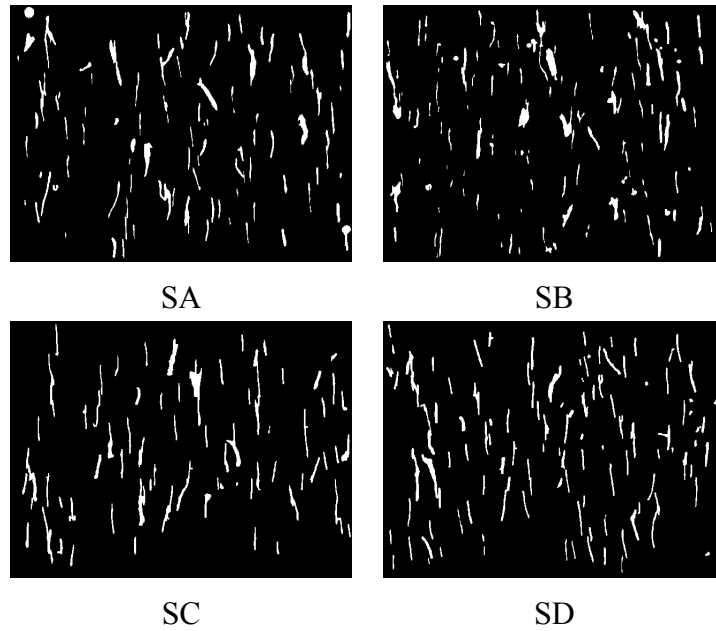


Figura 4.6: Segmentación en método automático sin fisura que tocan bordes

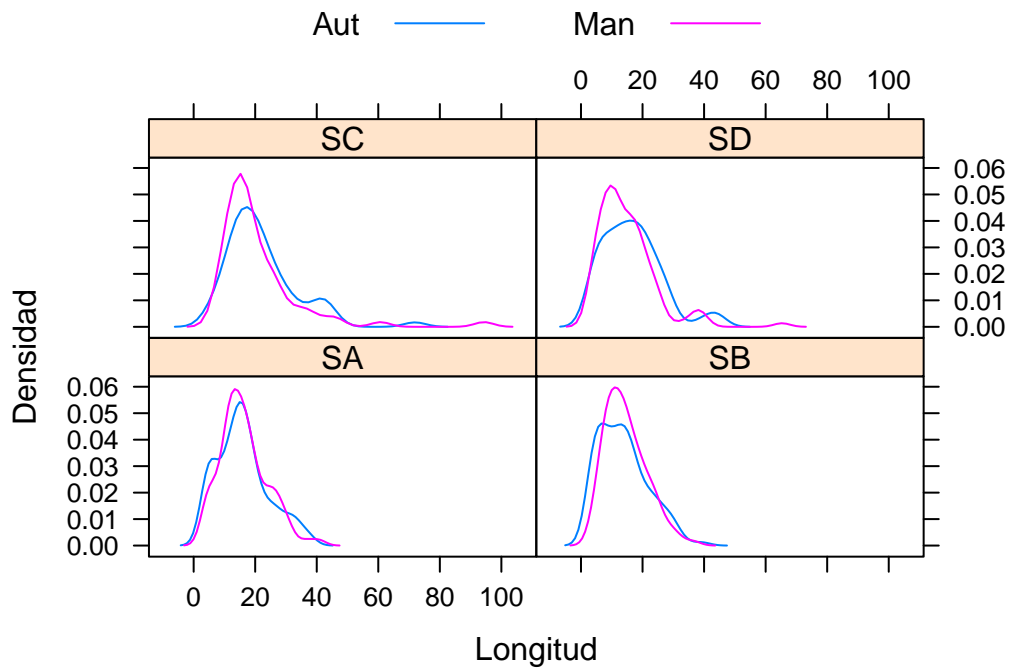


Figura 4.7: Comparación de met. de momentos geométricos vs manual

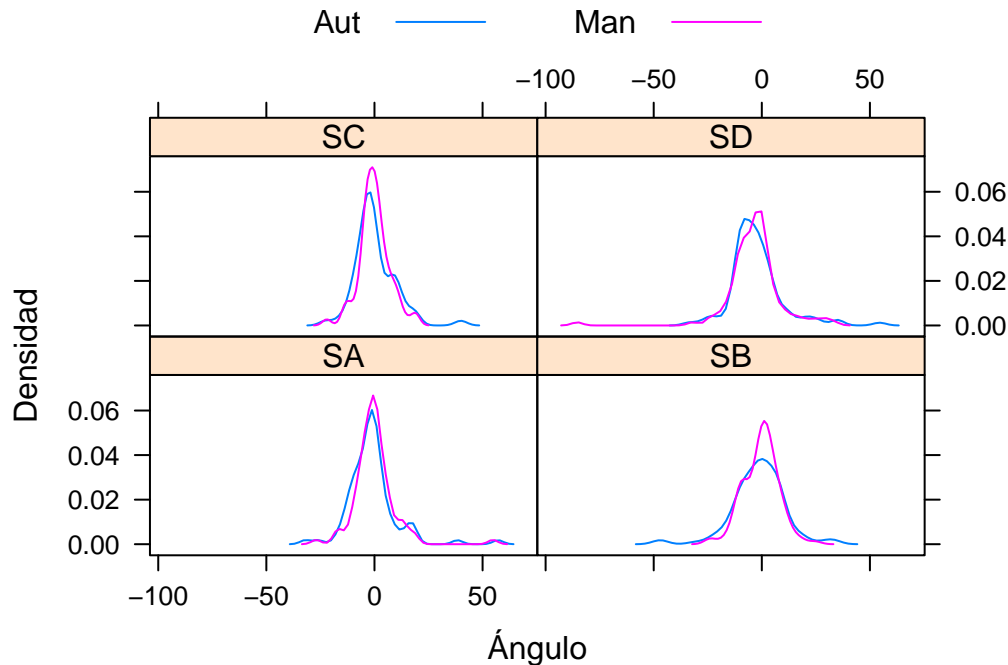


Figura 4.8: Comparación de met. de momentos geométricos vs manual

Esto puede afectar o no el resultado de dicha segmentación, y como consecuencia la cantidad de fisuras. La diferencia entre las longitudes puede ser debido a que la medición manual considera solo un par de puntos de la forma de la fisura para los cálculos. Opuesto al método de momentos que usa todos los puntos del segmento. Aunque para la orientación también se utilizan todos los puntos, las mediciones son más semejantes.

Con el objetivo de comparar estos resultados estadísticamente, se realiza un análisis para obtener el nivel de confianza de la similitud entre los dos grupos de datos; y así, revisar si existen diferencias significativas entre sus mediciones. Primero se verificó normalidad de los datos, donde se encuentra que en ambos grupos hay falta de normalidad. Entonces, se usa una prueba no paramétrica Kruskal-Wallis para analizar si existen diferencias significativas entre las medianas. Los valores de p se presentan en el cuadro 4.5, quienes muestran que no hay diferencias significativas entre ambos métodos.

Después, con el fin de mostrar como el método automático de momentos geométricos permite obtener los resultados de manera rápida y para una gran cantidad de imágenes, se exponen las mediciones para las cuatro muestras, considerando las diecisiete imágenes para cada una de ellas. Estos resultados se presentan a través de la Figura 4.9 para longitud máxima y 4.10 para orientación. Así se puede distinguir de manera general el comportamiento

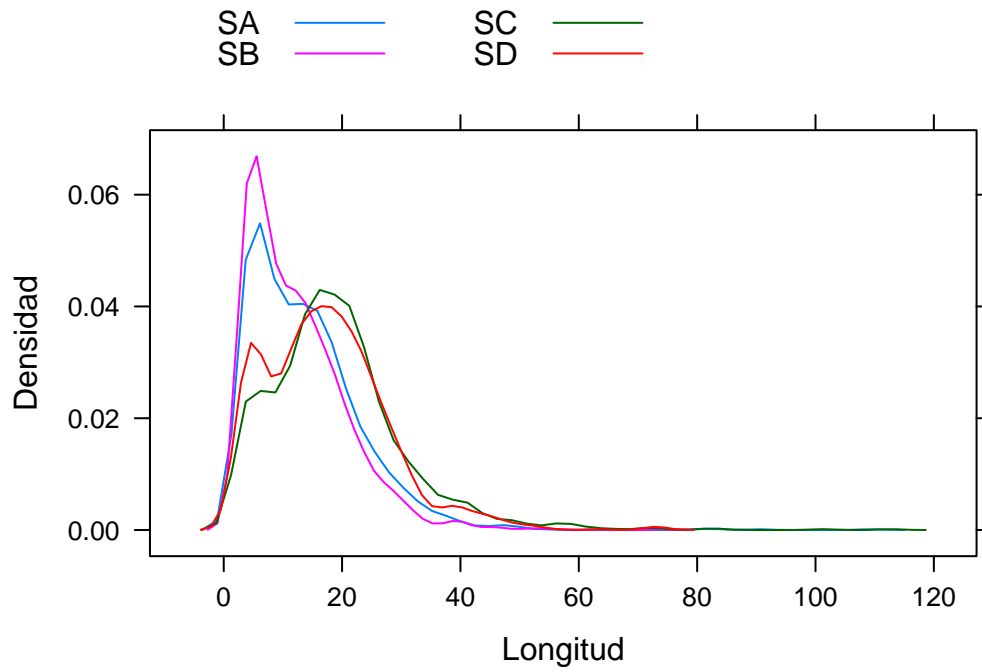


Figura 4.9: Resultados totales de momentos geométricos

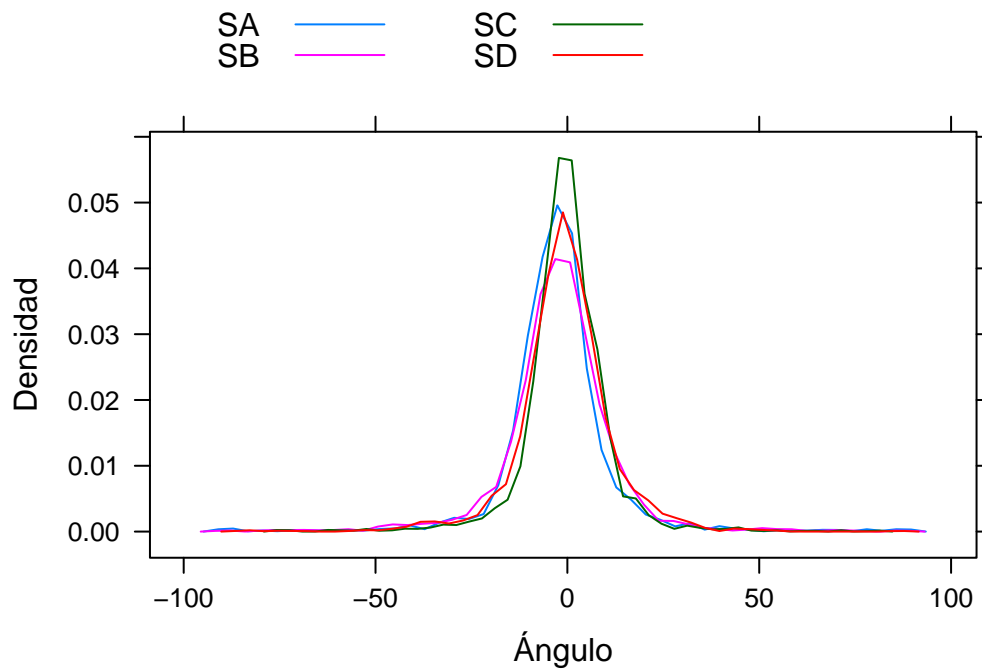


Figura 4.10: Resultados totales de momentos geométricos

por muestra.

Cuadro 4.5: Comparación de método manual vs momentos

Muestra	Longitud	Ángulo
SA	0.73762	0.16036
SB	0.19587	0.57124
SC	0.1971	0.56019
SD	0.09063	0.75857

Para verificar estadísticamente la diferencia entre las muestras se realizó lo siguiente. Se probó la normalidad para el total de los datos de longitud y orientación por muestra usando una prueba Shapiro-Wilk. La significancia para estas pruebas fueron valores de $p < 0,01$, por lo que los conjuntos de los datos no fueron normales. Entonces, la semejanza entre las medianas fue evaluada a través de una prueba de Mood, donde se encuentran todos los valores de $p < 0,001$ como se puede notar en el cuadro (4.6). Los intervalos de confianza para las medianas fueron calculados con un 95% de confianza. Por lo tanto, hay evidencia de que una diferencia entre las muestras existe.

Cuadro 4.6: Intervalos de conf. para comprobar diferencias

Muestra	Mediana Long.	Desv.Est. Long.	Mediana Ángulo	Desv.Est. Ángulo
SA	11.694 - 13.044	9.120 - 9.797	-3.1402 - -2.1509	13.8729 - 14.9028
SB	10.274 - 11.336	7.876 - 8.399	-2.5070 - -1.3471	13.8460 - 14.7651
SC	17.432 - 18.693	10.995 - 11.872	0.7407 - 0.1368	10.6052 - 11.4517
SD	16.241 - 17.430	9.838 - 10.531	-1.0291 - -0.1153	11.8642 - 12.7000
Valor P	< 0.001	< 0.001	< 0.001	< 0.001

4.5. Adelgazamiento

El método de adelgazamiento se lleva a cabo a partir de la imagen segmentada sin las componentes que tocan los bordes. Con el fin de mostrar las diferencias encontradas entre el adelgazamiento morfológico, la esqueletonización morfológica y el adelgazamiento de Zhang y Suen se considera la imagen de la Figura 3.5. Los resultados para los tres métodos se muestran en la Figura 4.11, donde se pueden notar claramente las diferencias.

En la imagen 4.11 (a), se observa el resultado de aplicar el adelgazamiento morfológico

a la imagen 3.5. Se puede notar que el método produce remanentes, partes sobrantes que no constituyen una porción de la estructura elemental. Estas no forman parte de una descripción simple del segmento del que provienen. Para usar el resultado de esta operación, estos remanentes tendrían que eliminarse a través de un proceso de poda.

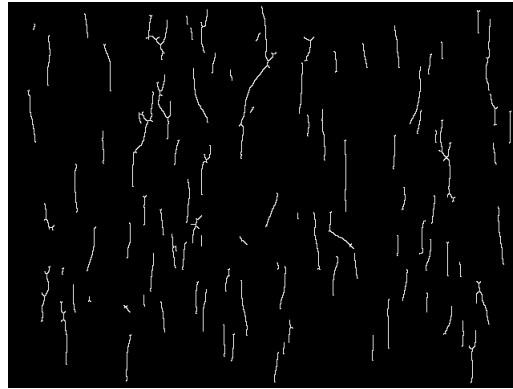
En la Figura 4.11 (b), se examina la consecuencia de aplicar la esqueletonización morfológica a la misma imagen 3.5; pero como se puede distinguir, no se garantiza conectividad. Esta operación morfológicamente simboliza una representación elegante en términos de erosiones y aperturas, pero para las características buscadas en esta metodología no puede ser de beneficio porque separa las fisuras logro ya obtenido con el proceso de segmentación.

Por último, el proceso de adelgazamiento que más se acercó a las necesidades requeridas fue el planteado por Zhang and Suen (1984), el resultado de este procedimiento sobre la imagen de la Figura 3.5 se muestra en la imagen 4.11 (c). Este algoritmo consiste en dos sub-iteraciones que se ejecutan repetidamente, y que analizan las características de los píxeles del contorno de una imagen binaria. De acuerdo a dichas características, se borran o no los píxeles analizados, mientras que la conectividad entre los píxeles que permanecen se conserva.

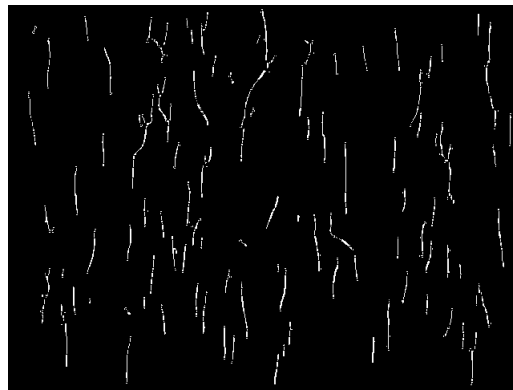
Considerando como entrada las imágenes sin los segmentos que tocan las orillas de la Figura 4.2, en donde hay una imagen para cada muestra, la Figura 4.12 señala el resultado del adelgazamiento elegido.

4.6. Generación de estructura de datos

A partir de la imagen con los segmentos adelgazados se crea la estructura de datos para caracterizar cada forma. Un ejemplo de esta estructura de datos para una imagen simple como la de la Figura 4.13 se muestra en Figura 4.14. En esta se pueden apreciar lo descrito en la sección 3.5.5. Las cuatro listas tipo (2*) que fueron creadas en (1*) en el orden de aparición al recorrer el esqueleto, los números que indican cómo cambia la orientación de un eslabón a otro, el código para inicio esqueleto y el código para inicio de ramificación. Note como el segundo y último esqueleto tienen dos y tres ramificaciones respectivamente, y como estos fueron codificados



(a) Adelgazamiento morfológico



(b) Esqueletonización



(c) Adelgazamiento de Zhang y Suen

Figura 4.11: Ejemplos de esqueletonización durante la experimentación

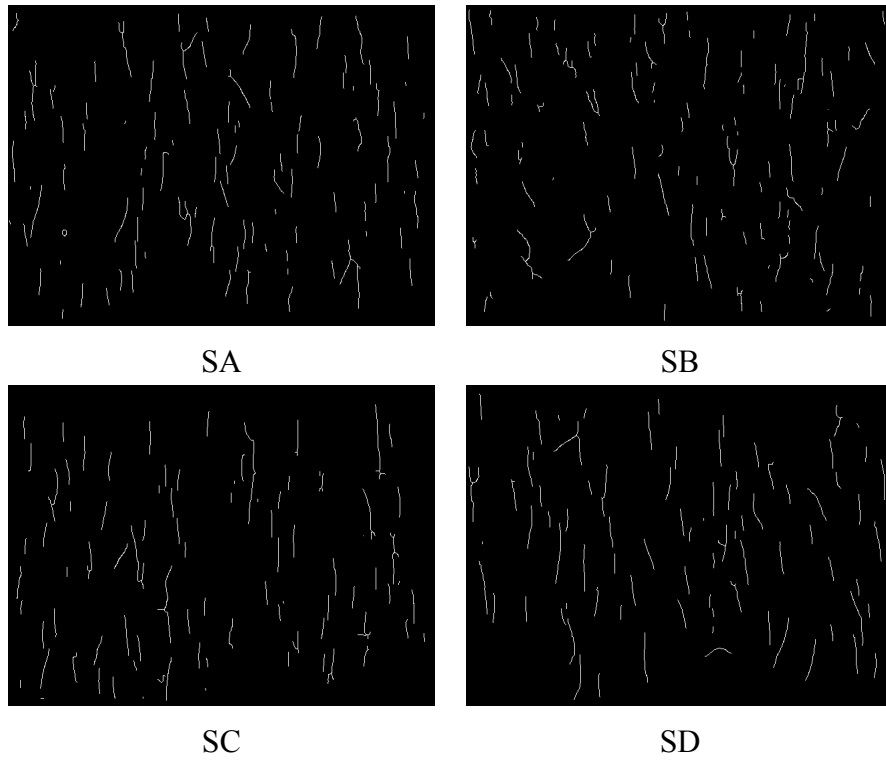


Figura 4.12: Imágenes de resultados con adelgazamiento de Zhang

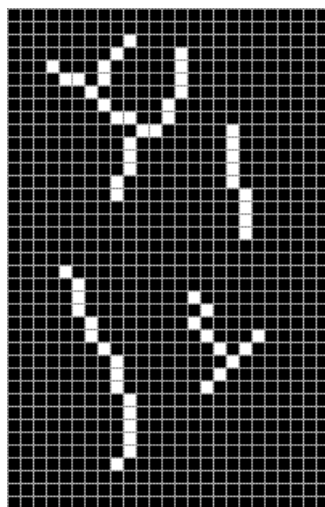


Figura 4.13: Imagen ejemplo para cadenas de código

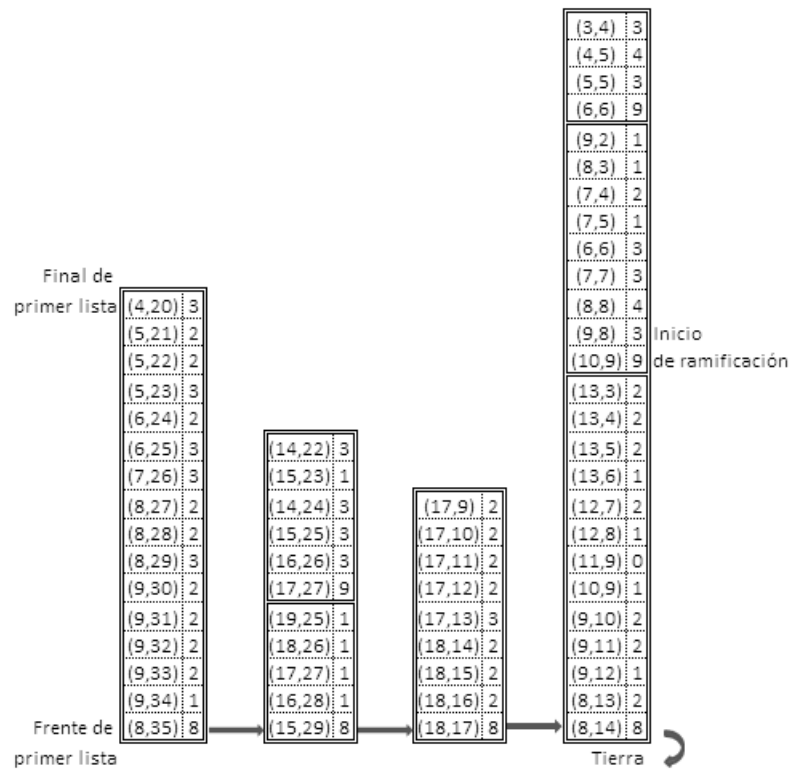


Figura 4.14: Ejemplo de cadenas de código. Codificación de imagen.

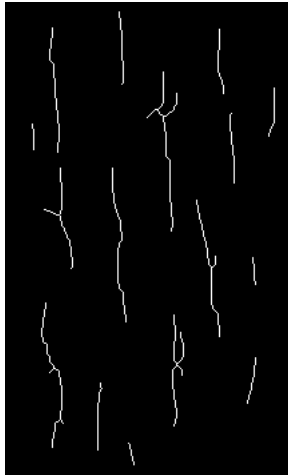


Figura 4.15: Imagen ejemplo para caracterización.

4.7. Caracterización

Los parámetros que describen cada fisur se pueden obtener mientras se crea la estructura de datos o con un recorrido de esta. Para efectos prácticos de interpretación, mientras se crea se conoce exactamente en qué punto es posible calcular cada parámetro.

Como un ejemplo de esto, se muestran los resultados para un fragmento de una imagen de las muestras analizadas en la Figura 4.15. En el cuadro 4.7 se presentan los resultados de los esqueletos sin ramificacione y en el cuadro 4.8 los resultados de los esqueletos con ramificacione de la misma imagen.

El significado de cada columna en estos cuadros es: (1) No de esqueleto, (2) ángulo de la cuerda con respecto al eje Y, (3) punto inicial, (4) punto final (5) longitud de cadena y (6) longitud de cuerda. A partir del punto final e inicial de cada una de las ramas se calcula la orientación de estas.

Como se puede notar es gran cantidad de información la que se puede generar a partir del método propuesto y se puede realizar un análisis conveniente de dicha información dependiendo de la aplicación deseada. Para el caso de fisura en recubrimientos de cromo, la longitud es uno de los parámetros más importantes. Entonces para finalizar esta sección, en la Figura 4.16 se exponen por muestra los histogramas para la longitud de cadena, es decir, la medición de cada punto del esqueleto incluyendo sus ramificaciones. La figura 4.17 señala para las mismas muestras los resultados del grosor. En ambas figuras se consideran las 17 imágenes en cada una de las muestras.

Cuadro 4.7: Caracterización de esqueletos sin ramificaciones

1	2	3	4	5	6
0	-14.03624	(96,346)	(92,330)	17.65685	16.49242
1	2.29061	(69,335)	(71,285)	51.65685	50.03998
2	10.00797	(181,300)	(187,266)	36.48528	34.52535
3	-4.96974	(90,239)	(80,124)	121.62741	115.43396
4	-5.71059	(187,211)	(185,191)	20.82842	20.09975
5	-2.20259	(171,135)	(169,83)	53.65685	52.03844
6	-2.46281	(39,112)	(35,19)	97.142132	93.08598
7	-3.01278	(21,110)	(20,91)	19.41421	19.02629
8	6.34019	(197,100)	(201,64)	37.65685	36.22154
9	-3.57633	(163,68)	(160,20)	50.07106	48.09365
10	-2.12109	(87,61)	(85,7)	55.65685	54.03702

Cuadro 4.8: Caracterización de esqueletos con ramificaciones

1	2	3	4	5	6
0R0	-2.65068	(35,333)	(30,225)	120.11270	108.11567
0R1	146.30993	(41,312)	(43,315)	3.82842	3.60555
0R2	-126.86989	(37,274)	(33,277)	5.24264	5
1R0	4.08561	(126,317)	(131,247)	77.62741	70.17834
1R1	156.80140	(129,272)	(132,279)	8.24264	7.61577
1R2	-3.09405	(128,271)	(126,234)	38.65685	37.05401
2R0	-2.86240	(160,250)	(157,190)	63.72792	60.07495
2R1	-12.17145	(154,199)	(143,148)	55.55635	52.17279
3R0	-6.08852	(49,199)	(41,124)	80.79898	75.42546
3R1	-70.01689	(40,159)	(29,155)	12.65685	11.70469
4R0	2.22396	(124,171)	(128,68)	111.62741	103.07764
4R1	0	(118,86)	(118,52)	37.89949	34
4R2	-122.00538	(114,81)	(106,86)	10.89949	9.43398

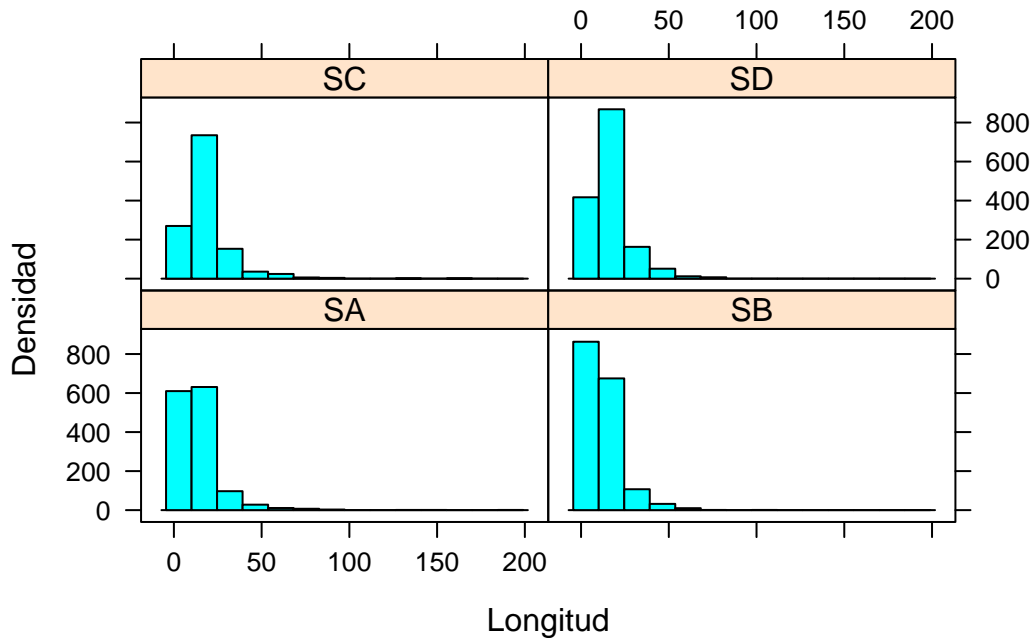


Figura 4.16: Histograma de longitud de cadena para fisura

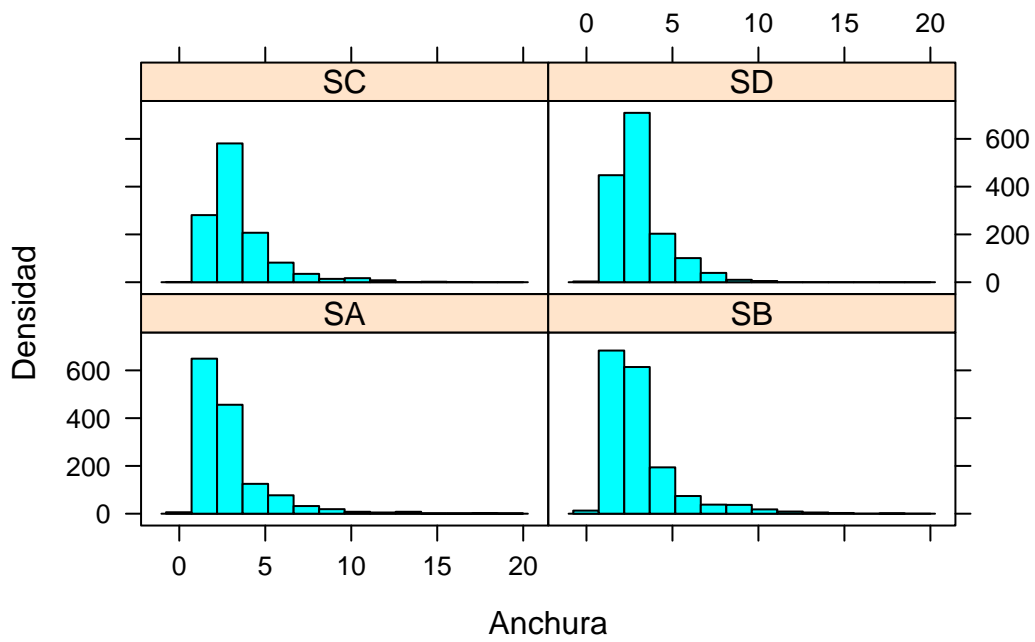


Figura 4.17: Histograma de grosor de fisura

Capítulo 5

Conclusiones

En el presente trabajo, el primer desarrollo fue un método de medición de área, longitud y anchura de objetos planos. Se confrontaron los resultados de este con un método estándar, comprobando que tienen resultados estadísticamente comparables. Sin embargo, el método propuesto en esta área puede ser de gran utilidad cuando el presupuesto en un proyecto de investigación es limitado, además es un método donde el algoritmo no tiene gran dificultad de implementación.

En la segmentación se propuso un método bastante robusto, ya que al observar la diversidad en la calidad de las imágenes se puede notar falta de homogeneidad en las mismas, a pesar de que las muestras utilizadas tienen condiciones similares de generación, las imágenes para una de ellas son diferentes que el resto, aún así, el método de segmentación funciona para las cuatro muestras estudiadas.

Es posible obtener un gráfico de distribución espacial para segmentos longitudinales en una dirección en particular, esto con el uso de operaciones direccionales y LDAs. Si se consideran distintos elementos estructurales en este gráfico distribuciones espaciales en diferentes sentidos pueden ser medidas.

Las cadenas de código son una herramienta muy útil para caracterizar figura compuestas por arcos y líneas. En el campo de reconocimiento de patrones en imágenes, un adelgazamiento puede ser usado como una representación elemental de la figura a quien representa. Crear una representación gráfica más elemental de esta figura va a permitir medir los rasgos de sus características y/o modelar a la forma representada. Pero adelgazar componentes es una tarea complicada si se desea representar numéricamente el resultado de esta operación, como se pueden obtener formas muy diversas en los resultados, la metodología para esta caracterización de las componentes necesita ser robusta.

Se desarrollaron dos técnicas para la caracterización de segmentos longitudinales, una a través del uso de momentos geométricos y otra como nueva aportación al área de procesamiento de imágenes. La primera de ellas, es conocida en el área de procesamiento de imágenes, pero demuestra su utilidad para la caracterización de parámetros como longitud y orientación, además de que al aplicarse sobre componentes segmentadas no necesita mayor proceso que el método mismo. La segunda, es un método útil para la caracterización de arborescencias; esta es más compleja que el método de momentos en su implementación pero las mediciones son más detalladas, es posible lograr buenos resultados aún cuando los segmentos contienen ramificaciones tiene la posibilidad de caracterizar cada uno de los parámetros también por rama, y los parámetros obtenidos a través del método de momentos también pueden calcularse con la caracterización de arborescencias.

En resumen, si es posible desarrollar nuevas metodologías para caracterizar en imágenes de microscopio propiedades como: longitud, grosor, distribución, orientación en segmentos y ramificaciones

Bibliografía

- Amstutz, S., Horchani, I., and Masmoudi, M. (2005). Crack detection by the topological gradient method. *Control and Cybernetics*, 34(1):81–101.
- Beucher, S. and Lantuéjoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection.
- Bhandarkarb, S., Luo, X., Daniels, R., and Tollner, E. (2005). Detection of cracks in computer tomography images of logs. *Pattern Recognition Letters*, 26:2282–2294.
- Birkhoff, G. (1967). *Lattice theory*. 3rd ed., American Mathematical Society, Providence Rhode Island.
- Blum, H. (1962). An associative machine for dealing with the visual field and some of its biological implications. *Plenum Press, New York*, pages 244–260.
- Britain, C. and Smith, G. (1956). A preliminary investigation of the formation of cracks in hard chromium electrodeposits and the evolution of hydrogen during deposition. *Trans. Inst. Met. Finishing*, 33:289–300.
- Davidson, J. (1991). *Thinning and skeletonization: a tutorial and overview*. In *Digital Image Processing: Fundamentals and Applications*. E. Dougherty, Marcel Dekker, New York.
- Díaz De León, J. and Yañez, C. (2003). *Introducción a la Morfología Matemática de Conjuntos*. Instituto Politécnico Nacional, Universidad Nacional Autónoma de México.
- Droogenboeck, M. and Talbot, H. (1996). Fast computation of morphological operations with arbitrary structuring elements. *Pattern Recognition Letters*, 17:1451–1460.
- Femat-Díaz, A., Vargas-Vázquez, D., Huerta-Manzanilla, E., Rico-García, E., and G., H.-R. (2011). Scanner image methodology (sim) to measure dimensions of leaves for agronomical applications. *African Journal of Biotechnology*, 10(10):1840–1847.

- Freeman, H. (1974). Computer processing of line-drawing images. *Signal processing*, 6(1):57–97.
- Fry, H. (1955). A study of cracking in chromium deposits. *Trans. Inst. Met. Finishing*, 32:107–127.
- Fujita, Y., Mitani, Y., and Hamamoto, Y. (2006). A method for crack detection on a concrete structure. *The 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*.
- González, R. and Woods, R. (2008). *Digital Image Processing*. 3rd Edition, Pearson Education-Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA.
- Grande, J. (2005). Crack characterization using image analysis. *Microscopy and Microanalysis*, 11:1758–1759.
- Heijmans, H. (1994). *Morphological image operators*. Academic Press, Boston, Massachusetts.
- Heijmans, H. and Roerdink, J. (1998). *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht-Boston-London.
- Hibbeler, R. (1996). *Ingeniería Mecánica: Estática*. Prentice Hall.
- Jones, A. R. (1987). *Corrosion of electroplated hard chromium*, ASM Handbook, volume 13. Corrosion. ASM International, Member/Customer Service Center, Materials Park, OH 44073-0002, USA.
- Kervalishvili, G., Schlichting, J., Maierhofer, C., and Kreutzbruck, M. (2010). Heat transfer modelling of local thermal excitation for surface crack detection and characterization.
- Lam, L., Lee, S., and Suen, C. (1992). Thinning methodologies- a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(9):869–885.
- Maragos, P., S. R. and Butt, M. (1996). *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht-Boston-London.
- Matheron, G. (1967). *Eléments pour une Théorie des Milieux*. Masson, Paris.
- Matheron, G. (1975). *Random Sets and Integral Geometry*. John Wiley and Sons, New York.

- Morales-Hernández, L. (2009). *Granulometrías y segmentación de imágenes: aplicación a la caracterización de micro-estructuras en materiales y huellas digitales*. PhD thesis, Universidad Autónoma de Querétaro.
- Nevatia, R. and Babu, K. (1980). Linear feature extraction and description. *Computer Graphics Image Process*, 13:257–269.
- Otsu, N. (1979). Threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, 9(1):62–66.
- Pavlidis, T. (1980). A thinning algorithm for discrete binary images. *Computer Graphics Image Process*, 13:142–157.
- Pfeiffer, W., Koplin, C., Reisacher, E., and Wenzel, J. (2011). Residual stresses and strength of hard chromium coatings. *Materials Science Forum*, 13:133–138.
- Ritter, G. and Wilson, J. (2001). *Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra, 2nd Ed.* CRC Press., Boca Ratón, FL.
- Russ, J. (2007). *The Image Processing Handbook*. CRC Press., Taylor and Francis Group, Boca Ratón London New York.
- Sabnavis, G., Kirk, R., Kasarda, M., and Quinn, D. (2004). Cracked shaft detection and diagnostics: A literature review. *The Shock and Vibration Digest*, 36(4):287–296.
- Serra, J. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press., New York.
- Serra, J. (1988). *Image Analysis and Mathematical Morphology, J. Serra, Ed., Vol. II*. Academic Press., New York.
- Soille, P. (1999). *Morphological Image Analysis*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York.
- Soille, P. (2002). *Morphological Image Analysis, Principles and Applications*. 2nd ed., Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York.
- Soille, P., Breen, E., and Jones, R. (1996). Recursive implementation of erosions and dilations along discrete lines at arbitrary angles. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, 18:562–567.

- Soille, P. and Talbot, H. (2001). Directional morphological filtering *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, 23:1313–1329.
- Torres-González, J., Castañeda, F., and Benavente, P. (2010). Study of chromium multi-layers properties obtained by pulsed current density: Residual stress and microhardness. *Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies*, 9:117–130.
- van Herk, M. (1992). A fast algorithm for local minimum and maximum filter on rectangular and octogonal kernels. *Pattern Recognition Letters*, 13:517–521.
- Vincent, L. (1991). Morphological transformations of binary images with arbitrary structuring elements. *Signal processing*, 22:3–23.
- Vincent, L. and Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 13(6):583–598.
- Yamaguchi, T. and Hashimoto, S. (2010). Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing. *Machine Vision and Applications*, 21:797–809.
- Yamaguchi, T., Nakamura, S., and Hashimoto, S. (2008). An efficient crack detection method using percolation-based image processing. pages 1875–1880.
- Zhang, T. and Suen, C. (1984). A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Signal processing*, 27(3):236–239.

ANEXOS

Full Length Research Paper

Scanner image methodology (SIM) to measure dimensions of leaves for agronomical applications

A. Femat-Diaz*, D. Vargas-Vazquez, E. Huerta-Manzanilla, E. Rico-Garcia and G. Herrera-Ruiz

Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Ingeniería, División de Estudios de Posgrado, Cerro de las Campanas s/n, 76010, Querétaro, Qro., México.

Accepted 25 January, 2011

A scanner image methodology was used to determine plant dimensions, such as leaf area, length and width. The values obtained using SIM were compared with those recorded by the LI-COR leaf area meter. Bias, linearity, reproducibility and repeatability (R&R) were evaluated for SIM. Different groups of leaves were scanned and measured. R&R studies showed that, the lowest SIM's resolution was nineteen categories. SIM's R&R ANOVA showed the method's measurement error was not significant. In the image processing method, the color image was converted to gray scale over the green band and it was segmented using Otsu methodology. The noise produced was cleaned with a median filter. The leaf image was rotated to align the longest parallel line to y-axis or x-axis using central moments. From the centroid using directional erosions the leaf width and length were obtained and recorded.

Key words: Leaf area, width, length, digital image analysis, segmentation.

INTRODUCTION

Leaf area is an important variable for most physiological and agronomic studies involving plant growth, light interception, photosynthetic efficiency, evapotranspiration and response to fertilizers, irrigation and even vegetal taxonomy. Vegetable crops are very sensitive to environmental conditions which generally affect leaf area as well as plant yield and growth (Blanco and Folegatti, 2005). Accurate direct measurements of plant canopy structure are laborious and numerous methods have been developed. These methods depend on, (1) morphological features of foliage elements to be measured; (2) accuracy required; (3) amount of vegetative material to be sampled; or (4) amount of time available, while using equipment. These methods can be divided into the following categories; (1) methods for leaf tracing, (2) methods based on matching standard leaf shapes and sizes, (3) methods for calculation based on linear measurements, (4) methods based on leaf area to mass relation and (5) methods of optical planimetric (Daughtry, 1990).

When discussing planimetric methods that use compu-

ters to measure leaves, automatic and semiautomatic techniques have been proposed. O'Neal et al. (2002) reported a method for measuring leaf area and defoliation by means of digital image analysis using a common scanner and public domain software. Li Zhichen et al. (2008) calculated leaf area with a non-destructive method through an algorithm in Matlab 6.0, utilizing a box with a hole on the top, where a camera was placed, a piece of white paper with a rectangle was then, placed on the flat-bed where the leaf was covered in order to obtain high-contrast images. Igathinathane et al. (2006) developed a method using a computer to measure leaf area and perimeter, with software written using visual basic. They drew the leaf outlines of each specimen on the computer screen with a mouse and a keyboard. Another tool available is LAMINA, developed by Bylesjö et al. (2008), which works with images of scanned leaves; its output consists of the leaf area and shape parameters. However, the method was described only in general terms and it can not be reproduced with the information written in their published paper. Rico et al. (2009) calculated leaf area using digital photographs processed in Matlab and computer aided design (CAD) software but the calibration in this process is done by modifying code in the program and the segmentation is done manually. Even though the standard method to determine area, length and width of

*Corresponding author. E-mail: afemat@uaq.mx. Tel: 52 442 192 1200, 6097. Fax: 52 442 192 1200, 6005.

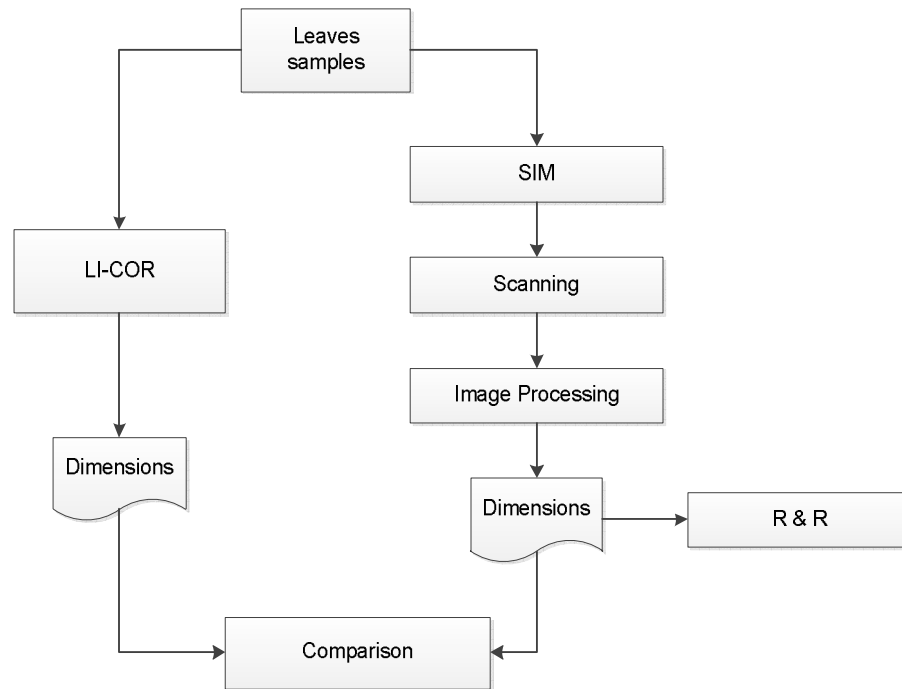


Figure 1. General methodology to test the proposed method.

leaves for agronomical applications is LI-COR 3000C leaf area meter (LI-COR Inc., Lincoln, NE); however, information regarding the shape and its evolution cannot be recorded by using this equipment. This information is fundamental to the study of the evolution of harvests. In the case of determining area using any kind of methodology, the results are referred to as total area, but due to the morphology of the surface the area should be referred to as apparent area.

The objective of this project is to propose an automatic method that is accurate and easy to implement based on image processing which could be used in physiological and agronomic studies, such as in Armstrong et al. (2006), Ciganda et al. (2009), Boussadia et al. (2010), Kahmen et al. (2008), Rossi and Patteri (2009) and Vohland et al. (2010). These require measurements of leaf areas, lengths and widths that can be compared with data obtained by means of standard methods and by establishing an algorithm with repeatable results. In the proposed method, the images are segmented using Otsu methodology and later, the noise is cleaned using a median filter. The resulting binary image is used for the calculation of the leaf area. A ratio between the white pixels counted on a leaf and the dots per inch (DPI) is established. The pixels of the leaf area are counted directly on the binary image. Before the length and width are obtained, the binary image is rotated to align the major axis of the leaf parallel to the y-axis. Finally, the maximum vertical and horizontal lines are obtained through directional erosions using a vertical or horizontal line, respectively, as the structuring element (Soille et al.,

1996; Soille, 2003).

MATERIALS AND METHODS

The methodology followed for comparison of SIM was a standard method, in order to verify its measurement error as is shown in Figure 1. Different samples of leaves were cut and cleaned. Each leaf was scanned and its color bitmap file was acquired with the freeware InfarView 4.23. The images were processed with a personal computer with Intel® CPU 575 (2.0GHz) and software developed using Builder C++ 2009.

For SIM and LI-COR measurement comparisons a set of forty seven leaves was used, each leaf was measured three times using the LI-COR 3000C and LI-COR 3050C (LI-COR Inc., Lincoln, NE). LI-COR was used as a reference. The dimensions in points were obtained through the image processing methodology.

For the SIM reproducibility and repeatability study and in order to check the resolution of the proposed method, sixteen leaves of different species and thirteen leaves of *Citrus aurantifolia* of varying sizes were used, respectively. Each leaf was scanned twice with the HPColor LaserJet CM1312 and twice with the HP PSC 1210 with 200 DPI. Then, for each leaf, four replicates were obtained. The sample leaves of *Citrus aurantifolia* are shown in Figure 2.

LI-COR method

This equipment uses an electronic method of rectangular approximation for leaf area measurement. It is equipped with a scanning head that consists of a row of 128 narrow, red, light-emitting diodes (LEDs) spaced on 1 mm centers which creates resolution problems in the final image to be process due to scattering. These LEDs are sequentially pulsed, only one LED is lit at a time, in order to examine a particular grid cell in the row of the specimen, checking the adjacent rows one by one. This process can be performed



Figure 2. Sample leaves of *Citrus aurantifolia*.

manually by pulling a length of encoding cord by hand at a constant speed or automatically, with a specially included machine. If the sweeping speed is not kept constant, this may lead to measurement errors.

SIM description

The measurements of the scanned images were determined according to 200 DPI. This quantity was used to establish a ratio with the number of pixels for each area, length and width in the proposed method. If different resolution is used in the scanned images, this quantity needs to be specified in order to adjust the ratio. For the image processing method, each image was converted to grey tones and binarized with Otsu methodology. Then, a median filter was applied to clean the noise. Starting from the binarized and cleaned image, the area was obtained using a ratio with the DPI and the quantity of white pixels. Next, using the binarized image, that could be rotated to orient the major axis of the leaf parallel to the y-axis, the centroid was calculated and from it, the horizontal and vertical lines that cross it. Beginning with the length of each one of these lines, the maxima horizontal and vertical lines were determined. For this final measurement, horizontal and vertical lines were used as structural elements in directional erosions to ascertain the length and maximum width of each leaf. Figure 3 shows a flow diagram of the image processing of the SIM for each measurement parameter and Figure 4 shows a sample of the images of the leaves used for the comparison of the results of SIM and LI-COR.

Grey scale images

The scanned images were stored in the typical red green blue (RGB) color space (Gonzalez and Woods, 2008). However, for the segmentation process, it was necessary to work with grey scaled images. In order to perform this conversion, only the green band was considered because this band reveals more information about the leaf contours.

Segmentation

Otsu methodology was applied to perform an intensity transformation to reach an adequate value to binarize the image, where the total number of pixels in the image is N . In this case, these are assigned to two groups or classes using the pixel values. This method maximizes the variance between-classes. It establishes a threshold $T(k)=k$, with $0 < k < L-1$ and two classes c_1 and c_2 as intensity values in the range of $(0, k)$ and $(k+1, L-1)$, respectively. L refers to the distinct intensity levels. The occurrence probability of the grey level i in the image is given by $p_i=f_i/N$; the zero order ω_k accumulated moment of the class c_k according to equation (1) and the first order μ_k accumulated moment of the class c_k as defined

by equation (2). It also defines the variance between two classes σ_B^2 in a threshold as seen in equation (4) (Gonzalez and Woods, 2008) where μ_T is established in equation (3). The optimal threshold t^* is chosen when $t^* = \text{Max}\{\sigma_B^2(t)\}, 1 \leq t \leq L$ (Otsu, 1979; Gonzalez and Woods, 2008).

$$\omega_k = \sum_{i \in C_k} p_i \quad (1)$$

$$\mu_k = \sum_{i \in C_k} i p_i \quad (2)$$

$$\mu_T = \omega_1 \mu_1 + \omega_2 \mu_2 \quad (3)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_1 (\mu_1^2 - \mu_T^2) + \omega_2 (\mu_2^2 - \mu_T^2) \quad (4)$$

In Figure 5, leaf samples are shown after applying Otsu methodology process. It is clear that some noise is still evident after the segmentation process as seen in the largest leaf image; therefore, an additional filtering process must be carried out.

Filtering

The binarized image may contain noise, such as little particles resulting from the previous process that need to be cleaned. For this purpose, a median filter was used; it replaces the value of each pixel in the image by means of the median of the intensity levels in the neighborhood (Gonzalez and Woods, 2008).

Area

The leaf area is calculated in centimeters using the DPI of the images. After the filtering process, the white pixels of the image are counted as (A) and a ratio with DPI is calculated in order to obtain the leaf area ($Area$) as can be seen in equation (5).

$$Area = A(2.54^2 / DPI^2) \quad (5)$$

Leaf width and length

Once the image has been binarized and cleaned, the process to obtain leaf width and length is computed. The first part of this process is related to the alignment of the leaf, which includes points 1 and 2. If the alignment process is omitted the process to evaluate

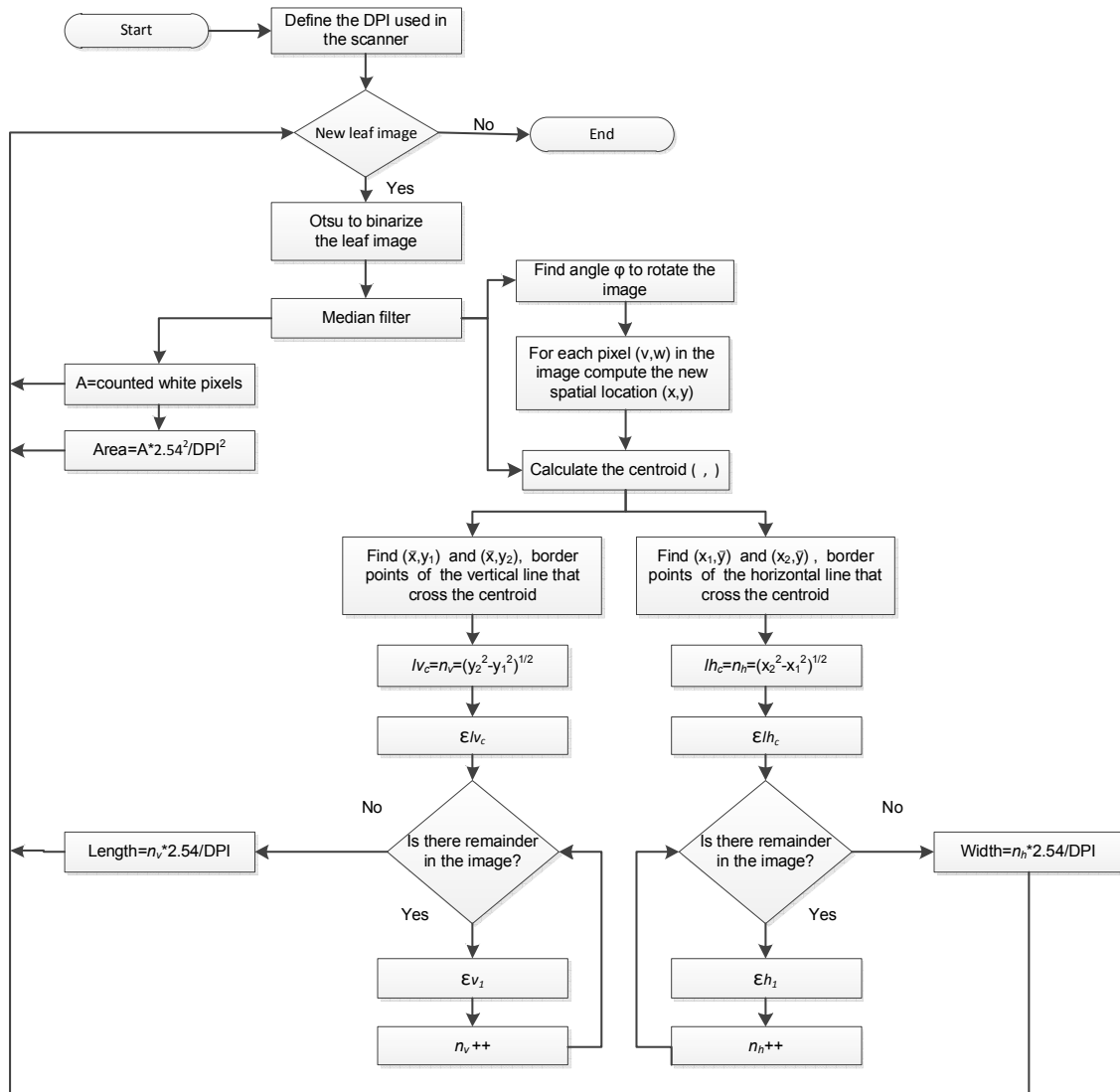


Figure 3. Flow diagram of SIM's image processing.



Figure 4. Sample leaves.



Figure 5. Sample leaves after binarizing.

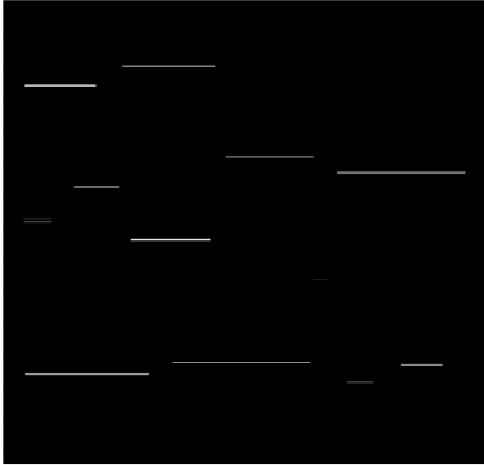


Figure 6. Sample leaves' width lines.

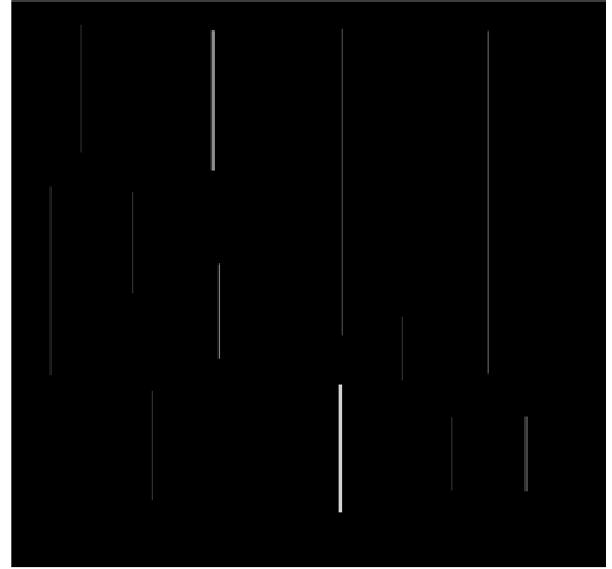


Figure 7. Sample leaves' length lines.

leaf width and length should begin at point 3. These steps are described as follows:

1. An angle φ to rotate the leaf image is obtained using second order central moments as in equation (6). The angle is calculated using the equations from (7) to (14), where $f(x, y)$ represents the grey level in the point (x, y) , the point (\bar{x}, \bar{y}) is the centroid of the leaf image, $U(2,0)$, $U(0,2)$ and $U(1,1)$ second order central moments, $M(1,0)$ and $M(0,1)$ first order moments and $M(0,0)$ the zero order moment.

$$\varphi = \frac{1}{2} \tan^{-1} (2U(1,1) / (U(2,0) - U(0,2))) \tag{6}$$

$$U(1,1) = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})(y - \bar{y}) f(x, y) \tag{7}$$

$$U(2,0) = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^2 f(x, y) \tag{8}$$

$$U(0,2) = \sum_x \sum_y (y - \bar{y})^2 f(x, y) \tag{9}$$

$$M(0,0) = \sum_x \sum_y f(x, y) \tag{10}$$

$$M(1,0) = \sum_x \sum_y x f(x, y) \tag{11}$$

$$M(0,1) = \sum_x \sum_y y f(x, y) \tag{12}$$

$$\bar{x} = M(1,0) / M(0,0) \tag{13}$$

$$\bar{y} = M(0,1) / M(0,0) \tag{14}$$

2. After obtaining φ , it is computed for each pixel (v, w) in the binarized image, the new spatial location (x, y) in the aligned

leaf image through equations (15) and (16).

$$x = v \cos \varphi - w \sin \varphi \tag{15}$$

$$y = v \sin \varphi + w \cos \varphi \tag{16}$$

3. The new centroid (\bar{x}, \bar{y}) or center of mass in the alignment leaf image, which is the geometric center of the object's shape, is calculated again using equations (13) and (14).

4. The size of the longest horizontal erosion is n_h . This defines the quantity of points of the leaf width obtained through successive directional erosions of a line with a slope of 0° beginning with a structuring element of size lh_c ; this size was obtained from the horizontal white line that crosses the centroid, followed by unitary erosions (ϵ_{h1}) until the data remaining in the image was found, that is, the final white points. 5. The leaf width measured in centimeters is set as the ratio of n_h and DPI as in equation (17).

$$Width = n_h (2.54 / DPI) \tag{17}$$

6. In a similar manner to the horizontal line, the size of the longest vertical erosion (n_v) is calculated. This variable defines the number of points of the leaf length. This is obtained through successive directional erosions of a line with a slope of 90° , beginning with a structuring element of size lv_c which also takes into consideration the size obtained from the vertical white line that crosses the centroid, followed by unitary erosions (ϵ_{v1}), until the remainder of the image is found.

7. The leaf length is also measured in centimeters and is set as the ratio of n_v and DPI as in equation (18).

$$Length = n_v (2.54 / DPI) \tag{18}$$

Figure 6 and 7 show the images that resulted from the dilations of size n_h and n_v , respectively. The remainder in each case is used to rebuild leaf width or length. If there is more than one resulting line on one leaf, all of them have the same size.

Table 1. SIM versus LI-COR ANOVA comparison p-values summary.

Test for means	Area	Length	Width
ANOVA SIM vs LI-COR	0.990	0.962	0.983

Table 2. Linearity and bias tests p-values summary.

Concept	Area	Length	Width
Range measured	2.7-100.3 cm^2	3.0-19.4 cm	1.0-9.3 cm
Bias test lowest p-value $H_0 : Bias = 0$	0.377 at 4.8 cm^2	0.264 at 6.4 cm	0.248 at 4.0 cm
Avg. bias test p-value $H_0 : A.Bias = 0$	0.146	0.288	0.148
Linearity test p-value $H_0 : Slope = 0$	0.319	0.279	0.153

Table 3. R&R ANOVA Tables for *C. aurantifolia* leaves not aligned and aligned.

Source	Not aligned					Aligned					
	df	SS	MS	F	p	df	SS	MS	F	p	
A	Leaves	12	3452.93	287.7442	3334.27	<0.001	12	3452.79	287.733	3339.05	<0.001
	Reproducibility	1	0.090	0.090	1.030	0.330	1	0.090	0.088	1.020	0.332
	Interaction	12	1.040	0.087	0.860	0.597	12	1.030	0.086	0.860	0.598
	Repeatability	26	2.620	0.101			26	2.620	0.101		
	Total	51	3456.68				51	3456.53			
L	Leaves	12	159.924	13.327	1132.43	<0.001	12	159.903	13.3253	1454.9	<0.001
	Reproducibility	1	0.014	0.014	1.220	0.291	1	0.002	0.002	0.270	0.616
	Interaction	12	0.141	0.012	0.580	0.835	12	0.110	0.009	1.030	0.449
	Repeatability	26	0.524	0.020			26	0.230	0.009		
	Total	51	160.603				51	160.246			
W	Leaves	12	55.3773	4.61477	9557.61	<0.001	12	55.4314	4.619283	8550.77	<0.001
	Reproducibility	1	0.002	0.002	5.040	0.044	1	0.003	0.003	5.170	0.042
	Interaction	12	0.006	0.000	0.780	0.667	12	0.007	0.001	0.830	0.621
	Repeatability	26	0.016	0.001			26	0.017	0.001		
	Total	51	55.4016				51	55.4576			

Statistical analysis

1. The set of forty seven leaves of different species was measured with SIM and LI-COR and compared as two treatments with one way ANOVA. The hypothesis tested was $H_0 : \mu_{LI-COR} - \mu_{SIM} = 0$ and there was no evidence to reject the null hypothesis, being the lowest $p\text{-value}=0.962$. The results are shown in Table 1. These results suggest the treatments, in this case SIM and LI-COR measurement methods as general procedures were statistically similar.

2. Linearity and bias tests in the ranges of samples measured were prepared and the results are reported in Table 2. These tests were calculated using LI-COR measurements as reference. Linearity was evaluated based on bias along the range measured. A regression equation for the average bias at each reference was calculated and its slope was tested for $H_0 : Slope = 0$.

As shown in Table 2, linearity results were good for area, length

and width. A t-test was used to verify $H_0 : Bias = 0$ using the pooled sample standard deviation method across ranges of the leaves measured. For this test, the lowest significance was $p = 0.377$, $p = 0.264$ and $p = 0.248$ for area, length and width, respectively. Therefore, area, width and length were found with no bias in the range. For the test of average bias $H_0 : A.Bias = 0$ the lowest $p = 0.146$ shows there was no bias in the average either. SIM was found with no significant bias and with no trends along the ranges measured.

3. The third statistical procedure was for repeatability and reproducibility assessment of SIM's results. In the context of this research, the reproducibility was mainly related with the variability caused by the position of leaves on the scanner's flat bed to capture the image. Repeatability assessed the variation induced by the imaging processing algorithm. Two experiments were designed and executed to verify the reproducibility and repeatability of the method. One used thirteen *C. aurantifolia* leaves and other included

Table 4. R&R variation breakdown for *C. aurantifolia* leaves not aligned and aligned.

Source of variation	Not aligned			Aligned		
	Area	Length	Width	Area	Length	Width
SIM R&R (%)	0.13	0.52	0.06	0.13	0.27	0.06
Repeatability	0.13	0.52	0.05	0.13	0.27	0.05
Reproducibility	< 0.01	< 0.01	0.01	< 0.01	<0.01	0.01
Leaf to leaf (%)	99.87	99.48	99.94	99.87	99.73	99.94
Resolution (categories)	38	19	59	38	27	57

Table 5. R&R ANOVA tables for different species leaves not aligned and aligned.

Source	Not aligned					Aligned					
	df	SS	MS	F	p	df	SS	MS	F	p	
A	Leaves	15	49714.4	3314.29	80662.9	<0.001	15	49714.5	3314.3	70486.5	<0.001
	Reproducibility	1	0.500	0.490	12.000	0.003	1	0.400	0.370	7.800	0.014
	Interaction	15	0.600	0.040	25.100	<0.001	15	0.700	0.050	16.900	<0.001
	Repeatability	32	0.100	0.000			32	0.100	0.000		
	Total	63	49715.5				63	49715.7			
L	Leaves	15	1210.74	80.7158	4468.91	<0.001	15	1310.46	87.3637	11110.09	<0.001
	Reproducibility	1	0.150	0.146	8.100	0.012	1	0.040	0.039	4.900	0.042
	Interaction	15	0.270	0.018	0.940	0.538	15	0.120	0.079	7.100	<0.001
	Repeatability	32	0.620	0.019			32	0.040	0.001		
	Total	63	1211.77				63	1310.65			
W	Leaves	15	484.583	32.3056	152122	<0.001	15	480.895	32.0597	239722	<0.001
	Reproducibility	1	0.001	0.001	5.000	0.046	1	0.000	0.001	4.000	0.074
	Interaction	15	0.003	0.000	1.000	0.851	15	0.002	0.000	4.000	0.001
	Repeatability	32	0.011	0.000			32	0.001	0.000		
	Total	63	484.599				63	480.899			

Table 6. R&R variation breakdown for different species leaves not aligned and aligned.

Source of variation	Not aligned			Aligned		
	Area	Length	Width	Area	Length	Width
SIM R&R (%)	< 0.01	0.11	< 0.01	< 0.01	0.03	< 0.01
Repeatability	< 0.01	0.09	< 0.01	< 0.01	0.01	< 0.01
Reproducibility	< 0.01	0.02	< 0.01	< 0.01	0.02	< 0.01
Leaf to leaf (%)	99.99	99.89	99.99	99.99	99.97	99.99
Resolution (categories)	215	41	220	217	89	407

sixteen leaves of different species. The experiments were done with two different scanners and each leaf was measured twice with each scanner. Images obtained were processed with and without alignment. Repeatability and reproducibility were evaluated using the analysis of variance method. Results for *C. aurantifolia* leaves are shown in Tables 3 and 4. The results for the different species leaves are shown in Tables 5 and 6. For *C. aurantifolia* same species leaves results were similar for images aligned and not aligned except for length. This is explained due to the fact that, the length axis is the reference for the alignment process. As this was the lowest resolution measure its categories increased from 19 to 27 when images were aligned. SIM error was higher for length and also it reduced from 0.52 to 0.27% when alignment was applied to

the images. Statistical significance of SIM was only important for width $p = 0.04$ and it had a slight decrease of the resolution when images were aligned from 59 to 57. Again, this is explained due to the fact that, the alignment axis was length; therefore, images aligned move the reference for width measurement adding some variation to this result. For different species leaves there were a consistent improvement in all indicators when images were aligned before they were measured. Lowest p -value for SIM significance increased from $p = 0.003$ to $p = 0.014$. This means the reproducibility error induced by the leaf's position on the scanner reduced when alignment was implemented. Error as a proportion of variation also decreased from 0.11 to 0.03% and resolution increased from 41 to 89 for the length. For both sets, same species

leaves and different species, the area resolution remained almost equal as alignment only affects length and width results. Total error caused by SIM as a complete measurement method was $\leq 0.52\%$ when images were not aligned. This result suggests, it had very low error level for the samples and ranges measured. Categories were ≥ 19 also supporting the robustness of SIM even with no alignment.

RESULTS AND DISCUSSION

In this investigation by using the proposed method of image processing that the area, length and width of leaves can be obtained with results comparable to those obtained with a standard method. This study has merit most especially for studies where funding for specialized equipment and software is limited. The results were compared with those achieved by the use of LI-COR, which is standard equipment. Furthermore, a linearity test was done showing that there was no bias between these. Based on the results of the R&R tests, it was noted that, when the leaves were aligned the precision of SIM, became more accurate even when the leaves are aligned manually by the user and the step of aligning is omitted in the image processing method, the results were still acceptable. The measurement of same species leaves was the severest R&R test for SIM and in it the variation due to the measurement system was $R\&R_{SIM} = (0.27, 0.52)\%$ with the highest result for not aligned samples. In the same assessment $Resolution_{SIM} = (19, 27) \text{ Categories}$, here the lowest was for not aligned samples. This suggests that, SIM could be an alternative way to measure leave area, length and width, requiring only standard office equipment and the image processing method proposed herein. Further evaluation may be desirable for samples of sizes under and above the ranges already in this research.

ACKNOWLEDGEMENTS

This research project has been supported by the government agency CONACyT (160190) and the "Fondo Sectorial de Investigación para la Educación" (SEP-CONACyT 2007 - México). The authors would also to thank Silvia C. Stroet for her assistance in editing the English content of this paper.

REFERENCES

- Armstrong AF, Logan DC, Atkin OK (2006). On the developmental dependence of leaf respiration: responses to short- and long-term changes in growth temperature. *Am. J. Bot.* 93(11): 1633-1639.
- Blanco FF, Folegatti MV (2005). Estimation of leaf area for greenhouse cucumber by linear measurements under salinity and grafting. *Sci. Agric.* 62(4): 305-309.
- Boussadia O, Steppe K, Zgallai H, Ben El Hadj B, Brahama M, Lemeur R, Van Labeke MC (2010). Effects of nitrogen deficiency on leaf photosynthesis, carbohydrate status and biomass production in two olive cultivars 'Meski' and 'Koroneiki'. *Sci. Hortic.* 123(3): 336-342.
- Bylesjö M, Segura V, Soolanayakanahally RY, Rae AM, Trygg J, Gustafsson P, Jansson S, Street NR (2008). LAMINA: a tool for rapid quantification of leaf size and shape parameters. *BMC Plant Biol.* 8(1).
- Daughtry C (1990). Direct measurements of Canopy Structure. *Rem. Sens. Rev.* 5(1): 45-60.
- Ciganda V, Gitelson A, Schepers J (2009). Non-destructive determination of maize leaf and canopy chlorophyll content. *J. Plant. Physiol.* 166(2): 157-167.
- Gonzalez R, Woods R (2008). *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Upper Saddle River, NJ: Pearson Education-Prentice Hall. pp. 402-406, 742-747.
- Igathinathane C, Prakash VSS, Padma U, Ravi Babu G, Womac AR (2006). Interactive computer software development for leaf area measurement, *Comput. Electron. Agric.* 51(1-2): 1-16.
- Kahmen A, Simonin K, Tu KP, Merchant A, Callister A, Siegwolf R, Dawson T, Arndt S (2008). Effects of environmental parameters, leaf physiological properties and leaf water relations on leaf water $\delta^{18}O$ enrichment in different *Eucalyptus* species. *Plant Cell Environ.* 31(6): 738-751.
- Li Z, Ji C, Liu J (2008). Leaf area calculating based on digital image. *Computer and Computing Technologies in Agriculture, Volume II*, Springer.
- O'Neal ME, Landis DA, Isaacs R (2002). An Inexpensive, accurate method for measuring leaf area and defoliation through digital image analysis. *J. Econ. Entomol.* 95(6): 1190-1194.
- Otsu NA (1979). Threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* 9(1): 62-66.
- Rico-García E, Hernández-Hernández F, Soto-Zarazúa G, Herrera-Ruiz G (2009). Two new methods for the estimation of leaf area using digital photography. *Int. J. Agric. Biol.* 11(4): 397-400.
- Rossi V, Patteri E (2009). Inoculum reduction of *Stemphylium vesicarium*, the causal agent of brown spot of pear, through application of *Trichoderma*-based products. *Biol. Control*, 49(1): 52-57.
- Soille P, Breen E, Jones R (1996). Recursive implementation of erosions and dilations along discrete lines at arbitrary angles. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 18(5): 562-567.
- Soille P (2003). *Morphological Image Analysis, Principles and Applications*, 2nd ed., Germany: Verlag Berlin Heidelberg: Springer. pp. 15-26, 105-137.
- Vohland M, Mader S, Dorigo W (2010). Applying different inversion techniques to retrieve stand variables of summer barley with PROSPECT + SAIL. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinform.* 12(2): 71-80.

Asunto: Galley proof of your paper - 712131 - Femat-Diaz

De: Milan Antonijevic <mantonijevic@tf.bor.ac.rs>

Fecha: 11/6/2012 1:49 AM

Para: Aurora Femat Diaz <afemat@uaq.mx>

Dear Dr Femat-Diaz,

I would like to inform you that your paper will be published in our journal after major revision. I am sending you the referee's report and the galley proof of your paper. We have done the layout and prepared the doc file for your paper. Please check it very carefully and give answers and comments given by reviewer. Please, send me revised paper as soon as possible.

I send you an invoice. Please, print and use it.
Could you send me confirmation about the payment (during bank transfer, please, use invoice number 712131).

Thank you in advance.

M. Antonijevic

----- Original Message -----

From: [Aurora Femat Diaz](#)

To: [International Journal of Electrochemical Science](#)

Sent: Thursday, October 18, 2012 4:21 PM

Subject: paper submission

International Journal of Electrochemical Science

Editorial Office

Attached please find the submission for the paper "Microcrack parameters characterization in hard-coatings using moments for image processing". We believe the work may interest your readers, in particular those working with coatings. The image processing application presented aid in the characterization of microcracks in chromium plating, through an automated process that allows quantification without the need to use the traditional visual counting.

We will look forward for your feedback,

Sincerely,

Aurora Femat-Diaz

— Adjuntos: —

IJES - Referee's report - A. Femat-Diaz- 712131.doc

52.5 KB

Technical Report

Microcrack Parameters Characterization in Hard-Coatings Using Moments for Image Processing

A. Femat-Diaz^{1,*}, I. Terol-Villalobos², J. Torres-Gonzalez², I. Manríquez-Guerrero², and
D. Vargas-Vazquez¹

¹ Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Ingeniería, División de Estudios de Posgrado.
Cerro de las Campanas s/n, Querétaro, Querétaro 76010, México.

² Centro de Investigación y Desarrollo Tecnológico en Electroquímica S.C., Pedro Escobedo,
Querétaro 76700, México.

*E-mail: afemat@uaq.edu.mx

Received: 18 October 2012 / Accepted: 1 xxx 2012 / Published: 1 xxx 2012

The purpose of this paper is to present an automatic, reliable technique to characterize length and orientation of microcracks in hard-coatings that is easy to implement. Consequently subjectivity due to human perception for measuring these characteristics of cracks can be eliminated. This study was done using optical microscope images of hard chromium coatings. For the measurements with image processing, geometric moments, which is a known technique, is useful. However, the segmentation of microcracks plays an important role in making these measurements. In this paper, four samples have been considered, and manual and automated measurements have been performed in order to note the similarities. The results of the automatic method are contrasted with the manual measurements for one image per sample. These results show there was not significant differences between methods. Next, the automatic measurements for groups of seventeen images per sample are compared to analyze differences between samples where there was evidence that a difference between samples existed. Confidence intervals for medians were calculated at 95% confidence. Significance for the differences in samples medians for cracks' length and angle were found to be *p-value* <0.001. Therefore, it was proven that the proposed technique is a very useful tool to characterize length and orientation in microcracks.

Keywords: crack characterization, hard coating, moments, orientation, major axis length

1. INTRODUCTION

Surface coatings are used to improve materials' properties such as appearance, physical or mechanical. Chromium coatings are widely used in industry due to its hardness, wear, and corrosion

properties. After fabrication, certain parts may contain surface defects such as scales, pits, mold marks, grinding lines, tool marks, or scratches.

Cracks in coating layers are caused by its re-crystallization process, that changes the structure from hexagonal face centered (hcp) to body centered cubic (bcc). It is known that bright electrodeposits are usually internally stressed, which is noticed in a high hardness. A tensile state of stress in the coating may cause the formation of cracks; chromium coatings have high tensile stress.

Residual stresses are an inherent characteristic of electrolytic deposits; they depend on substrate metal, temperature, current density, and chemical concentrations of the electrolyte. Residual stresses can also be produced by plastic deformation heterogeneity during the process of electroplating [1]. They are classified as intrinsic or extrinsic [2]. The intrinsic stresses are developed in the deposit; while extrinsic ones are the result of the interaction of deposit and substrate [3].

It has been found that bright chromium coatings frequently begin to crack when the thickness is between 1 and 3 μm [4-6]. When a crack starts the local current density increases at its edges. Chromium is deposited faster at these edges which closes the crack. This phenomenon repeats in cycles as the deposit grows and closed cracks do not open again [4].

The prediction of structure problems permits for the control of their degradation. Consequently, the detection and characterization of cracks on hard coatings is an important step in the fabrication of materials. The development of automated crack detection techniques and accurate methods for crack characterization are important for manufacturing applications.

In hard coatings the most important characteristics for micro-cracks are the length and their perpendicularity to the substrate. Some commercial packages have certain measurements that can be implemented in a semi-automatic or partially automatic way. However, the development of fully automated methods for the measurement of these characteristics is still under investigation.

Only one case where is used a technique to measure crack parameters with image processing was found. In 2005, Grande [7] reported a work where a Y projection to X projection ratio is used to measure vertical crack orientation, provided by Clemex Inc. Vision image analysis software. Also, it is well known in this field that determination of the degree to which a crack is perpendicular to the substrate should be included in the crack's analysis.

For crack orientation, using all the points in the crack's shape is more robust than using only the two farthest points in a shape, as in Feret's diameters. A descriptor defined by all the pixels in a shape is less influenced by the presence or absence of a single pixel around the periphery [8]. The length of the crack is also an important parameter because longer cracks could produce fractures in coatings. Therefore, measurements of the maximum axis length and the angle with respect to the substrate become of great importance. Also, they can be obtained using all the points in a segment or crack using geometric moments. Further, statistical tools can be used to analyze the complete quantity of cracks in different samples of a material to compare their behavior.

Accordingly, the objective of this investigation is to present an automatic and efficient method to measure the orientation angle and major axis length of micro-cracks in images for different hard coating materials allowing the characterization of differing sample treatments.

2. MATERIALS AND METHODS

Chromium coatings were obtained from three aqueous solutions (a) Standard solution 250g/L CrO₃ and 2.5 g/L H₂SO₄ as reference, (b) 250g/L CrO₃ and 1.923 g/L H₂SO₄ and (c) 250g/L CrO₃ and 3.125 g/L H₂SO₄. The samples were steel cylinders (3cm diameter x 8cm long).

The electrodeposits were processed under different temperatures between 20 and 60°C and the current density variation was (20-60) A/dm². The samples were rinsed and dried after plating. They were cut to obtain smaller samples, then polished and etched with the Murakami's acid (100 g/L K₃[Fe(CN₆)], 8 g/L NaOH, water) to develop the micro-crack pattern and to be studied by using optic microscopy. A design of experiments utilizing 2³ for coatings was used. The cracks in the samples SA, SB, SC, and SD, as are shown in Table 1, were characterized.

Table 1. Deposit conditions.

Sample	Combination	a	b	c	a [CrO ₃ :H ₂ SO ₄]	b (°C)	c (A/dm ²)
	-1	-	-	-	b	20	20
	a	+	-	-	c	20	20
SA	b	-	+	-	b	60	20
SB	ab	+	+	-	c	60	20
	c	-	-	+	b	20	60
	ac	+	-	+	c	20	60
SC	bc	-	+	+	b	60	60
SD	abc	+	+	+	c	60	60

For each one of the four samples, 17 microstructural images were acquired. They were captured with a Nikon epiphot 200 optical metallographic microscope which includes an integrated video system. The dimensions of the images were 640x480 pixels where 2.62 pixels represented 1µm. To compare the automatic method with the manual, the area of one image per each sample was evaluated. For the comparative analysis between the samples, all the images were used.

The manual method included a visual analysis of the image where the two extreme points for each crack as (x_1, y_1) and (x_2, y_2) were considered. The crack length was estimated evaluating the distance between these points as $\sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}$. For crack orientation, the angle in degrees was calculated in reference to the axis of ordinates being $-\arctan((x_2 - x_1)/(y_2 - y_1))$; the sign is negative because this angle will be compared with the result of the automatic method. The angles were positive if they were measured anticlockwise and negative if they are measured clockwise.

The image processing consisted of two parts. The first phase was to segment the micro-cracks and the second was to measure the micro-cracks' parameters of interest. For the segmenting phase, let f be the original image and V_{gray} be the gray level that maximizes the variance between two groups of gray levels in f . The transformation g was applied to improve the uniformity of these gray levels in the cracks.

$$g(x) = \begin{cases} f(x) - V_{gray} & , \text{ if } f(x) - V_{gray} \geq 0 \\ 0 & , \text{ otherwise} \end{cases}$$

An example is shown in Fig. 1. Considering Fig. 1(a) as the original image, Fig. 1(b) was the result in this step. Next, Otsu method was used to perform an intensity transformation to define a threshold value for image g . This enabled investigators to separate cracks from the image background. Thus, the pixels are divided into two classes,

$$T(g(x)) = \begin{cases} 0 & , \text{ if } 0 \leq g(x) \leq k \\ 1 & , \text{ if } k+1 \leq g(x) \leq L-1 \end{cases}$$

where k is the value of intensity that maximizes the variance between classes [9,10]. The image in Fig. 1 (c) is Otsu' result of the example, after which, a filter was required. In mathematical morphology, the basic filters are the morphological opening $\gamma_{\mu B}$ and the morphological closing $\varphi_{\mu B}$ with a given structuring element (SE). B represents the elementary SE (3x3 pixels, for example) containing its origin, and μ is an homothetic parameter. Thus, the morphological opening and closing are given, respectively, by equations (1),

$$\gamma_{\mu B} = \delta_{\mu B}(\varepsilon_{\mu B}(f)) \quad \varphi_{\mu B} = \varepsilon_{\mu B}(\delta_{\mu B}(f)) \quad (1)$$

where the morphological erosion $\varepsilon_{\mu B}$ and dilation $\delta_{\mu B}$ are expressed as

$$\varepsilon_{\mu B}^1(f) = \inf_{y \in \mu B} f(x+y) \text{ and } \delta_{\mu B}^1(f) = \sup_{y \in \mu B} f(x-y).$$

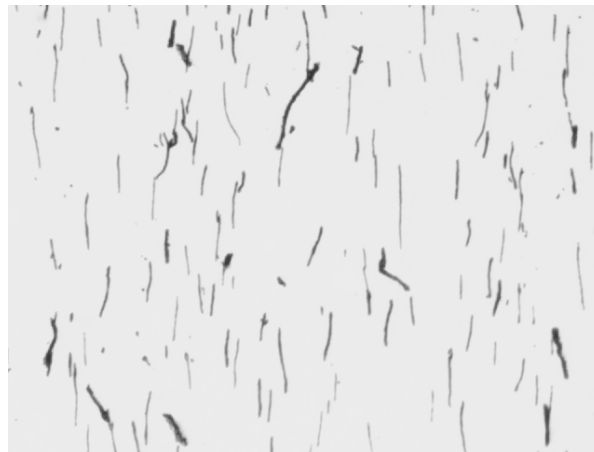
Other morphological filters are the opening and closing by reconstruction given as,

$$\begin{aligned} \tilde{\gamma}_{\mu}(f) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^n(\varepsilon_{\mu}(f)) = \underbrace{\delta_f^1 \dots \delta_f^1}_{\text{until stability}}(\varepsilon_{\mu}(f)) \\ \tilde{\varphi}_{\mu}(f) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \varepsilon_f^n(\delta_{\mu}(f)) = \underbrace{\varepsilon_f^1 \dots \varepsilon_f^1}_{\text{until stability}}(\delta_{\mu}(f)) \end{aligned} \quad (2)$$

where $\delta_{f(g)}^1 = f \wedge \delta_B(g)$ with $f \leq g$ is the geodesic dilation of size one and $\varepsilon_f^1(g) = f \vee \varepsilon_B(g)$ with $f \leq g$ is the geodesic erosion [9,11].

The filter applied was a morphological closing with a 3x1 line as SE. It was used to connect the disjoint cracks with vertical tendency. For the example, in Fig. 1(d) is shown as the closing result. In addition, a geodesic opening with a 3x3 square as SE was evaluated to delete the segments smaller

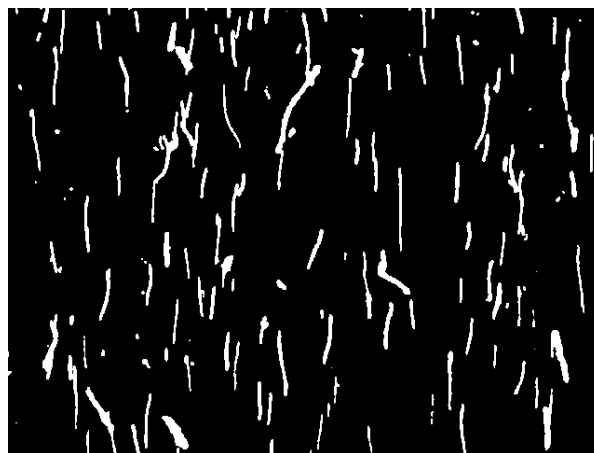
than the SE and preserve the segments bigger than SE, as in Fig. 1(e). The size of the structuring element was chosen close to 2.62 pixels because that represents 1 μm . In the closing, cracks in vertical form with that distance of separation probably correspond to the same crack. And, in the geodesic opening, particle sizes less than this were discarded because they were not considered crack, but pores. Finally, the segments that touch the edge were erased as in Fig. 1(f) to avoid biased results.



(a)



(b)



(c)

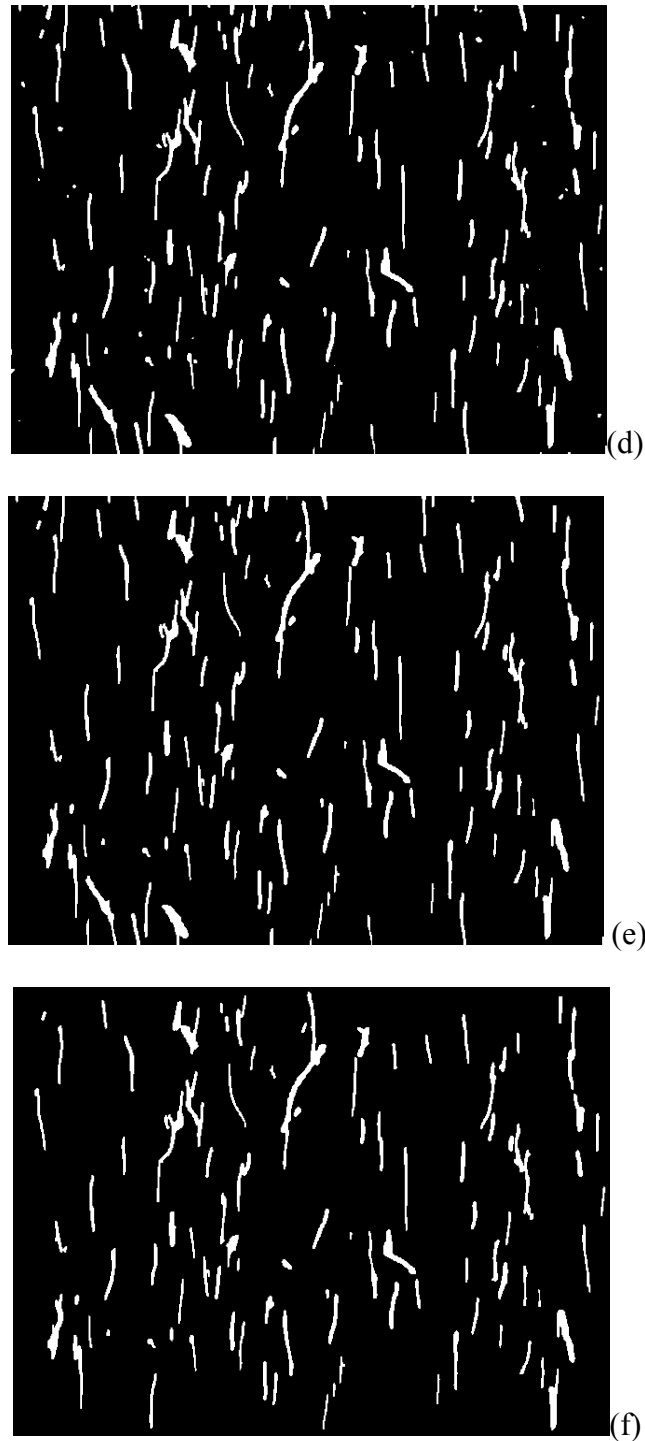


Figure 1. Operators sequence to segmentate mini-cracks in example image: (a) Original Image, (b) Subtracting max var, (c) Otsu umbralization, (d) Vertical closing, (e) Geodesic Opening, and (f) Without edge cracks.

For the measuring phase, inertia moments were used to evaluate the parameters for each crack. An inertia moment is a mathematical expression defined by the sum of the individual area elements multiplied by the square distance to its axis. It does not have physical meaning. A simple moment of

order p, q is defined by equation (3), where $f(x, y)$ is the gray level in the x, y point in an image of $N \times M$ pixels.

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (3)$$

For a segment determined by a region S , in a binary image, the moment is defined as $m_{p,q} = \sum_{(x,y)} x^p y^q$. The object area is established as $m_{0,0}$ and the centroid (\bar{x}, \bar{y}) is given as $(m_{10}/m_{00}, m_{01}/m_{00})$. When the origin is moved to the centroid, the central moments of p, q order are obtained by utilizing equation (4) [12].

$$\mu_{p,q} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (4)$$

For each crack in an image the parameters indicated below were measured:

1. The angle θ to the ordinate axis, which represents the orientation, and
2. the major axis length.

The angle (ϕ) of a segment defined in equation (5) is referred to as the minimum inertia axis. This is obtained through second order moments, defined either, $\mu_{20} > \mu_{02}$ if it is to the abscissa axis, or $\mu_{02} > \mu_{20}$ if it is to ordinate axis. Therefore, a transformation θ was necessary to show the perpendicularity of the segment to the substrate. If the crack angle is measured anticlockwise a positive angle is obtained and if it is measured clockwise, a negative angle is obtained.

$$\phi = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \quad (5)$$

$$\theta = \begin{cases} \phi + 90, & \text{if } \mu_{2,0} > \mu_{0,2} \text{ and } \phi < 0 \\ \phi - 90, & \text{if } \mu_{2,0} > \mu_{0,2} \text{ and } \phi > 0 \\ \phi, & \text{otherwise} \end{cases}$$

For moments, the maximum axis length Y_{\max} of the segment in a binary image is defined in equation (6), with U_{xx} , U_{yy} , and U_{xy} as $\mu_{2,0}/\mu_{0,0}$, $\mu_{0,2}/\mu_{0,0}$, and $\mu_{1,1}/\mu_{0,0}$ normalized, i.e. $U_{xx} = \mu_{2,0}/\mu_{0,0}$, $U_{yy} = \mu_{0,2}/\mu_{0,0}$, and $U_{xy} = \mu_{1,1}/\mu_{0,0}$ respectively.

$$Y_{\max} = 2\sqrt{2} \sqrt{U_{xx} + U_{yy} + \sqrt{(U_{xx} - U_{yy})^2 + 4U_{xy}^2}} \quad (6)$$

Taking the example into consideration and Fig. 1 (f) as the last step in the segmentation, Fig. 2 (a) and Fig. 2 (b) demonstrate the length and orientation results for each segment.

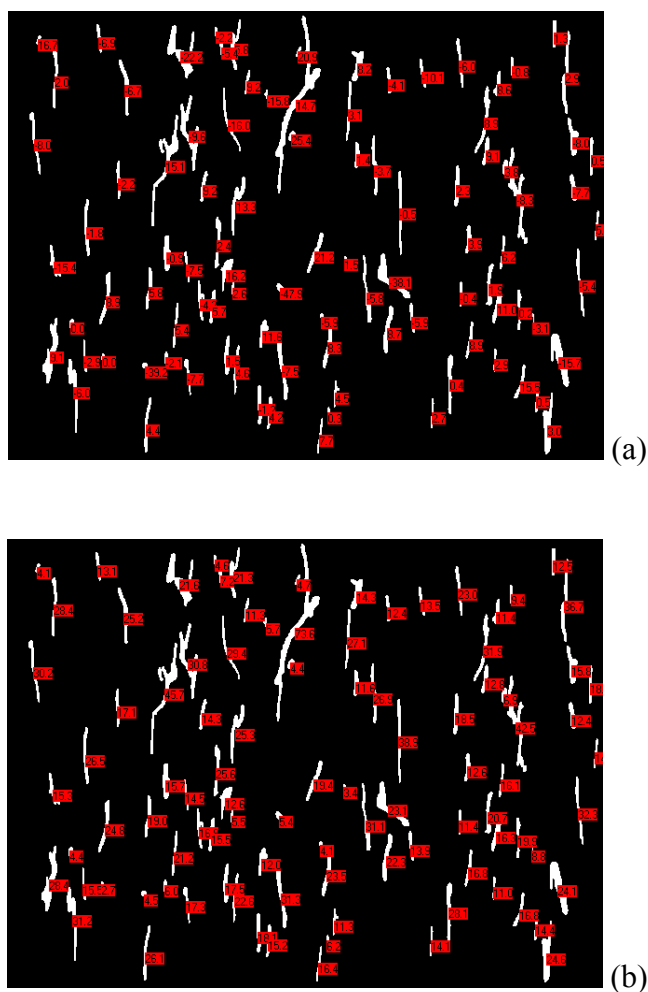


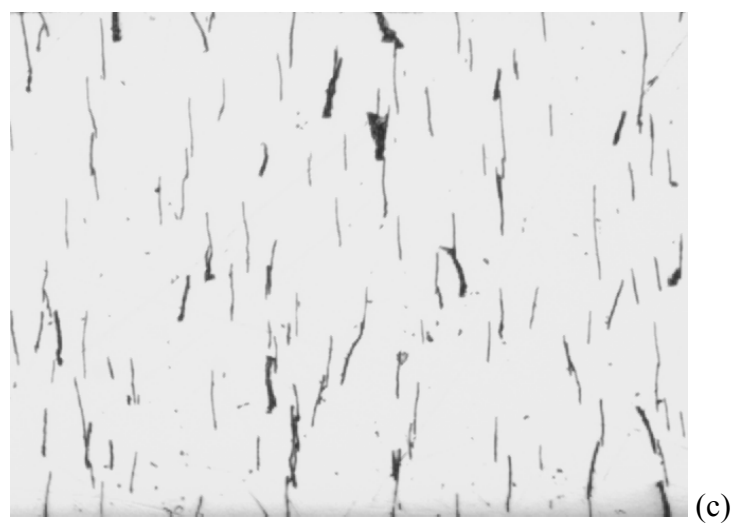
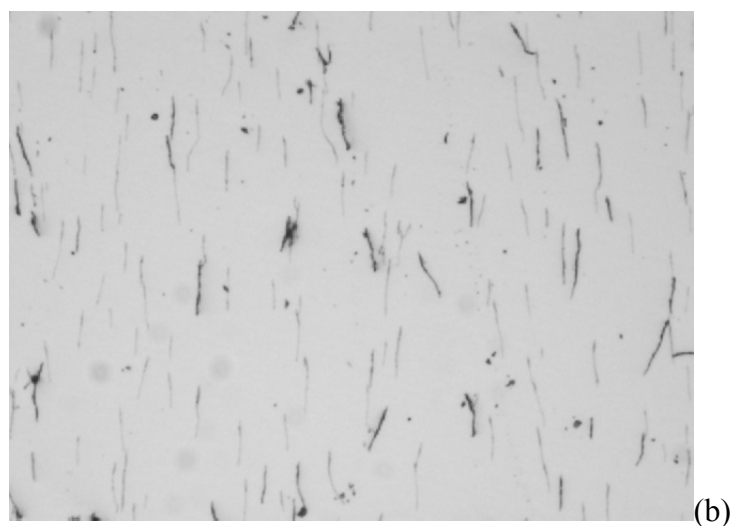
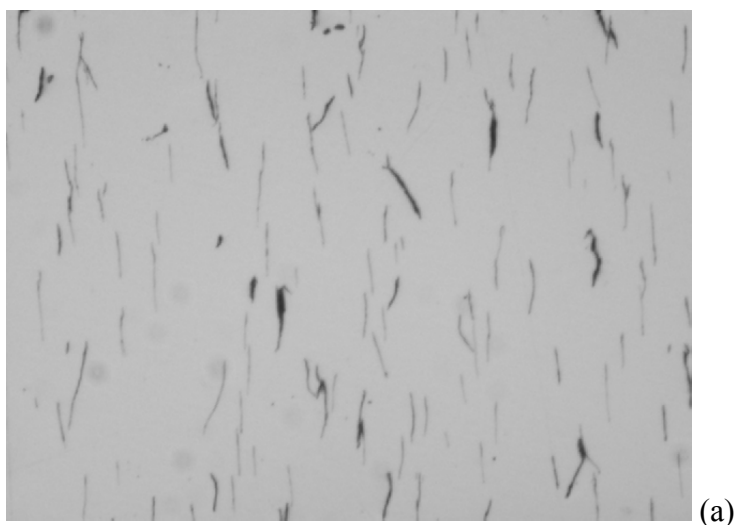
Figure 2. Measuring results in example image: (a) Angles and (b) lengths.

3. RESULTS AND DISCUSSION

First, the proposed automatic method was contrasted with a manual cracks evaluation of one image for each sample. Later, results of the proposed method for the 17 images per sample were compared. Total cracks per sample were 1500 for SA, 1862 for SB, 1305 for SC, and 1660 for SD. The area per image was $44752.64 \mu\text{m}^2$.

Using images in Fig. (3) to measure the parameters, Fig. (4) and Fig. (5) show a comparison per sample between the methods for length and angle, respectively. With exception of sample SB, the trend was to detect more cracks in the manual method than in automatic one. It is possible that, a slight decrease in gray color within the longitudinal segment permitted the identification of two cracks while the segmenting phase in the automatic method only identified one crack as a result. On the other hand,

the analyzed SB image lacked quality in comparison with the others. This image had a lot of noise, which could be incorrectly identified as cracks in the automatic method.



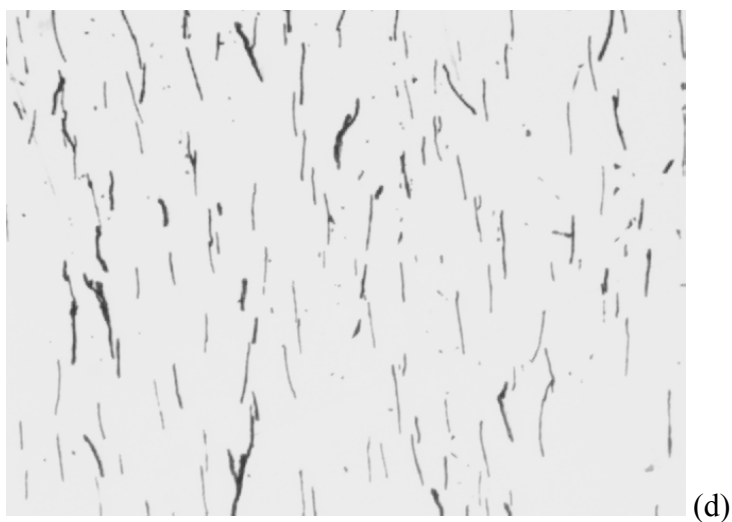
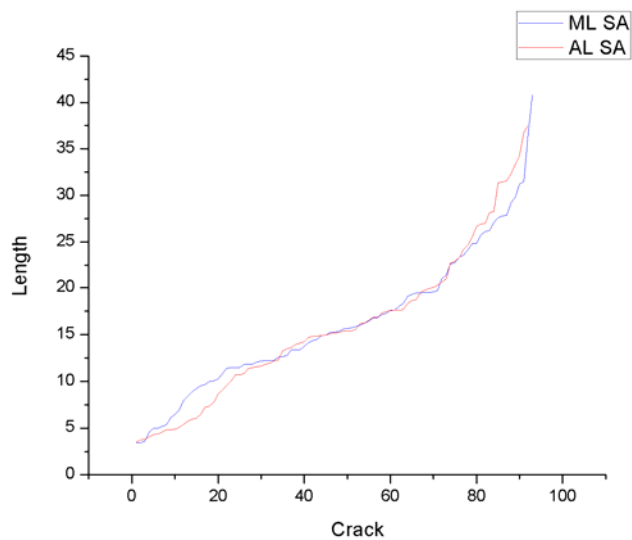
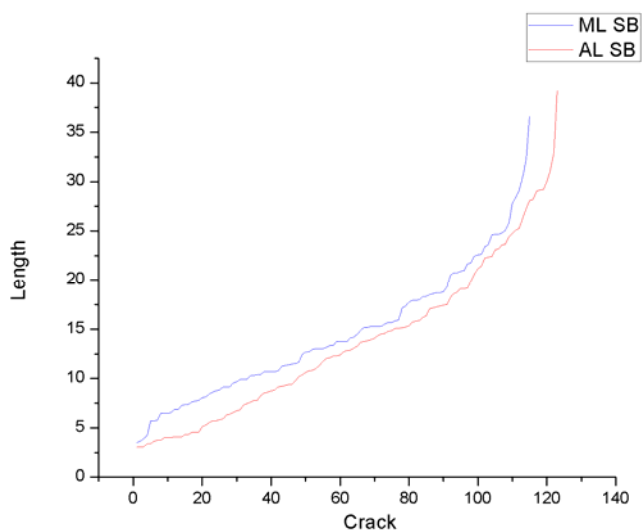


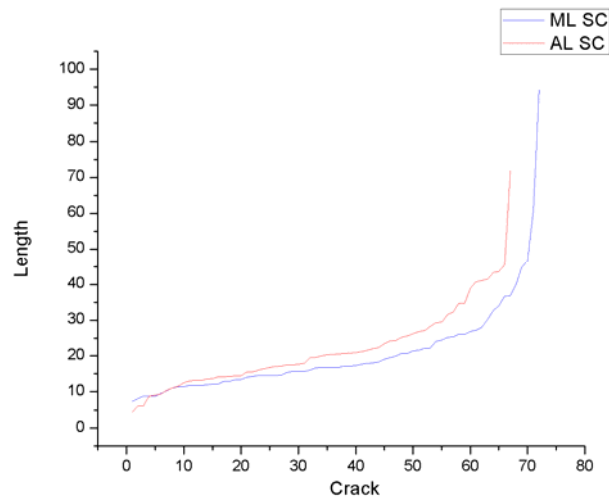
Figure 3. Images of different samples to contrast manual against proposed method measurements. (a) SA, (b) SB, (c) SC, (d) SD.



(a)



(b)



(c)

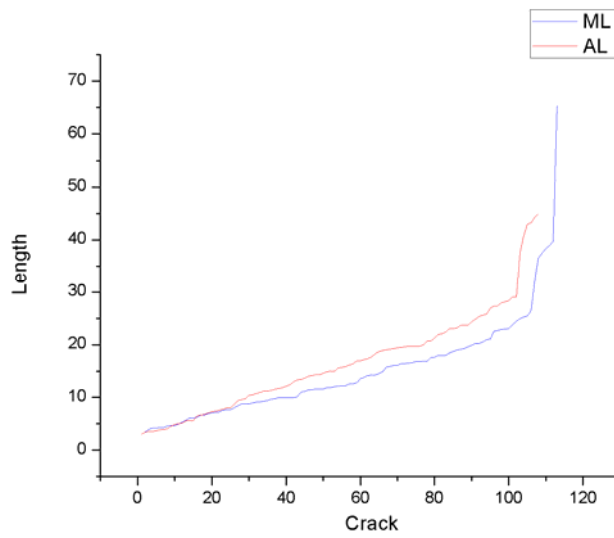
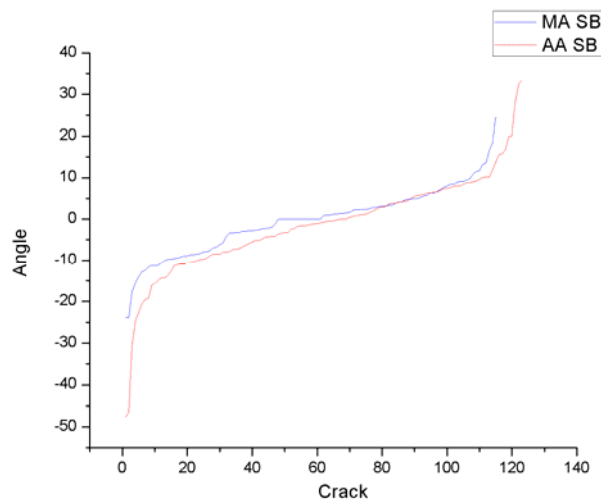
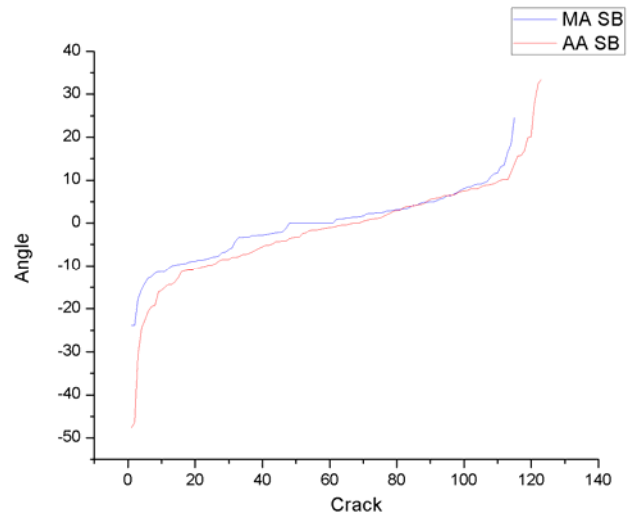


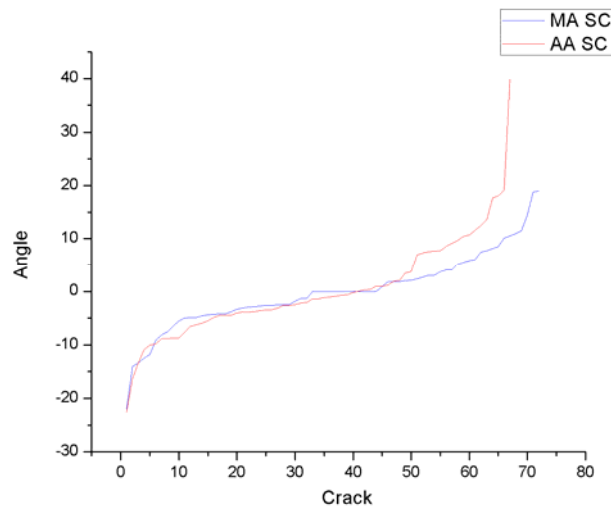
Figure 4. Length measurements for Sample A, B, C and, D. Manual against automatic method. (a) SA, (b) SB, (c) SC, (d) SD.



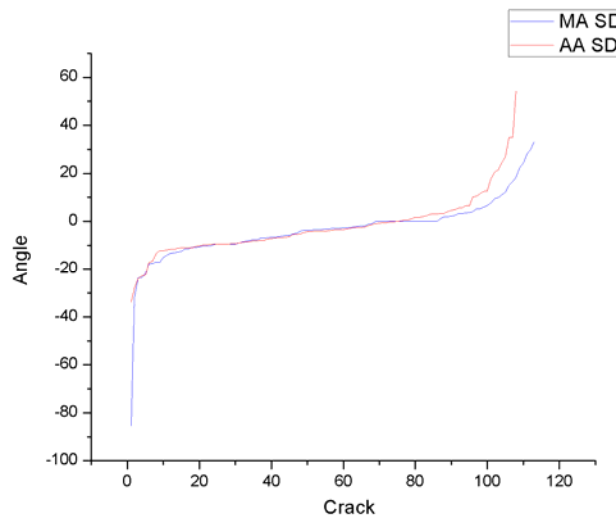
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 5. Signed angle measurements for Sample A, B, C and, D. Manual against automatic method. (a) SA, (b) SB, (c) SC, (d) SD.

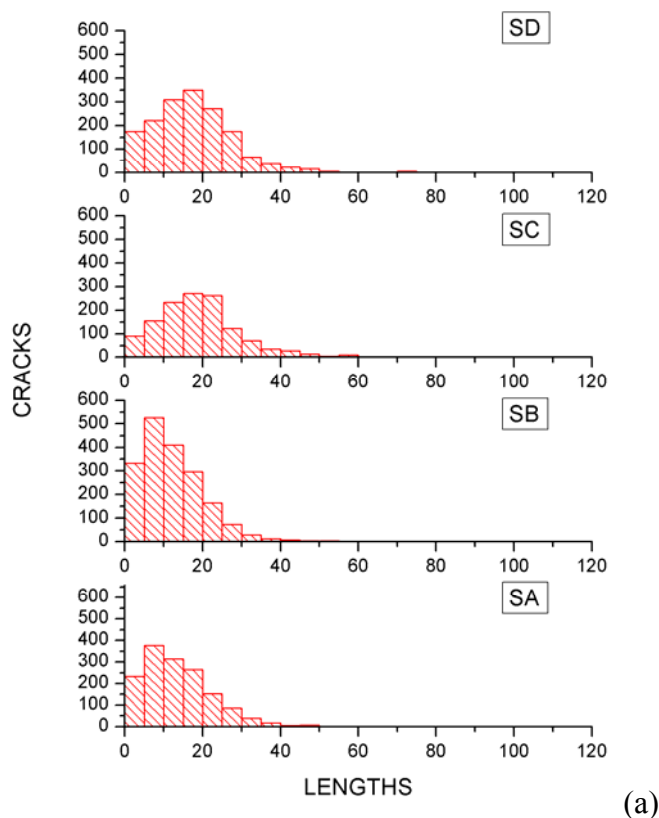
The differences between manual and automatic length could be due to the fact that manual measurement considers only one pair of points of the crack shape, while the automatic method considers all points of the shape. The orientation results are more similar between manual and automatic method.

Length and angle for manual and automatic method were not normal. Consequently, a Kruskal-Wallis non parametric test was used for analyzing the data. The p-values are presented in the Table (2). These results indicate there were no significant differences between methods.

Table 2. P-values to compare manual against automatic method.

Sample	Length	Angle
SA	0.73762	0.16036
SB	0.19587	0.57124
SC	0.1971	0.56019
SD	0.09063	0.75857

Earlier, 17 images per sample were used for comparison between treatments. The histograms in Fig. (6) (a) and (b) show these results for length and angle, respectively. Here a general tendency of the measured parameters can be analyzed. Together, histograms and confidence intervals of Table (3) provide information to analyze differences between the samples.



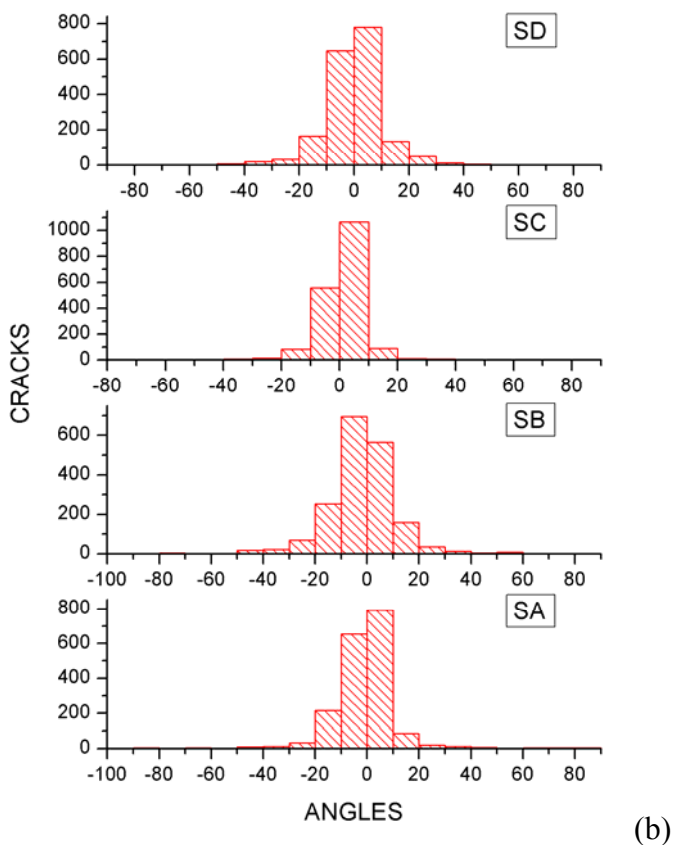


Figure 6. Measuring results for the automatic method. Four samples with seventeen images per sample. (a) Angles and (b) lengths.

Table 3. Confidence intervals for samples.

Sample	Median Length	StdDev Length	Median Angle	StdDev Angle
SA	11.694 - 13.044	9.120 - 9.797	-3.1402 - 2.1509	13.8729 - 14.9028
SB	10.274 - 11.336	7.876 - 8.399	-2.5070 - - 1.3471	13.8460 - 14.7651
SC	17.432 - 18.693	10.995 - 11.872	0.7407 - 0.1368	10.6052 - 11.4517
SD	16.241 - 17.430	9.838 - 10.531	-1.0291 - - 0.1153	11.8642 - 12.7000
Mood's Test p- value	< 0.001	< 0.001	< 0.001	< 0.001

In addition, a data set was prepared with a categorical variable for the treatment and two ratio variables for total length and angle. The four samples were factors; the length and the angle were the responses. Data for length and angle were tested for normality using a Shapiro-Wilk test. The

significance for the tests was all of p -value < 0.01 , therefore, all data sets were not normal. Thus, medians were assessed using Mood's Test. Mood's Test assesses the likelihood for $\tilde{x}_1 = \tilde{x}_2 = \tilde{x}_3 = \tilde{x}_4$, for cracks' length and angle. Significance for the differences in samples medians were found to be p -value < 0.001 .

Therefore, there is evidence that a difference between samples exists. Confidence intervals for medians were calculated at 95% confidence. The intervals showed differences in the cracks' lengths and angles per sample (see Table 3). Angles are not as well differentiated as lengths; however, the tests demonstrated clear evidence of their differences. The Anderson Darling's normality Test p -value was < 0.005 for all the samples.

4. CONCLUSIONS

The most common way to assess crack presence is the number of cracks per area. With the methodology proposed this number is automatically provided. Manual methods of measuring cracks usually report linear density or surface density regardless of the shape or orientation of the defect. These methods are rough approximations of crack characterizations. In this investigation, an automatic method was developed and compared with a manual characterization of length and orientation of cracks; in contrast to the manual measurements that are limited to the visual accuracy and training of those who make the measurements. The proposed automatic method takes into account the whole set of points that make up the shape of the crack, so that it does not depend on external factors. This method is closer to the real description of the defects of the material, which facilitates its characterization.

Comparisons are made between the methods and find that the length of the cracks using the automatic method is slightly larger. For the orientation angle the differences are smaller. The automatic method obtains an orientation calculated from all points in the crack while the manual method only considers two points.

The image processing methodology and the data analysis provide an accurate and automated process for cracks characterization based on two of the key variables for cracks' physical analysis. The methodology proposed, including the image processing method and the simple statistical analysis used, provides a good means of characterization of the cracks patterns in metal coatings. It permits for a better understanding of the cracks beyond the simple cracks density, adding information regarding length and angle against substrate.

ACKNOWLEDGMENTS

This research project has been supported by de government agency CONACyT (160190) and the "Fondo Sectorial de Investigación para la Educación" (SEP-CONACyT 2007 - México). The authors would also to thank Silvia C. Stroet for her assistance in editing the English content of this paper.

References

1. Aroyo, M., Stoychev, D., and Tzonev, N., *Plating and Surface Finishing*, 85(9) (1998) 92-97

2. Martyak, N.M., McCaskie, J.E., Voss, B., and Plieth, W., *Journal of Materials Science*, (32), (1997) 6069-6073
3. Weil, R., *Plating*, 57(12) (1970) 1231-1237
4. Jones, A. R., Corrosion of electroplated hard chromium, ASM Handbook Corrosion, ASM International, Member/Customer Service Center, Materials Park, OH 44073-0002, USA, 13 (1987)
5. Britain, C.P. and Smith, G.C., *Trans. Inst. Met. Finishing*, 33, (1956) 289-300
6. Fry, H., *Inst. Met. Finishing*, 32, (1955) 107-127
7. Grande, J., *Microscopy and Microanalysis*, 11, (2005) 1758-1759
8. Russ, J.C., *The Image Processing Handbook*, CRC Press, Taylor and Francis Group, Boca Ratón London New York, (2007)
9. Soille, P., *Morphological Image Analysis, Principles and Applications* 2nd ed., Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, (2002)
10. Jähne, B., *Digital Image Processing*, Springer, (2005)
11. Morales-Hernandez, L.A., Terol-Villalobos, I.R., Dominguez-Gonzalez, A., Manriquez-Guerrero, F., and Herrera-Ruiz, G., *Journal of Materials Processing Technology* 210 (2010) 335-342
12. Gonzalez, R. and Woods, R., *Digital Image Processing*, Upper Saddle River, NJ: Pearson Education-Prentice Hall, (2008)