

**AUTOMATIZACIÓN DE LA GRANULOMETRÍA DEL MATERIAL DEL LECHO
EN RÍOS DE GRAVAS Y PIEDRAS MEDIANTE EL PROCESAMIENTO DIGITAL
DE IMÁGENES**

JORGE LEONARDO SOLARTE

**ESCUELA DE INGENIERIA CIVIL Y GEOMATICA
FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL VALLE
SANTIAGO DE CALI**

2011

**AUTOMATIZACIÓN DE LA GRANULOMETRÍA DEL MATERIAL DEL LECHO
EN RÍOS DE GRAVAS Y PIEDRAS MEDIANTE EL PROCESAMIENTO DIGITAL
DE IMÁGENES**

JORGE LEONARDO SOLARTE MARTINEZ

Trabajo de grado realizado para optar
por el título de Ingeniero Civil

Director

CARLOS ALBERTO RAMIREZ CALLEJAS

Ingeniero Civil M.sc. Ingeniería Hidráulica

**ESCUELA DE INGENIERIA CIVIL Y GEOMATICA
FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL VALLE
SANTIAGO DE CALI**

2011

AGRADECIMIENTOS

Como autor del presente trabajo de grado expreso mis agradecimientos a las siguientes personas:

Al profesor Carlos Ramírez (Director del trabajo de grado). Por tener la confianza de asignarme este tema de investigación, su orientación y su completa disposición para atenderme mediante se desarrollaba el trabajo y por el trato y amistad brindada.

Al ingeniero Santiago Santacruz por su ayuda y motivación en la etapa inicial del proyecto.

Al ingeniero Jean Pierre Díaz por su colaboración en la solución de problemas presentados respecto al tema de procesamiento digital de imágenes en la etapa de programación y calibración.

A Mario Santacruz por la amistad en el transcurso de la carrera y su ayuda para solucionar ciertos problemas de programación.

A Vanessa Otero por su insistencia en incluir y diseñar un logo para el programa, además de su apoyo y compañía sentimental durante todo este tiempo.

A mi familia, dado que gracias a su apoyo y compañía, logré culminar este proyecto y finalizar mis estudios universitarios de la mejor manera posible.

RESUMEN

En el estudio del Proyecto de Modelación del Río Cauca (PMC), se realizaron gran variedad de estudios para analizar el comportamiento hidráulico, morfológico y ambiental de dicho cauce; en una de sus etapas se estudiaron las características granulométricas del lecho del río y principales ríos tributarios. Este proceso de caracterización del material sedimentológico se realizó tomando muestras superficiales por medio de fotografías digitales, las cuales posteriormente fueron analizadas por tamizado fotográfico manual. Con el fin de evitar tal situación en futuros muestreos, ha surgido un interés por reemplazar la medición manual de las partículas desde fotografías, por un sistema que automatice la identificación de las propiedades geométricas de las partículas muestreadas (fotografía). En este trabajo se desarrolla una metodología que aplica técnicas de visión artificial en imágenes digitales para la detección de bordes, identificación y medición de partículas, como base para automatizar el proceso de medición y las técnicas tradicionales para el análisis de partículas y su caracterización granulométrica como resultado final. En este documento se describen los fundamentos teóricos para el procesamiento digital de imágenes, métodos de muestreo y el proceso de validación con los resultados del tamizado fotográfico registrados por el PMC.

PALABRAS CLAVE: caracterización granulométrica, procesamiento de imágenes, ríos de gravas

CONTENIDO

1	INTRODUCCIÓN	11
2	JUSTIFICACIÓN	13
3	ANTECEDENTES	15
4	OBJETIVOS	17
4.1	Objetivo General.....	17
4.2	Objetivos Específicos	17
5	MARCO TEÓRICO	18
5.1	Imagen Digital	18
5.2	Modelos de Color	19
5.2.1	El Modelo RGB	19
5.2.2	El Modelo YIQ	20
5.2.3	El Modelo HSV	21
5.2.4	Conversión de imágenes en escala de grises	22
5.3	Procesamiento de Imágenes.....	22
5.3.1	Neighborhood Operations (Operaciones de Vecindades)	22
5.3.2	Filtro Mediana	23
5.3.3	Morfología en imágenes en escala de grises	24
5.3.4	Segmentación de imágenes	27
5.4	Métodos de Muestreo en ríos.....	32
5.4.1	Muestreo Superficial	32
5.4.2	Muestreo Volumétrico.....	34
5.4.3	Análisis de las Partículas	35
6	METODOLOGÍA.....	40
6.1	Dispositivo de captura (características).....	41
6.1.1	Rango de visión	41
6.1.2	Exposición	41
6.1.3	Recolección de Muestras.....	42
6.2	Pre-Procesamiento de la imagen	43
6.2.1	Conversión de la imagen a escala de grises	44

6.2.2	Ajuste del contraste de la imagen.....	44
6.2.3	Filtrado de la imagen	46
6.2.4	Corrección de la imagen por distorsión radial del lente	46
6.3	Procesamiento de la imagen.....	48
6.3.1	Operaciones morfológicas (Detección de bordes).....	48
6.3.2	Umbralización por Histéresis.....	51
6.3.3	Segmentación de cuencas.....	53
6.3.4	Medición del eje b (ellipse-fitting)	53
6.4	Caracterización Granulométrica	54
6.4.1	Conversión de unidades (pixeles a mm)	54
6.4.2	Clasificación de las partículas	55
7	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	57
7.1	Resultados de las pruebas en imágenes con condiciones de iluminación y resolución optimas	57
7.2	Resultados del análisis granulométrico digital de las muestras fotográficas.....	60
8	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	73
8.1	Conclusiones.....	73
8.2	Recomendaciones	76
9	BIBLIOGRAFÍA.....	78
10	ANEXOS.....	80
10.1	Anexo1. Fotografías de las muestras tomadas en el PMC analizadas mediante el método automático y manual.	80
10.2	Anexo 2. Descripción del programa y manual de usuario	81
10.2.1	Manual Granulometría Digital v.1.0.....	82

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1. Ilustración de cuantización.....	19
Figura 2. Tetraedro de color RGB	20
Figura 3. Espacio de color HSV.....	21
Figura 4. Filtro mediana para una vecindad 3 x 3.....	24
Figura 5. Efectos de los Operadores de Dilatación y Erosión	26
Figura 6. Selección de umbral de un histograma bimodal	28
Figura 7. Binarización por medio de umbralización global.....	29
Figura 8. Imagen de detección de bordes.....	30
Figura 9. Histograma de la imagen de bordes	30
Figura 10. Transformación de distancia y segmentación de cuencas.....	32
Figura 11. Estratigrafía del lecho de un río	35
Figura 12. Definición de los ejes de la partícula.....	36
Figura 13. Etapa de recolección de muestras	40
Figura 14. Muestra fotográfica medida y caracterizada manualmente por computador.....	43
Figura 15. Etapa de Pre-procesamiento de la imagen.....	44
Figura 16. Mejoramiento del contraste de la imagen.	45
Figura 17. Ajuste de contraste manual	45
Figura 18. Visualización 3D de las posiciones de captura	47
Figura 19. Distorsión radial de la imagen representada en un espacio vectorial	48
Figura 20. Etapa de procesamiento de imágenes.	50
Figura 21. Elementos estructurales (strel) usados para dilatación y erosión	51
Figura 22. Etapa de análisis y caracterización del material del lecho del río.	56
Figura 23. Imágenes resultantes de las fases de procesamiento de imágenes	58
Figura 24. Nivel de reconocimiento de las partículas.....	60
Figura 25. Resultados de la muestra C5c.....	65
Figura 26. Resultados de la muestra TO2a	66
Figura 27. Resultados de la muestra Tb3b.....	67
Figura 28. Resultados de la muestra C2c.....	68

Figura 29. Fotografías de las muestras de los ríos Ovejas, Cauca y Bugalagrande.	80
Figura 30. Logotipo del programa de caracterización granulométrica.....	82
Figura 31. Identificación de los paneles principales	83
Figura 32. Carga y lectura de imágenes	85
Figura 33. Panel de Operaciones Morfológicas	86
Figura 34. Histograma para identificar los percentiles de umbralización	86
Figura 35. Panel etapa de segmentación y caracterización granulométrica	87
Figura 36. Panel de calibración métrica y definición de tamices	88
Figura 37. Procedimiento para aplicar la herramienta de eliminación de regiones	89
Figura 38. Representación de las partículas por ajuste de elipse.....	90
Figura 39. Obtención y representación de la curva granulométrica.....	91

LISTADO DE ECUACIONES

Ecuación 1. Conversion espacio de color RGB a YIQ	21
Ecuación 2. Conversion espacio de color RGB a escala de grises	22
Ecuación 3. Operador de dilatación	25
Ecuación 4. Operador de erosión	25
Ecuación 5. Operador de apertura	26
Ecuación 6. Operador de cierre	26
Ecuación 7. Operadores Top-Hat y Bottom-Hat.....	27
Ecuación 8. Definición de la operación de umbralizacion global.....	28
Ecuación 9. Determinación de area de muestreo de material superficial	34
Ecuación 10. Determinación del área en función de la resolución y particula de interés...	34
Ecuación 11. Determinación del tamaño de la particula en unidades de ϕ	37
Ecuación 12. Conversion de unidades de ϕ a diametro en mm	37
Ecuación 13. Diametro medio de la muestra.....	37
Ecuación 14. Diametro geométrico de la muestra	37
Ecuación 15. Desviación estandar1	38
Ecuación 16. Desviación estandar2	38
Ecuación 17. Determinación coeficiente de uniformidad	38
Ecuación 18. Determinación del coeficiente de gradación	38
Ecuación 19. Interseccion de imágenes para finalizar la doble umbralización	52

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Valores por defecto para las técnicas de Dilatación, Erosión y Umbralización	61
Tabla 2. Valores del Factor de Conversion (Fc).....	62
Tabla 3. Áreas ocupadas por los diferentes rangos de tamaños de partículas	63
Tabla 4. Áreas acumuladas por los diferentes rangos de tamaño de partículas	64
Tabla 5. Diámetros Característicos	64
Tabla 6. Coeficientes Estadísticos y Granulométricos	64

1 INTRODUCCIÓN

El sistema visual humano es uno de los sentidos de los que más dependemos para desenvolvernó en la vida cotidiana y reconocer el entorno que nos rodea; por medio de éste identificamos personas, reconocemos objetos y lugares; es la principal herramienta instintiva de medición que tenemos, ya que por medio de ésta relacionamos proporcionalmente objetos y se nos permite tener una idea del tamaño y distancia a la que se encuentran. El sistema visual se conforma por dos órganos vitales para su funcionamiento: el ojo y el cerebro; el primero se encarga de capturar las escenas en tiempo real, éstas contienen toda la información correspondiente a color, forma y textura; el segundo toma esos datos y los convierte en objetos, distancias, tamaños. Es por esto que se han desarrollado sistemas de captura y análisis por medio de artefactos electrónicos en visión artificial, que potencian la capacidad de visión y velocidad de reconocimiento del sistema visual humano, este subcampo de la inteligencia artificial hoy en día se aplica en diferentes campos como medicina, astronomía, entre otros.

En hidráulica fluvial la toma de muestras de material del lecho en ríos y los análisis granulométricos correspondientes son de gran importancia para cualquier estudio de dinámica fluvial. Los resultados obtenidos a partir de la distribución granulométrica son usados en el cálculo del transporte de sedimentos, la resistencia al flujo, el movimiento de partículas o para la reconstrucción paleohidrológica, como ejemplos más importantes (García & Vide, 2001). Estos estudios requieren equipos y procesos de muestreo que deben ser adecuados de acuerdo con el tamaño de las partículas del lecho. En ríos de montaña, donde las partículas van desde arenas hasta cantos rodados y bolos, se presentan grandes limitantes como falta de rutas de acceso en zonas remotas, que exigen un equipo práctico y condiciones especiales de muestreo en ambientes sensibles que no permiten un proceso destructivo y la recolección de muestras muy voluminosas (Bunte & Abt, 2001). Estas restricciones llevan a que una caracterización precisa

de la distribución espacial de las partículas del lecho sea demasiado prolongada, y por lo tanto, costosa (Butler, Chandler, & Lane, 2001). Muchos investigadores, en búsqueda de reducir el tiempo de muestreo empleado en campo, han usado fotografías verticales para caracterizar el lecho con muy buenas aproximaciones y sin perturbación alguna del lecho, pero el análisis de las fotografías puede llegar a ser demasiado largo y extenuante dado que se requiere de la delimitación y medición manual de cada una de las partículas de la fotografía. (Butler *et al*, 2001; Ibbeken y Schleyer, 1986; Graham *et al*, 2005a; Crozoli y Batalla, 2003).

El desarrollo de técnicas de muestreo que permitan caracterizar el tamaño de las partículas satisfactoriamente, mientras se reduce simultáneamente el tiempo empleado en campo y laboratorio, es el principal objetivo de la aplicación del procesamiento de imágenes digitales a la extracción de la información del tamaño de partículas de lechos de ríos de materiales gruesos (gravas, guijarros y cantos rodados).

2 JUSTIFICACIÓN

La distribución de los tamaños de las partículas que componen el lecho de los ríos es una característica fundamental en campos tan diversos como la geomorfología fluvial, la hidráulica y la ecología de ríos y quebradas. Por una parte, la distribución granulométrica de los sedimentos está fuertemente relacionada con los fenómenos de erosión, transporte y sedimentación, los cuales son aspectos determinantes de la dinámica natural de los ríos y son básicos para el diseño de obras civiles como diques, bocatomas, derivaciones, embalses y puentes, entre otros. Por otra parte, se sabe que el tamaño, la forma y la variabilidad de los materiales que componen los lechos de los ríos constituyen el componente principal del substrato donde los macroinvertebrados bénticos se mueven, refugian y alimentan; por lo cual, la composición del material del lecho se constituye en un factor determinante de toda la cadena trófica de algunos ecosistemas acuáticos (Rice *et al*, 2001).

En los ríos de montaña y algunos ríos aluviales donde predominan los sedimentos gruesos, los métodos tradicionales de muestro y análisis de la composición y distribución granulométrica de estos materiales se convierten en una labor lenta y dispendiosa, generada por las dificultades de acceso a los sitios de interés, los altos costos, la recolección de voluminosas muestras y los largos tiempos requeridos en campo y laboratorio para adelantar los análisis granulométricos correspondientes. Además, estos métodos, considerados intrusivos alteran la estructura natural del lecho por la remoción del material depositado en el lecho del río y el transporte de las muestras y equipo de trabajo por medio de vehículos pesados, ocasionando un fuerte impacto en el ecosistema fluvial.

Como alternativa a estos métodos tradicionales se han desarrollado otros métodos de muestreo que no requieren de un trabajo destructivo en los sitios de estudio. Estos métodos consideran para el análisis las partículas de sedimentos o

materiales que se hallan en un área determinada, en los que se realizan directamente las mediciones de las partículas en campo, evitándose el trabajo de laboratorio pero requiriendo de largas jornadas en campo. Uno de estos métodos es el muestreo fotográfico, en el que la muestra de sedimentos es reemplazada por una fotografía de la superficie del lecho del cauce para el posterior análisis de la imagen en un laboratorio (oficina). Aunque de esta forma se evita el proceso de recolección de la muestra y transporte al laboratorio, el análisis manual de la fotografía resulta laborioso y extenuante pues se requiere la delimitación de cada una de las partículas en la fotografía y la medición de su tamaño.

El problema que se quiere resolver, es aplicar las herramientas computacionales de visión artificial a los métodos de muestreo fotográfico, basándose en los estudios realizados por diferentes investigadores. Con el fin de desarrollar una solución de software que permita su aplicación a proyectos de hidráulica fluvial en los ríos de lechos de materiales gruesos de Colombia.

3 ANTECEDENTES

Desde hace varias décadas, algunos investigadores han venido desarrollando diferentes técnicas de muestreo del material superficial del lecho de ríos de gravas y piedras, con el fin de reducir la duración tanto de las campañas de muestreo en campo como de análisis en laboratorio para determinar su composición granulométrica. Mientras algunos métodos apuntan a reducir los tiempos de muestreo en campo, otros están orientados a disminuir el tiempo de análisis en laboratorio. Por ejemplo en el método de Wolman (1954), se seleccionan y recolectan manualmente las partículas a lo largo de una recta, caracterizando el material en campo y eliminando el proceso de análisis en laboratorio, otro ejemplo es el muestreo por medio de fotografías ortogonales a la superficie, propuesto por Ibbeken y Schleyer (1986), con el que se reduce notablemente el tiempo en campo y obtienen resultados muy similares a los del tamizado mecánico, pero el análisis en laboratorio puede llegar a ser más prolongado que el mismo muestreo de campo tradicional, pues se requiere identificar y medir todas y cada una de las partículas captadas en la fotografía.

En la actualidad, debido a los avances tecnológicos en herramientas de captura de información y procesamiento de imágenes digitales, se han desarrollado técnicas que buscan reducir simultáneamente los tiempos de muestreo y análisis de las partículas; por lo tanto, la automatización del procedimiento propuesto por Ibbeken y Schleyer ha sido explorada en varios estudios en los últimos años, llegándose a demostrar que es posible detectar los bordes y medir las partículas fotografiadas con una cámara digital convencional. Estas técnicas de procesamiento digital se centran en definir y medir el diámetro del grano o el reconocimiento de los patrones de textura relacionados al tamaño del grano (Verdú *et al*, 2005).

Por otro lado, Graham *et al*. (2005a, b) propusieron otro método de análisis de fotografías digitales para determinar automáticamente la distribución

granulométrica de sedimentos gruesos. Los autores argumentaron que los métodos propuestos hasta entonces, si bien lograban su cometido, sólo fueron probados para un pequeño conjunto de imágenes y que sus resultados no parecían fácilmente transferibles bajo distintas condiciones de luminosidad o para sedimentos de diversas formas, configuraciones, tamaños y composiciones. Otra investigación (Storm *et al*, 2007), basada en la metodología de Graham *et al*. (2005), reportaron resultados favorables en la aplicación de este método en lechos constituidos por granos de color, forma y textura distintos. En ambos casos, los resultados reportados muestran que, con respecto al método estándar de conteo sobre una grilla, la alternativa de automatización de la granulometría arroja resultados muchos más cercanos a los resultados obtenidos por tamizado mecánico y muestreo manual.

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo General

Automatizar la caracterización granulométrica de los materiales del lecho en ríos de gravas y piedras mediante la aplicación de técnicas de procesamiento digital de imágenes.

4.2 Objetivos Específicos

- Analizar diferentes técnicas de procesamiento digital de imágenes existentes para la delimitación y segmentación de objetos.
- Seleccionar y aplicar las técnicas de procesamiento digital de imágenes más apropiadas para la identificación y medición de objetos
- Desarrollar la primera versión de una herramienta informática o programa para la caracterización automática de la granulometría a partir de imágenes digitales usando el lenguaje de MATLAB.
- Evaluar la precisión del programa para generar las curvas granulométricas de los sedimentos gruesos en ríos de gravas y piedras, contrastando sus resultados con los obtenidos mediante el análisis fotográfico manual.
- Identificar las posibles causas de las diferencias observadas entre las curvas granulométricas obtenidas mediante el programa desarrollado y en análisis fotográfico manual

5 MARCO TEÓRICO

5.1 Imagen Digital

Una imagen digital definida en un espacio discretizado se extrae de un espacio continuo a través de un proceso de toma de datos que se conoce normalmente como digitalización (Qidwai & Chen, 2010). Debido a que los computadores no pueden manejar imágenes continuas, estructuran éstas en matrices de números digitales. Así se permite representar las imágenes como funciones bidimensionales de puntos $f(x,y)$, donde x y y son coordenadas espaciales y la amplitud f en cada par de coordenadas (x,y) es la intensidad de la imagen en dicho punto. Los puntos que representan la imagen se conocen como pixel o pel, ambos son abreviaciones del termino picture element. Los pixeles no representan exactamente un punto en la imagen sino más bien una región rectangular, fundamental en la red de elementos. El valor asignado al píxel debe representar la intensidad correcta y apropiada en los respectivos elementos de la imagen, de igual manera su tamaño debe ser tan pequeño como la partícula más pequeña de los objetos que se quieren estudiar (Jänhe, 2002). Similarmente, los valores de escala de gris de cada píxel, f , están sujetos a las restricciones impuestas por la cuantización del hardware, el cual convierte los valores de la imagen análoga en su equivalente digital; el número de bits es determinado por una potencia de 2, esta es, $G=2^n$, cuando $n>1$ se obtiene una imagen a escala de grises; y cuando $n=1$ se obtiene una imagen binaria (blanco y negro). (Qidwai & Chen, 2010).

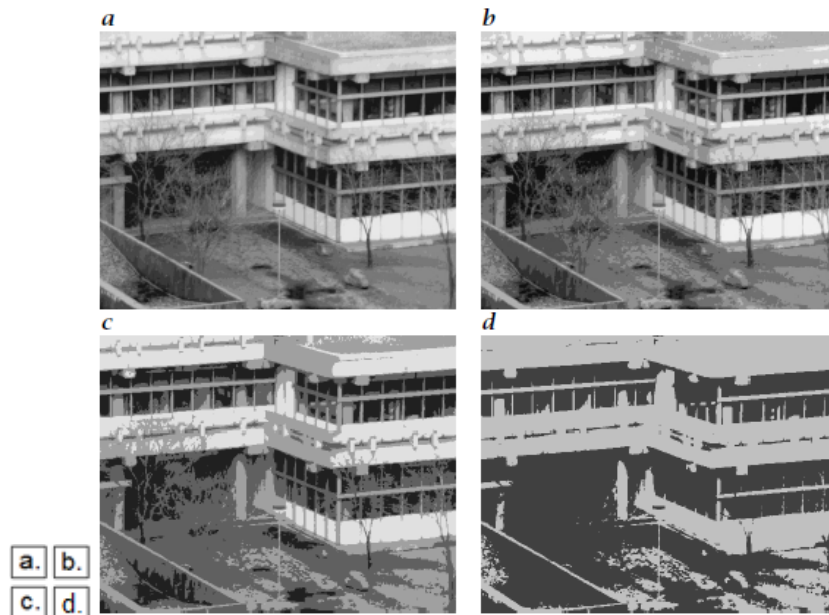


Figura 1. Ilustración de cuantización. Cuantización a diferentes niveles de bits: a. 16, b. 8, c. 4, d. 2.
Niveles muy bajos de cuantización producen falsos bordes y hace que los elementos con bajo contraste se difuminen parcial o totalmente. (Jänhe, 2002).

5.2 Modelos de Color

Los modelos de color tienen como propósito facilitar la especificación de los colores de una forma estándar. Un modelo de color es una especificación de un sistema de coordenadas 3D y un sub-espacio dentro de dicho sistema donde cada color se representa por un punto. En procesamiento digital de imágenes se utilizan generalmente los modelos RGB, YIQ, HSV y HSI.

5.2.1 El Modelo RGB

El modelo RGB es el sistema fundamental de los modelos de color, debido a que se estructura de acuerdo a la longitud de onda de un rayo de luz que genera la máxima excitación de las células receptoras de color (conos) del ojo humano, estas respuestas se presentaron para longitudes de onda de 420, 534 y 564 nm

para los conos tipo S, L y M respectivamente, y de igual manera corresponden a los colores azul (Blue), verde (Green) y rojo (Red) (Qidwai & Chen, 2010). Por lo tanto el modelo RGB tiene como componentes espectrales primarias rojo, verde y azul y como sub-espacio los colores cyan, magenta y amarillo. Cuando los valores de cada componente son máximos (255 en escala de 8bits) se obtiene como resultado un pixel blanco y al ser mínimos uno negro. El tetraedro de la Figura 2 muestra los valores RGB posicionados en los tres vértices exteriores de cada eje; cyan, magenta y amarillo se sitúan en otros tres, el negro corresponde al origen y el blanco al punto más alejado del último (Pajares, 2002).

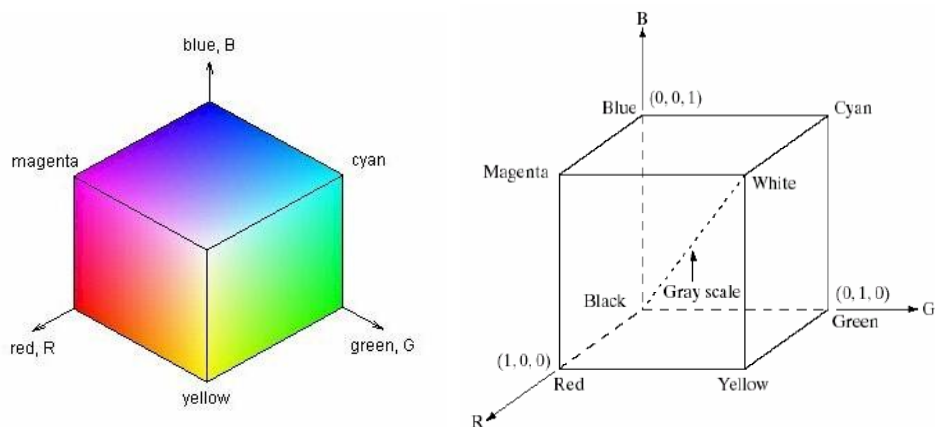


Figura 2. Tetraedro de color RGB, los puntos a lo largo de la diagonal principal tienen valores de gris, desde el negro en el origen al blanco en el punto (1, 1, 1).

5.2.2 El Modelo YIQ

El modelo YIQ o el sistema de color NTSC (National Television System Committee), tiene como gran ventaja que su formato maneja la información a escala de grises separada de la de color; teniendo separadas estas tres componentes, permite que la misma señal se use tanto en televisores a color como televisores a blanco y negro. La luminancia (Y) representa la información a escala de grises y los otros dos componentes (I y Q) la cromancia que es la

información de color (Qidwai & Chen, 2010). Los componentes de YIQ son obtenidos de los componentes de una imagen RGB usando la siguiente transformación:

Ecuación 1

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.528 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

5.2.3 El Modelo HSV

El espacio de color HSV (hue, saturation, value) es a menudo usado por personas quienes seleccionan colores de una paleta de pintura. Este modelo de color es considerablemente cercano al sistema RGB por la manera en la que las personas experimentan y describen los colores observados. El matiz (hue) varía en una dirección angular de rojo a amarillo, verde, cyan, azul, magenta volviendo a su origen. La saturación varía en dirección radial los colores correspondientes varían de baja saturación (sombras de gris) a completamente saturados (ausencia de blanco). La magnitud del Valor del pixel representa su intensidad y dependiendo de la posición del matiz y la saturación se obtiene un cuadro de color único en este espacio de color (Qidwai & Chen, 2010).

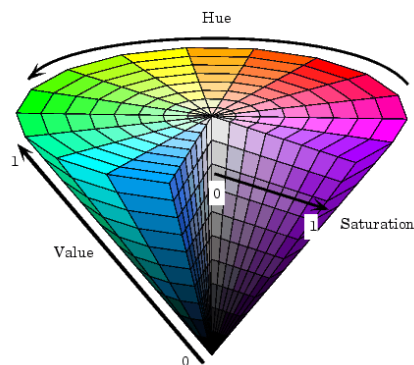


Figura 3. Espacio de color HSV

5.2.4 Conversión de imágenes en escala de grises

Una imagen en escala de grises es un arreglo matricial que guarda información de Intensidad o luminosidad en cada elemento. Dado que toda escena capturada por cámaras digitales se representa en arreglos matriciales tridimensionales correspondientes al modelo RGB, es necesario extraer la información de interés para el procesamiento de la misma. Este paso se realiza por medio de la conversión de espacio RGB a YIQ, que como se describió anteriormente la información de luminosidad (Y) se maneja separado de la cromancia de la imagen (I y Q). Por lo tanto la conversión a escala de grises de una imagen RGB se realiza con la siguiente expresión:

Ecuación 2

$$RGB \rightarrow Grayscale = 0.299R \times 0.587G \times 0.114B$$

5.3 Procesamiento de Imágenes

5.3.1 Neighborhood Operations (Operaciones de Vecindades)

5.3.1.1 Reconocimiento de Objetos y Operaciones de Vecindades

Un análisis de las relaciones espaciales de los valores de gris en un conjunto pequeño de elementos, conforma el primer paso para el reconocimiento de objetos en imágenes. Si en una imagen que contiene elementos con intensidades uniformes los valores de gris no cambian en una vecindad pequeña, este pequeño conjunto se encuentra en un objeto, pero si los valores de gris cambian significativamente en el interior de la misma, se interpreta que un borde u otro objeto están cruzando la vecindad. De esta manera se reconocen áreas de intensidad constante y bordes. Esta es la herramienta principal para el procesamiento de imágenes de primer nivel (Jänhe, 2002).

Las operaciones de vecindades consisten en definir un punto de central de interés (x,y) ; aplicar una operación que incluye solo a los píxeles en la vecindad definida referente a ese punto central; el resultado obtenido reemplaza el valor del punto central; finalmente se repite el proceso para cada píxel de la imagen. Los dos términos principales usados para identificar estas operaciones son *Neighborhood Operations* y *filtrado* (Gonzalez *et al*, 2009).

5.3.1.2 Filtrado

Las imágenes digitales son propensas a la presencia de ruido; que es el resultado de errores en el proceso de adquisición de la imagen, el cual lleva a que los píxeles guarden valores de intensidad que no corresponden a las de la escena real. Algunas fuentes de ruido son:

- Si la imagen es escaneada de una fotografía revelada, la rugosidad del papel es una fuente de ruido. El ruido puede ser también resultado de daños en el papel o puede ser producido por el escáner mismo.
- Si la imagen es adquirida directamente en un formato digital, el mecanismo de recolección de datos puede introducir ruido.
- Campos eléctricos o la misma transmisión electrónica de los datos pueden generar ruido.

5.3.2 Filtro Mediana

El filtro mediana es normalmente usado para reducir ruido en una imagen. Este toma todas las distribuciones de intensidad local pertenecientes a la vecindad y genera un nuevo valor correspondiente a la mediana de los valores ordenados. Como se argumentó anteriormente el filtro mediana es un excelente supresor de

ruido (Davies, 2005) a diferencia de los otros filtros que inducen blurring (difuminación) en la imagen, este no genera valores atípicos cuando el filtro se posiciona en ambos lados de un borde. Por lo tanto el filtro mediana es mucho mejor para remover el ruido y preservar los bordes de la imagen (Qidwai & Chen, 2010).

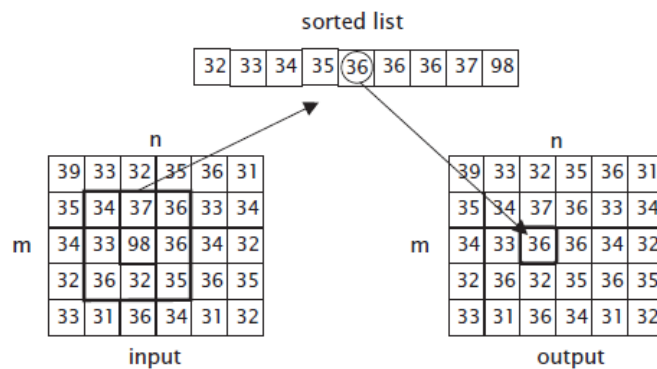


Figura 4. Filtro mediana para una vecindad 3 x 3 (Jänhe, 2002).

5.3.3 Morfología en imágenes en escala de grises

La morfología es una herramienta para extraer componentes de imágenes que son útiles para la representación y descripción de regiones como objetos y bordes. Esta se define principalmente por dos *operaciones morfológicas* fundamentales conocidas como *dilatación* y *erosión*, estas operaciones son útiles tanto en imágenes a escala de grises como binarias, las cuales dependiendo del espacio al que sean aplicadas cambian su funcionamiento pero el resultado final es el mismo.

Dilatación

Dilatación es una convolución de una imagen A , con un elemento estructural B , este último puede tener cualquier forma o tamaño, y debe tener un punto de

anclaje o interés. Generalmente el elemento estructural se representa como un cuadrado de 3 x 3 elementos, el valor calculado por B corresponde al máximo operador local obtenido luego de evaluar los valores de B sobre la imagen A , y encontrar el valor máximo de los píxeles sobrepuestos por B para luego reemplazar el punto de anclaje original. Esto produce zonas más brillantes en una imagen que “crece” (Figura 5c). Ese crecimiento es el origen del término *operador de dilatación*.

Ecuación 3

$$I_{dilatada} = A \oplus B = \max_{b \in B} A_b$$

Erosión

Erosión es la operación opuesta a la dilatación. El efecto del *operador de erosión*, es el de reemplazar el valor de anclaje designado por el mínimo operador local entre los conjuntos intersectados de la matriz A y el elemento estructural B , por lo tanto el resultado obtenido en la imagen corresponde a una reducción de los límites del objeto como se observa en la Figura 5b (Bradski & Kaehler, 2008).

Ecuación 4

$$I_{erodada} = A \ominus B = \min_{b \in B} A_b$$

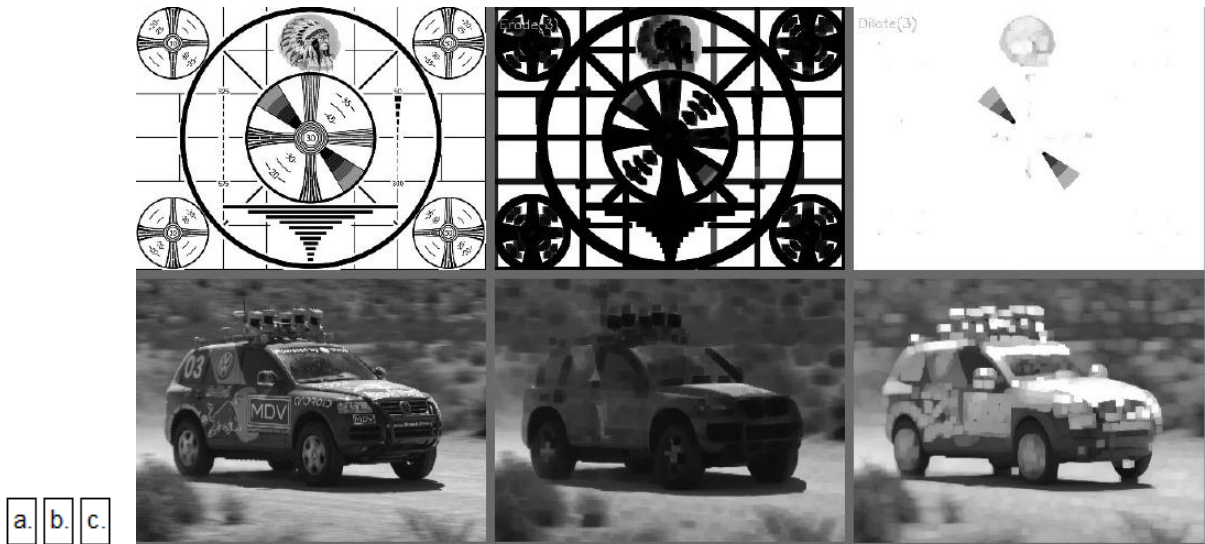


Figura 5. a. Imagen Original; b. Resultados de la erosión, regiones brillantes son separadas o encogidas. c. Resultados de la dilatación, regiones brillantes se expanden y en ocasiones unidas (Bradski & Kaehler, 2008).

Operaciones Apertura y Cierre (Opening and Closing)

Las expresiones para apertura y cierre de imágenes tienen la misma forma para imágenes a escala de grises y binarias, la apertura de una imagen A por un elemento estructural B se denota:

Ecuación 5

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

Según las notaciones, la operación de apertura es solo una operación de erosión a A seguida de una dilatación a la imagen erodada. Similarmente, el cerramiento de A por B se denota:

Ecuación 6

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$

La Apertura es usada a menudo cuando se necesitan contar regiones en imágenes binarias, ya que el resultado de este es separar o eliminar las

conexiones delgadas de una región con otra. El Cerramiento se usa con el fin de crear conexiones entre elementos cercanos que pudieron haberse perdido al momento de la binarización. Nótese que los resultados finales de usar las operaciones de apertura o cierre son similares a las de usar erosión o dilatación, a diferencia de que las primeras conservan de una manera más precisa las áreas y las regiones conectadas.

Operadores Top Hat y Bottom Hat o Black Hat

Estos son los últimos operadores que integran el conjunto de los operadores morfológicos. Estos se usan para separar regiones que son respectivamente más brillantes u oscuras de las regiones contiguas. El operador Top Hat, es la sustracción de la apertura de A con A , así, se obtienen regiones tan brillantes como las regiones alrededor de A . y el operador Black Hat, expone las regiones oscuras como las que se encuentran alrededor de A .

Ecuación 7

$$\begin{aligned} \text{TopHat}(A) &= A - \text{Apertura}(A) \\ \text{BlackHat}(A) &= \text{Cierre}(A) - A \end{aligned}$$

5.3.4 Segmentación de imágenes

La segmentación de imágenes es uno de los pasos más importantes a seguir para el análisis de procesamiento de imágenes, su objetivo principal es dividir una imagen en partes que tengan gran correlación con objetos o áreas del contenido real de la imagen (Bradski & Kaehler, 2008). La segmentación es un concepto clave en tratamiento digital de la imagen. La segmentación de una imagen implica la detección, mediante procedimientos de etiquetado de los contornos o regiones de la imagen, basándose en la información de intensidad y/o la información espacial. (Angulo & Serra, 2005)

5.3.4.1 Umbralización Global (Global Thresholding)

La umbralización es el proceso de tomar una imagen a escala de grises y convertirla en una imagen binaria, en la cual los objetos se representan por pixeles negros en un entorno blanco o figuras blancas en un fondo negro (Davies, 2005). Suponiendo que el diagrama de intensidad de la Figura 6 corresponde a una imagen $f(x,y)$, compuesta por objetos oscuros en un fondo brillante, en la cual los niveles de intensidad de los objetos y el fondo están agrupados en dos modos dominantes; una manera obvia de extraer los objetos es seleccionar un umbral para separar ambos modos. Una imagen umbralizada $g(x,y)$ se define como sigue (Gonzales *et al*, 2009):

Ecuación 8

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases}$$

En donde cualquier punto (x,y) , en el que $f(x,y) < T$ es reconocido como un punto del objeto, de la otra manera el punto es parte del fondo.

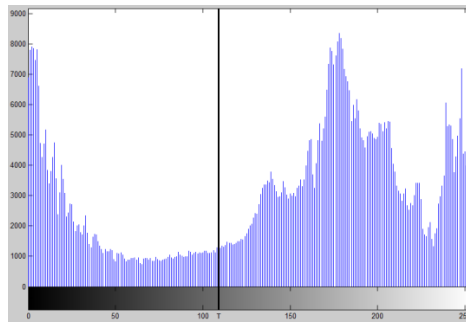


Figura 6. Selección de umbral por medio de análisis visual de un histograma bimodal

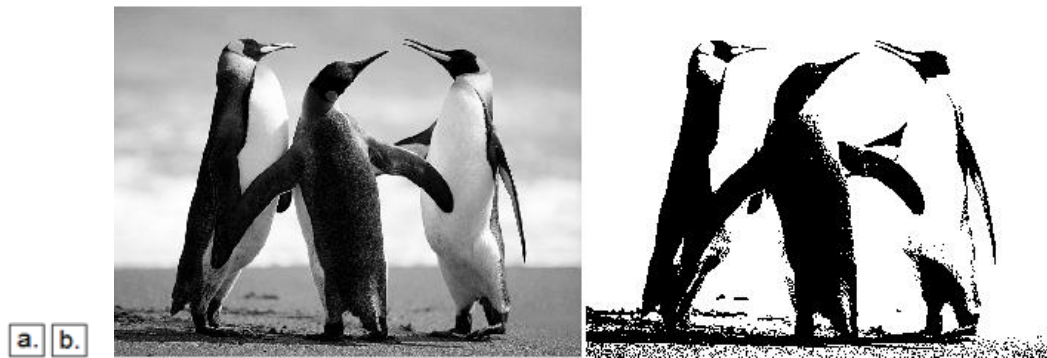


Figura 7. a. Imagen escala de grises; b. Imagen umbralizada al nivel T.

5.3.4.2 Umbralización por Histéresis (Hysteresis Thresholding)

La umbralización global es un método efectivo de segmentación cuando se presentan condiciones óptimas de iluminación y los objetos pueden ser distinguidos fácilmente por grandes contrastes entre estos y el fondo. En muchos casos la región de interés corresponde a la extracción de bordes desde una imagen de bordes como la mostrada en la Figura 8. En esta situación no se presenta la bimodalidad del histograma que se aplica para umbralización global, por lo que utilizar dicho proceso para la segmentación daría resultados que no corresponderían a los esperados. Para sobrepasar este obstáculo, la regla básica es primero usar un umbral alto que defina bien un borde y luego usar un umbral más bajo que pueda contener las regiones más tenues del borde y excluya los puntos atípicos generados por ruido o texturas al interior del objeto (Davies, 2005).

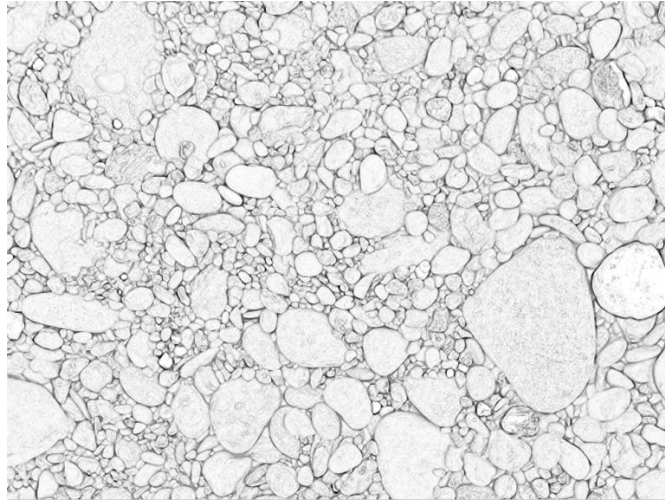


Figura 8. Imagen de detección de bordes.

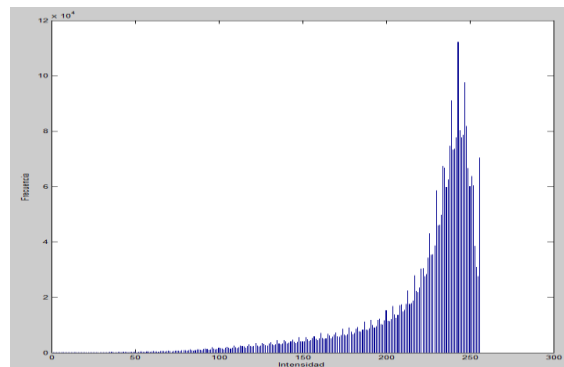


Figura 9. Histograma de la Figura 8. No se observa la bimodalidad para que sea efectiva la umbralización global.

El proceso de umbralización por histéresis, puede representarse como la formación de un conjunto muy grande que corresponde al umbral alto y por lo tanto contiene muchos puntos de la imagen y otro conjunto más pequeño; los cuales al identificar los puntos contenidos en el umbral bajo que tienen lugar y están conectados al umbral alto, se define una nueva imagen que contendrá los bordes solo si los puntos del umbral inferior están rodeados por puntos del umbral superior. (Davies, 2005).

5.3.4.3 Segmentación de Cuencas (*Watershed Segmentation*)

El algoritmo watershed convierte las líneas en una imagen en “montañas” y las regiones uniformes en “valles” los cuales se usan para ayudar a reconocer los objetos. El algoritmo watershed primero toma el gradiente de intensidad de una imagen; este tiene el efecto de formar los “valles o cuencas” (puntos bajos) donde no hay textura, y la formación de “montañas” o rangos (puntos altos correspondientes a bordes) donde se encuentran las líneas dominantes de la imagen (Bradski & Kaehler, 2008). Luego empiezan a inundarse sucesivamente las cuencas hasta que en un nivel se encuentren dos regiones. Las regiones que se unen a través de las marcas que generan son segmentadas individualmente y en conjunto llenan la imagen original.

En imágenes binarias dado que solo se presentan dos tipos de información, es necesario calcular una equivalencia al comportamiento correspondiente a las imágenes en escala de grises en el proceso de segmentación de cuencas, por lo tanto, se calcula la transformación de distancia, la cual es la distancia de cada pixel al elemento no cero más cercano. Lo cual genera una elevación de los valores del objeto y permite la aplicación de la segmentación de cuencas en imágenes binarias.

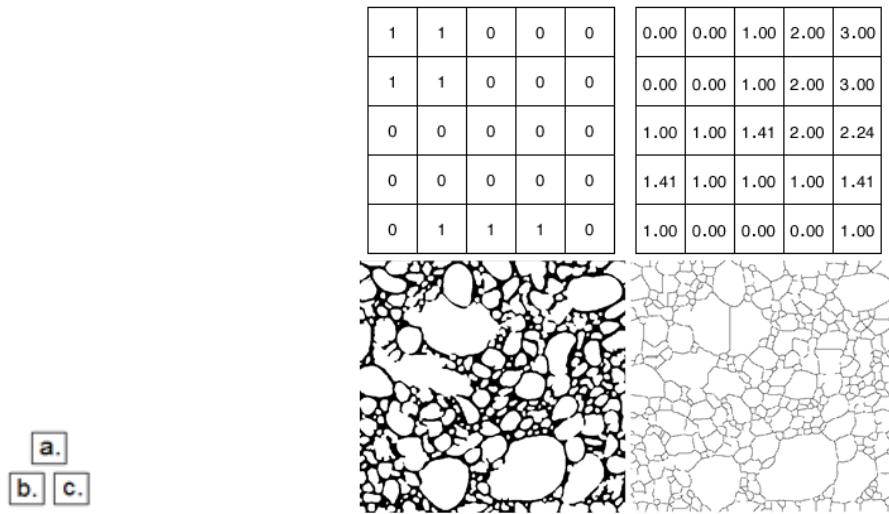


Figura 10. a. Funcionamiento transformación de distancia; b. Imagen binarizada; c. líneas de borde resultantes de aplicar segmentación de cuencas.

5.4 Métodos de Muestreo en ríos

El material del lecho de un río de gravas y guijarros se puede muestrear básicamente de dos formas:

1. Muestreo Superficial: se colecta un determinado número de partículas o sedimentos de la superficie del lecho (capa superficial) en un área predeterminada.
2. Muestreo Volumétrico: se toma un volumen o masa de sedimentos de una determinada capa o estrato del fondo del río.

5.4.1 Muestreo Superficial

El muestreo superficial recolecta las partículas del lecho que están expuestas en la parte superior del cauce del río si el lecho está seco o subsumergido. La

profundidad de la superficie de la superficie de sedimento es igual al diámetro de una partícula. (Bunte & Abt, 2001)

Las partículas superficiales pueden ser muestreados de tres maneras:

1. Muestreo de Transectos: Se seleccionan y recolectan manualmente las partículas que se hallan a distancias iguales a lo largo de una o más líneas rectas (transectos) (Wolman, 1954).
2. Muestreo de Malla: Se establece una malla sobre la superficie del lecho y las partículas que se encuentran debajo de los puntos de la malla constituyen la muestra; ésta puede ser analizada como frecuencia por peso o frecuencia por número. También es posible tomar una fotografía vertical de la superficie del lecho y medir los tamaños de las partículas que se hallan bajo los puntos coordinados de una malla sobrepuesta sobre la fotografía.
3. Muestreo de área. Se considera para el análisis todas las partículas que se encuentran dentro de un área predeterminada del lecho del cauce. Existen diferentes métodos para tomar y analizar la muestra:
 - (a) Muestreo por Adhesión: las partículas son marcadas (con pintura, cera, pasta de flúor, arcilla, etc.) y luego recogidas para su análisis. Este método es recomendado para lechos con grandes cantidades de arenas y gravas.
 - (b) Muestreo Fotográfico: se toma una fotografía vertical de un área determinada del suelo. La distribución de tamaños de las muestras es obtenido del análisis posterior de la fotografía.

- (c) Muestreo Manual: se toman manualmente todas las partículas dentro del área preestablecida. Es un método recomendado para lechos de gravas gruesas, guijarros y piedras, ya que las partículas más pequeñas, como arenas y gravas finas, son difíciles de coleccionar manualmente.

La selección del área de extracción para una muestra superficial se realiza mediante la fórmula de Diplas y Fripp (1992):

Ecuación 9

$$\text{Área} = 100D_{\max}^2$$

Siendo $D_{\max}$ el eje b (la anchura de una partícula o eje perpendicular al eje longitudinal más largo) de la partícula más grande, en metros. En contraste, para los procesos de análisis de imágenes digitales, el área se establece de acuerdo al tamaño mínimo de partícula a analizar y la resolución de la imagen. Esto con el fin, de garantizar resultados precisos en la medición del tamaño de estas partículas límite. La expresión para calcular el área fotografiada para su análisis por procesamiento digital de imágenes se muestra en la Ecuación 10.

Ecuación 10

$$\text{Área} = \left(\frac{g\sqrt{P}}{23000} \right)^2$$

Donde g es el tamaño de la partícula más pequeña de interés en mm, P es la resolución configurada para capturar la fotografía en pixeles, y Área es la superficie a fotografiar en m^2 (Graham *et al.* 2005b).

5.4.2 Muestreo Volumétrico

Las muestras volumétricas extraen una masa o volumen predefinidas de sedimento del lecho. Las muestras volumétricas son tridimensionales y pueden ser

tomados de varios estratos de la columna de sedimento (Figura 11). Las muestras superficiales, las cuales tienen dos dimensiones, no pueden ser muestreadas volumétricamente. (Bunte & Abt, 2001)

5.4.3 Análisis de las Partículas

El análisis de los tamaños de las partículas y forma se basan en la longitud de los tres ejes mutuamente perpendiculares de la partícula: el eje mayor (eje a), el intermedio (eje b), y el eje menor (eje c). Para la clasificación de las partículas, se

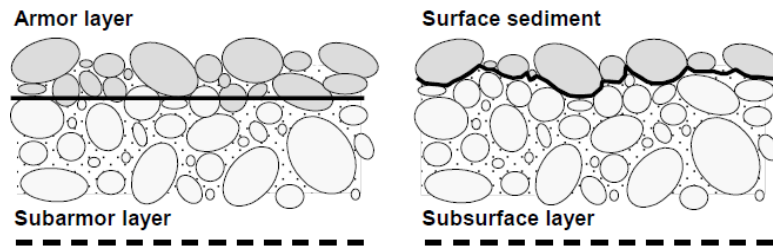


Figura 11. Estratigrafía del lecho de un río de acuerdo a las condiciones de muestreo y estudio (Bunte & Abt, 2001).

usan tamices de diferentes tamaños de gradación que las separan en rangos de tamaño, al efectuar este proceso se discretiza la información geométrica de la partícula, ya que resulta más conveniente describir el tamaño de la partícula con sólo una dimensión correspondiente a la longitud de su eje medio (denominado eje-b) que describiendo los tres ejes que componen la partícula; el eje b se determina por el tamaño del tamiz más grueso que retiene a la partícula. Una vez identificado el tamaño de las partículas, se recopilan los datos y se procesan estadísticamente para configurar la distribución de frecuencias acumuladas (denominada curva granulométrica). Estas curvas permitirán caracterizar el material del lecho y su distribución espacial y variación temporal, de tal modo que es posible realizar comparaciones con resultados obtenidos en diferentes sitios y periodos (Bunte & Abt, 2001).

El análisis de la distribución de los tamaños que conforman el material de fondo en un río se efectúa a través de su curva granulométrica, mediante el tamizado de las muestras. Este procedimiento consiste en determinar el peso de la fracción que pasa un tamiz y es retenido en el siguiente. La curva granulométrica se elabora en escala semilogarítmica; en el eje de ordenadas a escala lineal, se representan los porcentajes en peso que atraviesan un determinado tamiz, y en el eje de abscisas, a escala logarítmica, se representa el diámetro de la partícula.

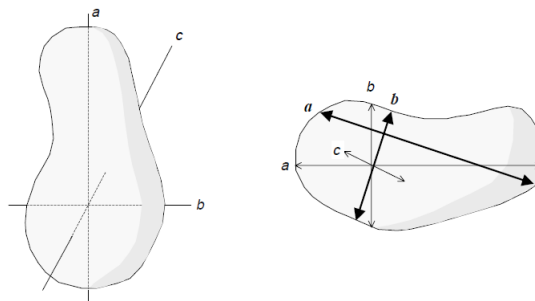


Figura 12. Definición de los ejes de la partícula (Bunte & Abt, 2001).

Si el tamaño de la partícula se incrementa en una escala lineal, 10, 20, 30mm, la frecuencia de las partículas por tamaño de clase en ríos de gravas tiende a ser aproximadamente una distribución logarítmica. Las distribuciones logarítmicas son estadísticamente más complejas de trabajar que las distribuciones normales. Con el fin de obtener una distribución aproximadamente normal del tamaño de las partículas, los tamaños por clase se definen por un factor de 2 (escala de Wentworth). Así, los tamaños de las clases de partículas se establecen por grupos que doblan consecutivamente su tamaño en mm (2 – 4mm, 4 – 8mm, 8 – 16mm, 16 – 32mm, etc.). (Bunte & Abt, 2001).

Si una distribución del tamaño de partículas es completamente logarítmica, la transformación logarítmica de las partículas podría producir una distribución normal. Sin embargo, para obtener los valores después de una transformación

logarítmica, se expresa el tamaño de la partícula D como el logaritmo negativo de base 2, el cual corresponde a unidades de ϕ , como se expresa a continuación:

Ecuación 11

$$\phi = -\log_2(D_i) \quad \text{ó} \quad \phi = \frac{-\log(D_i)}{\log(2)}$$

De igual manera puede realizarse la conversión de partículas en unidades de ϕ a mm, mediante la siguiente expresión:

Ecuación 12

$$D_i = 2^{\phi_i}$$

Parte de la caracterización de una distribución granulométrica consiste en definir unos diámetros medios representativos y una dispersión. Sea ρ_i la fracción en porcentaje de cada clase de tamaño y d_i el diámetro medio de clase, se define el diámetro medio, d_m , como:

Ecuación 13

$$d_m = \frac{\sum(d_i \times \rho_i)}{\sum \rho_i}$$

El diámetro medio geométrico, d_g , puede obtenerse por la siguiente expresión:

Ecuación 14

$$\log d_g = \frac{\sum \rho_i \times \log d_i}{\sum \rho_i}$$

La medida de dispersión más importante es la desviación estándar o típica, σ_{d2}^2 , que puede calcularse mediante la expresión:

Ecuación 15

$$\sigma_{d2}^2 = \frac{\sum[\rho_i(d_i - d_m)^2]}{\sum \rho_i}$$

Cuando la distribución granulométrica es log-normal (caso que se da con frecuencia en lechos naturales con arenas y gravas), es decir, cuando el logaritmo de los tamaños, d , se distribuye normalmente, se puede calcular la desviación típica mediante las expresiones:

Ecuación 16

$$\sigma_{d1} = 0.5 \left(\frac{d_{50}}{d_{16}} + \frac{d_{84}}{d_{50}} \right)$$

Si $\sigma_d > 3$ el material presenta una granulometría extendida, es decir, es bien gradado. En caso contrario, es decir, si $\sigma_d \leq 3$, se dice que el material tiene una granulometría uniforme o que es mal gradado.

También se utiliza el coeficiente de uniformidad, C_U , expresado como:

Ecuación 17

$$C_u = \frac{d_{60}}{d_{10}}$$

La muestra del material de sedimento es considerada uniforme cuando $C_U < 3$. Si $C_U = 1$ el material es totalmente uniforme. Cuando $C_U > 3$ el material es no uniforme, lo que indica que el material es bien gradado.

Para determinar la gradación del porcentaje de material que es grava y arena se utiliza el coeficiente de gradación, C_g , calculado como:

Ecuación 18

$$C_g = \frac{(d_{30})^2}{d_{10}d_{60}}$$

Si la fracción del material de sedimento considerado como grava, cumple con las condiciones de $C_U > 4$ y $1 < C_g < 3$ se considera bien gradada en su defecto pobremente gradada. Si la arena cumple con $C_U > 6$ y $1 < C_g < 3$ se clasifica como bien gradada y en caso contrario pobremente gradada.

6 METODOLOGÍA

La fotogrametría es una técnica usada para determinar las propiedades geométricas de los objetos desde imágenes fotográficas. Esta permite estimar distancias entre dos puntos midiendo directamente sobre un plano fotográfico del cual se conoce la escala. Para obtener una imagen de alta precisión es necesario tener importantes consideraciones a la hora de escoger el dispositivo de captura. La aplicación de estas técnicas a la visión artificial es lo que se conoce como visión de bajo nivel (Low-Level Vision), ya que corresponde al nivel de observación y reconocimiento más primitivo que por medio de un conjunto de procesos permite diferenciar regiones y objetos, en otras palabras realizar la segmentación de la imagen para llevar a cabo el proceso de análisis y medición. Para desarrollar esta herramienta, fue necesario identificar un conjunto de parámetros y determinar un proceso de análisis que llevara a unos resultados confiables, a grandes rasgos el desarrollo del proceso de automatización se dividió en 4 categorías que son: (1) Recolección de muestras (Imágenes); (2) Pre-procesamiento de la imagen; (3) Procesamiento de la imagen y análisis; (4) Procesamiento de resultados y obtención de la distribución granulométrica.

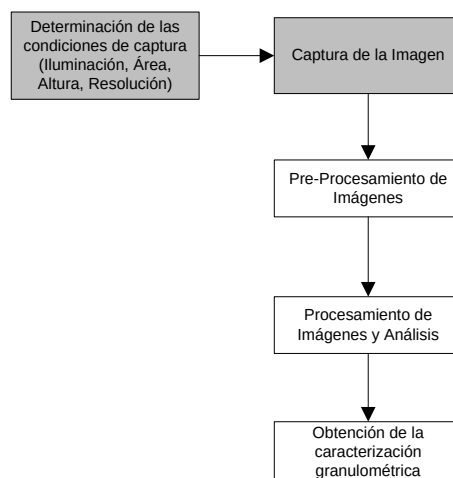


Figura 13. Etapa de recolección de muestras y determinación de parámetros de captura.

6.1 Dispositivo de captura (características)

6.1.1 Rango de visión

El rango de visión de la cámara define cuanto se ve en función de la longitud focal de los lentes y el tamaño del sensor digital. Para un lente dado, entre más grande sea el sensor digital mayor es el rango de visión. De manera similar para un sensor dado, un lente con corta longitud focal tiene un rango de visión más amplio. La cámara usada para la captura de las imágenes tiene un lente de ángulo medio (35 mm), para el cual la relación elevación/distancia es aproximadamente 1.35, esto quiere decir que para capturar un plano de 1m x 1m es necesario estar a 1.35m de la región para capturarla; se puede considerar una ventaja esta configuración, debido a que 1.35 m es una altura que permite acomodar fácilmente el dispositivo, ya sea para enfocar la región de interés o ajustar la ortogonalidad de la cámara respecto al plano. Existe un equilibrio entre el rango de visión del lente y la precisión, aunque los lentes de ángulo medio necesitan menos espacio entre el objeto, estos tienden a ser menos precisos, dado que se presentan efectos de distorsión radial ocasionados por la curvatura del lente. Una forma de abordar este problema es calcular las zonas del lente que más contribuyen a generar distorsión radial, y ubicar la región a capturar en los puntos mínimos de distorsión, lo que conlleva a posicionar la cámara a una altura mayor.

6.1.2 Exposición

Para realizar mediciones de las fotografías, las condiciones óptimas deben llevar a que se aprecie una diferencia significativa entre el material y el fondo, haciendo que la exposición de las piedras y el sedimento fino (fondo) sean lo más independientemente posible el uno del otro. La exposición de las piedras depende completamente por la capacidad de iluminación del flash, mientras que la exposición del fondo depende de la iluminación del ambiente.

6.1.3 Recolección de Muestras

El campo de trabajo seleccionado correspondió a los ríos tributarios del Río Cauca, los cuales fueron estudiados anteriormente en el Proyecto de Modelación Matemática del Río Cauca (2004). En este se emplearon dos tipos de muestreo del material del lecho, uno superficial de área por número y otro sub-superficial de volumen por peso. En ambos se usó un marco de referencia que delimitaba el área de extracción de la muestra de dimensiones 50 x 50 cm o 100 x 100 cm, según el tamaño del sedimento considerando que el área muestreada debe ser mayor o igual a $100D_{\max}^2$. Para el muestreo superficial se tomaron 18 fotografías digitales, 4 sobre la parte sur del tramo Salvajina-La Virginia del Río Cauca y las 14 restantes sobre los ríos tributarios.

Las muestras obtenidas, luego de ser tomadas fueron analizadas manualmente haciendo uso del programa AUTOCAD®, en el cual se delimitó cada una de las partículas contenidas en el marco de referencia y se midió el *eje b* correspondiente. Se consideró valerse de estas fotografías procesadas de manera “análoga” para validar el funcionamiento del programa de automatización, dado que en este se presentan las mismas condiciones de inclinación, superposición e inclinación de partículas que no se exhiben al realizar el tamizado mecánico. Además de esto, se estaría evaluando directamente cuan precisas son las mediciones obtenidas por el programa, el cual tiene que identificar muestras completamente heterogéneas, con variaciones de color, forma, incrustaciones de arenisca y fragmentaciones, bajo contraste con el fondo y una de las más complejas iluminación, condiciones que no son problema para una clasificación realizada por el sistema visual humano.

Para las muestras tomadas del Río Cauca y sus principales afluentes se tomaron 4 muestras fotográficas, de estas, 2 corresponden al Río Cauca y las 2 restantes a los ríos tributarios (ríos Ovejas y Bugalagrande), de acuerdo a sus características

litológicas estas muestras se clasificaron en dos grupos; para el río Ovejas y el Río Cauca, se presentan guijarros con diversos colores y tamaños con un D_{max} de partícula promedio que no supera los 5cm y material de fondo arenoso; el río Bugalagrande se conforma de partículas oscuras de bajo contraste, alargadas con material de fondo formado por arena gruesa; En las fotografías no se observaron rastros material orgánico o vegetación que estuvieran sobre la muestra; si se presentaron rastros de sombras que ocultaron total o parcialmente algunas partículas.

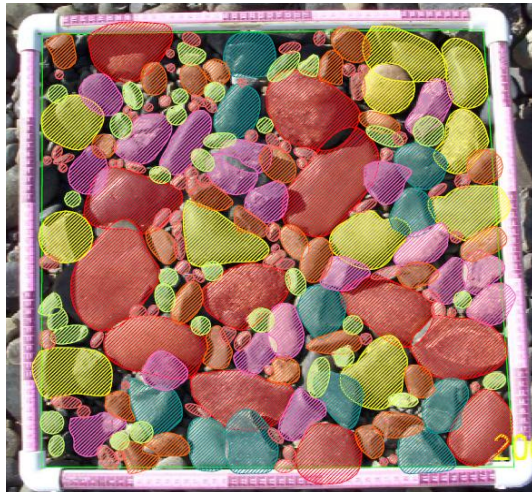


Figura 14. Muestra fotográfica medida y caracterizada manualmente por computador (CVC-Univ. del Valle, 2004).

6.2 Pre-Procesamiento de la imagen

Una vez recolectadas las muestras se inició el pre-procesamiento de la imagen, con el fin de realizar los ajustes previos al procesamiento y análisis. Estos consisten en la conversión a escala de grises de la imagen, ajuste de contraste, remoción del ruido presente y si es necesario la corrección de distorsión radial generada por la curvatura del lente.

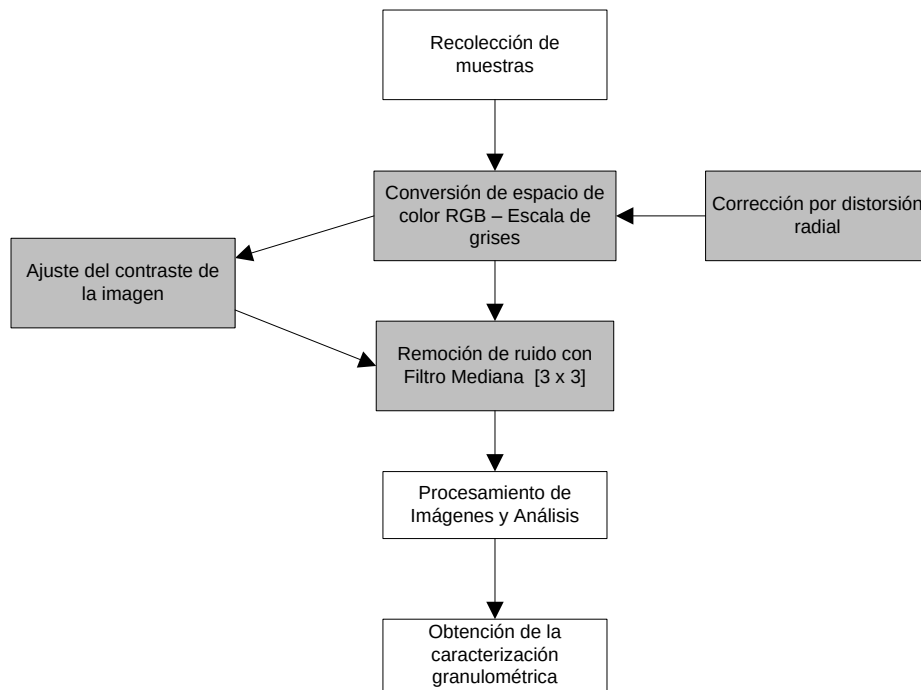


Figura 15. Etapa de Pre-procesamiento de la imagen.

6.2.1 Conversión de la imagen a escala de grises

El primer paso que se realizó fue la conversión de la imagen capturada a escala de grises, es decir se transformó el espacio de color RGB a una imagen de intensidades de 8 bits, dado que el único parámetro de interés era la diferenciación de una partícula a otra por medio de los cambios de luz entre los objetos, bordes y fondo de la imagen, de manera que el color era variable innecesaria que demandaría más recursos computacionales y tiempo de proceso de análisis.

6.2.2 Ajuste del contraste de la imagen

El ajuste de los valores de intensidad para mejorar el contraste de la imagen es una modificación directa del histograma, lo que permitió una mayor diferenciación entre los objetos y los bordes de las muestras de los ríos, en particular el en el río

Bugalagrande, que presentaba tonalidades homogéneas de colores oscuros, los cuales al sobreponerse unas con otras se difuminaban los contornos y bordes que dificultaban el reconocimiento y delimitación de regiones.

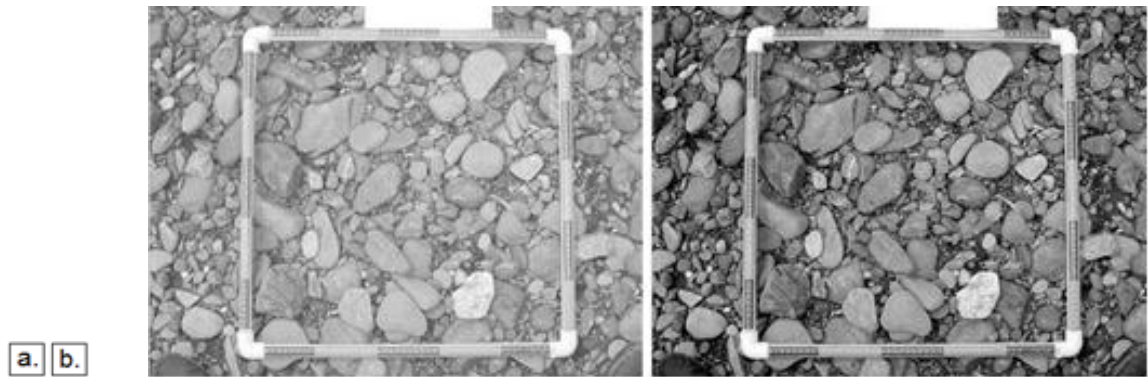


Figura 16. Mejoramiento del contraste de la imagen. a. Imagen original; b. Imagen con contraste automático (Saturación del 1% de los datos de intensidades bajas y altas).

Se programaron dos métodos de ajuste de contraste, el primero (Figura 16b.) modifica los niveles de intensidad automáticamente, saturando el 1% de los datos de intensidades altas y bajas. El otro método para ajustar el contraste de la imagen, permite modificar manualmente diferentes parámetros que se encuentran a selección del usuario (Figura 17b.), éste efectúa el ajuste por un porcentaje de saturación o por selección directa de los niveles de gris por saturar.

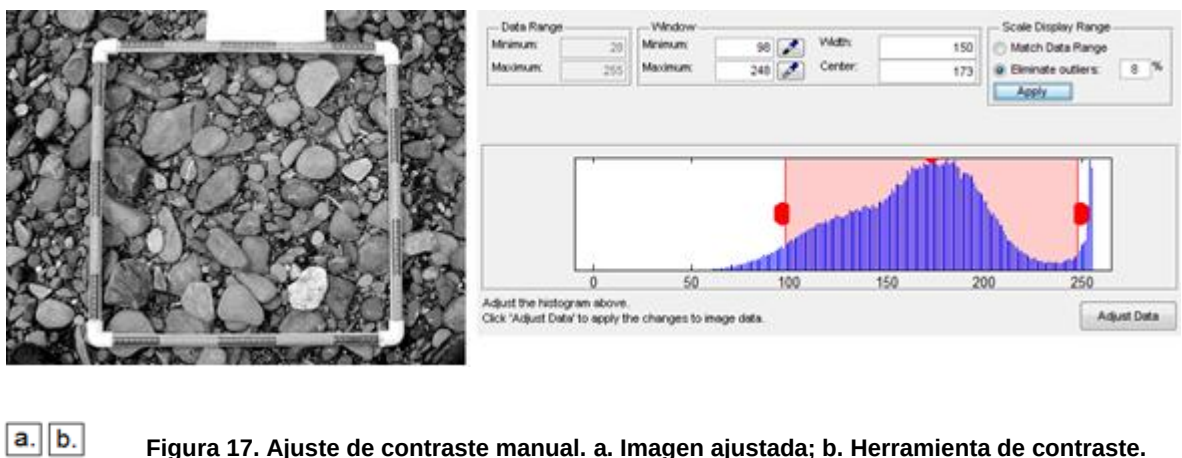


Figura 17. Ajuste de contraste manual. a. Imagen ajustada; b. Herramienta de contraste.

6.2.3 Filtrado de la imagen

La eliminación del ruido de la imagen se efectuó con un filtro mediana 3 x 3 para excluir los datos de intensidad atípicos en la imagen y de igual manera atenuar la textura de las piedras sin eliminar los bordes. En la escena real las piedras contienen en su superficie betas y motas de diferentes colores, que al momento de procesarlas pueden llevar a la creación de falsas regiones.

6.2.4 Corrección de la imagen por distorsión radial del lente

La corrección de la distorsión radial de la imagen es un procedimiento que busca reducir el error generado por la deformación geométrica que sufren los elementos de las imágenes debido a la curvatura del lente. Se implementó un Toolbox en MATLAB® desarrollado por el Instituto de Tecnología de California (Bouquet, 2010) para calcular el nivel de distorsión de la lente. Como resultado obtuvimos que la mayor distorsión se generó en las regiones más distantes del eje focal, además la cámara que se usó para la captura de las imágenes tiene un lente wide-angle (35 mm), el cual contribuyó muy poco a la distorsión de la imagen debido a que la zona a muestrear se ubicó en el centro del área de captura y a una distancia aproximada de 1.35 m.

El proceso de calibración haciendo uso del *Camera Calibration Toolbox for Matlab®*, requirió de una serie de imágenes tomadas a una cuadrícula tipo tablero de ajedrez desde diversas distancias y posiciones del espacio. Una vez se terminaron de tomar las imágenes, se procedió a ingresar una serie de parámetros que correspondían al tamaño de los cuadros y número por eje de referencia, para que luego una vez definido esto se iniciara la extracción e identificación de las intersecciones o esquinas de cada cuadro.

Después de identificar las intersecciones de las imágenes y calcular los parámetros de calibración, el Toolbox permite visualizar los parámetros extrínsecos (posiciones relativas de las grillas con respecto a la cámara) en una representación 3D de la escena, tomando como referencia el punto el dispositivo de captura o el plano de grillas, tal como se observa en la Figura 18.

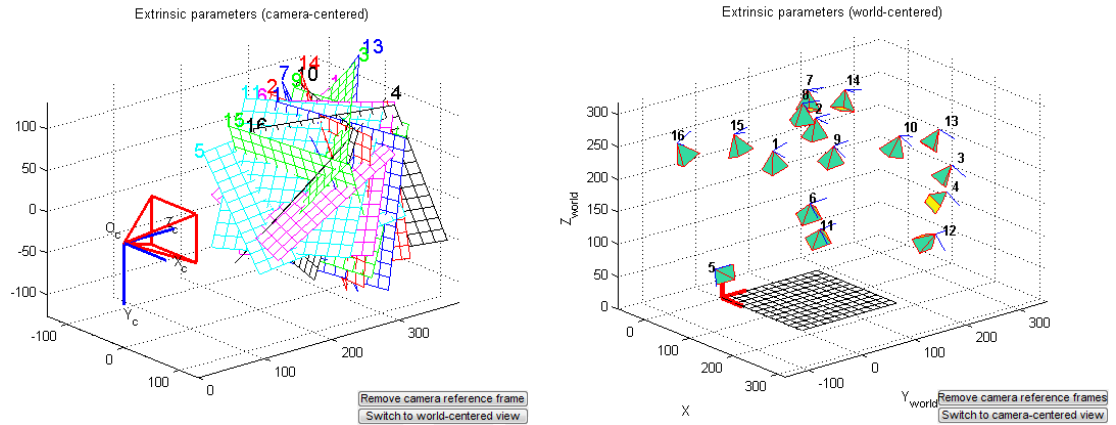


Figura 18. Visualización 3D de las posiciones de captura. *Camera Calibration Toolbox for Matlab®*

El marco que delimitaba la región estudiar para la medición de las partículas se ubicó en el centro de la fotografía o eje focal de la cámara, de acuerdo a los resultados arrojados por el modelo de distorsión de la cámara. En la Figura 19, se muestra la representación del impacto de la distorsión en los pixeles de la imagen. Cada flecha representa el desplazamiento efectivo del pixel inducido por la distorsión del lente, la cruz representa el centro de la imagen y el círculo la ubicación del punto principal (eje focal).

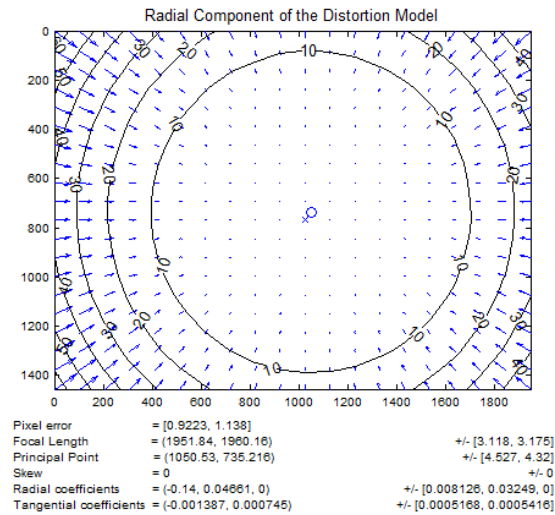


Figura 19. Distorsión radial de la imagen representada en un espacio vectorial. *Camera Calibration Toolbox for Matlab®*

6.3 Procesamiento de la imagen

Luego de haberse terminado la etapa de ajuste y preparación de la imagen (pre-procesamiento de la imagen), se inició el procesamiento de las muestras digitales. En esta fase se aplicó la teoría correspondiente a morfología matemática, detección de bordes, umbralización, análisis binario y segmentación. En la Figura 20, se esquematiza el orden del procedimiento llevado a cabo.

6.3.1 Operaciones morfológicas (Detección de bordes)

Los operadores morfológicos seleccionados para el procesamiento de la imagen, fueron definidos luego de una serie de pruebas en las que se aplicaron varias formas y tamaños del elemento estructural (de ahora en adelante *strel*) que aplicaba las operaciones de erosión y dilatación. Inicialmente estaban usando los mismos *strel* para dilatar y erodar la imagen (operación de cerramiento), lo que no permitía una apreciación clara de los contornos de los bordes al calcular el gradiente de la imagen por medio de la operación *Bottom-hat*, dicha situación

motivó a la realización de varias pruebas modificando las propiedades de los strel tales como la forma y tamaño, la caracterización adecuada de los bordes de la imagen (Figura 8) se obtuvo usando un strel en forma de diamante con un $R=3$ y otro cuadrado con $W=3$. Ambos casos de strel se ilustran en la Figura 21.

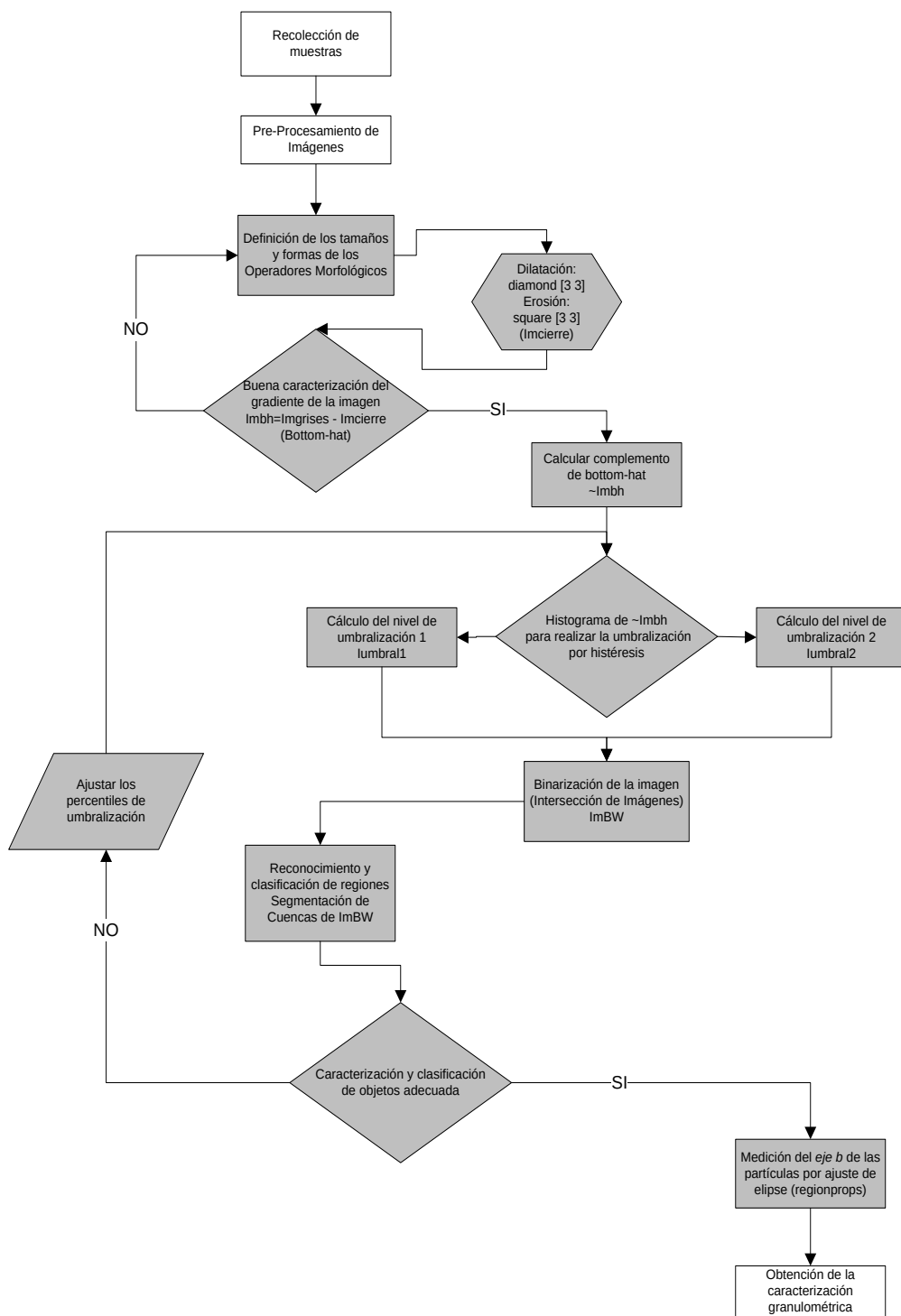


Figura 20. Etapa de procesamiento de imágenes.

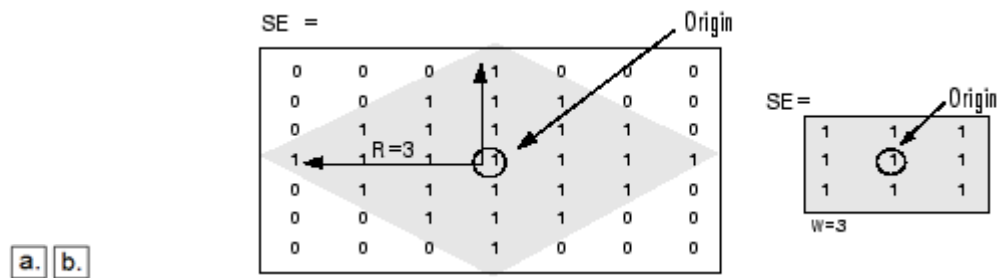


Figura 21. Elementos estructurales (strel) usados para dilatación (a.) y erosión (b.) respectivamente.

6.3.2 Umbralización por Histéresis

La imagen de gradiente obtenida es una pieza fundamental para obtener una buena segmentación de la imagen, pero más importante aún es el proceso de umbralización para binarizarla, ya que en este se establecen las principales propiedades para permitir la segmentación y análisis, en primer lugar se conforma una imagen binaria (blanco y negro) para identificar los objetos del fondo en que son contenidos; y en segundo lugar, la precisión del análisis depende del detalle con el que se distinguen o delimitan los objetos.

El proceso de umbralización se inició con el cálculo del histograma del complemento de la imagen obtenida por la aplicación de la operación Bottom-hat ($\sim \text{Imbh}$). El histograma característico presentó una distribución similar a una función exponencial en todas las imágenes tratadas, debido a que el mayor número de píxeles correspondían a intensidades altas (partículas) y un menor número perteneciente a los bordes (intensidades bajas). Este tipo de distribución invalida el método de umbralización global, por lo que requiere en alguna zona de la distribución una concavidad en la curva tal como el histograma bimodal de la Figura 6. La selección de los 2 niveles para la umbralización con histéresis, se realizó con una inspección visual de la imagen, en la cual se descartaron las partículas definidas por bordes oscuros bien resaltados (baja intensidad) y se enfocó la atención en aquellos elementos que presentaban bordes muy tenues en

alguna zona de su periferia. Se realizó una acumulación del histograma de frecuencias para determinar con mayor facilidad el percentil a que corresponde el nivel de umbralización a escoger; el primer nivel hace referencia a aquellos contornos que se confunden fácilmente con el fondo de las partículas, los cuales al tener una alta intensidad (>200 y <235) les corresponde el umbral alto y por lo tanto la selección del percentil mas alto; de manera análoga se seleccionó el segundo nivel de umbralización, este hace referencia a los bordes que son ligeramente mas oscuros que el ruido o “manchas” posicionadas al interior de los contornos de las piedras, con el fin excluir dichos pixeles de la imagen binarizada y evitar malas interpretaciones al momento de realizar la segmentación. Parcialmente se obtuvieron 2 imágenes binarias *lumbral1* y *lumbral2*; la primera correspondiente al percentil o nivel alto que incluye contornos continuos y ruido al interior de los objetos; y la segunda al nivel mas bajo que excluye las particulas de ruido y aquellos bordes debiles que son contenidos en la primera imagen.

La intersección de las dos imágenes binarias obtenidas se realizó operando una multiplicación entre ambas imágenes, tal como se muestra en la siguiente ecuación.

Ecuación 19

$$ImBW = lumbral1 \times imdilate(lumbral2)$$

El objetivo de dicha intersección fue ejecutar una comparación entre las dos imágenes obtenidas para dejar los pixeles que se relacionaran entre sí. El proceso establecido consta en evaluar todos los puntos pertenecientes a los objetos presentes en la imagen *lumbral1* y comprarlos con *lumbral2* basándose en dos condiciones, la primera es cumplir la condición que el punto evaluado posea una congruencia absoluta con el punto del *lumbral2*, es decir igual valor y posición, y la segunda condición es que el elemento evaluado en *lumbral1*, debe estar rodeado o conectado a otros elementos de las mismas características en *lumbral2*. El

resultado final fue una imagen a blanco y negro muy similar a las dos imágenes que la complementaron, pero con mejor definición de objetos y disminución considerable de ruido o partículas al interior de estos.

6.3.3 Segmentación de cuencas

La segmentación de cuencas se realizó con el fin de identificar y etiquetar los objetos correspondientes a piedras de la muestra, el proceso de segmentación permitió dar continuidad a los bordes que no quedaron bien definidos luego del proceso de la doble umbralización, por lo que permitió caracterizar mucho mejor los objetos, a diferencia de los otros métodos de detección de bordes y segmentación aplicados, como fueron el operador de Canny y la umbralización global respectivamente, los cuales resultaron muy sensibles a la textura y cambios de color de las piedras del lecho. La segmentación de cuencas presentó en varias ocasiones particiones en las regiones identificadas (sobresegmentación), a causa de que cada región de valores mínimos generados al interior del objeto por la transformación de distancia, así sean pequeñas e insignificantes forman su propia cuenca hidrográfica. Por lo tanto una solución a este problema de sobresegmentación es la aplicación de la función H-minima, la cual elimina esas cuencas poco profundas.

6.3.4 Medición del eje b (ellipse-fitting)

La imagen segmentada proporcionó información del número de elementos contenidos en la muestra con su respectiva etiqueta. Para la medición de las partículas se obtuvieron las propiedades geométricas de cada elemento etiquetado en la segmentación, se extrajeron las principales propiedades tales como área, orientación, centroide, ejes mayor y menor (*eje b*), entre otras. Es necesario aclarar que el método de medición de los ejes se realiza usando una elipse como aproximación, en la que el eje mayor corresponde al mayor momento

de inercia de la región y el eje menor se obtiene de acuerdo al eje con el menor momento de inercia. Luego de calcular estos valores se realizó un “tamizado visual”, en el que se eliminaron los datos atípicos correspondientes a regiones segmentadas muy pequeñas que no caracterizaban adecuadamente las partículas del lecho, seleccionando un área mínima de partícula en pixeles y pasar a la exclusión de los cuerpos más pequeños. También se tuvo en cuenta que en algunas de las muestras adquiridas había presencia de considerable de finos, por lo que se generaron grandes capas de regiones segmentadas, las cuales se seleccionaron manualmente ubicando un punto en cada una de estas para luego ser eliminadas. Este proceso de filtrado se programó con el fin de evitar la dispersión de los resultados de la curva granulométrica, considerando que existe un límite que determina el tamaño mínimo de partícula a identificar, el tamaño mínimo depende de la resolución de la imagen capturada y la distancia vertical en la que se ubica la cámara.

6.4 Caracterización Granulométrica

La caracterización granulométrica es el proceso que se inició luego de finalizar el procesamiento de la imagen. En esta etapa se realizaron las conversiones a unidades métricas de los ejes de las partículas obtenidos en la etapa final del procesamiento de la imagen, la clasificación de las partículas de acuerdo a una serie de tamaños establecidos y la caracterización con la curva granulométrica.

6.4.1 Conversión de unidades (pixeles a mm)

La conversión de unidades consiste en determinar la equivalencia de una unidad a otra. Para encontrar el valor de conversión de pixeles a milímetros, es necesario tener una distancia conocida y el número de pixeles correspondientes, para esto se seleccionó una distancia de 100 mm marcada por la cinta métrica adherida al marco de muestreo. Se calculó la cantidad de pixeles existentes en dicha longitud

y se obtuvo el factor de conversión F_c . Las unidades de esta constante son de mm/pixel, por lo tanto, una vez calculado el factor de conversión se obtuvieron los valores de los ejes b de las partículas correspondientes.

6.4.2 Clasificación de las partículas

La granulometría de los materiales gruesos se determinó considerando que la medición de la muestra se realizaría manualmente, por lo tanto se establecieron los siguientes rangos de tamaño de grano: menores a 10mm, 10 a 20mm, 20 a 30mm, 30 a 40mm, 40 a 50mm, 50 a 60mm, 60 a 70mm y mayores a 70 mm, a diferencia de los tamices especificados por la norma ASTM E-11, en la cual los tamaños de gradación varían cada 0.5ϕ , de acuerdo a la escala de Wentworth los cuales se aplican generalmente en casos en los que se dispone de tamizadores mecánicos y se requiere del estudio de muestras volumétricas y superficiales por peso.

Una vez clasificadas las partículas en los intervalos de tamaños determinados, se asignaron las áreas con la metodología que relaciona el área total ocupada por un material de un tamaño preestablecido al área total del muestreo. En el caso de las partículas menores a 10mm el área se estimó como el complemento del área ocupada por las partículas mayores a 10mm, dichas partículas se caracterizaron como material de fondo o sedimento de la muestra para simplificar el análisis.

Con base en la información de la curva granulométrica se determinaron los diámetros característicos (D_{10} , D_{16} , D_{30} , D_{50} , D_{60} , D_{70} , D_{84} , D_{90}) por interpolación lineal, los coeficientes de gradación y uniformidad C_g y C_u , el diámetro medio d_m , el diámetro geométrico d_g , y la desviación estándar σ_d .

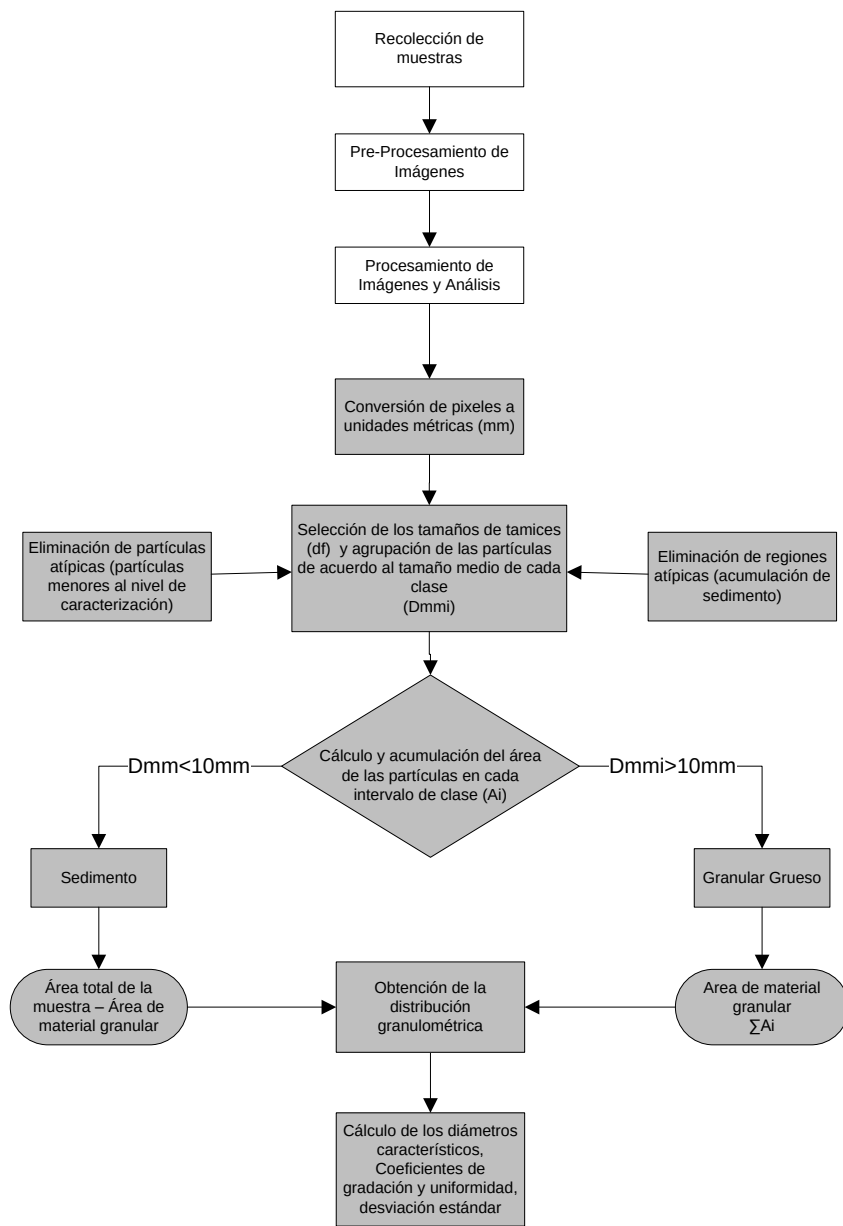


Figura 22. . Etapa de análisis y caracterización del material del lecho del río.

7 ANÁLISIS DE RESULTADOS

7.1 Resultados de las pruebas en imágenes con condiciones de iluminación y resolución optimas

Después de haberse establecido la metodología de procesamiento de imágenes más conveniente para la identificación de las partículas del material del lecho de ríos de gravas, procedió a realizarse el código fuente del programa sin estar orientado a la interfaz gráfica (Anexo 3). En este se realizaron pruebas con imágenes de 3MP de resolución (2000x1500 pixeles), las cuales contenían un área ligeramente mayor a 0.25m^2 ; solo se analizó la capacidad de reconocimiento y medición de las partículas en pixeles sin considerar el análisis granulométrico, dado que no contábamos con una medida de referencia de la muestra; el análisis granulométrico fue debidamente desarrollado para las muestras del PMC.

Los resultados obtenidos mediante se realizaban las fases de la etapa de procesamiento de la imagen de acuerdo a la metodología seleccionada se resumen en la Figura 23.

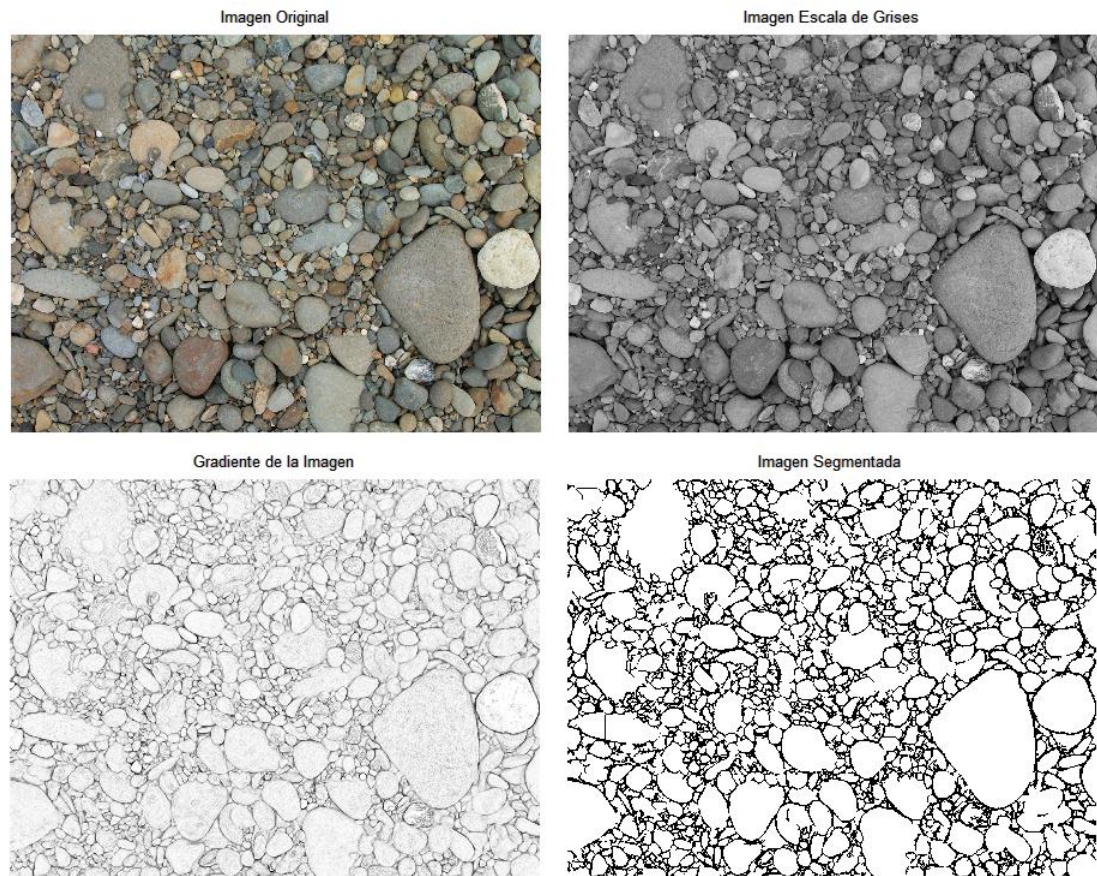


Figura 23. Resultados del reconocimiento de partículas por medio del software desarrollado

El tamaño mínimo de la partícula analizada se obtuvo mediante la expresión determinada por Graham *et al.* 2005b (Ecuación 10). Para la cual se consideró un área capturada aproximada entre 0.25 y 0.3m², y una resolución de la imagen de 3MP, de las cuales se calculó el tamaño mínimo aproximado de la partícula. Los resultados obtenidos de acuerdo a las áreas de captura fueron:

- Para un área de captura de 0.25m² (50x50cm) y una resolución de 3MP (3x10⁶ pixeles), el tamaño mínimo de partícula correspondiente a 23 pixeles de eje *b* equivale a 6.64mm.

- Para un área de captura de 0.3m^2 (50x60cm), como resultado el tamaño de la partícula mínima con 23 pixeles de tamaño en unidades métricas será equivalente a 7.27mm.

Lo anterior demuestra que con el programa desarrollado es posible clasificar partículas más finas de las que se caracterizan normalmente mediante los métodos manuales de análisis, por lo tanto es posible obtener una caracterización granulométrica más precisa aumentando el rango de estudio. De igual manera cabe resaltar que ese tamaño mínimo parte de la recomendación de Graham *et al* para garantizar una buena identificación de la muestra, lo cual no significa que no se presenten partículas aún más pequeñas que logren ser bien caracterizadas, como es el caso expuesto el cual visualmente se logró identificar una partícula segmentada de 13 pixeles, la cual en los 2 casos analizados correspondería a 3.69 y 4.10mm para las áreas muestreadas de 0.25 y 0.3m^2 , respectivamente. La partícula mencionada anteriormente, se identificó comparando directamente la imagen segmentada con la imagen original en escala de grises (Figura 24).

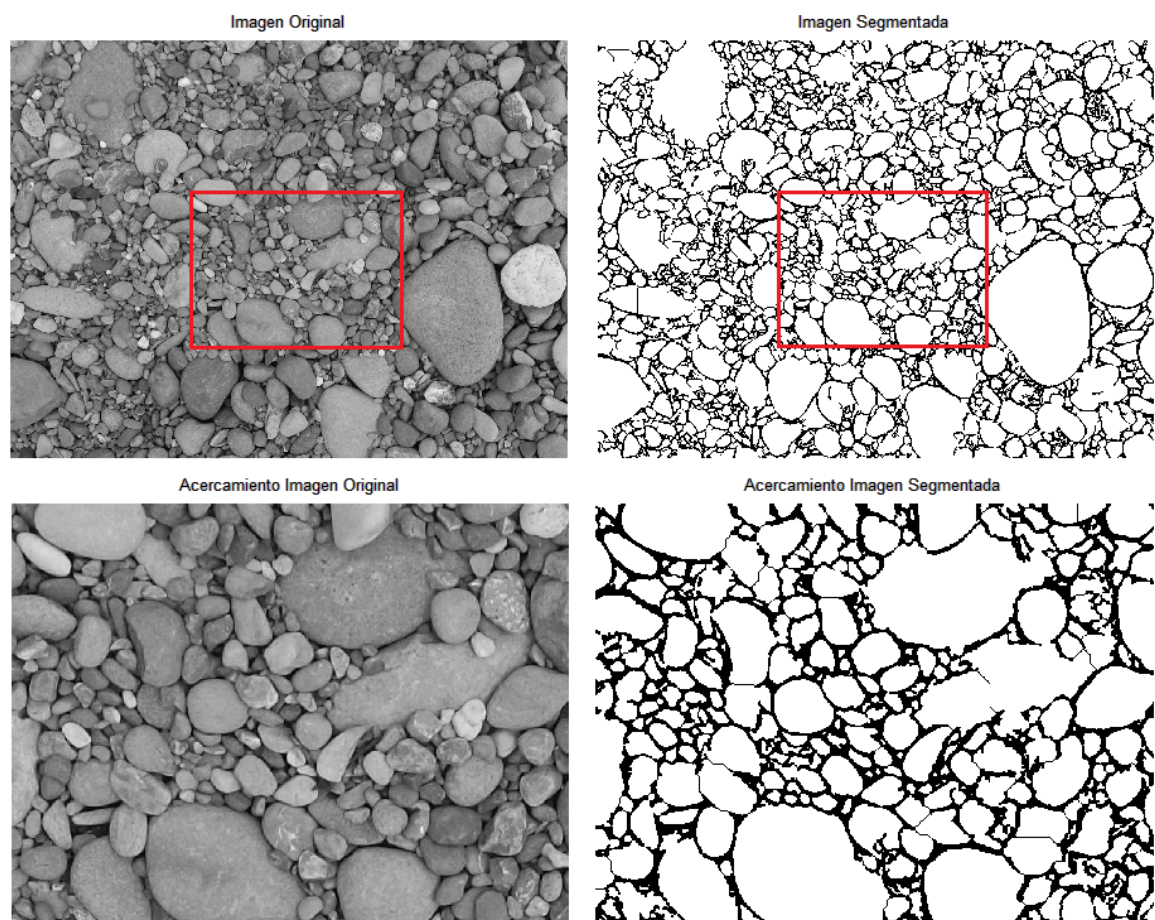


Figura 24. Demostración del nivel de reconocimiento de las partículas

7.2 Resultados del análisis granulométrico digital de las muestras fotográficas.

Las imágenes analizadas, cuya etapa de procesamiento de imágenes se describió en la metodología, presentaban diversas configuraciones de color, tamaño de partículas, condiciones de luz y fondo, las cuales pusieron a prueba el algoritmo de automatización.

Una vez establecida la metodología de procesamiento de imágenes a implementar, se ajustaron diferentes valores para cada fase de la etapa de procesamiento que permitieran un funcionamiento correcto del programa,

considerando ciertas condiciones especiales de iluminación y de bajo contraste entre las partículas gruesas y finas, que llevan a la falsa identificación de bordes y fragmentación de objetos en las fases de umbralización y segmentación, respectivamente.

Con el fin de minimizar los problemas antes mencionados, se aplicó la herramienta a diferentes muestras fotográficas y después de numerosas pruebas se lograron establecer los valores de ajuste que, en promedio, permiten obtener los mejores resultados durante las fases de detección de bordes (técnicas de dilatación y erosión) y umbralización; es decir, estos valores permiten, la mayoría de las veces, reducir o eliminar los problemas de falsa identificación de bordes y fragmentación de objetos (ver Tabla 1).

Tabla 1. Valores por defecto para las técnicas de Dilatación, Erosión y Umbralización

TÉCNICA	STREL/VARIABLE	TAMAÑO/VALOR	RECOMENDACIONES
Dilatación	Diamond	R=3	En imágenes con una alta resolución se recomienda usar strel más grandes para resaltar más los bordes a la hora de calcular el gradiente (Bottom-hat)
Erosión	Square	W=3	
Umbralización	Umbral1	45%	Generalmente se logra una buena umbralización por histéresis si el umbral bajo (Umbral2) tiene valores por debajo del umbral alto (Umbral1) entre el 5% y 10%
	Umbral2	35%	

No obstante lo anterior, el operador o usuario de la herramienta informática deberá modificar y definir estos parámetros de umbralización cuando los valores preestablecidos por defecto en el programa no permitan superar los problemas ya señalados.

De las imágenes segmentadas se realizó la medición del tamaño de cada partícula identificada de la muestra; los tamaños en pixeles fueron convertidos a unidades métricas (milímetros) por medio del factor de conversión Fc. Según los resultados obtenidos (Tabla 2), cada pixel de las imágenes, en promedio, es equivalente a 1.89mm/pixel; por lo tanto, se considera que las partículas de 5 pixeles de ancho

corresponden a la frontera entre la identificación del material granular y el sedimento fino.

Tabla 2. Valores del Factor de Conversion (Fc)

MUESTRA	Fc
C2c	1.7539
C5c	1.7532
Tb3b	2.0577
TO2a	1.8136
PROMEDIO	1.8446

Las mediciones en pixeles de los ejes b efectuados por aproximación de las partículas a una elipse arrojaron una muy buena estimación de los ejes reales de las partículas con formas elipsoidales o circulares; en contraste, en las partículas con formas angulares (rombos, cuadrados) las aproximaciones a una elipse no representaron de manera adecuada el eje b a causa de la dificultad para definir los ejes principales de una figura con estas características. No obstante, es preciso señalar que en los lechos de los ríos muy difícilmente se encuentran materiales sedimentarios de estas características. De hecho en las muestras analizadas las partículas halladas con estas formas representaron un porcentaje muy bajo del total de las muestras.

Al realizar la clasificación de las partículas segmentadas, de acuerdo con los rangos de tamaños establecidos para cada muestra, se obtuvieron las áreas ocupadas en porcentaje por cada grupo de partículas que presentaban un determinado diámetro entre los intervalos de tamaño establecidos para el análisis de la distribución granulométrica. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 3, la cual contiene los datos del tamizado automatizado y el tamizado fotográfico manual realizado en el Proyecto de Modelación del Río Cauca (CVC-Univ. del Valle, 2004).

Tabla 3. Áreas ocupadas por los diferentes rangos de tamaños de partículas (en porcentaje)

			% AREA OCUPADA POR CADA CLASE DE TAMAÑO DE PARTICULAS							
			INTERVALOS DE TAMAÑO (mm)							
	MUESTRA	MÉTODO	>70	60 a 70	50 a 60	40 a 50	30 a 40	20 a 30	10 a 20	<10
				65	55	45	35	25	15	5
Río Cauca	C2c	Manual	-	2.06	14.17	8.97	20.12	19.09	15.48	20.12
		Autom.	4.53	2.34	13.65	6.37	11.7	7.83	10.61	42.97
Río Cauca	C5c	Manual	-	-	1.88	8.1	7.51	10.64	12.3	59.57
		Autom.	-	-	1.46	1.67	7.88	11.46	26.35	51.19
Río Ovejas	TO2a	Manual	-	-	1.41	4.31	6.3	23.43	28.82	35.72
		Autom.	-	-	-	2.74	11.14	19.53	17.28	49.32
Río B/lagrande	TB3b	Manual	-	1.5	4.23	6.1	13.05	8.95	37.74	28.43
		Autom.	1.41	1.25	3.68	7.86	12.87	14.29	13.88	44.76

Con base en estos resultados se calcularon los porcentajes de áreas acumuladas (ver Tabla 4), los cuales permitieron elaborar las curvas granulométricas correspondientes (Figuras 25 a 28). En estas gráficas se incluyen las curvas granulométricas obtenidas en el Proyecto de Modelación del Río Cauca mediante el método de análisis manual (CVC-Univ. del Valle, 2004). Además de la comparación de las curvas granulométricas, se contrastaron los resultados de los diámetros característicos (D_{10} , D_{16} , D_{30} , D_{50} , D_{60} , D_{70} , D_{84} , D_{90}), y los coeficientes granulométricos (σ_1 , σ_2 , C_u , C_g , d_m y d_g) de las cuatro muestras resumidos en las Tablas 5 y 6.

Tabla 4. Áreas acumuladas por los diferentes rangos de tamaño de partículas (en porcentaje)

MUESTRA	MÉTODO	% DE AREA ACUMULADA POR LOS INTERVALOS DE TAMAÑO DE PARTICULAS							
		INTERVALOS DE TAMAÑO (mm)							
		>70	60 a 70	50 a 60	40 a 50	30 a 40	20 a 30	10 a 20	<10
			65	55	45	35	25	15	5
C2c	Manual	-	100.01	97.95	83.78	74.81	54.69	35.60	20.12
	Autom.	100.00	95.47	93.13	79.48	73.11	61.41	53.58	42.97
C5c	Manual	-	-	100.00	98.12	90.02	82.51	71.87	59.57
	Autom.	-	-	100.00	98.54	96.87	88.99	77.54	51.19
TO2a	Manual	-	-	99.99	98.58	94.27	87.97	64.54	35.72
	Autom.	-	-	-	100.00	97.26	86.12	66.60	49.32
TB3b	Manual	-	100.00	98.50	94.27	88.17	75.12	66.17	28.43
	Autom.	100.00	98.59	97.34	93.67	85.81	72.94	58.64	44.76

Tabla 5. Diámetros Característicos

MUESTRA	MÉTODO	DIAMETROS CARACTERÍSTICOS								Δ_{prom}	
		D ₁₀	D ₁₆	D ₃₀	D ₅₀	D ₆₀	D ₇₀	D ₈₄	D ₉₀	(mm)	ϕ
C2c	Manual	7.49	8.98	13.19	22.54	27.64	32.61	45.16	49.39	3.57	1.84
	Autom.	6.16	6.86	8.49	13.31	23.20	32.34	48.31	52.71		
C5c	Manual	5.84	6.34	7.52	9.20	10.17	14.24	26.98	34.97	2.33	1.22
	Autom.	5.98	6.56	7.93	9.88	11.67	13.57	20.64	26.28		
TO2a	Manual	6.40	7.24	9.20	12.48	14.21	17.33	23.31	28.22	0.88	-0.19
	Autom.	6.01	6.62	8.04	10.20	13.09	16.74	23.91	28.48		
TB3b	Manual	6.76	7.81	10.21	12.86	14.18	19.28	31.80	38.00	1.76	0.81
	Autom.	6.12	6.79	8.35	11.89	15.95	22.94	33.59	40.33		

Tabla 6. Coeficientes Estadísticos y Granulométricos

MUESTRA	MÉTODO	COEFICIENTES GRANULOMÉTRICOS					
		σ_1	σ_2	C _u	C _g	d _m	d _g
C2c	Manual	2.26	16.08	3.69	0.84	29.31	24.71
	Autom.	2.78	20.77	3.76	0.50	27.42	20.70
C5c	Manual	2.19	12.28	1.74	0.95	17.77	14.85
	Autom.	1.80	9.72	1.95	0.90	16.27	14.35
TO2a	Manual	1.80	10.27	2.22	0.93	18.67	16.48
	Autom.	1.94	10.03	2.18	0.82	17.64	15.40
TB3b	Manual	2.06	13.71	2.10	1.09	21.36	18.05
	Autom.	2.29	15.29	2.61	0.71	22.02	17.87

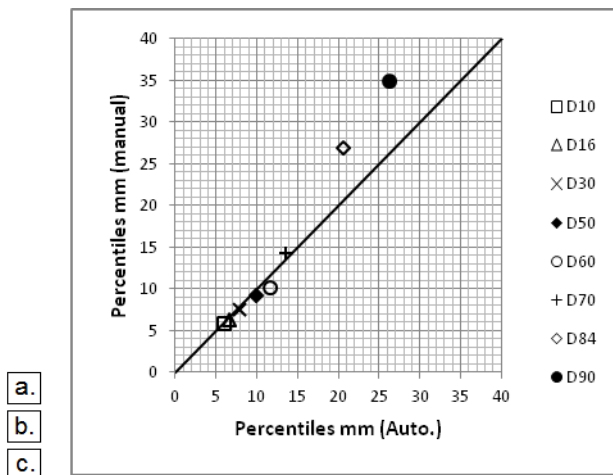
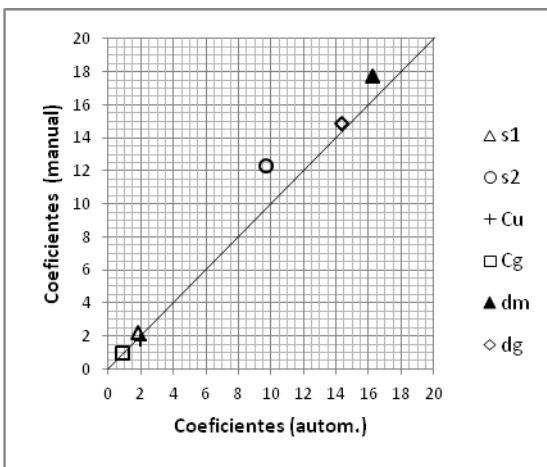
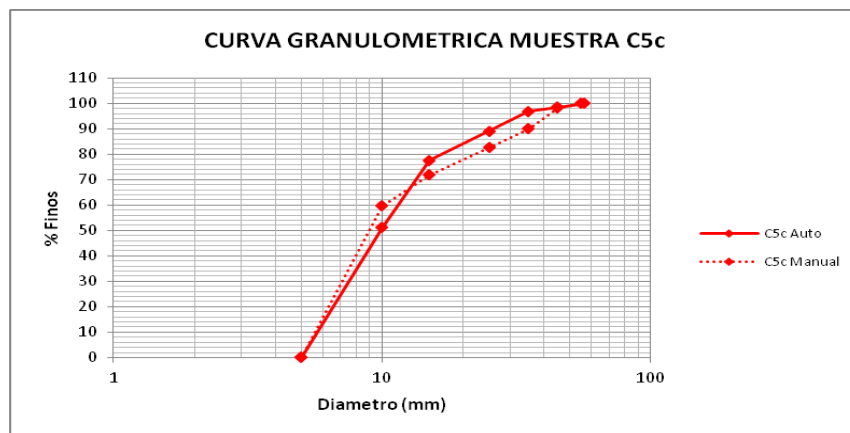


Figura 25. a. Curva Granulométrica, b. Percentiles, c. Coeficientes de la muestra C5c.

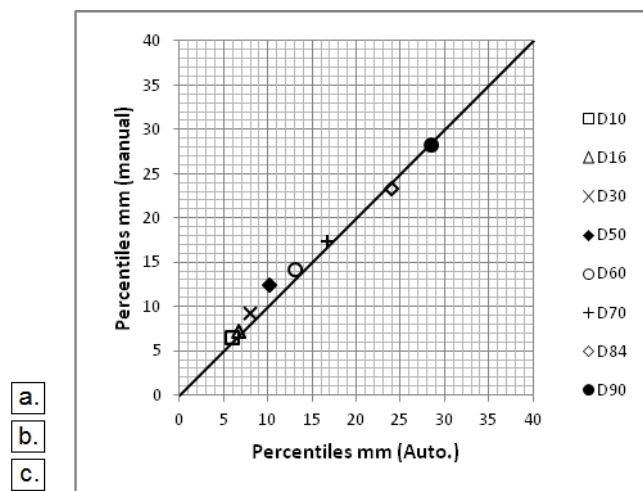
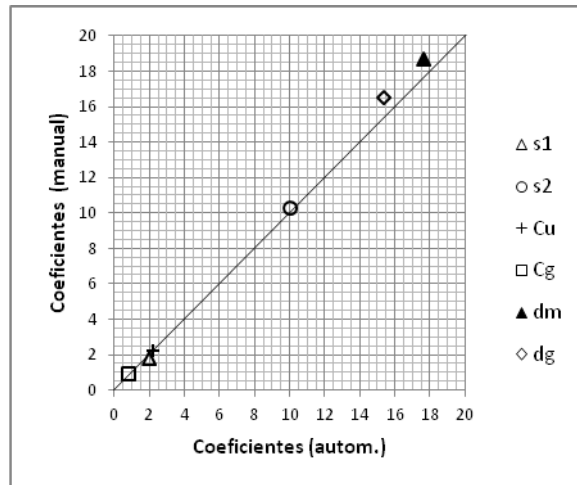
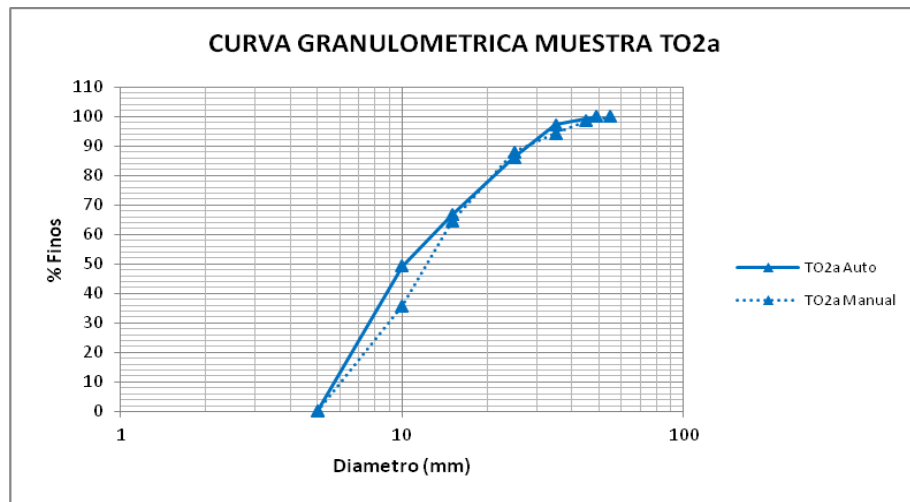
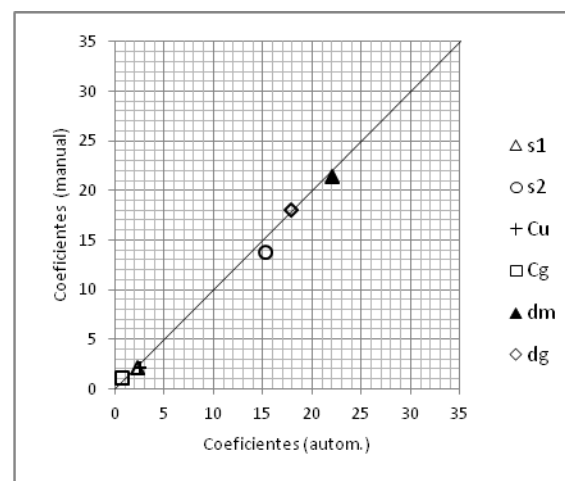
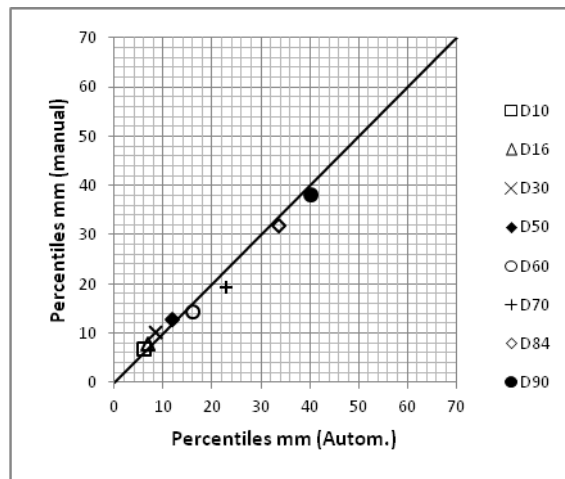
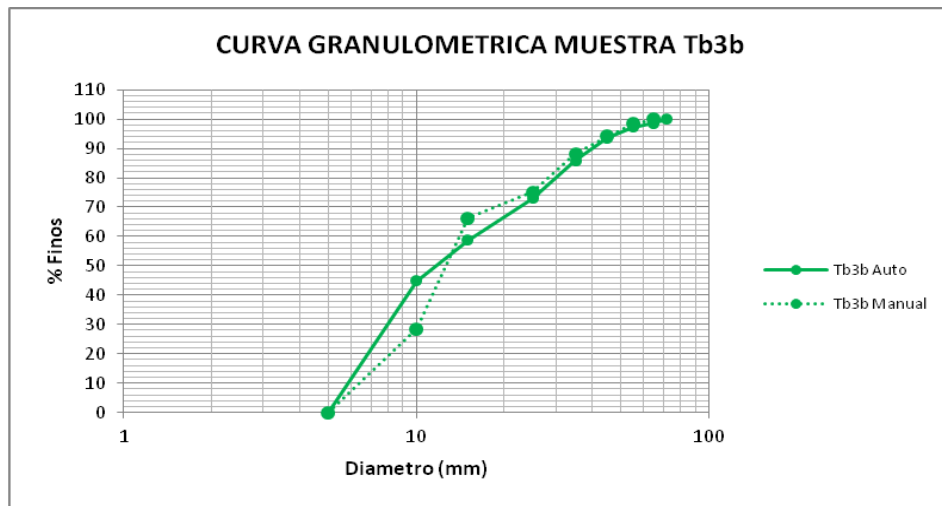


Figura 26. a. Curva Granulométrica, b. Percentiles, c. Coeficientes de la muestra TO2a.



a.
b.
c.

Figura 27. a. Curva Granulométrica, b. Percentiles, c. Coeficientes de la muestra Tb3b.

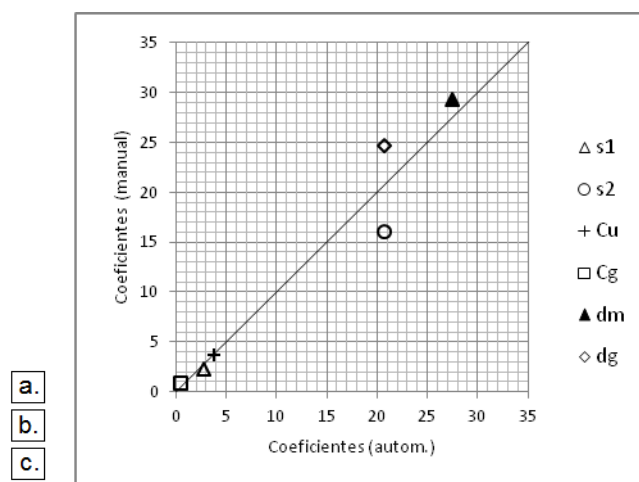
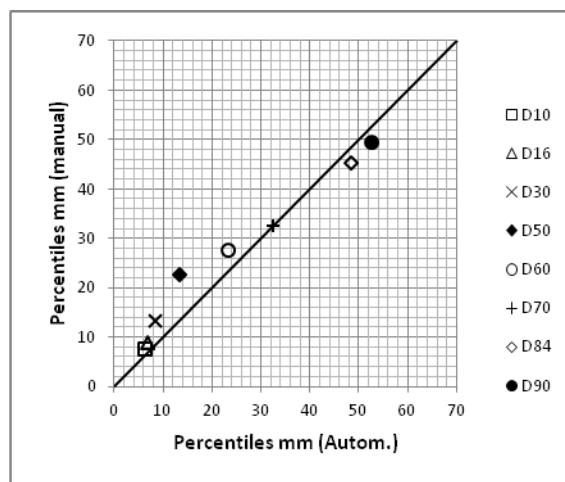
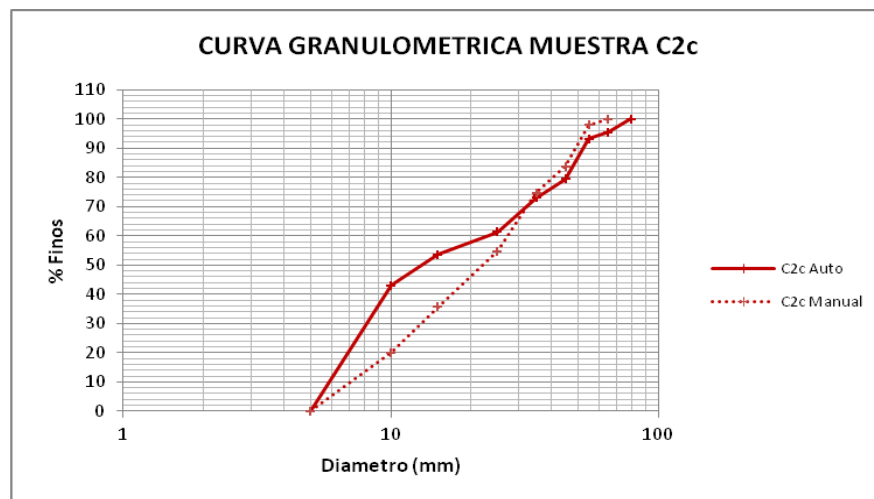


Figura 28. a. Curva Granulométrica, b. Percentiles, c. Coeficientes de la muestra C2c.

Al analizar los diferentes resultados obtenidos, se puede afirmar que las curvas granulométricas halladas mediante la aplicación de la herramienta informática aquí desarrollada, son altamente aceptables pues no presentan grandes diferencias con las curvas granulométricas determinadas mediante el análisis manual (CVC-Univ. del Valle, 2004).

Las Figura 25 y 26, correspondientes al análisis de las muestras C5c y TO2a respectivamente, demuestran una gran coincidencia de resultados a lo largo de toda curva granulométrica, la diferencia promedio de los valores de los percentiles es de -1.22ϕ para la primera muestra y 0.19ϕ para la segunda. Además la tendencia de los resultados de posicionarse sobre la línea de ajuste perfecto en los gráficos de percentiles y coeficientes, confirman la buena aproximación de los resultados del análisis por automatización.

La Figura 27a, representa los resultados de la muestra Tb3b, éstos presentan un desfase al inicio de la gráfica debido a una mayor área calculada de finos, la mejor caracterización de la curva granulométrica se presenta desde el D_{60} , después de este punto hay una mayor correspondencia total en los valores de las muestras analizadas. Como se observa en la Figura 27b, el punto más disperso de la línea de ajuste perfecto se presentó en el D_{70} , con una diferencia de 3.66mm (-1.87ϕ) por debajo de los 22.94mm del método manual, y una diferencia promedio de 1.75mm (-0.81ϕ) entre los percentiles calculados, en cuanto a los coeficientes granulométricos (Figura 27c) las diferencias entre los diámetros medio y geométrico fueron del 3.09% y 0.99% respectivamente, los demás valores se posicionaron sobre la línea de ajuste.

La curva granulométrica de la muestra C2c de la Figura 28a, presenta el mismo comportamiento de sobrestimación del área de sedimentos (partículas menores a 10mm) ocasionado por el análisis del método automático, de igual manera que en la muestra Tb3b. Debido a este problema, se genera una mayor dispersión de

resultados en comparación al buen comportamiento de los resultados anteriores. Aunque después del D_{60} se observa una mejor correlación entre las curvas de las muestras, los resultados correspondientes a los percentiles y coeficientes granulométricos son altamente aceptables; la dispersión de resultados de los diámetros característicos (Figura 28b) es significativa para los valores de D_{30} y D_{50} , los demás puntos se encuentran bien posicionados respecto a la línea de ajuste; de manera similar los coeficientes estadísticos (σ_1 , σ_2) presentaron diferencias de 0.52 y 4.69 respecto a los 2.25 y 16.08 del método manual; los coeficientes de forma (C_u , C_g) respectivamente para el método manual y automático fueron de 3.69 y 3.76 para C_u , así como 0.84 y 0.50 para C_g .

La variación promedio de los diámetros característicos entre los 2 métodos fue equivalente a -1.09ϕ (2.13mm) para todas las muestras analizadas.

Las diferencias de resultados observadas entre las curvas granulométricas obtenidas mediante el programa desarrollado y el análisis fotográfico manual pueden obedecer a diferentes factores, que pueden presentarse durante las diferentes etapas en el proceso de determinación de la curva granulométrica del material del lecho del río, como son (1) Captura de la imagen, (2) Pre-procesamiento de la imagen (ajuste de contraste, filtrado de la imagen), (3) Detección de bordes y segmentación, y (4) Caracterización de las partículas.

El proceso de captura de las imágenes es una de las etapas más importantes y por lo tanto, una de las que requiere especial atención al momento de la ejecución. Esto debido a que en esta etapa pueden adquirirse factores (iluminación, inadecuada, baja resolución de la imagen, ruido, distorsión radial y bajo contraste) que afectan los resultados finales del procesamiento digital de la imagen. Los factores de error ocasionados por una iluminación inadecuada inducen al ocultamiento y división de algunas partículas de sedimentos debido a las sombras presentes en la imagen. Por otra parte, la baja resolución de captura de las

imágenes (especialmente cuando en la muestra aparecen partículas muy pequeñas que son representadas con unos pocos pixeles) no permite identificar y dimensionar de manera precisa las partículas más pequeñas. Estos dos factores muy difícilmente pueden ser eliminados o corregidos durante el procesamiento digital de la imagen. En contraste, otros factores en la imagen que pueden inducir errores tales como, bajo contraste, ruido y distorsión radial, pueden ser corregidos durante la etapa de pre-procesamiento de la imagen.

En nuestro caso particular las imágenes tomadas para realizar el tamizado fotográfico manual eran de muy baja resolución por cuanto al área de muestreo les correspondía una resolución no mayor a 0.15 MP (363x366 pixeles); por lo tanto las partículas pequeñas, cercanas a 10mm contenían un número máximo de 6 pixeles de longitud, tal correspondencia se observa con el valor de conversión F_c que en promedio equivale a 1.84mm/pixel. Además de la poca resolución de las fotografías digitales, las condiciones de iluminación y colocación del marco de referencia en la fotografía generaban gran cantidad de sombras y ocultamiento en las piedras, por lo que en varias ocasiones estas sombras fueron identificadas como objetos y por lo tanto, consideradas en la caracterización granulométrica de la muestra.

El proceso de dilatación y erosión de la imagen (cerramiento) tiende a eliminar cierto número de pixeles ubicados en el contorno de la imagen; por ello, en algunos casos es posible que el resultado de este proceso agrande o reduzca los elementos de la imagen. Una recomendación en la investigación de Graham et al. (2005a) especifica que el tamaño mínimo de partícula a analizar deber ser de 23 pixeles, para que el tamaño de dichas partículas no se vea afectado por los procesos que se realizan en la imagen.

En las imágenes analizadas, antes de efectuar el proceso de cerramiento, se observaron partículas de 6 a 8 pixeles de longitud. Luego de realizar dicho

proceso y posteriormente la umbralización de la imagen se observó que estas partículas redujeron su tamaño en 2 píxeles. Debido a esto, estas partículas se clasificaron en el rango considerado como material fino (partículas menores a 10mm). A causa de esto se originó un ligero desfase de las curvas granulométricas de las muestras C2c y Tb3b, las cuales contenían un porcentaje de finos muy bajo y gran parte de gravas y gujarros, y como se mencionó en el análisis de los resultados el método automático calculó un porcentaje de área de material fino mayor al del método manual.

A diferencia de los otros métodos de identificación de objetos o partículas en las imágenes, el proceso de segmentación de cuencas presenta la ventaja de unir las discontinuidades de los bordes de las partículas no identificados durante el proceso previo de umbralización.

Sin embargo, así como la segmentación de cuencas realiza la conexión de líneas discontinuas también puede, en algunas ocasiones, fragmentar las partículas identificadas. Este efecto, conocido como sobresegmentación, se presenta debido al funcionamiento del algoritmo de la transformación de distancia, el cual, por naturaleza, establece valores atípicos a causa de las distancias objeto/borde calculadas, los cuales son reconocidos por el método de segmentación usado como sistemas de *microcuencas* al interior de los objetos. Este problema se logró reducir considerablemente aplicando la función H-minima transform de Matlab. Esta función permite identificar sectores o regiones que presentan un valor mínimo y modificarlos adicionándoles un valor constante preestablecido. Como consecuencia de la operación mencionada, en algunos casos se disminuyó la capacidad de unión de los contornos discontinuos que caracteriza a la segmentación de cuencas.

8 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

8.1 Conclusiones

En el presente estudio se diseñó una herramienta informática para automatizar la caracterización granulométrica de los materiales del lecho en ríos de gravas, guijarros y piedras mediante el procesamiento digital de imágenes. Las conclusiones más importantes son las siguientes:

- La herramienta informática desarrollada para caracterizar el material del lecho en ríos de gravas, guijarros y piedras arrojó resultados bastante aceptables cuando se contrastaron sus resultados con los obtenidos mediante el análisis manual de las imágenes.
- La medición de las partículas en lechos de ríos de materiales gruesos mediante el procesamiento digital de imágenes es fiable, siempre y cuando se garanticen las condiciones adecuadas de captura y características de la imagen para minimizar los errores en la medición.
- Una vez realizadas las mediciones de los tamaños de las partículas, se procede a obtener, de manera automática la curva granulométrica de la muestra y la determinación de los diámetros característicos y demás variables necesarias para realizar estudios hidráulicos, sedimentológicos y morfológicos de ríos.
- Cuando las imágenes utilizadas para evaluar el programa desarrollado son de baja resolución, se presenta una tendencia a subdimensionar los tamaños calculados en contraste con los del método manual, lo cual genera una mayor proporción de partículas finas en la caracterización de la muestra, dado que las partículas límite entre el rango granular y fino correspondientes a no más de 6 píxeles de longitud de eje medio, perdían algunos píxeles perimetrales a causa de

los procesos de cerramiento y umbralización (detección de bordes). Se obtuvieron excelentes resultados con pruebas a imágenes con una mejor resolución (3MP), las cuales abarcan áreas de captura de 0.25m^2 , y condiciones de iluminación adecuadas. De acuerdo a las condiciones de captura que determinan el área de la imagen en función del tamaño mínimo de partícula a analizar, de la muestra de 0.25m^2 la menor partícula correspondía a un tamaño de 6.64mm (23 pixeles); se observó que la menor partícula segmentada que logró representar de manera precisa su correspondiente original, equivalía a 13 pixeles (3.75mm) de los 15 pixeles reales (escala de grises).

- La metodología desarrollada en este estudio no requiere de remoción del material de lecho ni de largas jornadas de trabajo de campo, dado que el tiempo de muestreo o captura de la fotografía no requiere más de 2 minutos y el análisis por computador no más de 5 minutos por imagen cuando se requiere de algún ajuste de los parámetros del programa; a diferencia del método fotográfico manual, en el cual el tiempo requerido para delimitar y medir los tamaños y áreas de las piedras, podía llegar a 4 horas por muestra, dependiendo de número de partículas contenidas en la imagen.

- Para la captura y procesamiento de las imágenes capturadas, basta con una cámara digital que permita tomar fotografías de mínimo 3MP para áreas de 0.25m^2 y resoluciones más altas (8MP) cuando se requiera estudiar un área de 1m^2 , para garantizar un tamaño mínimo de partícula de 10mm (gravas medias), el cual es el diámetro mínimo considerado en la literatura para establecer el límite entre partículas gruesas y finas cuando se realiza el análisis manual de estas. Con la herramienta computacional desarrollada, es posible caracterizar partículas menores a dicho tamaño límite, lo cual daría como resultado, una curva granulométrica más precisa en la que se incluirían partículas correspondientes a gravas finas (4 a 8mm). Los equipos de muestreo y análisis, son dispositivos comunes por lo tanto son económicos y fáciles de adquirir; con una cámara digital

convencional de 8MP y un equipo de cómputo con características básicas de hardware (memoria RAM 2GB) se realizan los análisis sin problema alguno en imágenes con las características mencionadas.

- Los métodos de análisis seleccionados para el procesamiento digital de imágenes (Bottom-Hat, doble umbralización y segmentación de cuencas), resultaron más adecuados debido a que se tiene más tolerancia a variaciones de iluminación en la fotografía y de color, textura y bajo contraste de las partículas. Otros métodos de detección de bordes y segmentación, utilizados en las pruebas resultaron demasiado sensibles a estos factores.

- Los valores predeterminados en el programa se ajustan a condiciones generales obtenidas de los resultados de análisis sobre un grupo de muestras, por lo tanto hay muchas posibilidades de que estos valores puedan ser inadecuados para muestras diferentes (principalmente los valores de umbralización), por lo tanto se hace énfasis en la evaluación de los resultados que se obtienen en las fases del programa por parte del operador.

8.2 Recomendaciones

El programa informático desarrollado para automatizar la caracterización granulométrica del material del lecho de ríos se constituye en la primera versión de una herramienta que se considera será de gran importancia en estudios de ingeniería de ríos. Por lo tanto, se presentan aquí algunas recomendaciones tendientes a optimizarla en futuros estudios, las cuales hacen énfasis en las metodologías de captura y características de las imágenes para reducir o evitar posibles fuentes de error y en las metodologías del procesamiento digital de imágenes.

En primer lugar, las condiciones adecuadas de iluminación evitan la presencia de errores en la imagen que difícilmente pueden ser corregidos mediante el procesamiento digital de la imagen. Dichas condiciones se logran mediante el uso de dispositivos de flash externos, los cuales resultan adecuados para iluminar uniformemente las muestras en ambientes expuestos a la luz solar, a diferencia de los flash integrados en las cámaras digitales convencionales, los cuales en las condiciones antes mencionadas presentan baja capacidad de iluminación; otra alternativa de iluminación es disponer de la luz natural del mediodía, dado que la luz proyectada del sol se presenta normal a la superficie del lecho del río. Cualquiera sea el método usado, se debe garantizar una iluminación uniforme que evite la proyección de sombras que oculten total o parcialmente las partículas de la muestra.

En segundo lugar, la selección de la resolución a utilizar para capturar las fotografías, dependen directamente del tamaño mínimo de partícula a analizar y del área requerida a muestrear, por lo tanto, la configuración de la resolución de la cámara debe garantizar para dicha partícula un mínimo de 15 píxeles, o, 23 píxeles siendo consecuentes con la recomendación de Graham et al. Es importante considerar lo anterior para caracterizar de manera adecuada el material

del lecho de ríos; teniendo en cuenta esto, no es recomendable sobrepasar la cantidad de píxeles correspondientes a la partícula mínima de interés, dado que esto requeriría de una mayor demanda de recursos computacionales y tiempo de análisis debido a la alta resolución de la imagen, lo cual podría conducir a la interrupción del procesamiento o análisis de la imagen en una determinada etapa, debido a la falta de recursos de cómputo para mantener almacenada esa información.

Para optimizar el programa informático desarrollado se recomienda en próximos estudios investigar los diferentes métodos disponibles para realizar la detección de bordes y la segmentación de las partículas, etapas del procesamiento digital de imágenes que en algunas ocasiones generaban la sobresegmentación de las partículas. Esto puede hacerse mediante la exploración de otro tipo de técnicas de procesamiento de imágenes o la aplicación de nuevas herramientas de ajuste. De igual manera se debe procurar en un futuro modificar el funcionamiento de la herramienta informática, implementando los procesos de corrección de la distorsión radial en la imagen, la reducción de los errores de medición de los ejes de las partículas causados por la inclinación de las mismas sobre el plano de referencia, y aumentar la capacidad de procesamiento de información sin aumentar la demanda de recursos computacionales.

9 BIBLIOGRAFÍA

- Angulo, J., & Serra, J. (2005). Segmentación de imágenes en color utilizando histogramas bi-variables en espacios color polares luminancia/saturación/matiz. *Computación y Sistemas*, 8(No.4).
- Bouguet, J.-Y. P. (2010). Camera Calibration Toolbox for Matlab. Pasadena, California.
- Bradski, G., & Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library*. Sebastopol: O'Reilly.
- Bunte, K., & Abt, S. R. (2001). *Sampling Surface and Subsurface Particle-Size Distributions in Wadable Gravel-and Cobble-Bed Streams for Analyses in Sediment Transport, Hydraulics and Streambed Monitoring*. Rocky Mountain Research Station.
- Butler, J. B., Chandler, J. H., & Lane, S. N. (2001). Automated extraction of grain-size data from gravel surfaces using digital image processing. *Journal Of Hydraulics Research*, Vol 39(No. 4).
- Crozolli, L., & Batalla, R. (2003). Aplicación de la Fotografía al Analisis Granulométrico de Ríos con Lecho de Gravas. *Revista C & G*.
- CVC-Univ. del Valle. (2004). *Caracterización y Modelación Matemática del Río Cauca - PMC Fase III. Muestreo Sedimentológico del Material de Fondo del Río Cauca y Principales Tributarios Tramo Salvajina - La Virginia*. Santiago de Cali.
- Davies, E. (2005). *Machine Vision Theory, Algorithms, Practicalities*. San Francisco: Morgan Kauffmann.
- Fripp, J., & Diplas, P. (1993). Properties of various sediment sampling procedures. *Journal of Hydraulic Engineering*, 118(No.7), 955 - 970.
- García, C., & Vide, J. P. (2001). Caracterización granulométrica del lecho móvil de un río de gravas efímero: Aplicación a un tramo de la riera de Les Arenes. *Acta Geológica Hispánica*, Vol. 36(No. 1-2), 137-147.
- Gonzales, R., Woods, R., & Eddins, S. (2009). *Digital Image Processing Using MATLAB*. Gatesmark Publishing.
- Graham, D. J., Reid, I., & Stephen, R. P. (2005a). Automated Sizing of Coarse-Grained Sediments: Image-Processing Procedures. *Mathematical Geology*, Vol 37(No. 1).

- Graham, D. J., Rice, S. P., & Reid, I. (2005b). A transferable method for the automated grain sizing of river gravels. *Water Resources Research*, 41.
- Ibekken, H., & Schleyer, R. (1986). Photo-sieving: A method for grain-size analysis of coarse-grained, unconsolidated bedding surfaces.
- Jänhe, B. (2002). *Digital Image Processing*. Germany: Springer.
- Pajares, G. y. (2002). *Visión por Computador Imágenes Digitales y Aplicaciones*. México, D.F.: Alfaomega.
- Qidwai, U., & Chen, C. (2010). *Digital Image Processing: An Algorithmic Approach with Matlab*. New York: CRC Press.
- Rice, S. P., Greenwood, M. T., & Joyce, C. B. (2001). Macroinvertebrate community changes at coarse sediment recruitment points along two gravel bed rivers. *Water Resource Research*, Vol. 37(No. 11), 2973-2803.
- Storm, K., Hildale, R., & Kuhns, R. D. (2007). Comparison of Grain Size Distributions Derived From Digital Images to Sieve and Pebble Count Derived Distributions. *University of Texas*.
- Verdú, J., Batalla, R. J., & Martinez-Casasnovas, J. A. (2005). High-resolution grain-size characterisation of gravel bars using imagery analysis and geo-statistics. *Geomorphology*, 72, 73-93.
- Wolman, M. (1954). A Method of Sampling Coarse Bed-Material. *Transactions - American Geophysical Union*, 35, 951-956.

10 ANEXOS

10.1 Anexo1. Fotografías de las muestras tomadas en el PMC analizadas mediante el método automático y manual.



Figura 29. Fotografías correspondientes a las muestras de los ríos Ovejas, Cauca y Bugalagrande.

10.2 Anexo 2. Descripción del programa y manual de usuario

El programa Granulometría Digital, es un software programado en el lenguaje de MATLAB®, este programa permite extraer la información de muestras fotográficas correspondientes a los tamaños de los ejes de las partículas del material de fondo en ríos de gravas, guijarros y piedras, mediante la aplicación de técnicas de procesamiento digital de imágenes. Esta primera versión del programa, cuenta con una interfaz gráfica básica para facilitar el manejo del programa sin necesidad de ingresar al código fuente, por lo cual al usuario se le permite realizar variaciones de ciertos parámetros básicos en la secuencia metodológica.

El programa Granulometría Digital, se basa en las técnicas de procesamiento de imágenes de primer nivel, para reconocer y caracterizar objetos de acuerdo a sus propiedades geométricas. Las técnicas aplicadas para llevar a cabo este objetivo de reconocimiento correspondieron a operaciones morfológicas para la obtención del gradiente de la imagen (bordes), doble umbralización para binarizar la imagen y así proceder a la segmentación de cuencas para el reconocimiento de objetos y extracción de información. Una vez terminado el análisis de la imagen, se realiza el proceso de caracterización del material del lecho del río, siguiendo las metodologías de análisis de las muestras granulométricas.

Con este programa se reduce significativamente el tiempo de muestreo de las partículas a estudiar, ya que solo se requiere de tomar fotografías del lecho bajo unas condiciones de iluminación y resolución adecuadas; de igual manera el proceso de análisis es prácticamente automático, ya que se requiere de la supervisión del usuario para que evalúe los resultados arrojados por el programa en el transcurso de la etapa de procesamiento y análisis.

10.2.1 Manual Granulometría Digital v.1.0

El documento a continuación es una descripción del funcionamiento del programa y su uso para el análisis de muestras fotográficas. Se explicaran los pasos principales necesarios para lograr caracterización adecuada del material.



Figura 30. Logotipo del programa de caracterización granulométrica

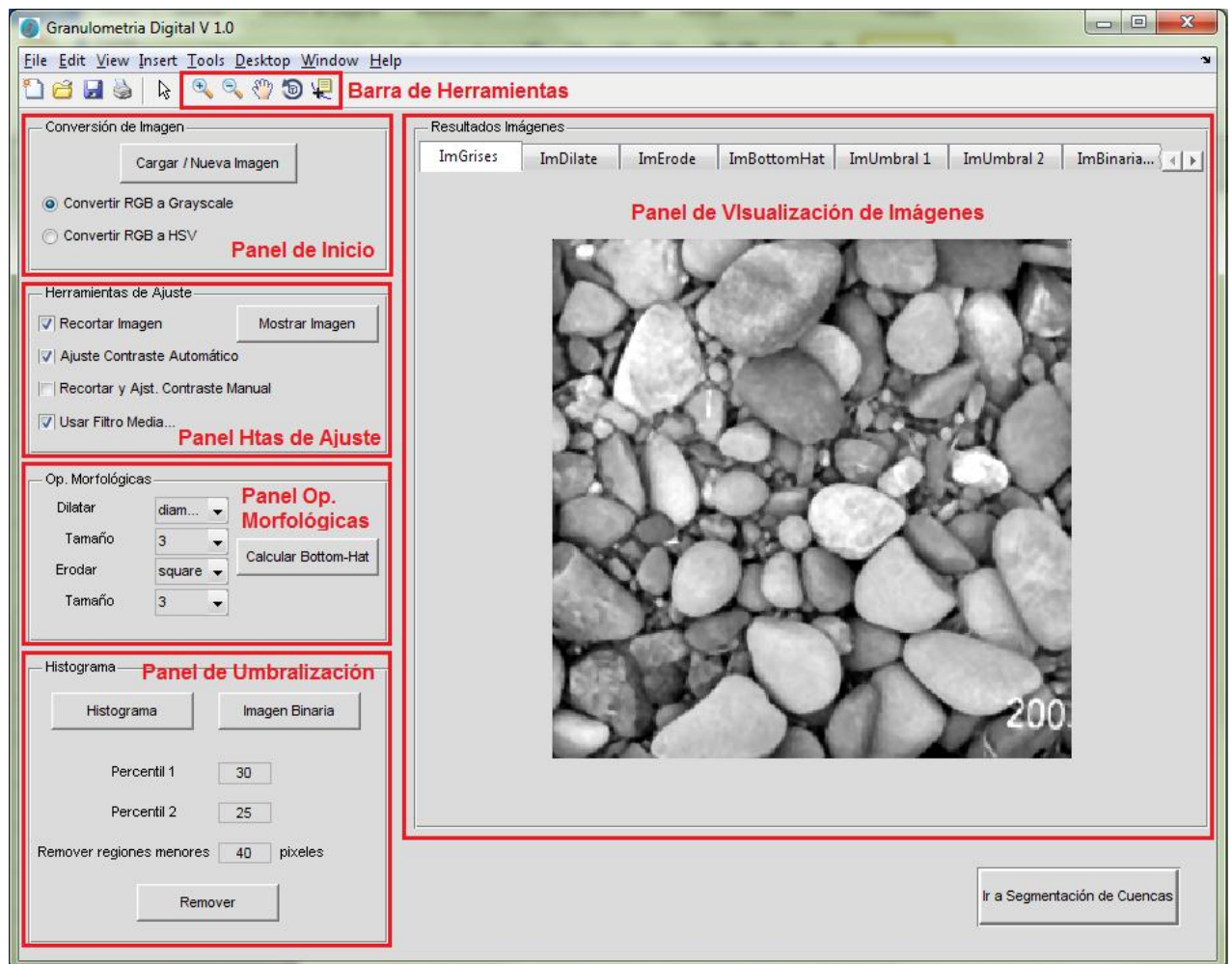
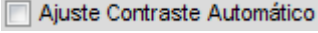


Figura 31. Identificación de los paneles principales

El panel de inicio se conforma por el botón Cargar / Nueva Imagen, el cual carga imágenes al programa desde cualquier ubicación abriendo una ventana de explorador (Figura 32a.); y los botones de radio ☒ Convertir RGB a Grayscale y ☐ Convertir RGB a HSV para realizar la conversión a escala de grises desde la imagen en RGB capturada con la cámara, dando inicio a la etapa de pre-procesamiento de la imagen. Una vez se selecciona alguno de los botones para la conversión, empiezan a mostrarse las imágenes obtenidas a lo largo del proceso en el panel de visualización de imágenes.

Luego de haberse efectuado la conversión a escala de gris, se realizan los ajustes de contraste por medio del panel de herramientas, queda a decisión del usuario el tipo ajuste de contraste a realizar, ya que se definió un ajuste automático y otro manual; el automático se realiza saturando el 1% de los niveles altos y bajos de la imagen de grises mediante el botón , mientras que el manual además de ajustar el contraste de la imagen, permite recortar la imagen para procesar solamente la región de interés como se muestra en la Figura 32b.

El botón  ubicado en el mismo panel actualiza la vista de la imagen en escala de grises, mostrando los resultados luego de ajustar el contraste y/o recortar la imagen. En este panel también se encuentra la opción de filtrado espacial mediante un filtro mediana, el cual suaviza el interior de la partícula sin alterar los bordes de la misma usando una vecindad de 3x3 por defecto. Una vez se activa el botón, se muestra la imagen filtrada en el panel de visualización de imágenes.

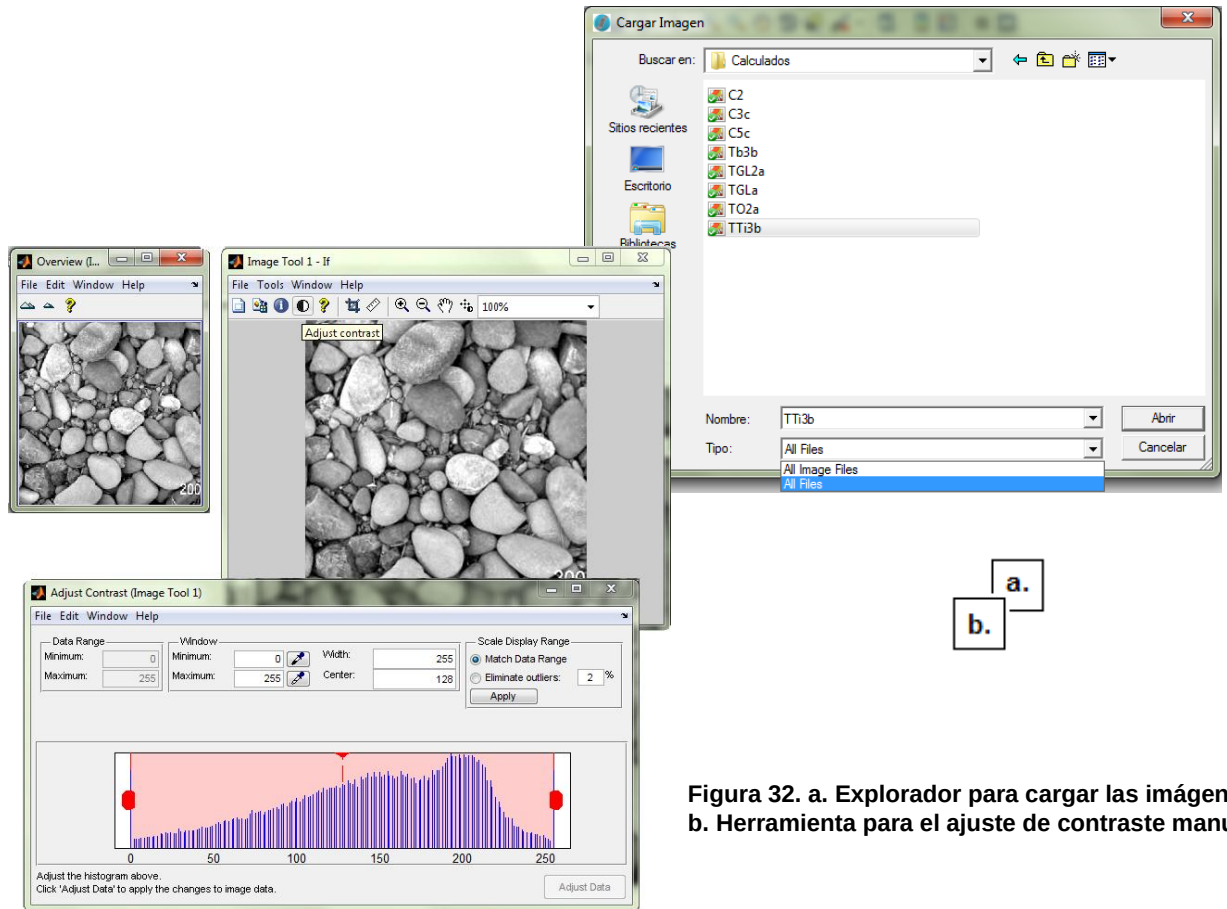


Figura 32. a. Explorador para cargar las imágenes; b. Herramienta para el ajuste de contraste manual.

El panel de operaciones morfológicas funciona mediante unos botones pop-up para seleccionar los strel y tamaños de éstos, para el cerramiento de la imagen (dilatación - erosión), las imágenes resultantes por cada operación se muestran en las pestañas ImDilate y ImErode respectivamente. La selección de los strel y tamaños deben realizarse en el orden que se muestra en la Figura 33. Finalmente se obtiene el gradiente de la imagen presionando, **Calcular Bottom-Hat**, la cual se muestra en la pestaña ImBottomHat

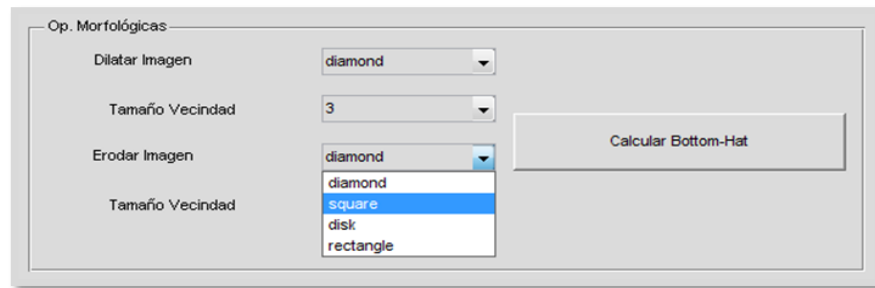


Figura 33. Panel de Operaciones Morfológicas

Una vez obtenida la imagen de gradiente, se procede a calcular los niveles de umbralización. El proceso necesario para esta etapa se encuentra en el Panel de Umbralización, primero se requiere calcular el histograma de la imagen de gradiente, para esto se da click en **Histograma** lo que genera una ventana externa a la interfaz con la acumulación de frecuencias de la cual se obtienen los Percentiles de umbralización 1 y 2 solicitados en el mismo panel. Usando la herramienta Data Cursor señalada, se miden los niveles de gris desde la imagen de bordes, y luego se busca la posición de estos en el histograma acumulado para saber que percentiles corresponden a los niveles de umbralización 1 y 2.

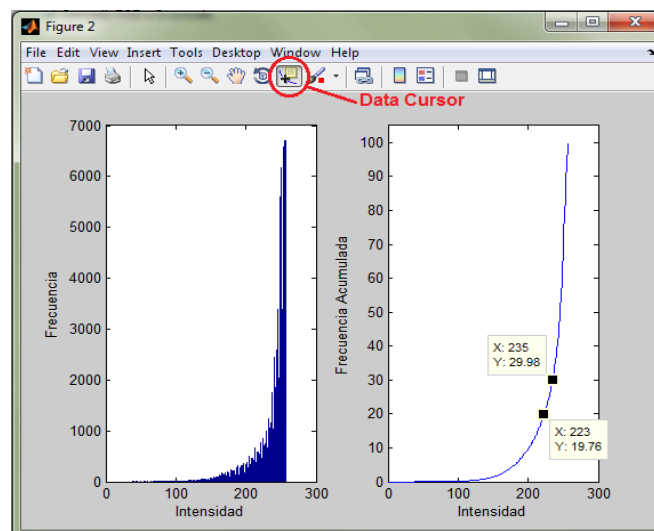


Figura 34. Histograma para identificar los percentiles de umbralización

Si los valores seleccionados en los percentiles 1 y 2 no dan un buen resultado en la imagen binaria (Imbinaria), se puede iterar el proceso variando los valores de umbral y se presiona **Imagen Binaria** para actualizar la imagen. En la parte inferior de este panel se encuentra una opción que ayuda a remover el ruido que permanece en la imagen luego de realizar el filtrado, cierre y umbralización de la imagen, dado que este tipo de datos atípicos generan grandes errores en la identificación de partículas al momento de segmentar la imagen. En el cuadro de texto **Remover regiones menores** **pixeles** se ingresan valores numéricos que eliminan falsos bordes conformados por una cantidad de pixeles menores al valor digitado al activar el botón. **Remover**.

Una vez finalizada la etapa de umbralización, se presiona **Ir a Segmentación de Cuencas**, el cual abre una ventana nueva para comenzar el proceso de identificación y caracterización granulométrica (Figura 35).

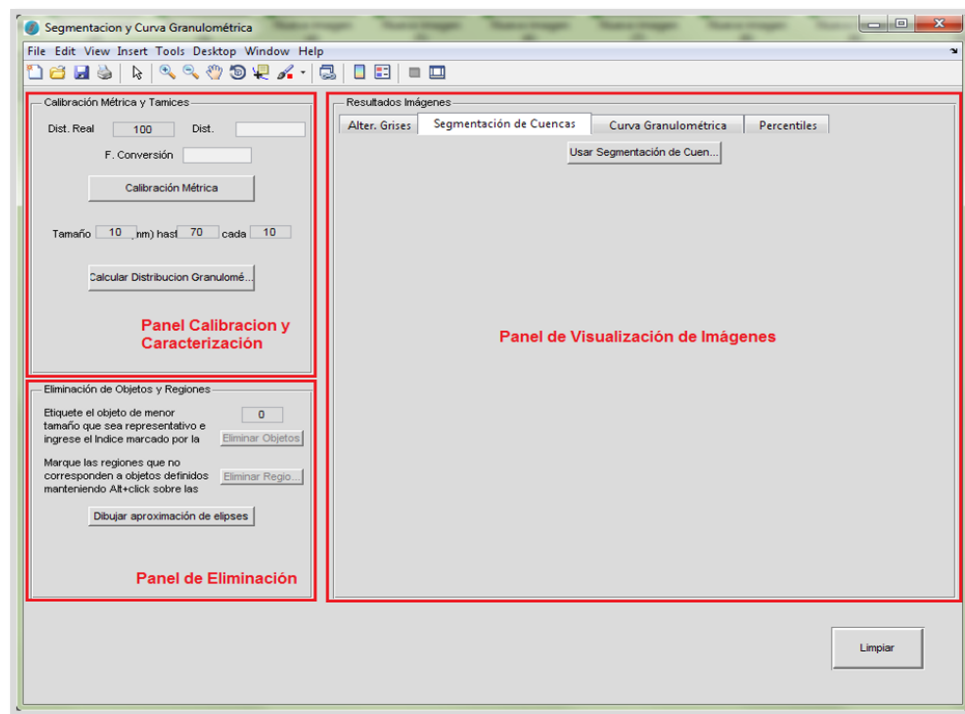
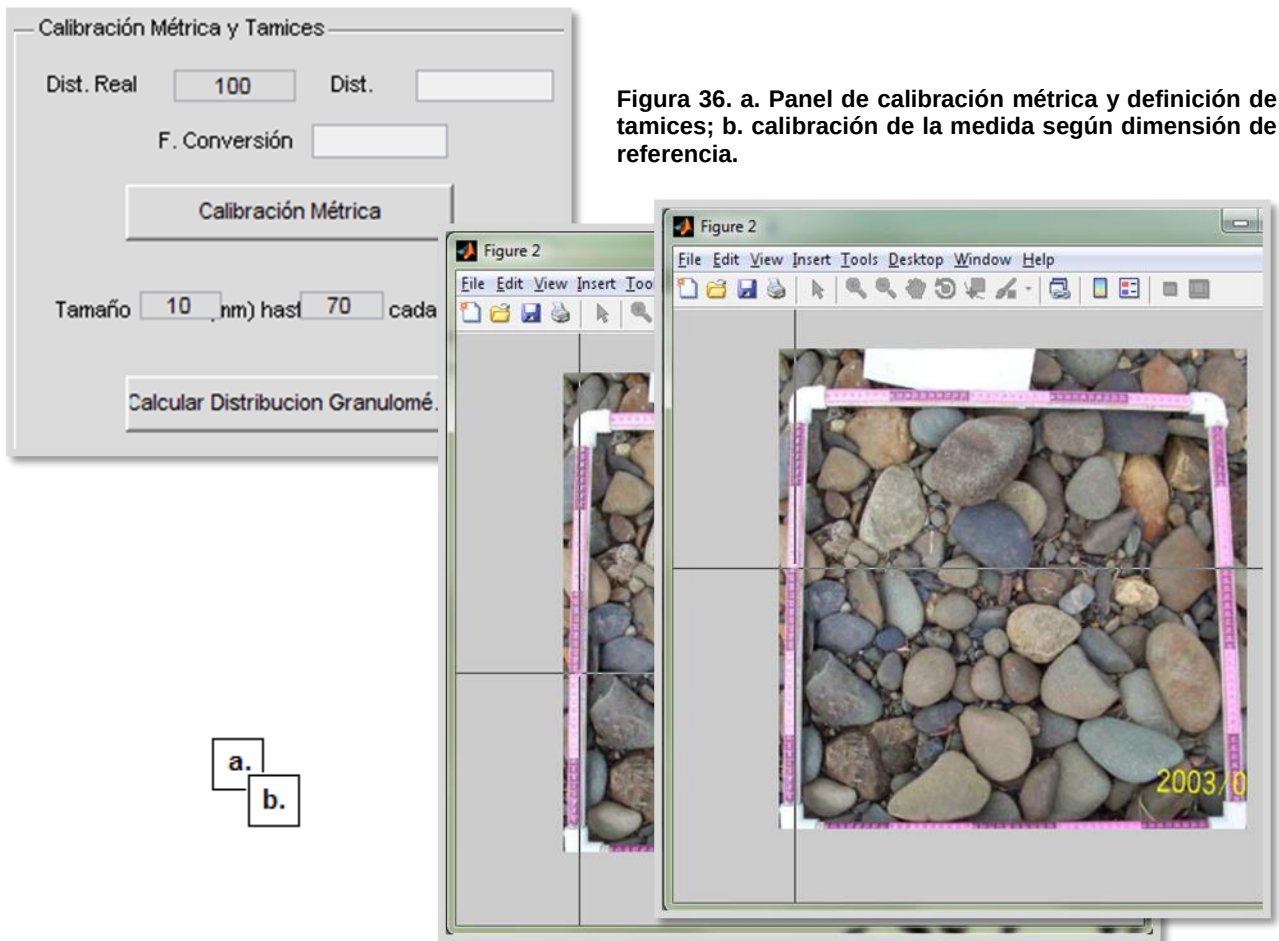


Figura 35. Panel etapa de segmentación y caracterización granulométrica

El botón **Usar Segmentación de Cuen...** realiza automáticamente las transformaciones de distancia sobre la imagen binaria (ImBWclean), de igual manera aplica la transformación H-minima con un valor de supresión igual a 1. Estos valores no son modificables desde la interfaz, para poder realizarlo sería desde el código fuente propio del programa. La imagen resultante, ya segmentada se muestra en el panel de Visualización de Imágenes. El panel de calibración (Figura 36a) establece la relación que hay entre el número de pixeles contenidos en una longitud específica, la distancia real por defecto corresponde a 100mm debido a que fue la distancia usada en el análisis de las muestras del PMC, pero el usuario puede modificarla a conveniencia. El botón **Calibración Métrica**, abre una nueva ventana de la que se seleccionan los puntos equivalentes a la distancia conocida (Figura 36b)



El panel de eliminación es una herramienta desarrollada con el fin de evitar la dispersión de error a causa del reconocimiento de falsos objetos, estas condiciones se presentan en casos donde hay presencia de materiales finos en el lecho, que en varios casos pueden ser identificadas como piedras grandes o partículas muy pequeñas que no corresponden a las de los materiales del lecho. La opción **Eliminar Objetos** borra de la imagen segmentada aquellas partículas menores al valor que se ingresa en la casilla sobre el botón correspondiente al eje menor en milímetros (eje b). La opción **Eliminar Regio..** se realiza mediante la herramienta Data Cursor; esta funciona de manera que se selecciona un punto al interior de cada región de sedimento que se quiere eliminar, manteniendo presionada la tecla Alt +click sobre la región para que no se borren los puntos seleccionados anteriormente; una vez terminada la selección se guardan los valores dando click derecho sobre la imagen y luego sobre la opción resaltada en la Figura 37.



Figura 37. Procedimiento para aplicar la herramienta de eliminación de regiones

Seleccionando la pestaña Alter. Grises, y presionando el botón **Dibujar aproximación de elipses**, se logra visualizar la forma en que el programa realiza las mediciones de las partículas, aproximándolas a una elipse, que de cierta manera es útil para evaluar el desempeño del programa en cuanto a reconocimiento e identificación de las partículas (Figura 38).

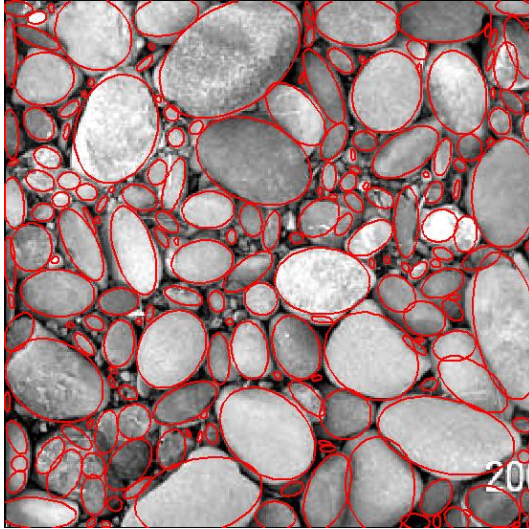


Figura 38. Representación de la aproximación de medición por ajuste de elipse en imagen a escala de grises.

Finalmente, el botón **Calcular Distribucion Granulomé...** genera automáticamente la curva granulométrica de acuerdo a los tamaños de tamiz establecidos, de igual manera los diámetros característicos (D_{10} , D_{16} , D_{30} , D_{50} , D_{60} , D_{70} , D_{84} , D_{90}), coeficientes de gradación y uniformidad, diámetros medio y geométrico, y desviaciones estándar.

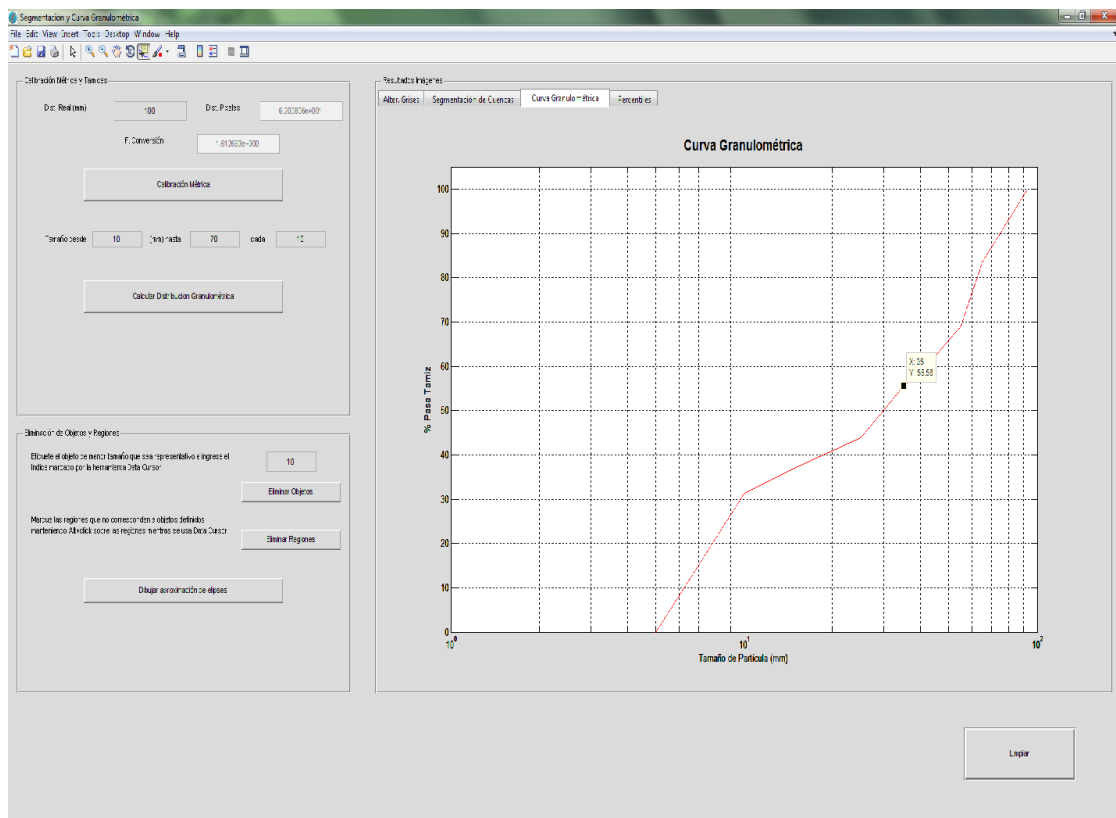


Figura 39. Obtención y representación de la curva granulométrica por medio del programa