

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

**Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías de la
Información**



TRABAJO DE DIPLOMA

**Suavizado mediante técnicas de filtrado
morfológico en imágenes de microscopía celular.**

Autor: Karla Janet Rodríguez Oliva

Tutor: Dr. Rubén Orozco Morales

Santa Clara

2014

"Año 56 de la Revolución"

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

**Centro de Estudios de Electrónica y Tecnología de la
Información**



TRABAJO DE DIPLOMA

**Suavizado mediante técnicas de filtrado
morfológico en imágenes de microscopía celular.**

Autor: Karla Janet Rodríguez Oliva

E-mail: kroliva@uclv.edu.cu

Tutor: Dr. Rubén Orozco Morales

E-mail: rorozco@uclv.edu.cu

Santa Clara

2014

"Año 56 de la Revolución"



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería Biomédica, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

Firma del Autor

Firma del Jefe de Departamento
donde se defiende el trabajo

Firma del Responsable de
Información Científico-Técnica

PENSAMIENTO

Por más difícil que se nos presente una situación nunca dejemos de buscar la salida, ni de luchar hasta el último momento. En momentos de crisis, solo la imaginación es más importante que el conocimiento.

Albert Einstein

Si lo puedes imaginar, lo puedes lograr.

Albert Einstein

DEDICATORIA

A mis abuelos por ser mi motor y enseñarme que todo es posible.

*A mis padres por hacer de mí la persona que soy, apoyarme en cada paso que he dado y
amarme incondicionalmente.*

A mi tía por ser mi segunda mamá.

A mi novio por estar siempre ahí y amarme como soy.

AGRADECIMIENTOS

A mi mamá por ser más que madre, cómplice y seguirme hasta el fin del mundo.

A Adalberto por ayudarme y guiarme.

A mi familia en general pues sin ellos no estaría hoy aquí, además de por sus sabios consejos y apoyo incondicional.

A mi novio y su familia por apoyarme en todo momento y quererme por encima de todo.

A mis amigas que han sido y serán siempre en mi vida más que amigas, hermanas, por ayudarme en todos estos años a ser una mejor persona y por su amor y comprensión.

A mi tutor, que sin su ayuda la realización de este trabajo no hubiera sido posible, por confiar en mí y demostrarme que podía lograrlo.

A todas aquellas personas, profesores, amistades, compañeros de aula, en fin todos los que de una forma u otra a lo largo de mi vida, han contribuido a mi formación y a que este sueño se hiciera realidad.

A todos les estaré eternamente agradecida.

TAREA TÉCNICA

- Realizar una revisión bibliográfica sobre el tema, sistematizando la información obtenida y haciendo un análisis crítico de la misma.
- Realizar un estudio detallado del problema del suavizado mediante técnicas de filtrado morfológico en las imágenes biomédicas y su aplicación en la microscopía celular.
- Programar en Matlab algunos de los algoritmos más importantes estudiados y evaluar los algoritmos propuestos con varias imágenes para comprobar el trabajo que se lleve a cabo.

Firma del Autor

Firma del Tutor

RESUMEN

En la actualidad, con el vertiginoso desarrollo de la tecnología del equipamiento médico se genera un gran volumen de imágenes médicas que se hace necesario procesar, dentro de las cuales las de microscopía celular son objeto de estudio en este trabajo, y en particular las de extendidos delgados de sangre periférica. Las imágenes captadas por medio del microscopio óptico, si bien ayudan al diagnóstico, también están sujetas a estar afectadas por diversos artefactos, fluctuaciones, etc. Precisamente, en este trabajo se investiga cómo puede beneficiar el uso de técnicas de filtrado morfológico para el suavizado de este tipo de imágenes. Este problema surge de la necesidad de mejorar la calidad de las imágenes de microscopía celular y acondicionarlas para las tareas de clasificación y segmentación, al eliminar detalles que son innecesarios y que dificultan los procesos de análisis automatizado. Las imágenes fueron obtenidas en el CBQ (Centro de Bioactivos Químicos) que es el centro autorizado para el estudio de diversas afecciones virales como la malaria tanto en personas como en animales. Además se pretende mejorar con esta técnica la posterior evaluación de las mismas, tanto por sistemas automatizados como por un profesional capacitado para esta labor.

TABLA DE CONTENIDOS

<i>PENSAMIENTO</i>	i
<i>DEDICATORIA</i>	ii
<i>AGRADECIMIENTOS</i>	iii
RESUMEN	v
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	4
1.1 Fundamentos del procesamiento morfológico.	4
1.1.1 Filtrado morfológico.	5
1.1.2 Desarrollo de algoritmos.	7
1.1.3 Transformaciones básicas.	7
1.2 El suavizado de imágenes.	10
1.3 Métodos para el suavizado de imágenes.	11
1.3.1 Filtros clásicos.....	12
1.3.1.1 Filtro de Promedio (FAV).	13
1.3.1.2 Filtro Paso bajo gaussiano (GlpF).	13
1.3.1.3 Filtrado de Mediana (MF).	15
1.3.2 Filtrado adaptativo.....	15
1.3.2.1- Filtrado de minimización del gradiente (L ₀ GM).	16
1.3.2.2- Filtrado adaptativo de Wiener.	17
1.3.2.3- Filtrado adaptativo bilateral.....	17
1.3.2.3- Filtrado anisotrópico de difusión no lineal.....	18

1.4	Filtrado Morfológico.....	19
1.4.1	Filtros morfológicos de adjunción alternante secuencial (MAASF).....	19
1.4.2	Filtrado morfológico mediante erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR).	21
1.4.3	Filtrado morfológico mediante apertura y cierre (MOC).....	23
1.4.4	Filtrado mediante reconstrucción geodésica (MGR).....	23
1.5	Conclusiones parciales	25
CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS.....		26
2.1	Introducción.	26
2.2	Obtención de imágenes a utilizar.	27
2.3	Evaluación cuantitativa para evaluar el suavizado.....	30
2.3.1	Evaluación comparativa basada en el brillo, el contraste y contenido de información.	30
2.4	Evaluación comparativa utilizando índices basados en el sistema visual humano.	33
2.4.1	Descomposición en valores singulares basándose en el índice de calidad de la imagen.	34
2.4.2	Información del contenido multi-escala del índice de similitud estructural.	35
2.4.3	Índice de calidad basado en la varianza local.	39
2.5	Evaluación comparativa basada en la magnitud del gradiente.....	40
2.5.1	Diagramas de dispersión de la magnitud del gradiente.....	41
2.5.2	Histogramas descriptores de orientación de bordes.	43
2.5.3	Error cuadrático medio de la máxima diferencia Laplaciana (MDLMSE).	45
2.6	Comparaciones perceptuales para la evaluación del suavizado	47
2.7	Conclusiones parciales	49

CAPÍTULO 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	50
3.1 Introducción	50
3.2 Estabilidad en cuanto a la Media y la Entropía	50
3.2.1 Media	50
3.2.2 Entropía.....	52
3.3 Medidas objetivas basadas en el Sistema Visual Humano	54
3.3.1 Resultados del Índice de Similitud estructural	55
3.3.2 Resultados del índice de calidad basado en la varianza local.....	57
3.3.3 Descomposición de los valores singulares basados en el índice de calidad	58
3.4 Medidas basadas en Diagramas de dispersión.....	59
3.5. Resultados basados en preservación de los bordes.	61
3.5.1 Resultados de los histogramas descriptores de la orientación de los bordes (EOHD).	61
3.5.2 Resultados del error cuadrático medio de la máxima diferencia Laplaciana.	62
3.6 Pruebas estadísticas.....	64
3.7 Conclusiones parciales	65
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	66
Conclusiones	66
Recomendaciones	67
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68
ANEXOS	72
Anexo I Imágenes originales que se utilizaron para evaluar los filtros.	72
Anexo II Imágenes original, suavizada con 4 variantes de filtros morfológicos y Fila central de ambas.	77
Anexo III Comparación entre Filtros BF y ANDF	79

Anexo IV Diagramas de dispersión de filtros clásicos (AVF) y adaptativos (WAF).....	80
Anexo V Histogramas descriptores de bordes.....	81
Anexo VI Códigos en Matlab	82

INTRODUCCIÓN

En nuestra vida cotidiana es muy común que cuando necesitamos servicios médicos, en la mayoría de los casos, para poder obtener un diagnóstico correcto de las enfermedades, sea indispensable para el médico apoyarse en resultados de pruebas de laboratorio clínico, que realizan diversos estudios por medio de extendidos de sangre periférica a través de microscopía óptica. En el caso particular de los estudios de infestaciones maláricas a través de microscopía óptica el procedimiento de rutina es determinar la presencia del *Plasmodium* (*Falciparum*, *Vivax*, *Ovale* y *Malariae*) parasitando en el interior de los glóbulos rojos, así como su estado de madurez en el ciclo biológico (*Merozoite*, *Anillo*, *Trophozoite*, *Schizonte* y *Gametositos*). Es por ello que el diagnóstico mediante microscopio óptico puede implicar la generación de un alto volumen de imágenes ya que cada extendido celular genera varios campos. Dichas imágenes están constituidas tanto por varias células separadas como por aglomeraciones o agregados, entre los que se encuentran otros componentes de la sangre que no son de interés para el estudio (plaquetas, glóbulos blancos, etc.), así como artefactos generados durante el proceso de preparación del extendido (incorrecto teñido con Giemsa, etc.). Es entonces que se puede evidenciar la importancia del Procesamiento Digital de Imágenes (PDI), el cual incluye novedosas técnicas que facilitan el desarrollo del análisis automatizado de estas células a partir de las fotomicrografías que pueden obtenerse acoplado una cámara fotográfica digital al microscopio óptico, siendo el suavizado uno de los métodos imprescindibles para atenuar la presencia de señales indeseadas dentro de las imágenes o disminuir estructuralmente objetos presentes que no son de interés.

Dentro de las técnicas que se utilizan para el suavizado de estas imágenes están las de filtrado morfológico. La palabra *morfología* comúnmente denota una rama de la biología que se ocupa de la forma y estructura de animales y las plantas. Usamos la misma palabra aquí en el contexto de morfología *matemática* como una herramienta para extraer componentes de imagen que son útiles en la representación y descripción de la región que forman, como los contornos o bordes. Tenemos interés también en las técnicas morfológicas para pre ó post-procesamiento. La morfología ofrece un acercamiento unificado y poderoso para los problemas numerosos de procesamiento de imagen [1].

Diversas técnicas de procesamiento digital de imágenes, tales como la segmentación y la clasificación, entre otras, resultan mucho más exitosas cuando se aplican sobre imágenes con bajo nivel de detalles finos. Los métodos de filtrado convencionales, si bien pueden reducir el nivel de detalles con un bajo costo computacional y mediante algoritmos de relativamente fácil implementación, adolecen de afectar los bordes de los objetos de interés en las imágenes. Por esta razón se hace tan necesario la utilización de los métodos de suavizado mediante técnicas de filtrado morfológico pues logran muy buenos resultados a la hora de eliminar pequeños detalles que no son de interés, entre los que puede encontrarse parte del ruido, preservando los bordes y los detalles significativos mediante la regulación, ya sea de la profundidad del suavizado (cantidad de iteraciones), como del elemento estructurante que interviene en la transformación. Por ello en este trabajo se analiza la posibilidad de mejorar la calidad de este tipo de imágenes de microscopía de extendidos delgados de sangre periférica, suavizándolas mediante técnicas de filtrado morfológico.

Por lo antes expresado, el problema científico de esta investigación es: ¿Cómo contribuir a disminuir la presencia de detalles insignificantes en imágenes de microscopía de extendidos delgados de sangre periférica, preservando los bordes y detalles significativos para ser utilizadas en tareas de segmentación y clasificación?

Este trabajo pudiera aportar para una determinada investigación, la posibilidad de permitir realizar valoraciones sobre qué técnicas de suavizado utilizar. Por lo antes expuesto se propusieron los siguientes objetivos.

Objetivo general:

- Desarrollar el filtrado morfológico de imágenes de microscopía de extendidos delgados de sangre periférica con el propósito de suavizar imágenes que serán utilizadas en tareas de segmentación y clasificación.

Objetivos específicos:

- Registrar y organizar información científico-técnica sobre los métodos de suavizado más utilizados en las imágenes biomédicas y sus perspectivas de aplicación en el caso particular de las imágenes de microscopía de extendidos delgados de sangre periférica, incluyendo un análisis somero acerca de los tipos de filtrado.
- Implementar algoritmos para el filtrado morfológico de imágenes en microscopía de extendidos delgados de sangre periférica utilizando el software Matlab.
- Evaluar los algoritmos propuestos con varias imágenes para comprobar el trabajo que se lleve a cabo.

CAPÍTULO 1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

En este capítulo se presentan los fundamentos teóricos del filtrado morfológico para la supresión de detalles finos en imágenes de microscopía celular, como resultado del estudio del estado actual de estas técnicas. Además se incluyen otros temas del procesamiento digital de imágenes que en este trabajo se vincularon a los temas anteriormente mencionados. Para ello se estructuró el capítulo en cinco epígrafes de la forma que se explica a continuación. El epígrafe 1.1 aborda los fundamentos del procesamiento morfológico, el desarrollo de los diferentes algoritmos y las transformaciones necesarias para llevarlos a cabo. El epígrafe 1.2 define el concepto de suavizado de imágenes. El 1.3 expone diversos métodos clásicos y adaptativos para realizar el suavizado de imágenes. Por último, el epígrafe 1.4 presenta los diversos métodos de suavizado de imágenes mediante filtrado morfológico que serán tratados en este trabajo. Por último en el epígrafe 1.5 se plantean las conclusiones parciales del capítulo.

1.1 Fundamentos del procesamiento morfológico.

El uso de morfología matemática en niveles bajo y medio del procesamiento de imágenes y aplicaciones de visión por computadora, han permitido el desarrollo de una clase de técnicas para analizar la información de la forma en imágenes monocromáticas, porque de una imagen compleja se pueden extraer partes sin significado y guardar los elementos significativos. Estos métodos se emplean para extraer información primordial acerca de las formas de las imágenes al mismo tiempo que se elimina información irrelevante, y forman un grupo importante de operadores empleados en la visión por computadora.

Muchos de los métodos para el estudio de imágenes de microscopía de extendidos delgados de sangre periférica no utilizan imágenes a color ya que principalmente los

diagnósticos computarizados lo que utilizan son imágenes binarias o en escala de grises pues con estas se simplifica significativamente el costo computacional de los algoritmos sin comprometer la efectividad de los métodos.

La morfología matemática se basa en el empleo de la teoría de conjuntos. Las imágenes tanto en niveles de gris como binarias son conjuntos sobre los que se llevarán a cabo operaciones. No obstante, las transformaciones morfológicas pueden efectuarse en N dimensiones euclidianas.

Una operación morfológica definida en una imagen binaria se refiere a la morfología binaria. Esto implica representar la imagen como un conjunto de X que pertenece a \mathbb{R}^2 o a \mathbb{Z}^2 , donde \mathbb{R} es el conjunto de números reales y \mathbb{Z} es el conjunto de números enteros. La imagen es transformada por otro conjunto, conocido como el elemento estructurante. La forma y tamaño del elemento estructurante determinan la imagen resultante [2].

1.1.1 Filtrado morfológico.

El filtrado es quizás la operación fundamental del procesamiento de imágenes y visión por computadora. En el sentido más amplio del término "filtrado" el valor de la imagen filtrada en un lugar determinado, es una función de los valores de la imagen de entrada en una pequeña vecindad de ese mismo lugar. Otras propiedades de la imagen son la forma sobre el espacio y el tiempo.

Los bordes de las estructuras dentro de la imagen (primer plano) corresponden a discontinuidades en la función de la imagen. Los bordes pueden tener una cantidad considerable de información en una imagen, relevante para el observador o para herramientas de procesamiento; por ejemplo, pueden dividir una imagen en partes lisas que se puedan comparar, pero con diferentes niveles de intensidad. A la inversa, las imágenes procesadas por un filtro que suavice las zonas relativamente planas, preservando los bordes, retienen la información de límites en su conjunto de discontinuidades.

El suavizado de imágenes preservando sus bordes, proporciona la base para el posterior procesamiento, tales como recuperación de las formas, la estimación de movimiento, segmentación, contornos activos y la detección de características. El suavizado ha sido una

de las áreas de investigación más activas en el procesamiento de imágenes y visión por computadoras [3].

El pre-procesamiento es un paso establecido y vital antes de otras etapas de procesamiento en los sistemas de análisis de imagen. Los filtros de suavizado se utilizan para eliminar las intensidades no deseadas en píxeles (comúnmente consideradas como ruido), así como también para eliminar estructuras que no son de interés en las imágenes a analizar. Estos algoritmos se aplican en orden para reducir el ruido y / o para preparar las imágenes para su posterior procesamiento, tales como la segmentación. El problema básico que los diseñadores de filtros de suavizado deben superar es cómo eliminar la información no deseada sin necesidad de cambiar las ubicaciones y tamaños de los objetos, así como preservar características interesantes tanto del primer plan como del fondo [4].

Existen muchos algoritmos que apuntan a reducir la cantidad de detalles en las imágenes. En la morfología matemática, los filtros pueden estar divididos en dos grupos:

- 1- **filtros secuenciales alternados** basándose en la apertura y el cierre morfológicos, siendo realmente efectivos pero también quitan elementos delgados como canales o penínsulas si no se realiza una selección adecuada del elemento estructurante. Aun peor, pueden desplazar los contornos y así crea problemas adicionales en una aplicación de segmentación.
- 2- **filtros de reconstitución**, algo semejante como las nivelaciones, eso reconstruye fielmente los contornos, algunas veces en una forma muy efectiva. Esto puede causar grandes problemas en algunas aplicaciones, algo semejante como la visualización en 3D.

Formalmente, los filtros pueden ser de diferentes tipos. Cuando son filtros morfológicos y trabajan con conjuntos, que tienen la función de ser elementos estructurantes de un tamaño predeterminado, actuando como operadores morfológicos (utilizados en los procesos de erosión y dilatación) o cuando son filtros convolutivos y utilizan conjuntos que actúan como función dispersora de puntos (utilizadas en filtros como los gaussianos); si la forma de esos conjuntos no se adapta al contenido de la imagen, entonces los resultados se deterioran. Por este motivo se han desarrollado técnicas de filtrado morfológico que utilizan

elementos estructurantes denominados amebas porque se adaptan a los contornos de las estructuras dentro de la imagen [5].

1.1.2 Desarrollo de algoritmos.

El desarrollo de algoritmos eficientes para el suavizado de imágenes en escalas de gris es una tarea importante en el procesamiento de imágenes. Tradicionalmente, las técnicas lineales de filtrado (convolutivas) se han usado para solucionar tal problema, pero, si bien éste es un método matemáticamente certero, podría causar algunas distorsiones de características informativas en la imagen.

Una solución alternativa que ha sido estudiada recientemente es utilizar técnicas de filtrado no lineal, en particular utilizando una clase de operadores no lineales conocidos como operadores morfológicos, en este trabajo se utilizarán en algunos tipos de filtros, para ser comparados posteriormente con filtros clásicos y adaptativos. Estos últimos con el inconveniente de requerir una carga computacional alta [6].

Una definición funcional de operadores morfológicos ha sido propuesta por Cheng para las imágenes en escala de grises. Según la misma, las operaciones morfológicas básicas (dilatación y erosión) pueden ser obtenidas reemplazando el valor en un cierto pixel con el mayor (la dilatación) o menor (la erosión) valor en una vecindad específica de ese pixel [7].

1.1.3 Transformaciones básicas.

Muchos de los métodos clásicos de procesamiento digital de imágenes son de naturaleza analítica o probabilística, basándose en operaciones lineales tales como la transformada de Fourier o la correlación. Las transformaciones morfológicas están integradas por un repertorio de herramientas no lineales que forman parte de muchos procesos, teniendo como objetivo reestructurar la configuración de los objetos dentro de la imagen. El filtrado morfológico se basa en operaciones no lineales que tienen la ventaja, sobre las lineales, de minimizar la distorsión del contraste, los niveles de intensidad, etc. [8]

Un elemento estructurante, denominado *strel*, $e[n_1, n_2]$, puede estar definido como un set que modifica el comportamiento de una operación morfológica con un atributo definido (por ejemplo forma, dimensiones). En su forma más sencilla, un elemento estructurante constará de un patrón especificado por las coordenadas discretas relativo a un origen. Estos

pueden formarse escogiendo sus coordenadas y forma específica. Elementos estructurantes más complicados pueden incluir valores definidos para cada coordenada especificada. En algunas operaciones los elementos estructurantes pueden estar implícitamente definidos en una manera ajustable según un atributo en lugar de un set predefinido de coordenadas [9]. A continuación explicaremos las operaciones morfológicas que son la base de estos tipos de filtros.

- Dilatación.

La dilatación morfológica para un elemento de estructura $e[n_1, n_2]$ de cima plana, designando como $f[n_1, n_2]$ a la imagen de entrada, se define como

$$\begin{aligned} (f \oplus e)[n_1, n_2] &= \max\{f[n_1-x, n_2-y] \mid [n_1-x], [n_2-y] \in D_f, [x, y] \in D_e\} = \\ &= \max_{[x, y] \in e} \{f[n_1-x, n_2-y]\} = \delta_e(f). \end{aligned} \quad (1.1)$$

donde: D_f y D_e son los dominios de la imagen y el *strel* respectivamente.

$[x, y] = 0$ es el píxel de referencia en e .

La dilatación en escala de grises tiene dos efectos generales sobre una imagen: 1) si todos los valores del *strel* son positivos (caso utilizado en este trabajo) la imagen resultante tiende a ser más brillante que la de entrada, y 2) detalles oscuros en la imagen puede que sean reducidos o eliminados, dependiendo en cómo sus valores y forma se relacionen con el *strel*.

- Erosión.

La erosión es la operación dual de la dilatación definiéndose como

$$\begin{aligned} (f \ominus e)[n_1, n_2] &= \min\{f[n_1+x, n_2+y] \mid [n_1+x], [n_2+y] \in D_f, [x, y] \in D_e\} = \\ &= \min_{[x, y] \in e} \{f[n_1+x, n_2+y]\} = \varepsilon_e(f). \end{aligned} \quad (1.2)$$

La erosión en escala de grises tiene dos efectos generales sobre una imagen: 1) si todos los valores del *strel* son positivos la imagen resultante tiende a ser más oscura que la de entrada, y 2) detalles brillantes en la imagen, menores en área que el *strel*, son reducidos

dependiendo de los niveles de grises que rodean al detalle brillante y de la forma y valores de amplitud del *strel*.

- Apertura y Cierre

Generalmente la erosión y la dilatación se emplean en pares. El resultado de las aplicaciones sucesivas de erosiones y dilataciones es la eliminación de detalles más pequeños que el elemento estructurante sin que exista una distorsión importante de las características no eliminadas. La propiedad más relevante de estas transformaciones es la idempotencia (una vez hecha la transformación, la aplicación sucesiva de esta operación no altera el primer resultado).

La apertura (\circ) morfológica con imágenes en escala de grises tiene la siguiente definición:

$$f[n_1, n_2] \circ e[n_1, n_2] = (f[n_1, n_2] \ominus e[n_1, n_2]) \oplus e[n_1, n_2], \quad (1.3)$$

lo que equivale a efectuar primero una erosión y luego una dilatación con el mismo elemento estructurante. Dado que la apertura es anti-extensiva, en escala de grises suprime estructuras menores que determinado tamaño, al tiempo que altera lo menos posible grandes estructuras.

La operación dual de la apertura es el cierre (\bullet) morfológico, que se define como:

$$f[n_1, n_2] \bullet e[n_1, n_2] = (f[n_1, n_2] \oplus e[n_1, n_2]) \ominus e[n_1, n_2]. \quad (1.4)$$

Dado que el cierre es extensivo, en escala de grises colapsa estructuras en forma de agujeros o cavidades que sean menores que determinado tamaño.

Las transformaciones morfológicas son un grupo de técnicas no lineales muy utilizadas como parte de otros procesos generalmente para lograr efectos muy variados en los elementos que componen la imagen. Por muy diversas que sean las técnicas de filtrado morfológico, todas están basadas en la dilatación y la erosión morfológica. La apertura y el cierre morfológicos son la primera aplicación de la dilatación y la erosión, formando parte también de las operaciones básicas de la mayoría de las transformaciones morfológicas. El conocimiento de las propiedades de las transformaciones morfológicas básicas es imprescindible para aplicar y desarrollar el filtrado morfológico [8].

1.2 El suavizado de imágenes.

El suavizado de imágenes es un componente clave en la tecnología de la mejora de la imagen, que caracteriza y mejora los constituyentes fundamentales de esta, es decir, los bordes sobresalientes, y mientras tanto, disminuye los detalles insignificantes. En general, los propósitos del suavizado son los siguientes: eliminar las características irrelevantes para un problema dado pues se llegó a la conclusión que reduce la complejidad para su posterior procesamiento, y eliminar también el ruido para facilitar aún más el procesamiento. Por lo tanto, es un módulo funcional necesario en varios software de procesamiento de imágenes [10].

En una amplia variedad de aplicaciones, es necesario suavizar una imagen mientras que se preservan sus bordes. Operaciones de suavizado simples como el filtrado paso bajo, que no toma en cuenta las variaciones de intensidad dentro de una imagen, tienden a desdibujar los bordes [3]. Debido a que el suavizado de una imagen es una cuestión clásica, una gran cantidad de algoritmos se ponen en práctica basados en la exigencia y el desarrollo de la tecnología relacionada [11]; por ejemplo, no son los mismos requerimientos de suavizado para una imagen de extendido delgado de sangre periférica teñida con Giemsa, que para una imagen de tomografía computarizada de rayos X (X-CT).

En estadística y procesamiento de imágenes, suavizar un conjunto de datos es crear una función que intente capturar patrones importantes en los datos, dejando fuera fluctuaciones o puntos alejados del comportamiento esperado de los datos (*outliers*). Para ello se emplean diversos algoritmos. Uno de los más comunes es la "media móvil", utilizado a menudo con encuestas estadísticas. En procesamiento de imágenes y visión por computador, la aproximación mejor fundamentada es la representación espacio-escala.

Cuando se elige un algoritmo de suavizado, se deben sopesar varios factores: el de capacidad de cómputo disponible y el tiempo a partir del cual no resulta rentable su tratamiento. También hay que tener en cuenta si el sacrificio de algunos detalles de la imagen real es aceptable permitiéndose la eliminación de más detalles finos (la agresividad al decidir si las variaciones en la imagen son desechables o no).

Para algunos autores, los algoritmos de suavizado son más o menos clasificados en dos categorías: de suavizado lineales y no lineales. Para suavización lineal, los operadores

locales se aplican de manera uniforme a una imagen para formar la intensidad de la salida de un píxel a partir de una suma ponderada de las intensidades de entrada de los píxeles vecinos. Una deficiencia importante de suavización lineal es que las características importantes, por ejemplo, los límites entre las diferentes regiones, son borrosas después del suavizado. El suavizado no lineal se ha desarrollado para superar esta deficiencia, tiende a preservar las características importantes junto con la eliminación de detalles durante el alisado. Suavizado adaptativo y suavizado morfológico son la clase de técnicas de suavizado no lineales típicas que se han estudiado durante muchos años. La idea general del suavizado adaptativo subyacente es adaptar las intensidades de los píxeles de los atributos locales en una imagen sobre la base de medidas de discontinuidad. Por otra parte, también distinguimos entre los algoritmos lineales y no lineales porque los primeros son susceptibles al análisis en el dominio de Fourier y los últimos no lo son [4].

Las técnicas actuales, como el suavizado adaptativo y de difusión anisotrópica cumplen con la tarea de mejorar y suavizar las discontinuidades dentro de las regiones, a costa de aumentar la complejidad computacional. Es decir, preservar las discontinuidades principales y suavizar dentro de las regiones. Desafortunadamente, estos tipos de técnicas iterativas tienen como uno de sus principales inconvenientes, la determinación del umbral en el gradiente de luminancia. No hay manera de controlarlo fácilmente y los investigadores a menudo caen en un procedimiento de ensayo y error [12].

Varios métodos de suavizado adaptativo de la imagen se han desarrollado a lo largo de años. Una cuestión importante en el suavizado con preservación de bordes es la selección de parámetros. Diferentes parámetros dan diferentes modelos. Para superar las necesidades para la heurística *ad hoc*, se han propuesto métodos [13].

1.3 Métodos para el suavizado de imágenes.

El tema central de este trabajo de diploma es el suavizado de imágenes mediante técnicas de filtrado morfológico; no obstante, con el propósito de comparar el desempeño de estos, son abordadas diversas técnicas de suavizado clásicas y adaptativas las que fueron programadas y evaluadas aplicándolas a un grupo de 20 imágenes para comprobar su desempeño utilizando diversos métodos (ver Anexo 1). A continuación se explicarán los filtros utilizados.

- **Filtros lineales.**

Un método para eliminar el ruido es por convolución de la imagen original con una máscara que representa un filtro de paso bajo o la operación de suavizado. Por ejemplo, la máscara de Gauss está compuesta por elementos determinados por una función de Gauss. Esta convolución trae el valor de cada píxel más parecido con respecto al valor de sus vecinos. En general, un filtro de suavizado de píxeles, establece un valor promedio o la media ponderada de sí mismo y sus vecinos más cercanos. Los filtros de suavizado tienden a difuminar la imagen, porque los valores de los píxeles que son significativamente más altos o más bajos, en valor, que sus vecinos tienden a "manchar" toda la zona. Debido a este detalle, los filtros lineales actualmente van siendo desplazados en la práctica de suavizado, pero, sin embargo, a menudo se utilizan como base de filtros no lineales para la reducción del ruido.

- **Filtros no lineales.**

Un filtro de mediana es un ejemplo de un filtro no lineal y, si se diseña correctamente, es muy bueno para conservar detalles de la imagen. Para aplicar un filtro de mediana se ha de considerar cada píxel de una vecindad dentro la imagen, ordenarlos de acuerdo a sus intensidades y sustituir el valor central del píxel de la vecindad por la mediana del valor de la lista. El filtro de mediana es un filtro de selección de rango (RS), un miembro particularmente duro dentro de la familia de los filtros condicionados por la selección del rango (RCRS). Un miembro mucho más liviano de esa familia, por ejemplo, es el que selecciona el más cercano de los valores vecinos cuando el valor de un píxel es externo en su vecindario, y lo deja sin cambios, de lo contrario, es preferible su uso especialmente en aplicaciones fotográficas.

1.3.1 Filtros clásicos.

Las operaciones *block-wise* utilizadas en las técnicas clásicas de suavizado, como el promedio, el filtrado de paso bajo gaussiano y filtrado de mediana, reemplazan la intensidad de los píxeles por una función (por lo general estadística) de los valores de los píxeles vecinos. Filtros clásicos no lineales, tales como la mediana, ofrecen ventajas de preservar discontinuidades más que una simple media aritmética. Sin embargo, alisar mediante la media ponderada local, es un método de regularización efectiva de imagen que

se ha utilizado para producir una imagen menos pixelada, eliminación de ruido, restauración, mejoramiento, etc.

1.3.1.1 Filtro de Promedio (FAV).

Una de las formas más sencillas para suavizar una imagen es haciendo que el valor cada píxel de la imagen de salida sea una suma ponderada de sus vecinos en la imagen de entrada. Esto significa que la imagen de salida se basa en un promedio local de la entrada, donde todos los valores dentro del soporte del filtro tienen el mismo peso. En cada posición del píxel de salida se calcula la media local de la intensidad [14]. Para hacer este tipo de filtro los píxeles de la máscara deben sumar uno, por ejemplo, para una vecindad de $M \times N$ píxeles:

$$h[x,y] = \frac{1}{MN} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (1.5)$$

El principal inconveniente de este tipo de filtro de promedio es la formación de artefactos de alta frecuencia en la imagen filtrada como consecuencia del fenómeno de Gibbs. Esto es porque los pesos en el núcleo tienen un punto de corte brusco en sus bordes en lugar de tender gradualmente a cero, lo que deja discontinuidades en la imagen suavizada. Este inconveniente podría superarse utilizando una aproximación a un núcleo circular constante, en lugar de uno cuadrado, pero un filtro de este tipo con pesos constantes no sería separable. Además, esto no es un filtro con distribución isotrópica (es decir, no tiene simetría circular) pues suaviza más a lo largo de las diagonales que a lo largo de filas y columnas.

1.3.1.2 Filtro Paso bajo gaussiano (GlpF).

El filtrado lineal de imágenes mediante paso bajo gaussiano es una técnica común para atenuar frecuencias espaciales altas, pero tiene la desventaja de difuminar los contornos de los objetos en una imagen nítida. Esto puede destruir los detalles de la imagen necesarios para reconocer las pequeñas regiones de interés [15].

El peso se define por la función de Gauss de desviación estándar σ . Esto significa que la fuerza de la influencia depende de la distancia espacial entre los píxeles y no de sus valores. La idea de suavizado de Gauss es utilizar esta distribución 2-D como una función dispersora de puntos mediante la convolución. Como resultado de ello, los bordes de los objetos en la imagen son borrosos porque los píxeles a través de las discontinuidades se promedian. En otras palabras, la acción de la convolución gaussiana es independiente del contenido de la imagen, y la influencia que un píxel tiene sobre otro depende sólo de la distancia entre estos en la imagen [14].

El PFS del GIpF, $h_{\sigma}[x, y]$, con una desviación estándar σ es:

$$h_{\sigma}[x,y] = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (1.6)$$

La simplicidad y la eficacia del suavizado gaussiano hacen que sea una herramienta atractiva para el suavizado de la imagen [16].

Para realizar la convolución, una máscara gaussiana no es la única posibilidad, pero es conveniente, ya que tiene una serie de propiedades importantes. En primer lugar, el resultado de la convolución de una máscara gaussiana con otra de ese mismo tipo, es también una máscara gaussiana.

$$h_{\sigma_1}[x,y] \star h_{\sigma_2}[x,y] = h_{\sigma_T}[x,y], \text{ donde } \sigma_T = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (1.7)$$

Esta es una propiedad importante, en primer lugar porque la convolución discreta puede ser una operación costosa (sobre todo si la máscara del filtro es grande), y en segundo lugar, ya que es normal que se desee ver las versiones de una imagen suavizada tras varias iteraciones. Con la asociatividad de la convolución, esto implica que si elegimos una máscara de suavizado diferente, y la aplicamos en repetidas ocasiones a la imagen, el resultado se verá como si hubiéramos suavizado la imagen con una máscara gaussiana de todos modos. Por todo lo anterior, la función de Gauss es la base de muchos otros enfoques de suavizado y algunos de ellos serán tratados en esta tesis.

1.3.1.3 Filtrado de Mediana (MF).

El suavizado de mediana forma parte de un grupo de métodos no lineales de suavizado que preservan bordes. El filtro de mediana se realiza mediante la adopción de la intensidad de todos los píxeles en una vecindad ordenados en un vector de acuerdo con sus valores. El píxel que tenga la magnitud de la mediana del ordenamiento se utiliza entonces para reemplazar el píxel central de la vecindad [17], [18].

Este filtro de mediana utilizado tiene una ventaja sobre el filtro de promedio, ya que se toma la mediana en vez de la media de los datos de la vecindad [19]. Para un filtro de mediana de tamaño $(2m + 1) \times (2m + 1)$ la salida es

$$If(x,y) = \text{mediana}\{I(x+k, y+j) \mid k,j = -m, \dots, m\}, \text{ para } x,y = (m + 1), \dots, (n - m) \quad (1.8)$$

Este tipo de filtros de suavizado preserva la nitidez de los bordes mientras remueve píxeles aislados de ruido, pero tienen el efecto de redondeo en esquinas agudas y distorsiona el área de las regiones que se solapan.

Como cualquier otro filtro no lineal, el filtro de mediana no es aditivo: la aplicación repetida de un filtro de mediana no es equivalente a una sola aplicación de un filtro de mediana utilizando un tamaño diferente de la ventana [20].

1.3.2 Filtrado adaptativo.

Es bien conocido que los principales objetivos de los algoritmos para el suavizado de imágenes son:

- la eliminación de estructuras que no son de interés.
- la supresión del ruido en regiones homogéneas.
- la preservación de rasgos.

Un tipo de filtros que cumplen estos requerimientos son los llamados filtros adaptativos.

Los métodos de suavizado adaptativos se basan en la idea de aplicar un proceso que a su vez depende de las propiedades locales de la imagen. En el suavizado adaptativo, una medida de discontinuidad determina críticamente su desempeño. Para la mayoría de los enfoques de este tipo de suavizado, el gradiente espacial se utiliza ampliamente como una medida de la discontinuidad [10].

Una característica definitoria de las operaciones iterativas está involucrada inevitablemente en el suavizado adaptativo. Esto es que, el desempeño de un algoritmo iterativo depende grandemente del tiempo de terminación, el cual está asociado con el hecho de que el algoritmo de suavizado adaptativo que generalmente converge hacia una intensidad uniforme causa lo que comúnmente se denomina como terminación del problema. Así, cuándo y dónde detener el suavizado es un reto para el suavizado adaptativo, no existiendo generalmente un criterio explícito para ello[4].

Muchos de los métodos adaptativos de suavizado se basan en el conocimiento *a priori* de los estadísticos de la imagen a ser suavizada. Estos métodos logran la adaptación mediante la comparación de la salida del filtro con una imagen de referencia, asumiendo que puede disponerse de una muestra representativa de la imagen suavizada. Otros métodos recolectan estadísticos de la imagen para determinar los pesos en la vecindad a suavizar utilizando esos estadísticos. De esta forma, un método de suavizado que estime y utilice la función de densidad probabilística de la imagen se conoce como filtro de media deslizante.

1.3.2.1- Filtrado de minimización del gradiente (L_0 GM).

El objetivo de la minimización del gradiente L_0 es el de mantener y mejorar el conjunto más importante de bordes mediante el aumento de la pendiente de la transición sin afectar la nitidez de contornos en general. Permite una fiel representación de la estructura principal [21].

La contribución principal es una estrategia para limitar el número discreto de cambios de intensidad entre píxeles vecinos, que une matemáticamente a la norma L_0 para la búsqueda de información escasa. Esta idea también conduce a un procedimiento de optimización global no convencional que implica una métrica discreta, cuya solución permite la manipulación de los bordes de acuerdo con la prominencia de los mismos. El efecto cualitativo del método es que los bordes sobresalientes delgados, los hace más fáciles de detectar y más visualmente distintivos. Incluso los objetos con pequeña resolución y bordes finos se pueden mantener con exactitud si son estructuralmente visibles.

Denotando a I como la imagen de entrada y S el resultado, el gradiente $\nabla S_p = (\partial_x S_p, \partial_y S_p)^T$ para cada píxel p es calculado como la diferencia de intensidad en los píxeles cercanos. La medida del gradiente es expresado como:

$$C(S) = \#\{p \mid |\partial_x S_p| + |\partial_y S_p| \neq 0\}. \quad (1.9)$$

Este cuenta la cantidad de píxeles p cuyas magnitudes $|\partial_x S_p| + |\partial_y S_p|$ sean distintas de cero. El método de minimización del gradiente L_0 es una técnica de suavizado de gran alcance, basado en el mecanismo de contar discretamente los cambios espaciales, puede eliminar las estructuras de baja amplitud y preservar y mejorar los bordes salientes, incluso si son límites de objetos muy estrechos [21].

1.3.2.2- Filtrado adaptativo de Wiener.

Cuando se aplica sobre la imagen el filtro adaptativo de Wiener equivale a que se aplique un filtrado lineal a una imagen de forma adaptativa, es decir el filtro se adapta a la varianza local en la vecindad de cada píxel de la imagen. Cuando la varianza es grande, como sucede en los bordes de los objetos, el filtro de Wiener realiza poco suavizado. Cuando la varianza es pequeña, el filtro de Wiener realiza más suavizado. La fuerza del suavizado depende también del tamaño de la vecindad [22].

Este tipo de filtro a menudo produce mejores resultados que el filtrado lineal. El filtro adaptativo es más selectivo que un filtro lineal, pues preserva los bordes y otras regiones de alta frecuencia de la imagen. Además, no hay tareas de diseño; el filtro de Wiener se encarga de todos los cálculos preliminares y aplica el filtro a una imagen de entrada. El filtro de Wiener, sin embargo, requiere más tiempo de cálculo que el filtrado lineal; estos tipos de filtrado adaptativo requieren un costo computacional mayor que el resto de los filtros implementados en este trabajo de diploma.

1.3.2.3- Filtrado adaptativo bilateral.

El filtrado bilateral es una técnica para suavizar imágenes sin alterar los bordes. El uso del filtrado bilateral ha crecido rápidamente y ahora es utilizada en las aplicaciones de procesamiento de imágenes por su simplicidad y eficacia en la eliminación de estructuras similares al ruido. Este método intercambia entre los detalles de aplanamiento y la preservación borde afilado.

El filtro bilateral tiene varias cualidades que explican su éxito:

- Su fórmula es simple: cada píxel es reemplazado por una media ponderada de sus vecinos. Este aspecto es importante, ya que hace que sea fácil de adquirir intuición acerca de su

comportamiento, para adaptarlo a los requerimientos específicos de la aplicación, y para ponerla en práctica.

- Sólo depende de dos parámetros que indican el tamaño y el contraste de las características a preservar.
- Se puede utilizar de una manera no iterativa. Esto hace que los parámetros sean fáciles de definir, ya que su efecto no es acumulativo a lo largo de varias iteraciones.

El filtrado bilateral se ha propuesto como una alternativa no iterativa de la difusión anisotrópica que será tratada en el próximo epígrafe. En ambos de estos enfoques, las imágenes se suavizan mientras que los bordes se conservan. A diferencia del filtro de difusión anisotrópica, el filtrado bilateral no implica la solución de ecuaciones diferenciales parciales y se puede implementar en una sola iteración. A pesar de la diferencia en la implementación, ambos métodos están diseñados para prevenir promediado sobre bordes y suavizar una imagen [3]. (Ver Anexo 3)

1.3.2.3- Filtrado anisotrópico de difusión no lineal.

Para evitar el desenfoco de los bordes, Perona y Malik [23] desarrollaron un filtro que lo llamaron de difusión anisotrópica, un proceso mediante el cual el suavizado se limita a lo largo de las magnitudes del gradiente, preservando bordes de la imagen. Este filtro también se llama suavizado de Perona-Malik de difusión anisotrópica (PMAD).

Los métodos no lineales de filtrado anisotrópico utilizan el equivalente en espacio discreto de la formulación de la difusión del calor en espacio continuo, para analizar la intensidad de la imagen. Los operadores están diseñados para reducir la velocidad de difusión a través de las estructuras y características de interés, que son determinados por las medidas de discontinuidad de acuerdo a la apariencia de la imagen. Las tendencias comunes son la norma de las derivadas de la imagen (de primer orden para los bordes y segundo orden para crestas) o discontinuidades contextuales globales. Con el fin de asegurar la estabilidad del proceso de difusión, el calor se difunde en todo el plano de la imagen, lo que implica la convergencia a una imagen de intensidad uniforme. Este hecho implica establecer un cierto número de restricciones a los datos porque dependen de un número determinado de iteraciones (problema de terminación), para garantizar la preservación de las características más relevantes en la imagen [24].

1.4 Filtrado Morfológico.

Las técnicas no lineales de filtrado se han vuelto progresivamente importantes en aplicaciones de procesamiento de imágenes, y son a menudo mejor que los filtros lineales en remover el ruido sin distorsiones en las características de la imagen. Sin embargo, el diseño y el análisis de filtros no lineales es mucho más difícil que para filtros lineales. Una vía para diseñar filtros no lineales es la morfología matemática, la cual crea filtros basados en las características de forma y tamaño. Los filtros morfológicos están regulados mediante las operaciones minimización (ínfimo) y maximización (supremo) que introducen prejuicio en las imágenes. Esto excluye el uso de filtros morfológicos en aplicaciones donde la estimación exacta del nivel de gris sea una necesidad.

El filtrado morfológico [25], [26] es una transformación local no lineal de características geométricas. Sus áreas de aplicación son numerosas, por ejemplo, el procesamiento de imágenes biomédicas, alisamiento de bordes, etc. Recientemente, el análisis multiescala se ha convertido en una herramienta atractiva en el procesamiento de señales y ha tenido un gran éxito. El filtrado morfológico multiescala es un método alentador porque es simple, fácil a la hora de ser implementado y efectivo.

Además, si el elemento estructurante es seleccionado apropiadamente, entonces los filtros morfológicos de multiescala tienen la propiedad de monotonía, con la escala disminuyendo, el número de características no decrece. Como sabemos, un filtro con una escala grande remueve cambios de intensidad impulsivos pero desvía la posición del rasgo extremo, al contrario, un filtro con una escala pequeña mueve poco la localización pero remueve menos esos cambios impulsivos.

1.4.1 Filtros morfológicos de adjunción alternante secuencial (MAASF).

Los filtros alternantes secuenciales fueron introducidos por Sternberg y luego fueron extensivamente estudiados por Serra. Estos se basan en la propiedad de la adjunción, la cual parte de que dado que las operaciones de dilatación y erosión son complementarias entre sí, dilatar una imagen tiene el mismo efecto que erosionar su complemento. Como resultado, por cada dilatación existe una única erosión, de forma tal que ese par de operaciones constituye una adjunción [27].

Los filtros alternantes en escala de grises pueden ser de dos tipos: 1) no iterativos (AFs) utilizando el mismo *strel* para todas las operaciones de apertura y cierre, o 2) iterativos o secuenciales (ASFs) utilizando alguno de los AFs en cada iteración y un *estrel* creciente. Los filtros secuenciales alternantes implementados mediante la propiedad de la adjunción reducen considerablemente el costo computacional.

Con imágenes en escala de grises los filtros morfológicos adjuncionales alternantes secuenciales (MAASFs) suavizan las intensidades acorde con el tamaño y forma del *strel* de cada iteración. En el anexo 2 puede observarse un ejemplo de los resultados que provee este tipo de filtro y una medida del suavizado que realiza sobre la imagen muestra.

Un filtro secuencial alternante es la composición de aperturas y cierres sobre la imagen $f[n_1, n_2]$ utilizando un elemento estructurante $e[n_1, n_2]$ el cual incrementa su radio progresivamente. Los ocho tipos de ASFs implementados mediante adjunción, además de ser computacionalmente eficientes, son propicios para suavizado de imágenes debido a que en ellos pueden regularse: el tipo y tamaño del *strel*, la cantidad de niveles de suavizado y el tipo de secuencia de operaciones de apertura y cierre. Estos responden a las siguientes expresiones [27]:

$$\begin{aligned}
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{I}}(f) &= (\dots(((f \circ e) \bullet e) \circ 2e) \bullet 2e) \dots \circ ne) \bullet ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{II}}(f) &= (\dots(((f \bullet e) \circ e) \bullet 2e) \circ 2e) \dots \bullet ne) \circ ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{III}}(f) &= \text{ASF}_e^{\text{I}}(f) \circ ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{IV}}(f) &= \text{ASF}_e^{\text{II}}(f) \bullet ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{V}}(f) &= (\dots(((f \circ e) \bullet 2e) \circ 3e) \dots \circ ne) \bullet ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{VI}}(f) &= (\dots(((f \bullet e) \circ 2e) \bullet 3e) \dots \bullet ne) \circ ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{VII}}(f) &= \text{ASF}_e^{\text{V}}(f) \circ ne. \\
 \blacksquare \text{ ASF}_e^{\text{VIII}}(f) &= \text{ASF}_e^{\text{VI}}(f) \bullet ne.
 \end{aligned} \tag{1.10}$$

Las expresiones anteriores para los MAASFs son comunes tanto para filtrado con imágenes binarias como con imágenes en escala de grises, solo hay que tener en cuenta que una apertura (\circ) es una erosión seguida de dilatación, por lo que en escala de grises esta no es más que una operación mínimo-máximo (minimax), mientras que un cierre (\bullet) es una

dilatación seguida de erosión, por lo que en escala de grises esta es una operación máximo-mínimo (maximin).

En particular consideramos solo los operadores morfológicos basados en elementos estructurantes en sentido de la distancia euclideana, para obtener el suavizado deseado. En muchos casos, al aplicar el mismo filtro secuencial al complemento del objeto puede dar aproximadamente el mismo resultado (a la complementación).

En algunos casos particulares, el resultado de ASF_n (Filtros alternantes secuenciales) y el de su operación dual *ASF_n puede ser muy diferente, este problema ocurre cuando el objeto y el fondo están superpuestos y tienen el mismo grosor. Esta clase de configuración puede aparecer en imágenes reales de huellas dactilares.

Podemos decir que un simple punto p de un objeto discreto X es un punto no esencial en la topología de X , en otras palabras podemos remover el punto p de X sin cambiar la topología de X . La noción del punto simple es fundamental para la definición de preservar tipologías en las transformaciones del espacio discreto.

Nuestra meta es implementar un filtro de suavizado que preserve topologías y las principales estructuras geométricas del objeto, como un parámetro que especifique el suavizado del resultado, además un comportamiento continuo que considere este parámetro y suavice el objeto y su complemento de una forma equilibrada. Para lograr esto combinamos los operadores morfológicos que logran el suavizado deseado y las transformaciones secuenciales que garantizan que se preserven las topologías.

1.4.2 Filtrado morfológico mediante erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR).

Las técnicas de morfología matemática proveen métodos basados en la forma para el procesamiento de imágenes. Los operadores básicos han demostrado ser efectivos al reducir varios tipos de ruido mientras preservan las formas compatibles con el elemento estructurante del operador. Desde que los operadores morfológicos han sido definidos en pares, ha sido muy factible y ha dado excelentes resultados, promediar los operadores complementarios. En este tipo de filtro además de realizar esta operación en pares va a utilizarse la reconstrucción; luego de llevar a cabo la erosión va a reconstruirse la imagen creando una máscara que depende de la imagen a analizar, luego se realizará una dilatación

al resultado de la anterior operación y volverá a reconstruirse, este filtro ha demostrado muy buenos resultados en cuanto al suavizado y la preservación de estructuras de interés. Las transformaciones reconstructivas son relativamente bien conocidas en imágenes binarias, donde simplemente extraen los componentes de una imagen que son marcados por otra imagen (la máscara). Sin embargo la reconstrucción ha sido también definida para imágenes en escala de grises [28].

La reconstrucción $\rho_I(J)$ de la máscara I a partir del marcador J , es la unión de los componentes conectados de I que contienen al menos un píxel de J [29]:

$$\rho_I(J) = \bigcup_{J \cap I_k \neq \emptyset} I_k \quad (1.11)$$

Esta definición es común tanto para imágenes binarias como en escala de grises. En ambos casos la reconstrucción realiza sucesivas dilataciones geodésicas de la imagen marcadora, basándose en las características de la imagen máscara. La diferencia radica en que la dilatación binaria incrementa el tamaño de las estructuras dependiendo de la forma del elemento de estructura, pero la dilatación en escala de grises incrementa el nivel de intensidad de cada píxel según el tamaño y forma de la cima del *strel*.

Esta definición es ilustrada en la figura 1.1. Es extremadamente simple pero es muy importante en diferentes aplicaciones, como por ejemplo, este filtro implementado que tiene tan buen desempeño.

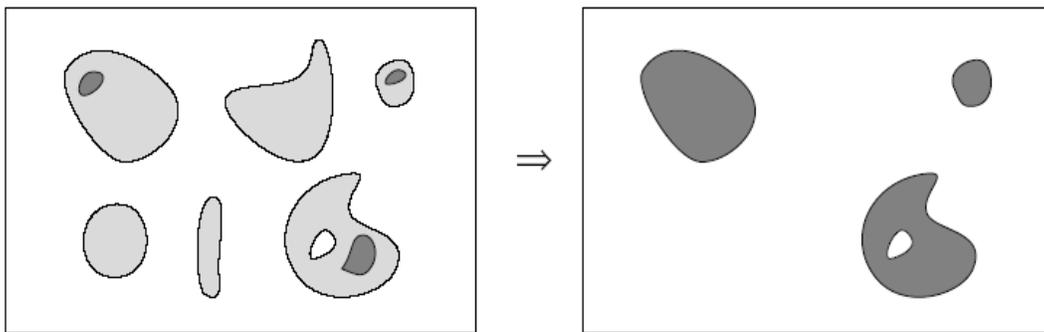


Figura 1.1. Reconstrucción binaria a partir de marcadores.

1.4.3 Filtrado morfológico mediante apertura y cierre (MOC).

Como ya se explicó, la apertura morfológica es un operador computacional consistente de una erosión seguido de una dilatación, similarmente, el cierre es una dilatación seguida de una erosión.

Los operadores morfológicos *open-close* (OC) y *close-open* (CO) son definidos como una apertura seguida de un cierre y como un cierre seguido de una apertura respectivamente. Para imágenes en escala de grises, designando como $f[n_1, n_2]$ a la imagen de entrada, para un elemento de estructura $e[n_1, n_2]$ de cima plana, se tiene que

$$\text{OC}_e\{f[n_1, n_2]\} = \text{Close}\{\text{Open}\{f[n_1, n_2]; e[n_1, n_2]\}; e[n_1, n_2]\}. \quad (1.12)$$

$$\text{CO}_e\{f[n_1, n_2]\} = \text{Open}\{\text{Close}\{f[n_1, n_2]; e[n_1, n_2]\}; e[n_1, n_2]\}. \quad (1.13)$$

Una alternativa de estos es el filtrado mediante combinación lineal de OC y CO (LOCO: *linear combination of OC and CO*) que se caracteriza por simular la respuesta del filtro de mediana que este tipo de operador cuando trabaja en pares puede remover tanto impulsos negativos como positivos. Este tipo de filtros son mucho menos susceptibles al ruido impulsivo [30].

1.4.4 Filtrado mediante reconstrucción geodésica (MGR).

La reconstrucción que se utilizará para este filtro está basada en las distancias geodésicas, de ahí su nombre. Dado un conjunto X (la máscara), la distancia geodésica entre dos píxeles p y q es la longitud del camino más corto, uniendo p y q que son incluidos en X . Es necesario aclarar que la distancia geodésica entre dos píxeles con una máscara, es altamente dependiente de la conectividad que se use (ver Figura 1.2).

Teniendo que $X \subset \mathbb{Z}^2$, siendo un conjunto discreto de \mathbb{Z}^2 , y $Y \subseteq X$. La dilatación geodésica de tamaño $n \geq 0$ de Y con X es el conjunto de píxeles de X en los cuales su distancia geodésica de Y es menor o igual que n :

$$\delta_X^{(n)}(Y) = \{p \in X \mid d_X(p, Y) \leq n\}. \quad (1.14)$$

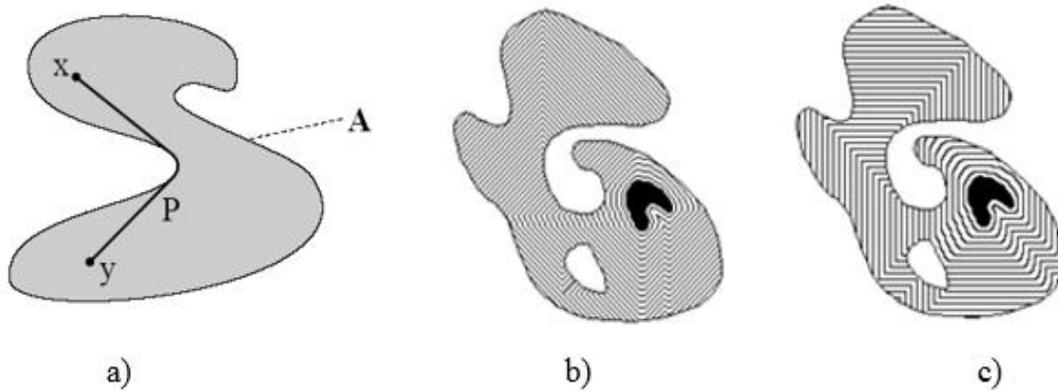


Figura 1.2. a) distancia geodésica $d_G(x, y)$ con el conjunto A , a continuación se muestran los límites de dilataciones geodésicas sucesivas de un conjunto (en negro), con una máscara en el caso de b) con conectividad de 4-vecinos y c) 8-vecinos.

En total han sido programados para su evaluación 46 filtros de suavizado (ver funciones en Anexo VI), los que incluyen:

I. Métodos clásicos:

- 3 variantes de filtros de promediado: AV1 al AV3.
- 3 variantes de filtro pasabajo Gaussiano: GLPF1 al GLPF3.
- 3 variantes de filtros de mediana: MF1 al MF3.

II. Métodos morfológicos:

- 8 variantes de filtros de adjunción secuenciales alternantes: MAASF1 al MAASF8.
- 3 variantes de filtros de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción: MERDR1 al MERDR3.
- 3 variantes de filtros de apertura y cierre: MOC1 al MOC3.
- 3 variantes de filtros de reconstrucción geodésica: MGR1 al MGR3.

III. Métodos adaptativos:

- 6 variantes de filtros de minimización del gradiente L_0 : LOGM1 al LOGM6.
- 3 variantes de filtrado de Wiener: WAF1 al WAF3.
- 3 variantes de filtros bilaterales: BF1 al BF3.
- 8 variantes de filtros de difusión anisotrópica no lineal: ANDF1 al ANDF8.

1.5 Conclusiones parciales

A lo largo de este capítulo se pudo conocer acerca de los fundamentos del procesamiento de imágenes necesarios para llevar a cabo este trabajo de diploma, de los tipos de filtrado morfológico así como también las principales operaciones que se efectúan para realizar el suavizado y que son la base de estos filtros. Además se explican tipos de filtrados clásicos como el Filtro Promediador, el de mediana y el paso bajo gaussiano, así como también filtros adaptativos como por ejemplo el filtro bilateral y el filtro adaptativo de Wiener. Se mencionaron las principales características de los mismos para a la hora del diseño saber escoger desde los parámetros, hasta el tipo de filtro, para lograr un objetivo específico.

CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Introducción.

Los filtros de procesamiento morfológico de imágenes, preservan las estructuras relativas a la forma del elemento estructurante del operador. Los operadores morfológicos son capaces de suavizar la imagen, pero adolecen de introducir un sesgo estadístico y determinístico, eso es inaceptable en algunas aplicaciones para las cuales son programados este tipo de filtros. El suavizado en imágenes biomédicas debe preservar las transiciones entre tejidos adyacentes, mientras restaura contornos consistentes con estructuras anatómicas.

Es muy necesario evaluar el desempeño de un algoritmo de procesamiento de imágenes, existen muchos métodos para llevar esto a cabo y a continuación hablaremos acerca de los que han sido utilizados en este trabajo de diploma. Sobre la base de una extensa búsqueda en la literatura en el contexto de suavizado de la imagen, los métodos de evaluación de desempeño existentes se pueden clasificar en tres categorías; es decir, objetiva, subjetiva y metodologías basadas en aplicaciones. Cuando se utiliza la metodología objetiva, la evaluación se lleva a cabo mediante la comparación de la imagen suavizada y la imagen original para ver la cantidad de ruido (estructuras no deseadas) que se ha eliminado de la imagen. Con respecto a la imagen original una medida de ganancia o de reducción de ruido debe ser definida para evaluar el suavizado. Siempre y cuando la imagen original esté disponible, la metodología objetiva se ha convertido en la primera opción para la evaluación del desempeño. Por desgracia, la imagen original antes de ser contaminada con ruido suele ser inaccesible. Bajo estas circunstancias, casi todos los investigadores adoptan la metodología subjetiva para la evaluación del desempeño. Mediante el uso de la metodología subjetiva, una imagen ruidosa se utiliza para la prueba y luego se ilustran las

imágenes suavizadas. Por lo tanto, el rendimiento del algoritmo se evalúa por la opinión de un experto con una sofisticada experiencia de percepción visual. Por la metodología basada en la aplicación se utilizan para la prueba las imágenes de un dominio de aplicación determinado y los resultados del suavizado son evaluados ya sea por un especialista con experiencia en el dominio o una comparación con un resultado anticipado establecido antes de la prueba [10].

Este capítulo está formado por 7 epígrafes donde se abordan los materiales y métodos utilizados en el trabajo. El epígrafe 2.1 es introductorio y el epígrafe 2.2 trata sobre la obtención de las imágenes que serán utilizadas en este trabajo de diploma. El epígrafe 2.3 aborda el tema de la comparación cuantitativa para evaluar el suavizado, el epígrafe 2.4 es acerca de la evaluación comparativa utilizando índices basados en el sistema visual humano. En el epígrafe 2.5 se presentan los métodos de comparación basados en la similitud del gradiente, las evaluaciones perceptuales para comparar estos métodos serán abordadas en el epígrafe 2.6. Las conclusiones parciales serán expuestas en el epígrafe 2.7.

2.2 Obtención de imágenes a utilizar.

Es necesario determinar el desempeño de los diferentes tipos de filtros propuestos en este trabajo de diploma utilizando las imágenes en que se realizará el suavizado. Es por ello que se partió de láminas de extendidos delgados de sangre periférica contaminada con Malaria. Estos extendidos fueron teñidos con Giemsa, la misma tiene elementos que colorean los componentes celulares acidofílicos y basofílicos. En el caso del Plasmodium el citoplasma se colorea de azul, la cromatina (núcleo) se colorea de rojo y el pigmento malárico pardo-amarillo.

Estas imágenes fueron obtenidas por medio de un microscopio óptico de campo claro de la marca Zuzi (figura 1) utilizando un objetivo plan-acromático con magnificación 100x y apertura numérica 1.25. El microscopio posee un tercer ocular para el acoplamiento de una cámara digital con magnificación 0.5x, lo que representa una magnificación total de 50x para una resolución de 69.12 nm calculada para una longitud de onda de 540 nm. Este microscopio utiliza sistema de iluminación Kohler a partir de una lámpara incandescente (Tungsteno –Halógeno) con temperatura de color de 3200 K y no se utilizó filtro de color.



Figura 2.1. Microscopio óptico de la marca Zuzi con ocular para el acoplamiento de cámara digital en su parte superior.

La cámara digital utilizada posee un sensor CMOS único a color con estructura de Bayer modelo UCMOS031100KPA, de la misma marca que el microscopio, que es conectado a la PC mediante puerto USB. El control de las funciones de captura de la cámara, fue realizado utilizando el software *ToupView*, compatible con cámaras que presentan sensores CMOS y CCD. Este software, permite la adquisición de imágenes de alta calidad, a través del ajuste de parámetros como el brillo general (nivel de iluminación, tiempo de exposición y ganancia), lucimiento del color y, nivel de ruido. Las imágenes fueron obtenidas con una profundidad de 8 bits y resolución 2048 x 1536 píxeles, para un tamaño de 3.2 Mp, guardándose en formato de fichero TIFF (*Tagged Image File Format*) sin compresión. Estos parámetros de adquisición son semejantes a los reportados en la literatura [31], como por ejemplo utilizan el microscopio Axio Imager Z2 de Carl Zeiss *MicroImaging*, controlado por *Metafer* software de *MetaSystems, Altlusheim*, con una apertura numérica de 1.4 con magnificación total de 63x mediante objetivo plan-apochomático en aceite de inmersión, cámara con sensor CCD de 1360 x 1024 píxeles de 6.45 μm . Otros autores reportan procedimientos de adquisición de las imágenes que difieren entre sí, lo cual es una evidencia de la falta de un estándar para este tipo de operación [32], [33], [34], [35].

A continuación en la tabla 2.1 van a mostrarse las características de la cámara y en la figura 2.2 un ejemplo de imagen obtenida, tomada como imagen muestra para realizar este trabajo.

Datos	Características
Modelo del sensor	APTINA MT9T001.
Resolución máxima (píxeles)	2048 x 1536 (3.2 Mp).
Tamaño del píxel (μm x μm)	3.2 x 3.2.
Configuración geométrica.	3 x 4.
Diagonal	432 mm.
Rango dinámico (dB)	61.
SNR (dB)	43.
Modo de captura	Cuadro móvil o video.
Sistema operativo	Microsoft® Windows® XP/Vista/7.
Imagen de salida (bit)	3 x 8 (RGB).
Software compatible	ToupView.
Modo de exploración	Progresivo.

Tabla 2.1. Características del sensor utilizado para la obtención de las imágenes.

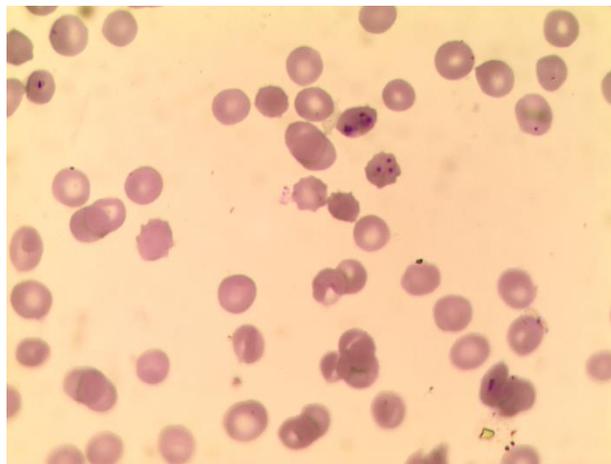


Figura 2.2. Imagen muestra.

En el capítulo 1 de este trabajo de diploma se abordaron los filtros implementados, de cada uno se programaron diferentes variantes dependiendo de los parámetros que podían variarse en los mismos para determinar de esta manera cuáles eran los parámetros para los cuales el filtro tenía un mejor desempeño, es decir, que suavizaba los bordes sin afectar mucho las

estructuras que se encontraban dentro de la imagen. Es necesario evaluar estos filtros para determinar cuál es el más adecuado de acuerdo a lo que se quiere lograr, por tanto se explicarán a continuación los métodos de evaluación empleados.

2.3 Evaluación cuantitativa para evaluar el suavizado.

Diferentes tipos de imágenes por disímiles razones pueden someterse a procesos de mejora de la calidad, que pueden incluir procedimientos de suavizado, las de microscopía de extendidos de sangre no están exentas de este tipo de procedimientos. En estas situaciones es útil cuantificar la calidad de dicha imagen resultante de estos procedimientos. Ser capaz de cuantificar objetivamente la calidad de ganancia / pérdida con respecto a la imagen original es crucial para la adopción de técnicas de procesamiento sin comprometer el valor diagnóstico. Esta es la razón por la cual la medición de la calidad es muy importante para numerosas aplicaciones de procesamiento de imágenes. El objetivo de la evaluación de calidad de imagen (IQA) es calcular el grado de variación de la calidad y por lo tanto se utiliza para evaluar / comparar el rendimiento de los sistemas de procesamiento y / u optimizar la elección de los parámetros en el mismo.

2.3.1 Evaluación comparativa basada en el brillo, el contraste y contenido de información.

En términos de suavizado, el interés principal es la preservación de la media, que es una medida de nivel de gris medio en una imagen, y la varianza (o desviación estándar), que es una medida de contraste promedio. La media global y la varianza se miden sobre una imagen entera y son útiles principalmente para ajustes brutos de intensidad y contraste general.

Los filtros lineales de suavizado como el filtro Promediador o el filtro paso bajo gaussiano garantizan la conservación global de la media y la varianza. Esto no ocurre también cuando se llevan a cabo técnicas de suavizado no lineales o adaptativas. Sin embargo, para las imágenes digitales con un número finito de niveles de gris, una transformación da como resultado la pérdida de información, debido a la cuantificación de errores.

Mientras tanto, la entropía discreta se utiliza para medir el contenido de una imagen, donde un valor más bajo indica una imagen con detalles más pobres luego del procedimiento del suavizado.

- Media

La media global es el valor medio, por lo que nos dice algo sobre la luminosidad general de la imagen. Una imagen brillante tendrá un promedio más alto, y una imagen oscura tendrá una media baja. Las técnicas de filtrado morfológico utilizadas en este trabajo no mantienen constante el valor medio en la imagen debido a las operaciones morfológicas utilizadas en este tipo de filtro, el que mejor desempeño tiene en este sentido es el MERDR, en la figura 2 a) puede observarse. Para una imagen $I(x, y)$ de tamaño $M \times N$, el valor de la media (o promedio) es:

$$A(I) = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M I(x, y) \quad (2.1)$$

- Desviación estándar

El contraste de una imagen se determina por su rango dinámico, que se define como la relación entre los píxeles más brillantes y las intensidades de los píxeles más oscuros. La percepción de contraste está directamente relacionada con el gradiente local de una imagen.

El contraste es un factor importante en cualquier evaluación subjetiva de la calidad de la imagen. La mayoría de las imágenes médicas contienen estructuras importantes, que se caracterizan por poseer un bajo contraste natural con respecto a las estructuras circundantes.

La Desviación estándar, se conoce como la raíz cuadrada de la varianza, por tanto al describirse la propagación en los datos puede observarse que una imagen de alto contraste tendrá una alta varianza, y una imagen de bajo contraste tendrá una varianza baja. Para una imagen $I(x, y)$ de tamaño $M \times N$, la desviación estándar es de:

$$D(I) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [I(x, y) - A(I)]^2} \quad (2.2)$$

El mantenimiento de contraste es un objetivo crucial en las etapas de pre-procesamiento para la segmentación de células, ya que determina si un píxel pertenece a una célula en el primer plano o al fondo. Comúnmente la diferencia de contraste entre el primer plano y el fondo es un ligero cambio en la intensidad [32], [36].

- Entropía

Sea Z una variable aleatoria que denota niveles de gris y sea $p(z_i)$, $i = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ será el correspondiente histograma de valores de intensidad [41], donde L es el número de niveles de gris diferentes, la entropía media es:

$$E(I) = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (2.3)$$

Un histograma plano tiene una gran variedad de intensidades que denotan un alto contenido de información. La entropía se ha utilizado como una medida objetiva del contenido de información mutua en dos imágenes como en [37].

El punto en el ejemplo antes mencionado es que la entropía es pequeña cuando la imagen consiste simplemente de unas pocas regiones uniformes, y aumenta a medida que la imagen muestra más variación, teniendo sus valores más grandes cuando todos los niveles de gris están presentes en la misma proporción. Nuestro objetivo es un método de suavizado que mantenga tan semejantes como sea posible la media y la desviación estándar al tiempo que se reduce la entropía de la imagen suavizada de acuerdo a la imagen original. Esto no es fácil de lograr pues para todos los métodos de suavizado, por ejemplo, las operaciones morfológicas con imágenes en escala de grises realizadas mediante las operaciones sucesivas de erosión y dilatación que tienen lugar respectivamente, preservan el valor más oscuro o más brillante de la intensidad.

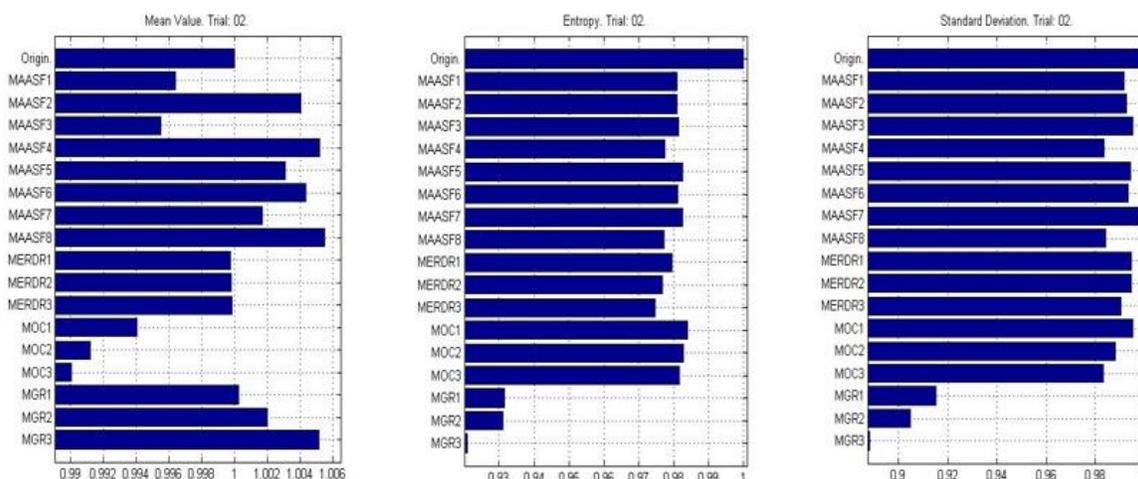


Figura 2.3. Gráficas de a) media, b) desviación estándar, c) entropía, de los métodos morfológicos utilizados.

2.4 Evaluación comparativa utilizando índices basados en el sistema visual humano.

Algunos de los métodos de evaluación de la calidad de imagen (IQA) se acercan a los índices de diseño que pueden evaluar la calidad de las imágenes de una manera perceptiva consistente. IQA generalmente interpreta la calidad de imagen como la fidelidad o la similitud con una imagen de "referencia" en algún espacio perceptual. Tales métodos de IQA como el '*Full-Reference*' (FR) tratan de lograr la coherencia en la predicción de la calidad mediante el modelado de características fisiológicas y psicovisuales más destacadas del sistema visual humano (HVS). Tales métodos IQA serían de gran valor para las pruebas de optimización, aplicaciones de evaluación comparativa y la supervisión. El método de calidad de imagen más utilizado es el de FR y los algoritmos de evaluación de distorsión son relación pico de señal-ruido (PSNR) y error medio cuadrático (MSE). Son muy populares debido a su simplicidad matemática y, como consecuencia, fácil de usar en la optimización de procedimiento. Sin embargo, no se correlaciona bien con la calidad percibida, y no siempre están de acuerdo con los resultados de visión subjetivos [38], [39].

La forma más obvia de medir la calidad es la de solicitar la opinión de los observadores humanos por lo cual para el desarrollo de este trabajo se utilizarán las opiniones especializadas de 7 expertos para evaluar la medida del suavizado en este grupo de imágenes, en la figura 2.8 puede observarse un ejemplo de las imágenes a evaluar

utilizando este método de evaluación. Existen limitaciones, pues tales evaluaciones subjetivas no sólo son engorrosas, y consumen tiempo, sino que además no se pueden incorporar a los sistemas automáticos que se ajustan en tiempo real basado en la retroalimentación de la calidad de la salida. Por lo anteriormente expuesto ha sido necesaria la elaboración de medidas objetivas IQA que pueden ser fácilmente incorporadas en los sistemas de procesamiento de imágenes.

2.4.1 Descomposición en valores singulares basándose en el índice de calidad de la imagen.

Se ha abordado el tema de una medida de calidad de imagen, denominado descomposición en valores singulares del Índice de la Calidad de imagen (SVDIQ), que se puede utilizar para predecir la similitud / distorsión introducida en una imagen. Este método por sus características y por estar basado en la descomposición en valores singulares mide de forma fiable la distorsión [40].

El SVDIQ puede expresar la calidad de las imágenes distorsionadas, ya sea gráficamente (como una medida de dos dimensiones) o numéricamente (como un escalar) cerca y por encima del umbral visual. SVD significa que cada matriz A real se puede descomponer en un producto de tres matrices $A = USV^T$, donde U y V son matrices ortogonales ($U^T U = I$, $V^T V = I$) y $S = \text{diag}(s_1, s_2, \dots)$. Las entradas diagonales de S son los valores singulares de A , las columnas de U son los vectores singulares por la izquierda de A , y las columnas de V son los vectores singulares por la derecha de A . El punto es que cada imagen en escala de grises puede considerarse como una matriz con un número entero correspondiente a cada píxel. La medida gráfica calcula la cercanía (similitud) entre los valores singulares de la imagen original y los valores singulares de la imagen suavizada.

$$B_i = \mathbf{O} - \sqrt{\sum_{i=1}^n (s_i - \hat{s}_i)^2} \quad (2.4)$$

donde s_i son los valores singulares de la imagen original, \hat{s}_i son los valores singulares de la imagen distorsionada y n es el tamaño de la imagen. Esta similitud puede mostrarse en una gráfica como puede observarse en la figura 2.4. En esta figura el mapa SVDIQ se calcula para la imagen original (sin suavizado) y su versión suavizada mediante el método de

erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción morfológica (MERDR). En este tipo de mapas de similitud los tonos más claros indican mayor similitud, entre tanto, tonos más oscuros indican una menor similitud entre la imagen original y la suavizada. Esta es la razón por la cual los bordes de las células en el mapa exhiben tonalidades blanquecinas que indican que este procedimiento de alisado utilizado logra preservar los bordes, además grandes áreas dentro y fuera de las células muestran una baja similitud de lo cual se entiende que la imagen está muy suavizada.

2.4.2 Información del contenido multi-escala del índice de similitud estructural.

La información estructural transmite los principales contenidos visuales de una imagen, y la degradación estructural tiene un impacto directo en la percepción de la misma. En este trabajo de diploma será utilizado para evaluar la medida del suavizado de los métodos evaluados en las imágenes seleccionadas. El paradigma estructural de la calidad de la imagen con respecto a la similitud, basado en la información estructural de la imagen, ha demostrado ser buena medida para diferentes tipos de imágenes. El FR-IQA método propuesto originalmente de similitud estructural se basa en la similitud estructural de dos imágenes I y J . Comienza a definirse la media local ponderada, la desviación estándar y el coeficiente de correlación en un vecindario local de radio r a partir de imágenes I y J , donde ω es la función de peso y es tomada de una ventana circular Gaussiana (truncada) de tamaño total n que satisface que $\sum \omega = 1$.

Dado una posición del píxel $P = (x, y)$ en el conjunto de coordenadas \mathbb{Z}^2 , su vecindad local de radio r se define como $NP = \{j \in \mathbb{Z}^2: \|P - j\|_1 \leq r\}$. Empíricamente [41] proponen una vecindad de 11x11 píxeles. En este sentido, la media ponderada local para las imágenes I y J son respectivamente.

$$\mu_I = \sum_{j=1}^n \omega_j I_j \quad y \quad \mu_J = \sum_{j=1}^n \omega_j J_j \quad (2.5)$$

la desviación estándar es en ambas imágenes

$$\sigma_I = \sum_{j=1}^n \omega_j (I_j - \mu_I)^2 \quad y \quad \sigma_J = \sum_{j=1}^n \omega_j (J_j - \mu_J)^2 \quad (2.6)$$

y el coeficiente de correlación entre ambas imágenes es:

$$\sigma_{I,J} = \sum_{j=1}^n \omega_j (I_j - \mu_I)(J_j - \mu_J) \quad (2.7)$$

Estos métodos usan tres niveles de comparación:

- Comparación de luminancia: para una constante C_1

$$L(I, J) = \frac{2\mu_I\mu_J + C_1}{\mu_I^2 + \mu_J^2 + C_1} \quad (2.8)$$

- Comparación del contraste: para una constante C_2

$$C(I, J) = \frac{2\sigma_I\sigma_J + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_J^2 + C_2} \quad (2.9)$$

- Comparación de estructuras (o correlación): para una constante C_3

$$S(I, J) = \frac{\sigma_{IJ} + C_3}{\sigma_I\sigma_J + C_3} \quad (2.10)$$

Este componente es el llamado "coeficiente de correlación de Pearson" que es una medida para la comparación de similitud estructural, ya que sólo cuantifica la fuerza de una relación lineal. Es bien conocido que este coeficiente es una medida válida de la dependencia entre dos variables sólo si una variable es una función lineal de la otra.

C_1 , C_2 , y C_3 son pequeñas constantes que son útiles en la caracterización de los efectos de saturación del sistema visual a baja luminancia y en algunas regiones de contraste, además estabilizan el rendimiento de la medida cuando los denominadores son cercanos a cero [42]. Se ha propuesto que $C_1 = (0.01L)^2$, $C_2 = (0.03L)^2$, y $C_3 = \frac{1}{2}C_2$, donde L es el rango dinámico numérico de los valores de cada píxel por ejemplo, $L = 255$ para 8 bits [39].

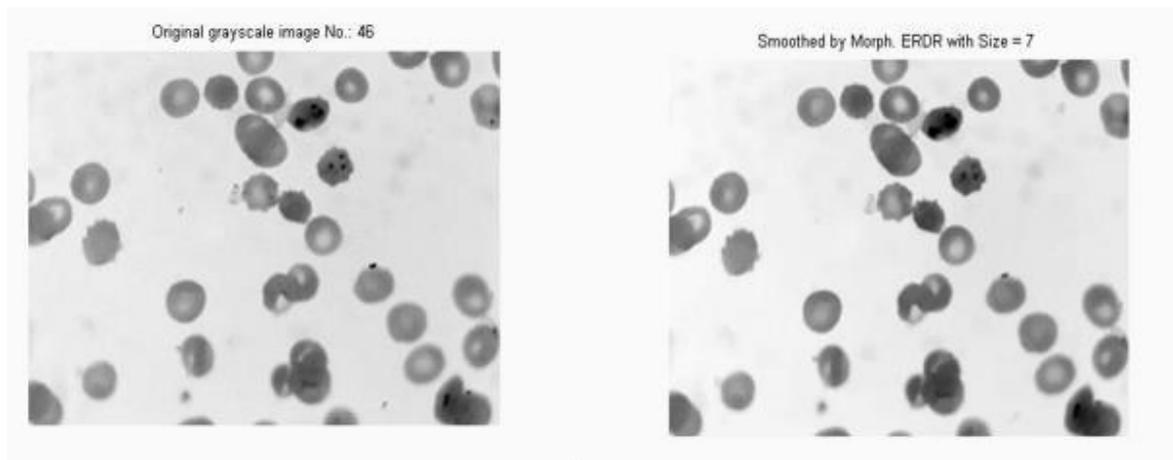
El índice local de similitud estructural está definido por la ecuación:

$$SSIM_{local}(I, J) = [L(I, J)]^\alpha [C(I, J)]^\beta [S(I, J)]^\gamma \quad (2.11)$$

donde α , β , $\gamma > 0$, son respectivamente, los pesos en la luminancia (L), contraste (C) y el término de la medida de similitud en las estructuras (S). La filosofía general detrás del índice SSIM es distinguir las distorsiones estructurales de las distorsiones no estructurales. Las distorsiones estructurales son los que afectan en mayor parte la degradación de la

percepción de una imagen, mientras que las distorsiones no estructurales afectan sólo ligeramente la percepción de la degradación. Los dos primeros términos del índice de SSIM (L y C) por lo tanto representan distorsiones no estructurales, mientras que la distorsión estructural (S) está representado por una pérdida de correlación lineal.

La ponderación de la información del contenido SSIM con multiescala (IW-SSIM), se define como la combinación del contenido de la información medida de similitud estructural (SSIM) ponderada. IW-SSIM se propone como una mejora sobre MS-SSIM. La mayoría de los métodos, incluyendo MS-SSIM, proporcionan formas elaboradas de medir la similitud de una imagen y un método relativamente más simple para realizar estas mediciones locales es hacer una medida global de la similitud de la imagen. La característica principal del IW-SSIM es que de una forma más sofisticada pone en común las mediciones locales. El índice IW-SSIM emplea los componentes SSIM, calculados a diferentes escalas y ubicaciones como muestra en los mapas de similitud en la figura 2.4 para las tres escalas de descomposición IW-SSIM entre la imagen original (sin suavizado) y su versión suavizada utilizando el método morfológico de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR). Observe que el primer mapa de la escala revela la similitud de los detalles más pequeños. Mientras tanto en las escalas superiores, los mapas muestran la similitud de detalles más gruesos en la imagen. Los bordes en los mapas presentan tonos blanquecinos que indican que el procedimiento de alisado logra preservar los bordes, por su parte grandes áreas dentro y fuera de las células muestran una baja similitud que significan que la imagen está muy suavizada.



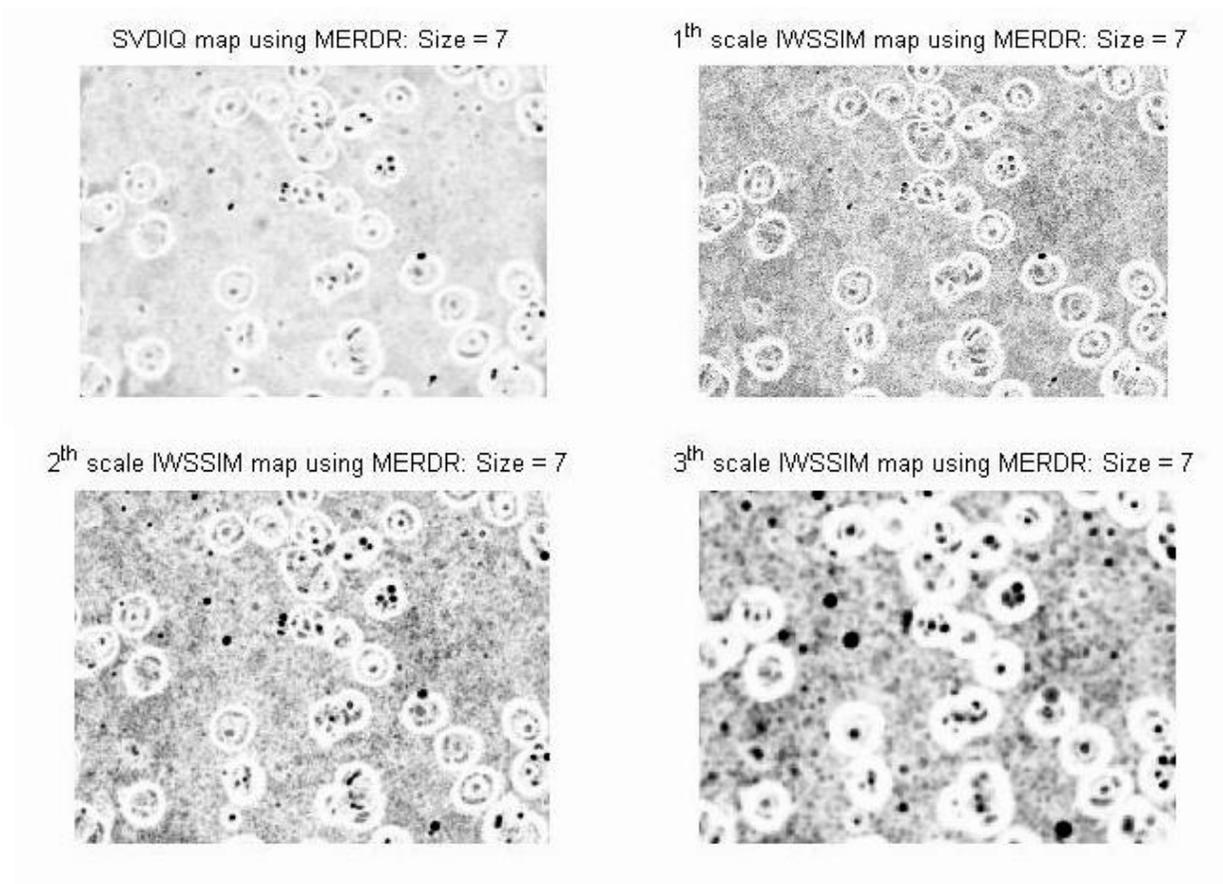


Figura 2.4. En la fila superior (izquierda) la imagen original y la imagen suavizada (derecha) utilizando el filtro de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción. En la segunda y tercera fila se muestran los mapas de la información del contenido de similitud estructural (IW-SSIM), para la 1era, 2da y 3era escala. Las zonas más claras indican una gran similitud entre la imagen original y la suavizada, mientras que las zonas más oscuras indican que la similitud es menor.

Se ha comentado que estos índices son menos eficaces para las imágenes borrosas, son menos capaces de predecir la calidad relativa en este tipo de imágenes, ya que subestima el efecto del daño en los bordes y trata a todas las regiones en una imagen por igual [39]. Por otra parte algunos autores [42], han demostrado que los métodos antes mencionados (SSIM, y IW-SSIM) dependen en gran medida del contenido de las imágenes.

2.4.3 Índice de calidad basado en la varianza local.

Aunque el índice de SSIM ha demostrado ser muy útil en muchos experimentos, pueden surgir casos en los que la medida de la calidad obtenida no coincide propiamente con un juicio subjetivo basado en la información visual. Algunos autores han propuesto un nuevo índice basado en la suposición de que una gran cantidad de la información estructural de una imagen se codifica en su distribución de varianza local [43]. La varianza local, es el cuadrado de la desviación estándar calculada en una vecindad en torno a un píxel. Observe que el índice SSIM calcula las variaciones locales de ambas imágenes, pero el índice global sólo tiene en cuenta la media de estos valores. Por lo tanto, se ignora la no estacionariedad de la imagen.

La varianza local puede ser estimada usando la vecindad ponderada $\eta_{x,y}$ (como una función gaussiana) centrada alrededor del píxel a analizar y con sus respectivos pesos ω_p , como:

$$V(I_{x,y}) = \frac{\sum_{p \in \eta_{x,y}} \omega_p (I_p - \bar{I}_{x,y})^2}{\sum_{p \in \eta_{x,y}} \omega_p} \quad (2.12)$$

Donde

$$\bar{I}_{x,y} = \frac{\sum_{p \in \eta_{x,y}} \omega_p I_p}{\sum_{p \in \eta_{x,y}} \omega_p} \quad (2.13)$$

El tamaño de la vecindad $\eta_{x,y}$ debe ser relativo a la escala de las estructuras en la imagen esperadas para una aplicación en particular. La estimación de la varianza local de la imagen puede ser usada como medida de calidad de la similitud estructural entre dos imágenes.

La media global de la varianza local es estimada como:

$$\mu_{V_I} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M V(I_{x,y}) \quad (2.14)$$

La desviación global estándar de la varianza local puede ser estimada como:

$$\sigma_{V_I} = \left(\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \left(V(I_{x,y}) - \mu_{V_I} \right) \right)^{1/2} \quad (2.15)$$

Entretanto la covarianza entre las dos imágenes I y J es:

$$\sigma_{V_I V_J} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \left(V(I_{x,y}) - \mu_{V_I} \right) \left(V(J_{x,y}) - \mu_{V_J} \right) \quad (2.16)$$

Finalmente el índice de calidad basado en la varianza local ($QILV$) entre dos imágenes es:

$$QILV(I, J) = \left(\frac{2\mu_{V_I} \mu_{V_J}}{\mu_{V_I}^2 + \mu_{V_J}^2} \right) \left(\frac{2\sigma_{V_I} \sigma_{V_J}}{\sigma_{V_I}^2 + \sigma_{V_J}^2} \right) \left(\frac{\sigma_{V_I V_J}}{\sigma_{V_I} \sigma_{V_J}} \right) \quad (2.17)$$

El primer término en la anterior ecuación lleva a cabo una comparación entre la distribución de la media de la varianza local en ambas imágenes. El segundo compara la desviación estándar de la varianza local. El tercero es el que introduce la coherencia espacial.

2.5 Evaluación comparativa basada en la magnitud del gradiente.

Es bien sabido que los bordes son cruciales para la percepción visual y juegan un papel importante en el reconocimiento del contenido dentro de la imagen. Se ha demostrado también que la información de los bordes y la distorsión diferenciada en los mismos son importantes para la medida de percepción de la calidad. Relacionado con los bordes, los gradientes transmiten información importante y son cruciales para el análisis de imágenes. Usando esta información, pueden ser capturados con eficacia los cambios estructurales y de contraste. Esta es la razón por la cual el gradiente se ha utilizado tanto para evaluar la similitud y medir el cambio en el contraste y las estructuras en imágenes.

Recientemente han demostrado que la información del gradiente que captura tanto el contraste como la estructura de la imagen permite más énfasis en las distorsiones alrededor de las regiones de los bordes en un esquema de IQA, lo que conduce a una evaluación más precisa de la calidad de la imagen [39].

2.5.1 Diagramas de dispersión de la magnitud del gradiente.

Dos atributos que determinan la calidad de imagen son la nitidez de las líneas y bordes de una imagen y la suavidad de las áreas. Estos atributos perceptuales dependerán de los resultados de las operaciones de procesamiento de imágenes. Este es el por qué, en la mejora de una imagen dos operadores son comúnmente utilizados: agudización de las estructuras (líneas y bordes) y suavizado de las (casi uniforme) áreas. La mayoría de los píxeles en una imagen promedio 'pertenecen' a un área y sólo un pequeño número de líneas y bordes. Esto indica que un filtro, que realiza el suavizado, no se puede evaluar bien, por una medida que evalúa a cada píxel por igual.

Esta observación ha llevado a la formulación de dos medidas objetivas para estimar el suavizado y el efecto del agudizado de un filtro basado en los diagramas de dispersión de magnitud de gradiente [44]. Con el fin de diseñar una medida de rendimiento informativo tanto para el agudizado y / o de suavizado inducida por un filtro, los dos efectos tienen que ser analizados por separado. Por lo tanto, un diagrama de dispersión se representa utilizando la magnitud del gradiente en los píxeles de la imagen original $I(x, y)$ frente a los de la magnitud del gradiente de la versión filtrada $J(x, y)$.

La magnitud del gradiente (GM) mide la desviación máxima en un entorno local alrededor del píxel, o la pendiente absoluta, y se define como:

$$|\nabla I(x,y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (2.18)$$

Donde $\partial I/\partial x$ y $\partial I/\partial y$ son las derivadas en las direcciones x y y respectivamente. Para imágenes en espacio discreto las derivadas se aproximan por diferencias finitas en cada eje.

Al tomar la magnitud del gradiente de los píxeles podemos relacionar las posiciones de pixel en el diagrama de dispersión con el efecto de suavizado del procedimiento usado. De esta manera, los píxeles se clasifican como agudizados o suavizados. En el primer caso, la magnitud del gradiente será más pronunciada: es decir, el píxel se dibuja por encima de la recta $y = x$ en el diagrama de dispersión. En el segundo caso, los píxeles que se suavizan terminarán debajo de esta línea. En el anexo 4 se muestran unos ejemplos de esta medida en dos filtros uno de los clásicos (AVF) y otro de los adaptativos (WAF). La suposición

principal es que los píxeles en líneas y bordes están agudizados, y que los otros píxeles se suavizan. Sin embargo, este supuesto no se utiliza para agrupar los píxeles. Como se puede observar en la figura 2.5, todos los píxeles agudizados y suavizados se agrupan en conjuntos A (de color rojo) y B (de color rosa), donde A son los píxeles para los que el gradiente filtrado es menor que el gradiente inicial (por debajo de la recta $y = x$), y B son los píxeles para los que el gradiente filtrado es mayor que el gradiente inicial (encima de la línea $y = x$). En general $|B| \ll |A|$, ya que un menor número de píxeles pueden encontrarse en los bordes que en las regiones suavizadas.

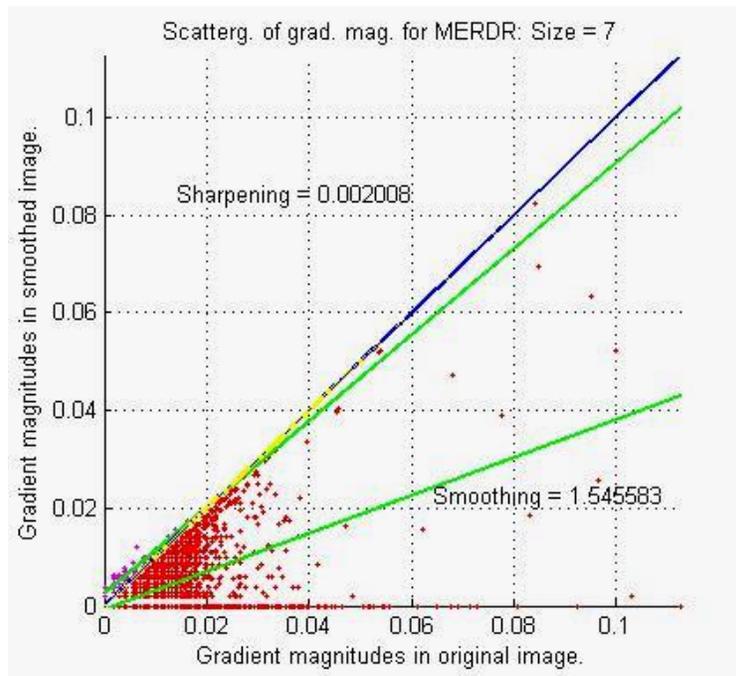


Figura2.5. Diagrama de dispersión de magnitudes de gradiente obtenido usando las imágenes de la primera fila de la figura 4. La línea azul indica que el gradiente es igual en ambas imágenes ($y = x$). Los círculos amarillos indican los píxeles para los cuales el gradiente en la filtrada es igual a la original (encima de la línea $y = x$). Las líneas verdes cotejadas a través de ambos conjuntos A y B , corresponden a la ecuación $y = ax + b$, dando un estimado del suavizado y el agudizado respectivamente.

Líneas $y = ax + b$ pueden ser cotejadas a través de los dos conjuntos utilizando una técnica de estimación robusta que minimiza la desviación absoluta para obtener un estimado del suavizado y agudizado respectivamente. La pendiente de la línea inferior se encuentra, a_A ,

dará una indicación del suavizado inducido por el filtro. Del mismo modo, a_B da una indicación del efecto de agudizado del mismo. La figura 2.5 muestra el método MERDR por ser el que mejores resultados mostró en cuanto a valores de suavizado y de agudizado.

Las medidas objetivas que pueden obtenerse del diagrama de dispersión de magnitudes de los gradientes son dos factores relacionados con el suavizado y el efecto de agudizado del filtro utilizado, denominadas:

$$\text{Smoothing} = (a'_A - 1) \frac{|A|}{|A| + |B|} \quad (2.19)$$

$$\text{Sharpening} = (a_B - 1) \frac{|B|}{|A| + |B|} \quad (2.20)$$

Donde $a'_A = 1/a_A$ es utilizado para obtener valores en el mismo rango $[0, \infty)$. En la figura 6. El suavizado es aproximadamente 1.55 y el agudizado 0.002 como resultado del método morfológico de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción, demostrando ser una buena técnica de suavizado.

2.5.2 Histogramas descriptores de orientación de bordes.

Los bordes de las imágenes son una característica esencial para representar efectivamente el contenido de las mismas. Además, el histograma es una de los métodos más comúnmente utilizados para representar las características globales dentro de la composición de la imagen. Es invariante a la traslación y rotación de las imágenes. En general, los bordes se pueden describir mediante histogramas de bordes, que permiten a la frecuencia y la direccionalidad de sus cambios de brillo ser representadas de forma única. El estándar internacional MPEG-7 especifica un conjunto de descriptores de imagen y vídeo. Entre ellos, Histograma Descriptor de Bordes Locales (LEHD), captura la distribución espacial de los bordes en la imagen, por lo que será valorada su utilidad para el análisis comparativo de la propiedad de preservar bordes que tienen los métodos de suavizado estudiados en este trabajo.

El descriptor de bordes representa la distribución espacial de estos. Para encontrar este histograma (LEHD), una imagen dada es primeramente sub-dividida en 4x4 sub-imágenes y para cada una de las sub-imágenes, se calculan sus características LEHD (ver Figura 2.8).

En el estándar MPEG-7, los bordes se agrupan en cinco categorías (ver Figura 2.6): verticales, horizontales, bordes diagonales de 45° , bordes diagonales de 135° y no direccionales [45].

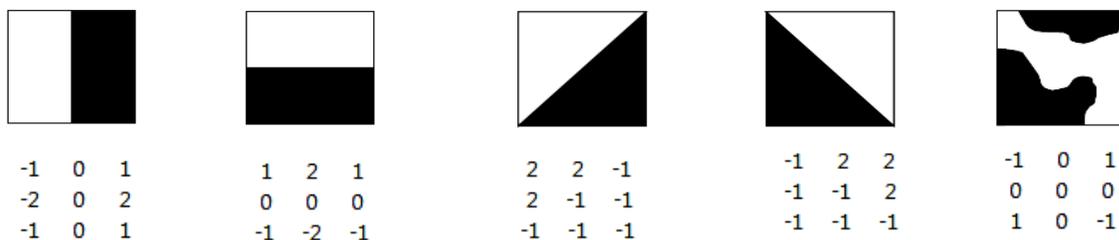


Figura 2.6. Máscaras utilizadas para realzar los bordes en 5 categorías, de izquierda a derecha; vertical, horizontal, diagonal a 45° , diagonal a 135° , y no direccional.

Cada sub-imagen se divide en pequeños bloques cuadrados llamados bloques de imágenes (ver Figura 2.7). El número de bloques de cada imagen es constante e independiente de las dimensiones originales de la imagen y su tamaño es proporcional al tamaño de la imagen original para que puedan trabajar con imágenes que posean diferentes resoluciones. Luego los bordes de cinco categorías se extraen de estos bloques de imágenes. Si el bloque de imagen contiene bordes arbitrarios sin ningún tipo de direccionalidad, se clasifica como un borde no-direccional. Para extraer características de los bordes, el bloque de imagen se divide posteriormente en cuatro sub-bloques. Se obtienen valores medios de los cuatro sub-bloques y se convolucionan con cinco coeficientes del filtro para obtener las magnitudes de los rasgos.

Entre las cinco magnitudes direccionales de rasgos calculadas, para 5 tipos de rasgos, si el máximo de ellos es mayor que el valor de umbral, entonces el bloque de imagen se considera que tiene el tipo de rasgo correspondiente. Luego de la extracción de rasgos de todos los bloques, contamos el total de bloques que tienen el mismo tipo de rasgos. Así, para cada sub-imagen, tenemos histogramas de cinco tipos de rasgos. Si son 16 sub-imágenes, tenemos un total de $16 \times 5 = 80$ barras en el histograma descriptor de las direcciones de los rasgos.

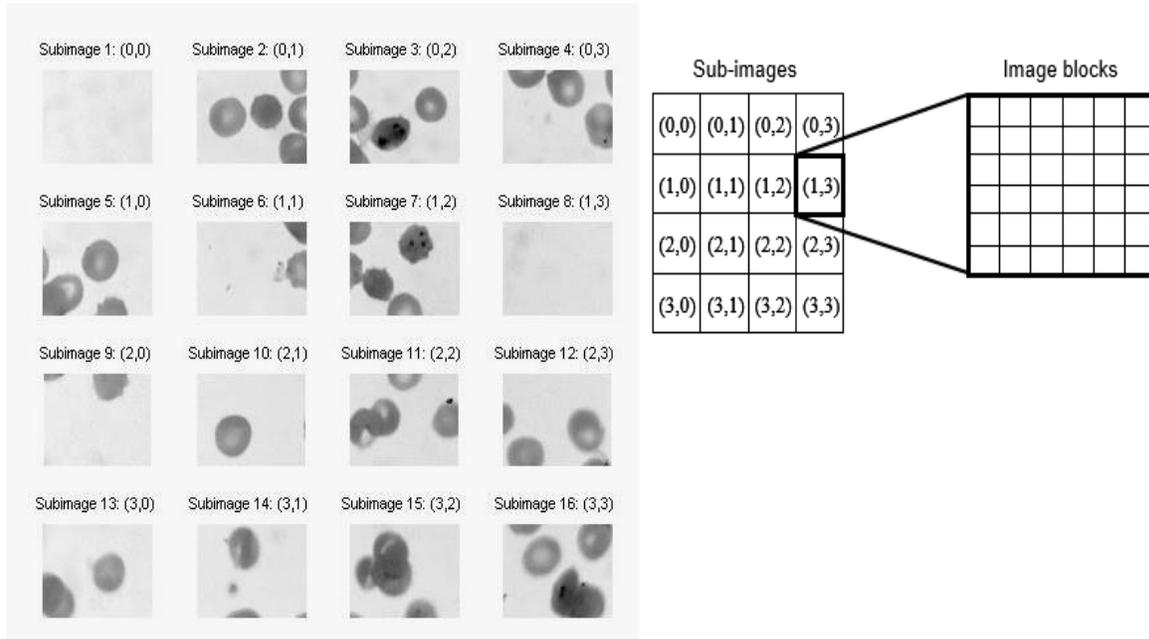


Figura 2.7. A la izquierda las sub-imágenes de la imagen original, a la derecha una representación de cómo se representan los bloques de imágenes.

Este procedimiento para determinar la orientación de los rasgos en la imagen (LEHD), es también conocido como Histograma Descriptor de Orientación de Rasgos (EOHD) [46]. Para ejemplificar este histograma (EOHD), usamos una imagen de lámina periférica contaminada con Malaria (este histograma es de la imagen muestra). Más adelante en el Anexo 5 se ejemplifican los histogramas descriptores de bordes de tres variantes de filtros, tanto clásicos (MF), como morfológicos (MOC) y adaptativos (LOGM).

2.5.3 Error cuadrático medio de la máxima diferencia Laplaciana (MDLMSE).

Esta medida está basada en la importancia de la medición de bordes. El error cuadrático medio Laplaciano (*LMSE*) es el cálculo la media del error cuadrático, pero el error es calculado basado en el valor del Laplaciano en cada píxel en la imagen [47], [48]. El operador Laplaciano de una función continua $I(x,y)$ está definido por la siguiente expresión.

$$\nabla^2 I(x,y) = \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right) + \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right), \quad (2.21)$$

donde $\partial^2 I / \partial x^2$ y $\partial^2 I / \partial y^2$ son la segunda derivada en las direcciones x y y , respectivamente.

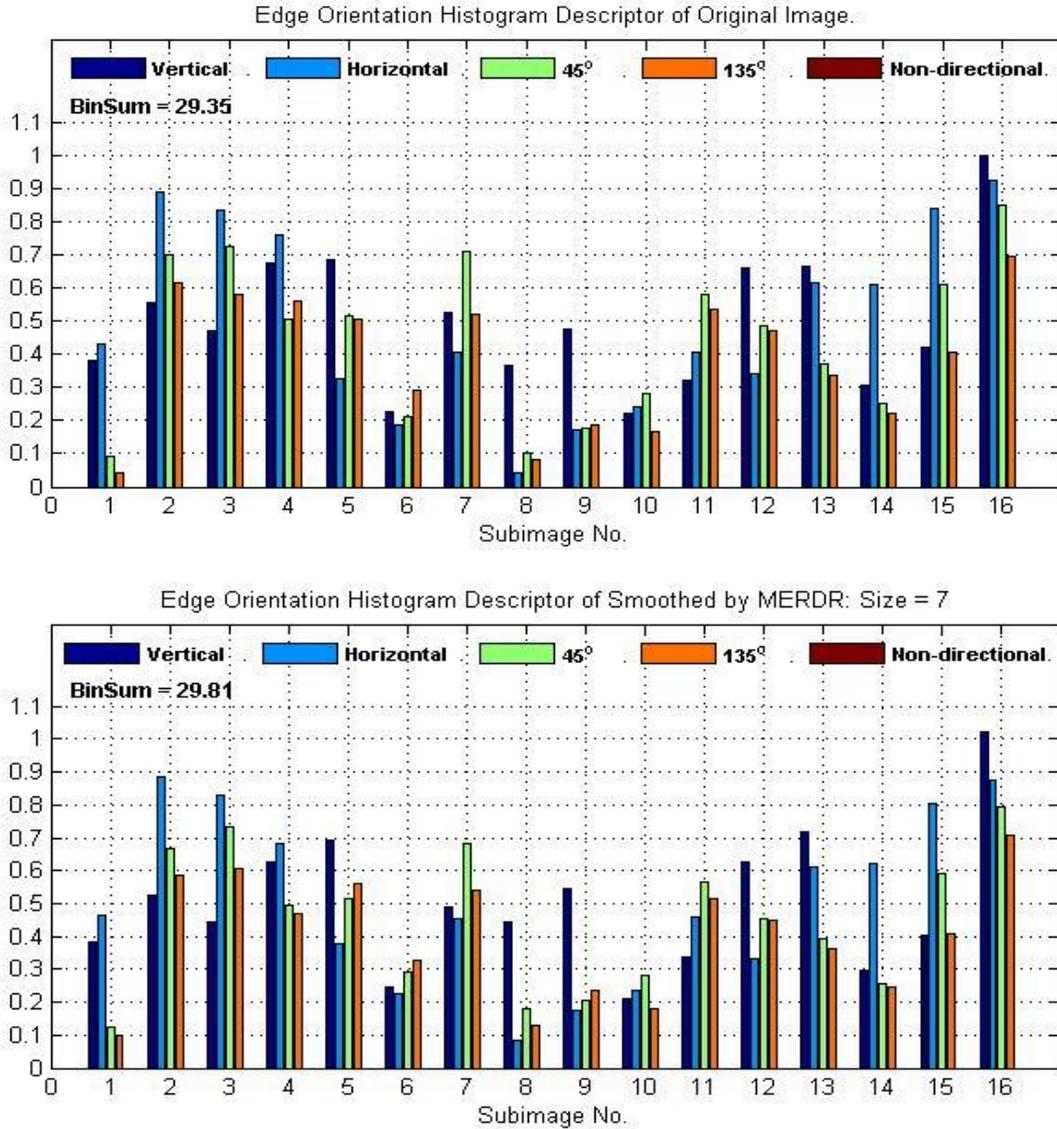


Figura 2.8. Histogramas descriptores de orientación de rasgos de la imagen original (parte superior) y de la imagen suavizada con el método de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (parte inferior).

Este operador Laplaciano puede ser interpretado basado en el contexto de la consideración. En nuestro contexto consideramos las imágenes $I(x,y)$, siendo el valor de la intensidad del píxel de los valores coordinados discretos (x,y) , la segunda derivada de la intensidad en un píxel particular puede ser físicamente interpretada como la diferencia en el promedio de las intensidades en la vecindad de un píxel y la intensidad del píxel que se está analizando. Esto consiste en que cada píxel es substraído del promedio de la vecindad del píxel, como:

$$\nabla^2 I[n_1, n_2] \approx I[n_1+1, n_2] + I[n_1-1, n_2] + I[n_1, n_2+1] + I[n_1, n_2-1] - 4I[n_1, n_2]. \quad (2.22)$$

Así el *LMSE* entre la imagen original, $I(x,y)$, y la imagen suavizada, $J(x,y)$, es calculada como:

$$LMSE(I,J) = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (\nabla^2 I - \nabla^2 J)^2}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (\nabla^2 I)^2} \quad (2.23)$$

Para ser comparados con los índices de similitud el *LMSE* debe estar en el rango $[0, 1]$, lo que significa que cuando $LMSE \rightarrow 1$, ambas promedios Laplacianos de las imágenes son similares y viceversa cuando $LMSE \rightarrow 0$. Por este motivo [49], introducen el término de Diferencia máxima diferencia Laplaciana del error cuadrático medio, definido como:

$$MDLMSE(I,J) = 1 - LMSE(I,J)^{0.3} MD(I,J)^{0.3} \quad (2.24)$$

Donde la máxima diferencia (*MD*) usa el rango de *MDLMSE* de $[1, 0]$

$$MD(I,J) = \max |I(x,y) - J(x,y)| \quad (2.25)$$

2.6 Comparaciones perceptuales para la evaluación del suavizado

Algunos autores [40] comentan que una estimación precisa de la distorsión en una imagen puede obtenerse, no solo cuando las distorsiones son significativamente por encima del umbral visual humano, sino también cuando el rango de distorsión está cerca (o por debajo) del umbral visual humano. Es por esto que comparamos una imagen suavizada con la original (sin ser suavizada), a pesar de que sea en ocasiones un poco difícil reconocer los efectos del suavizado. Esto se debe a que un suavizado que preserve los bordes solo atenúa pequeños cambios de intensidades que no son fácilmente perceptibles.

En la figura 2.9 podemos observar cómo incluso entre métodos morfológicos cambia la comparación perceptual, dependiendo del método, muestra imágenes suavizadas usando (en la parte inferior) un filtrado morfológico de reconstrucción geodésica (MGR) y un filtrado de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR) en la parte superior. A la derecha de ambas imágenes para comprender mejor la medida del suavizado muestra la fila

central de la imagen original (en color rojo) y la de la imagen suavizada (en color azul), ambas filas superpuestas para poder observar cuánto varía de la imagen original a la imagen suavizada, dependiendo del método que se utilice, escogimos estos dos métodos por ser el de reconstrucción geodésica el que peor desempeño tiene y el de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción el que mejores características en las imágenes resultantes presenta (ver en Anexo 2 este análisis de la fila central en las mejores variantes de los métodos morfológicos).

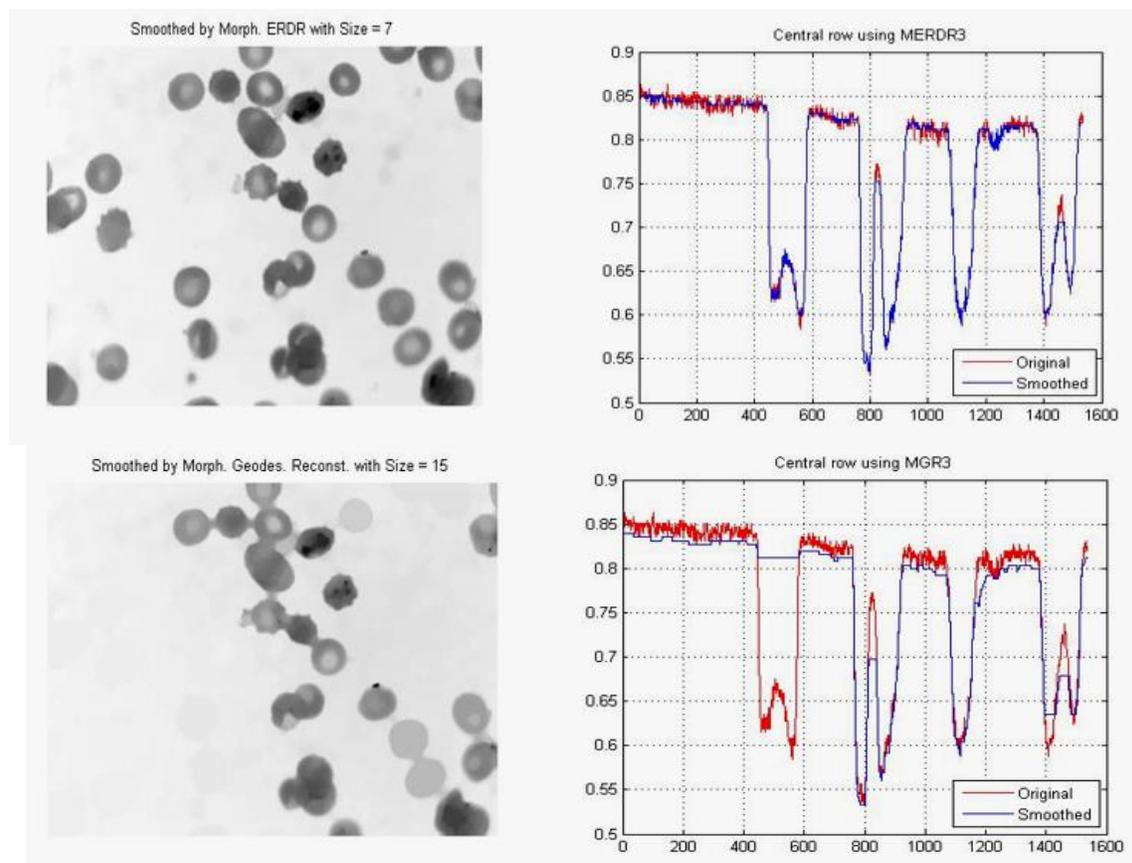


Figura 2.9. Ejemplos de evaluación perceptual basándose en la fila central. Variante del método ERDR (superior izquierda) y a su lado la fila central de la imagen original (en rojo) superpuesta con igual fila de la imagen suavizada (en azul). Debajo una variante del método MGR.

En este trabajo se prefiere utilizar el término de evaluación perceptual en cambio de evaluación subjetiva. Esto es porque el término subjetivo puede implicar que la evaluación difiera mucho en cuanto a los sujetos y que sea influenciado por su personalidad, sus valores culturales determinados. En contraste la evaluación perceptual es relativa a lo que

observamos. La validación perceptual de los efectos del suavizado basada en la comparación visual de los rasgos extraídos de la imagen original ha sido adoptada por algunos autores [3]. Los criterios pueden mostrar el nivel de conservación de rasgos y el grado de suavizado en toda la imagen. La figura 2.10 muestra los rasgos detectados usando el método de Sobel, comparando la imagen original (parte izquierda) y la imagen suavizada usando el método de Apertura y Cierre (MOC), note que los bordes en la imagen suavizada son muy parecidos a la imagen original.

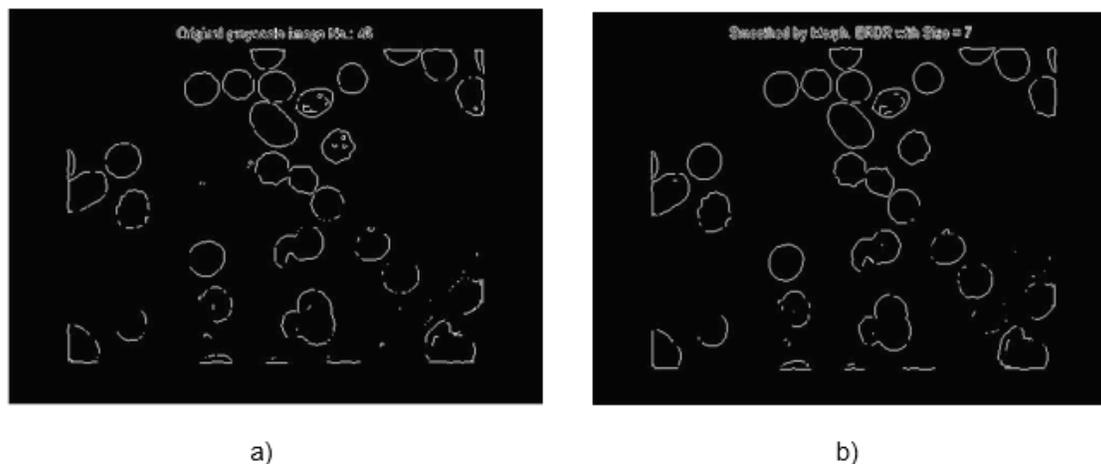


Figura 2.10. Operadores de Sobel aplicados en a), la imagen original y b) la imagen suavizada para comparar en qué medida el filtro ERDR suavizó los bordes.

2.7 Conclusiones parciales

En este capítulo se abordó el tema de las medidas de calidad para comprobar el desempeño de las 47 variantes de filtros, evaluadas en las 20 imágenes que se seleccionaron. Entre estas medidas de calidad tenemos las comparativas en las que se utilizan índices basados en el Sistema visual humano, las que son basadas en los diagramas de dispersión y nos dan un resultado más gráfico. Además no podemos dejar de mencionar las comparaciones perceptuales tan importantes en este tipo de investigación. Se explica también la forma de adquisición de las imágenes, así como algunos datos del microscopio utilizado.

CAPÍTULO 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Introducción

En este capítulo se hace un análisis de los resultados de las medidas de calidad del suavizado para los 47 métodos implementados, comparando los métodos de filtrado morfológico que son el eje central de este trabajo con los clásicos y adaptativos. Además se analizan los análisis estadísticos que se llevaron a cabo para llegar a la conclusión de cuál fue el mejor método de los realizados, incluyendo en este análisis tanto las pruebas objetivas como las subjetivas. En el epígrafe 3.2 se analizará la estabilidad de los métodos implementados, luego en el 3.3 se explicarán los resultados basados en los histogramas de orientación de rasgos. Las medidas basadas en Diagramas de dispersión se explicarán en el epígrafe 3.4, para terminar el 3.5 corresponde a los resultados basados en histogramas de orientación de rasgos y el 3.6 a las pruebas estadísticas.

3.2 Estabilidad en cuanto a la Media y la Entropía

En este epígrafe se exponen primeramente los resultados en cuanto a la media, desviación estándar y entropía, para a partir de estos resultados explicar cómo se desempeñan estas medidas dependiendo del brillo y el contraste en la imagen.

3.2.1 Media

Como puede observarse en la figura 3.1 los métodos clásicos de filtrado que se utilizan en el procesamiento de imágenes y que fueron implementados en este trabajo de diploma no varían el valor medio en las imágenes demostrando ser muy estables, por lo que puede decirse que son altamente independientes de la imagen. Las técnicas de filtrado adaptativo utilizadas también mantienen el valor de la media muy similar a la de la imagen original, sin depender de las características que posea la misma, en lo que difieren de los métodos

clásicos es en el costo computacional, que es más elevado. Por su parte los métodos morfológicos sí varían este valor medio porque las operaciones que utilizan como la apertura y el cierre sí dependen del contenido de la imagen, además entre los parámetros que se le modifican a este tipo de filtro está el elemento estructurante y el mismo se toma en función de lo que se quiere lograr en la imagen a analizar, en consecuencia con sus niveles de brillo (en el caso del valor medio) serán los resultados. En los filtros de Apertura y Cierre (MOC) y Reconstrucción Geodésica (MGR), a medida que va aumentando el tamaño del elemento estructurante, más varía el valor medio en la imagen. Las variaciones en el nivel medio de la imagen con los métodos morfológicos que se implementaron para este trabajo, se encuentran desde -0.8% y +0.5%, por tanto en este tipo de métodos se requiere que se compense el brillo en las imágenes a analizar para que no existan diferencias significativas en el valor de la media. De los filtros morfológicos evaluados puede decirse que el suavizado mediante erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción, tuvo los mejores resultados, pues su media no difiere en un gran porcentaje de la media de la imagen original, demostrando así ser muy estable. De la desviación estándar en cuanto a la imagen original, en esta medida, podemos decir que los métodos clásicos de filtrado promediador y el de paso bajo gaussiano se comportan muy estables, el filtro de mediana es el que presenta unas pequeñas variaciones, esto sucede porque a diferencia de otros filtros de esta índole, el de mediana no realiza un promedio de los píxeles sino toma el valor del píxel central, lo que puede tener grandes variaciones dependiendo la región de la imagen que se esté analizando; en estas imágenes solo tiene una variación del 0.003% lo que indica que es altamente independiente de la imagen. Las técnicas de filtrado adaptativo tienen una desviación estándar con un valor muy similar al de la imagen original. Por otro lado de los métodos morfológicos las variantes del filtro secuencial alternante, a pesar de que varían mucho de una variante a otra, tuvieron mejores resultados que los de reconstrucción geodésica pues los MGR varían mucho el contenido de la imagen luego de ser suavizada, por las operaciones que se realizan en este tipo de filtro; suavizan demasiado la imagen afectando mucho los bordes y las estructuras de interés, su desviación estándar es de un 0.96%, siendo el de peor desempeño. Por otra parte las variantes del método evaluado de apertura y cierre difieren en solo un 0.16%. El mejor método de los evaluados es el de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción ya que cambia la intensidad en solo un

0.02%. Estos métodos morfológicos difieren en sus valores de desviación estándar por las operaciones morfológicas implicadas tales como la apertura y el cierre pues en una imagen en escala de grises cuando se realiza una apertura se toma los niveles más altos de intensidad y en el caso del cierre los más bajos.

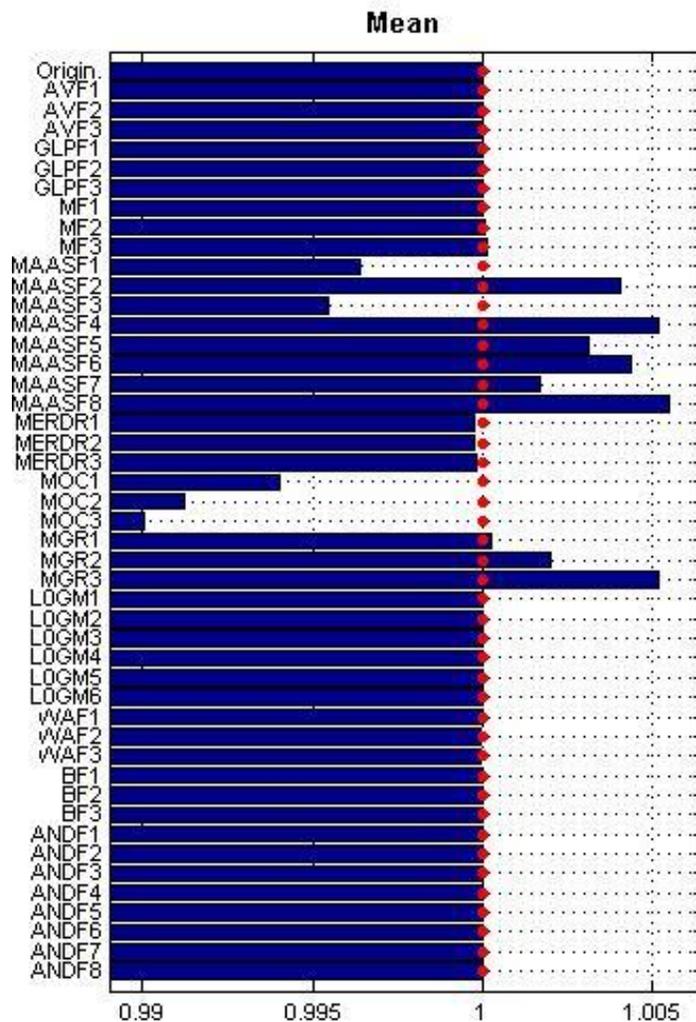


Figura 3.1. Razón de las medias de la imagen original y la suavizada, en las 20 imágenes.

3.2.2 Entropía

La entropía es un parámetro muy importante a medir cuando se está comprobando el desempeño de este tipo de filtros, podemos ver que en los filtros clásicos Promediador y

Paso bajo gaussiano los valores medios de la entropía se asemejan a los de la imagen original, además a medida que van aumentando los parámetros mayor es el valor de la entropía, en tanto en el filtro de mediana cuando esto sucede la entropía va disminuyendo, es necesario que el valor de la entropía sea parecido al de la imagen original pues de esta manera el filtro suaviza pero preserva mejor características dentro de la imagen y los bordes. Comparando la desviación estándar de la variación de la entropía en las 20 imágenes para cada método, se observa que los métodos de reconstrucción geodésica y los de minimización del gradiente muestran muy alta dispersión de la variación de la entropía en un rango del 3% al 7%, lo que es consecuencia de que la reducción de la información varía mucho de una imagen a otra (de la original a la suavizada), demostrando que son muy dependientes de la imagen así como también son inestables. Por el contrario el resto de los métodos logran una pequeña desviación estándar por debajo del 1%. (Ver figura 3.2).

Cuando se están analizando los resultados de las 20 imágenes con los métodos evaluados, es muy importante tener una idea de cuánto dependen los resultados, de la disminución o el aumento del contraste en cada imagen. Los métodos clásicos de filtrado como son muy independientes de la imagen que se esté analizando no dependen mucho de la variación del contraste, por lo que este valor medio no varía significativamente, se mantienen en un rango de 0.1% a 0.4%. De los métodos morfológicos los que mejor desempeño tienen son lo de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción variando solo en un 0.3%. A diferencia de lo expuesto anteriormente los que más varían en dependencia de las variaciones de contraste son los métodos de reconstrucción geodésica, ya que las variaciones de contraste en algunas imágenes son pequeñas y en otras son mayores, por lo tanto al ser tan dependientes de la imagen, no tiene un buen desempeño. Los métodos adaptativos tienen un buen comportamiento exceptuando los de minimización del gradiente que como suavizan tanto la imagen adolecen de afectar mucho el contraste de la imagen suavizada.

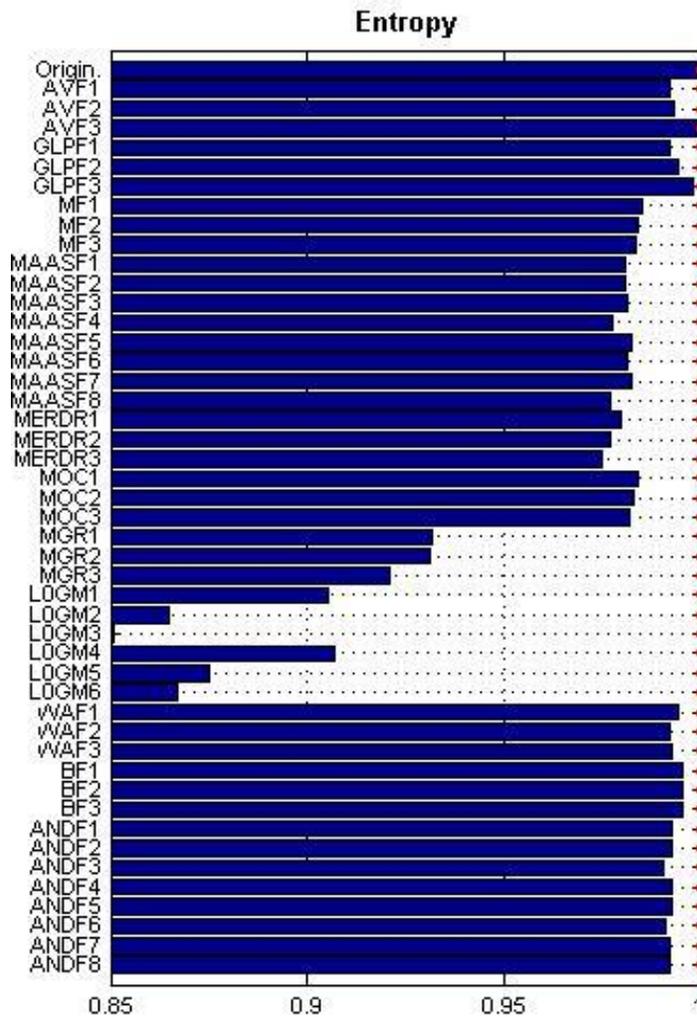


Figura 3.2. Razón de la entropía de la imagen original y la suavizada, en las 20 imágenes.

3.3 Medidas objetivas basadas en el Sistema Visual Humano

Cuando ya tenemos los resultados de las imágenes suavizadas es necesario compararlas en cuanto a diferentes medidas objetivas basándonos en el Sistema Visual Humano (SVH), para esto es utilizamos medidas de calidad de la imagen, tanto del índice de similitud estructural, teniendo en cuenta el brillo y el contraste, de la imagen suavizada con respecto a la original, como también el índice de calidad basado en los valores de varianza local y la descomposición en valores singulares basado en el anteriormente mencionado índice de calidad.

3.3.1 Resultados del Índice de Similitud estructural

Esta medida de calidad nos muestra qué tan parecidas son la imagen original y la suavizada, como podemos ver en la figura 3.3 los métodos clásicos afectan este índice de similitud estructural, a medida que van aumentando los valores de los parámetros que varían en estos filtros, disminuye el índice, demostrando que mientras más se suavice la imagen más pequeño será el mismo, es necesaria la implementación de filtros que suavicen pero sin afectar demasiado esta medida. Sin embargo con respecto a los métodos morfológicos podemos observar que en el filtro MERDR, en la versión 3, el valor del índice aumenta con respecto a las otras versiones programadas, pues en algunos casos los filtros de suavizado, además de suavizar los bordes, suelen mejorar algunas características dentro de la imagen y en este caso puede verse evidenciado. Por otra parte dentro de los mismos filtros morfológicos podemos ver que en los de reconstrucción geodésica como suavizan demasiado la imagen, este índice es muy pequeño. En la figura 3.4 se muestran los mapas de las escalas en las que se divide la imagen para poder hallar este índice (MGR3) y los valores singulares de calidad de la imagen; las zonas claras indican que en esa zona la imagen suavizada y la original son similares y las oscuras que no son semejantes. De esto podemos concluir que a pesar que este método forma parte de los de filtros morfológicos, no es muy recomendable si quieren mantenerse dentro de la imagen algunas estructuras de interés. En los métodos de filtrado adaptativo varía en dependencia del cambio de los parámetros, exceptuando el filtro de Wiener que se mantiene constante en sus 3 variantes debido a que este filtro se adapta a la varianza de cada píxel de la imagen y como en esta imagen no existen grandes variaciones en cuanto al contraste ni al brillo, se mantiene en un valor medio.

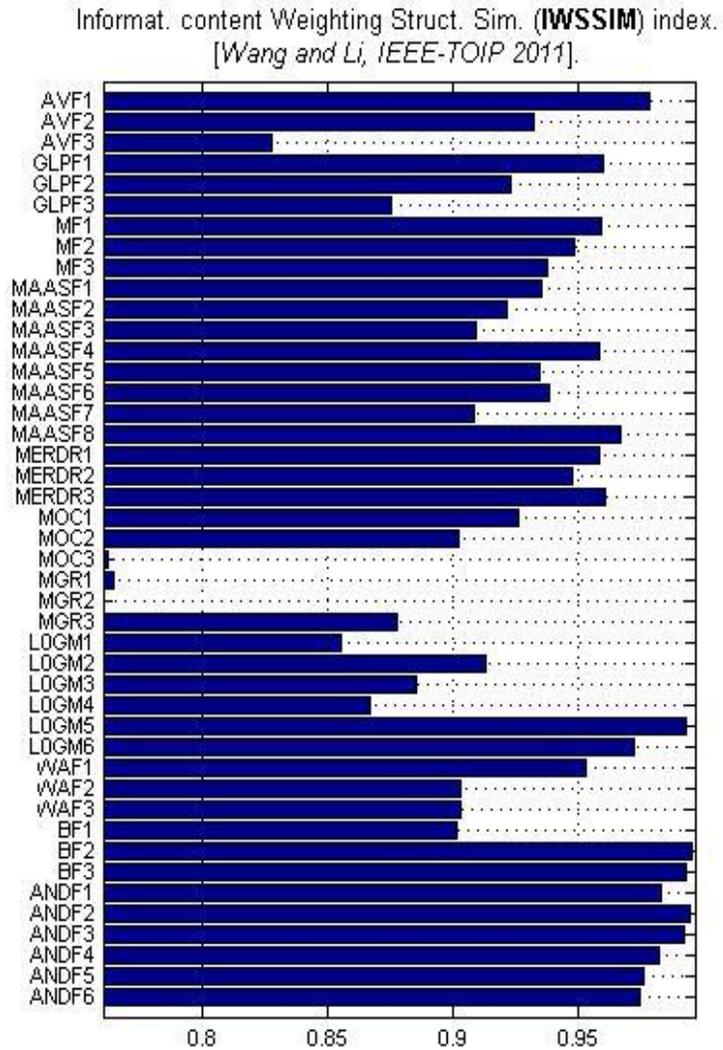


Figura 3.3. Medidas del índice de similitud estructural en la imagen muestra para observar cuanto se asemeja la imagen suavizada a la original, dependiendo del método utilizado.

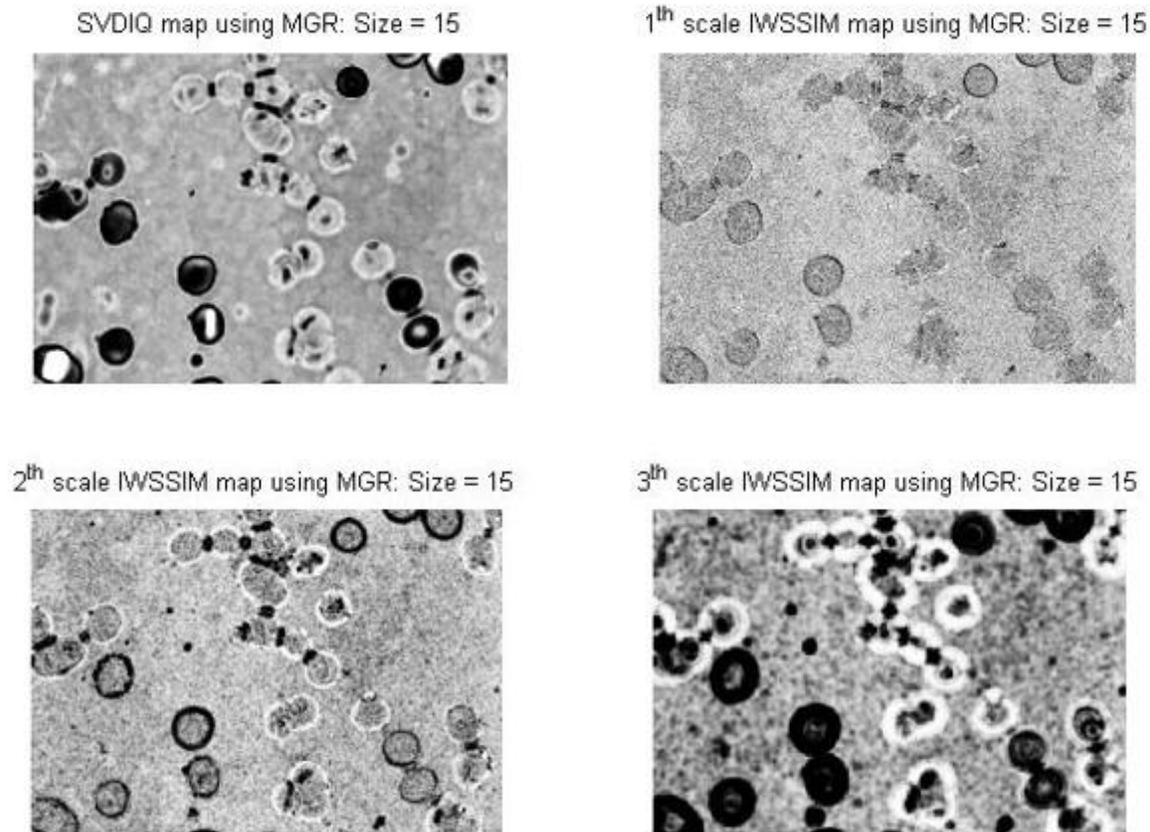


Figura 3.4. Mapas de los valores singulares (esquina superior izquierda) y escalas del índice de similitud estructural utilizando el método de reconstrucción geodésica, los tonos claros significan que en esas regiones son similares la imagen original y la suavizada, en tanto los tonos oscuros que no se asemejan.

3.3.2 Resultados del índice de calidad basado en la varianza local

Esta medida de calidad como puede observarse en la figura 3.5, no varía mucho de un método a otro dado que como se analizan las vecindades en torno a un píxel, los resultados dependen de las regiones dentro de la imagen, en este caso lo hemos analizado para la imagen 46 que es la imagen muestra. Es muy necesario analizar la varianza local pues una gran cantidad de la información estructural de una imagen se codifica en su distribución.

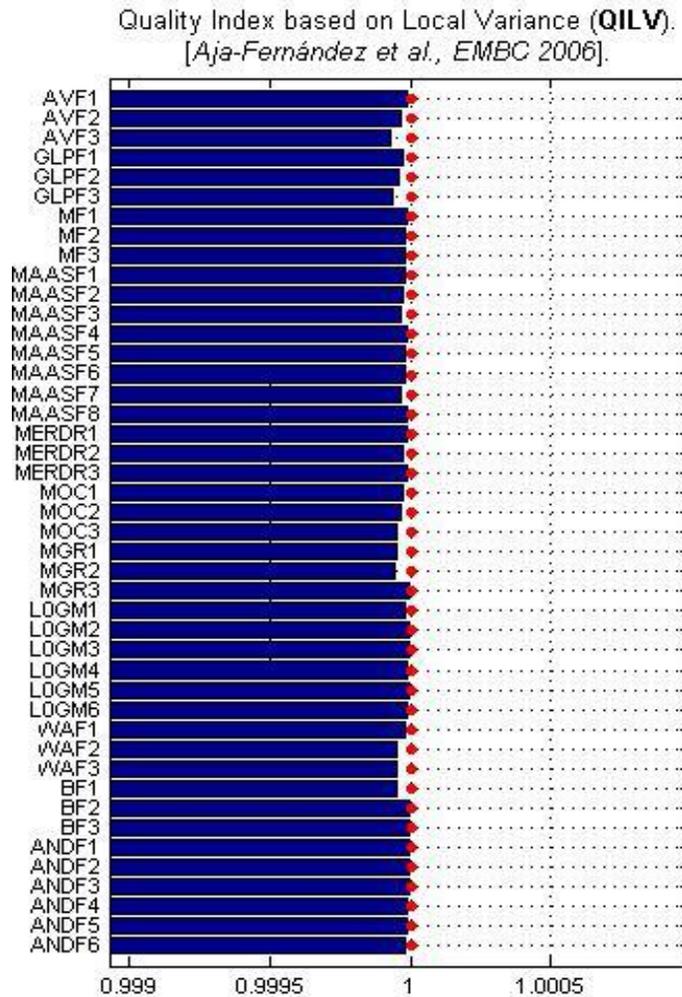


Figura 3.5. Medidas de calidad de varianza local en la imagen de muestra.

3.3.3 Descomposición de los valores singulares basados en el índice de calidad

Esta es una medida de la distorsión o similitud que tiene la imagen suavizada con respecto a la imagen original, se hace muy necesaria tener una idea de estos parámetros para poder evaluar la medida del suavizado utilizando cada método de los implementados. El objetivo de este trabajo eran los métodos de filtrado morfológicos pero es importante compararlos con otros métodos para conocer las ventajas y desventajas de cada uno, por supuesto debe tenerse en cuenta lo que quiera lograrse en la imagen y de acuerdo a esto escoger el filtro con mejor desempeño.

Los métodos clásicos no introducen mucha distorsión en la imagen suavizada, es importante aclarar que la distorsión se mide al contrario de la similitud, una barra con un

mayor tamaño en el gráfico de la imagen 3.6 indica que la imagen suavizada es más parecida a la original y que introduce ese método menos distorsión. Por lo tanto podemos llegar a la conclusión de que mientras más se suaviza la imagen en este tipo de métodos más disminuyen los valores singulares que dependen de estas medidas de similitud. En tanto, entre los métodos morfológicos podemos destacar que los de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción tienen muy buen desempeño, pues mantienen en sus tres variantes los valores singulares. Podemos observar también que la variante tres del método de apertura y cierre (MOC), a pesar que en las pruebas subjetivas que se le realizaron a un grupo de expertos y que se explicarán detalladamente más adelante, obtuvieron altas puntuaciones por parte de los mismos, no conservan los valores singulares que se basan en el índice de calidad de la imagen, lo que demuestra que se hace necesaria la realización de este tipo de pruebas objetivas. Los métodos de reconstrucción geodésica continúan demostrando que suavizan demasiado la imagen y por tanto estas no tienen gran similitud con la imagen original.

3.4 Medidas basadas en Diagramas de dispersión

Para determinar la calidad de la imagen es necesario tener en cuenta la nitidez de las líneas y bordes y la suavidad en las áreas, ya que de estos atributos dependen los resultados de las operaciones estas de procesamiento de imágenes que se están llevando a cabo. Como podrán observar en la figura 3.7 este método basado en diagramas de dispersión, nos da una medida gráfica del suavizado y el agudizado en la imagen luego de suavizar, los píxeles que se sitúen por encima de la recta son los que han sido agudizados (de color rosa) y los que se sitúen por debajo los que han sido suavizados (de color rojo). Se necesita que el suavizado sea un valor elevado y el agudizado sea pequeño, siempre teniendo en cuenta el compromiso de suavizar la imagen sin perder bordes y características importantes dentro de la misma. Basándonos en los valores de Suavizado y agudizado, mostrados a continuación, llegamos a la conclusión que los que mejor desempeño tienen en este sentido son los de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción, y los de peor desempeño los de reconstrucción geodésica, en los anexos 4 pueden observarse dos ejemplos de estos gráficos de dispersión.

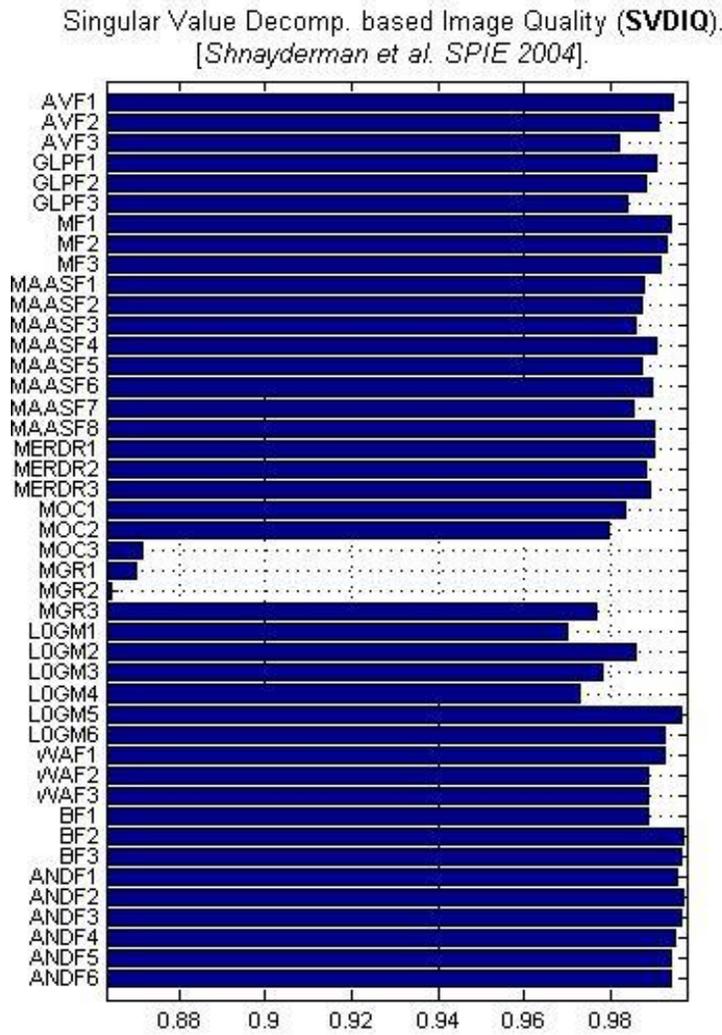


Figura 3.6. Descomposición de valores singulares basados en la calidad de la imagen.

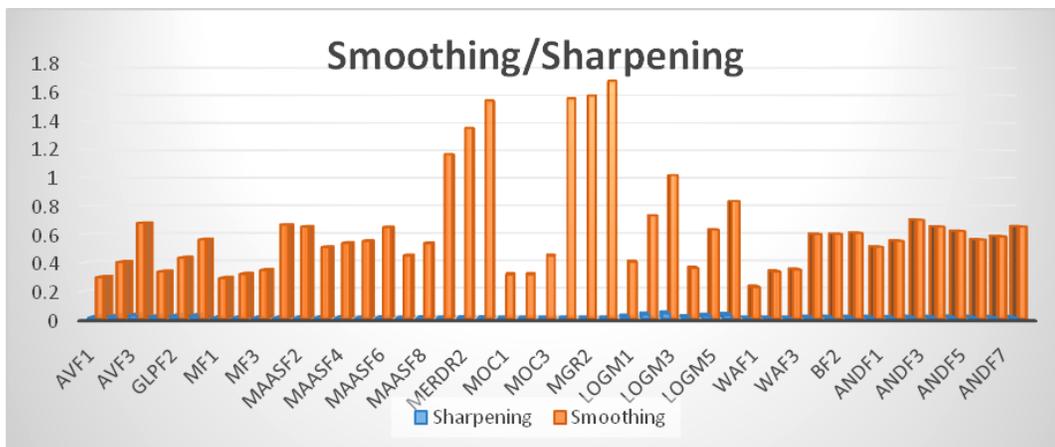


Figura 3.7. Indicadores de Suavizado y Agudizado

Es necesario aclarar que a pesar que el método de reconstrucción geodésica ha tenido buen desempeño en cuanto a esta medida, que debe analizarse además la relación de compromiso entre el suavizado de los bordes y cuánto se preserva la información de la imagen original.

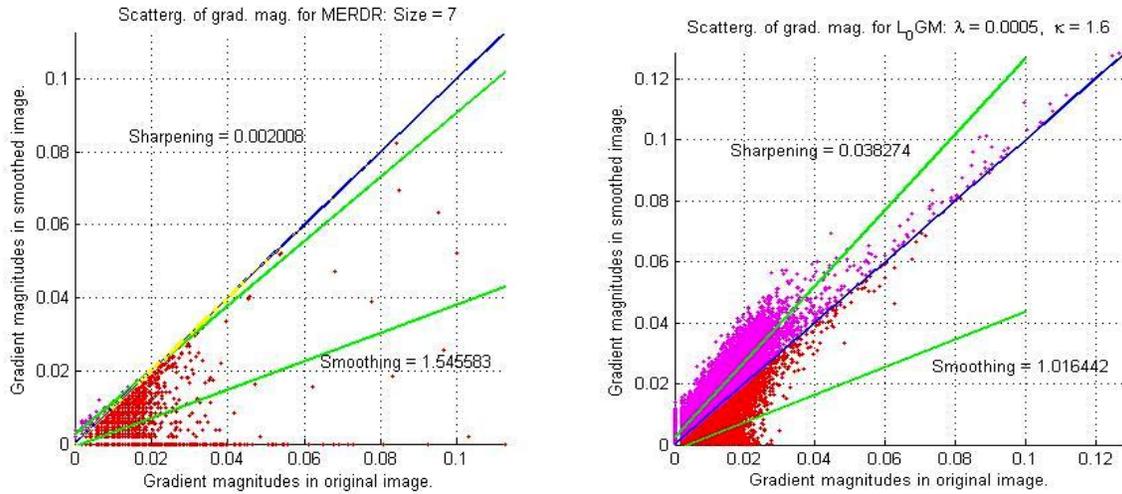


Figura 3.8. Medidas de calidad basada en diagramas de dispersión de la magnitud del gradiente. Los píxeles por encima de la curva $y = x$, son los que se agudizan (color rosa), los que se encuentran por debajo son los suavizados (color rojo).

3.5. Resultados basados en preservación de los bordes.

Es muy necesario analizar en qué medida se preservan los bordes en las imágenes resultantes de los métodos de suavizado para poder determinar cuáles son los más adecuados. Por este motivo vamos a analizar los histogramas descriptores de orientación de bordes y el operador que mide el error cuadrático medio del Laplaciano.

3.5.1 Resultados de los histogramas descriptores de la orientación de los bordes (EOHD).

En la figura 3.8 se puede observar la suma de las barras de los EOHD obtenidos para la imagen de muestra mediante todas las variantes de filtros suavizadores implementadas. De acuerdo con esta figura la connotación de los bordes se afecta notablemente en mediante el suavizado con todos los métodos clásicos (promediado, pasobajo Gaussiano y mediana), así

como con los métodos morfológicos de reconstrucción geodésica y filtrado bilateral. Estos resultados comparativos son semejantes para todas las imágenes de prueba.

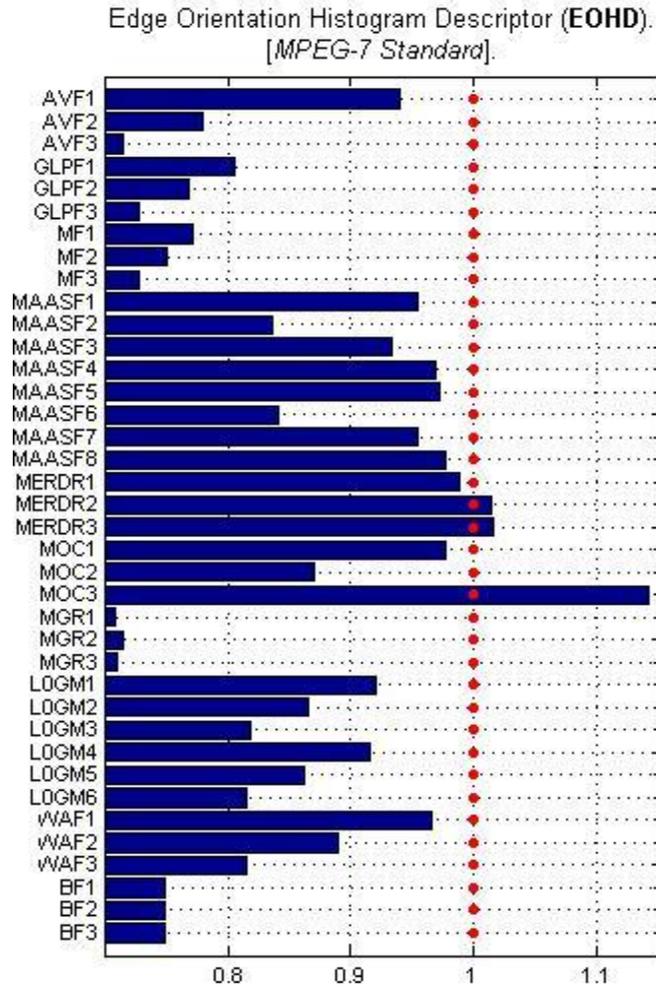


Figura 3.9. Histograma descriptor de orientación de orientación bordes para la imagen de muestra.

3.5.2 Resultados del error cuadrático medio de la máxima diferencia Laplaciana.

La figura 3.9 muestra el MDLMSE para una imagen donde se puede observar que el error entre los Laplacianos determinados en la imagen original y la suavizada por cada uno de los métodos, los cuales han sido normalizados (ver epígrafe 2.5.3) es menor en los métodos morfológicos basados en erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR), basados en apertura y cierre (MOC) y basados en reconstrucción geodésica (MGR). Para el

resto de los métodos evaluados este error es muy alto. Resultados semejantes se obtuvieron para el resto de las imágenes de prueba.

El MDLMSE revela además la profundidad del suavizado dentro de cada método; por ejemplo, las variantes de AVF se diferencian en que el tamaño de la ventana va aumentando desde la variante 1 a la 3, con lo cual aumenta el suavizado, pero al mismo tiempo se difuminan más los bordes. Lo mismo sucede para los otros tipos de filtros. Todo lo anterior avala la utilidad de este criterio objetivo para valorar tanto la profundidad del suavizado como la preservación de los bordes.

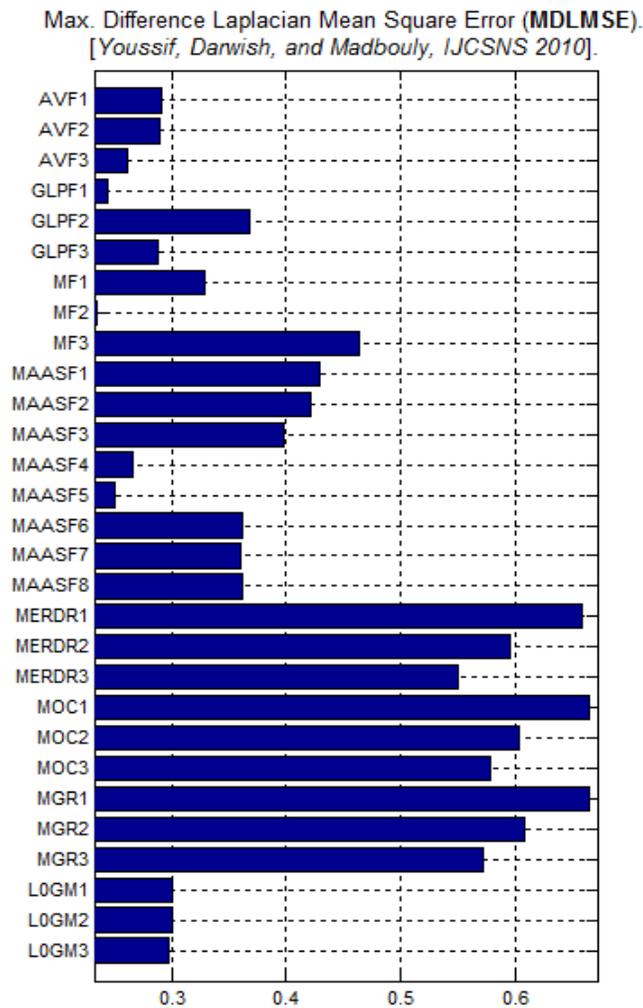


Figura 3.10. Resultados del error cuadrático medio de la máxima diferencia Laplaciana.

3.6 Pruebas estadísticas

La estadística no paramétrica es una rama de la estadística que estudia las pruebas y modelos estadísticos cuya distribución subyacente no se ajusta a los llamados criterios paramétricos. Su distribución no puede ser definida a priori, pues son los datos observados los que la determinan. La utilización de estos métodos se hace recomendable cuando no se puede asumir que los datos se ajusten a una distribución conocida, cuando el nivel de medida empleado no sea, como mínimo, de intervalo. Por este motivo se le realizó un tipo de prueba no paramétrica a los resultados de las evaluaciones subjetivas obtenidas por los expertos. Las imágenes fueron mostradas bajo las mismas condiciones de iluminación, climáticas, a la misma distancia de la pantalla para que no se vieran afectadas sus opiniones por las condiciones en las que estaban observando las mismas.

Se le fueron mostrando imágenes resultantes de los métodos de suavizado morfológicos y le fueron poniendo resultados en una escala del 1 al 7, según su opinión de cuál método en la medida del suavizado preserva mejor los bordes. No se les mostraron las imágenes aleatorias porque solo iban a observarlas una vez y no se le mostró ninguna repetida dado que la prueba era interobservadores. Se demostró estadísticamente que existe algún grado de concordancia entre los 7 observadores. Siendo el valor del coeficiente de Kendal de 0.433. A continuación se mostrarán los resultados de la prueba estadística.

	Media de Rangos
Criterio experto 1	4,03
Criterio experto 2	5,12
Criterio experto 3	4,74
Criterio experto 4	4,00
Criterio experto 5	5,29
Criterio experto 6	3,15
Criterio experto 7	1,68

Tabla 3.1. Media de rangos obtenidos para los 7 expertos, al aplicar la prueba de Kendal.

N	17
W(a) de Kendal	,433
Chi-Cuadrado	44,175
Grados de libertad	6
Significancia asintótica.	,000
Significancia.	,000(b)
Límite inferior	,000
Límite superior	,000

a Coeficiente de Kendal de Concordancia

b Basado en 10000 tablas de muestras

Tabla 3.2. Coeficiente de Kendal

3.7 Conclusiones parciales

En este capítulo se exponen los resultados de las medidas de calidad con las que se comprobaron las variantes implementadas de los diferentes tipos de filtros que fueron evaluados en las 20 imágenes. Se llegó a la conclusión que los filtros morfológicos tienen un buen desempeño pues suavizan los bordes y preservan estructuras dentro de la imagen, los que mejores resultados muestran son los de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción, ya que muestran, según los resultados de las pruebas, que a pesar de que en este filtro intervienen operaciones morfológicas complejas que pueden deteriorar los bordes, con los parámetros con los que se probaron no existen grandes diferencias entre la imagen original y la suavizada, suavizando regiones y en algunos casos dependiendo de la imagen mejorando bordes. Los que peor desempeño tuvieron, para las variantes programadas, fueron los de reconstrucción geodésica pues suavizan demasiado la imagen y se pierden muchas estructuras que pueden ser de interés.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

- 1- Se implementaron distintos tipos de filtros para suavizar imágenes de microscopía celular y facilitar de esta manera su posterior procesamiento en tareas de segmentación y clasificación. Entre ellos, lograron un mejor desempeño los de tipo morfológico.
- 2- Se demostró que los métodos clásicos de filtrado dependen muy poco de la imagen a analizar, dan muy buenos resultados, pero se pierde mucha información, pues suavizan en gran medida los bordes. Los adaptativos también los suavizan en menor cuantía, con el inconveniente de una mayor carga computacional.
- 3- Basándonos en las medidas de calidad con las cuales se evaluaron las imágenes podemos concluir que se hace necesario en algunas mejorar el brillo o el contraste, y de esta manera asegurar mejores resultados de los filtros que son muy dependientes de la imagen que se utilice.
- 4- Las evaluaciones subjetivas que se le realizaron a un grupo de expertos, demostraron que existe estadísticamente concordancia en los criterios, a pesar de ser tan variables los resultados de un método a otro, pues en las imágenes algunos filtros como los de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción tienen un buen desempeño e incluso mejoran los bordes pero sin embargo los de reconstrucción geodésica afectan demasiado los bordes y las estructuras.

Recomendaciones

- 1- Evaluar en forma cuantitativa la efectividad relativa de los métodos de suavizado empleados, a partir de imágenes sintéticas que permitan realizar una evaluación supervisada.
- 2- Estudiar el efecto en las imágenes resultantes, cuando se tomen las imágenes a suavizar convertidas con la función en Matlab *rgb2gray*.
3. Realizar otros métodos de suavizado para comprobar cuáles muestran mejores resultados, así como también continuar variando los parámetros de los filtros, ya implementados, para tener una mayor exactitud del rango que provee un mejor desempeño.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Campbell, D., *Application for Morphological Image Processing*. 2006: p. 3-7.
2. Mary L. Comer, E.J.D., *Morphological operations for color Image processing*. Journal of Electronic Imaging, 1999. **8**(3): p. 279-289.
3. Barash, D., *Bilateral Filtering and Anisotropic Diffusion: Towards a Unified Viewpoint*, in *Hewlett-Packard Laboratories Israel*. 2000.
4. Chen, K., *Adaptive Smoothing via Contextual and Local Discontinuities*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005. **27**: p. 1552-1567.
5. Romain Lerallut, É.D., Fernand Meyer, *Image filtering using morphological amoebas*. 2001.
6. Paul Jackay, e.a., *Scale-space Properties of the Multiscale Morphological Dilation-Erosion*. IEEE Trans. on PAMI, 1996. **18**(1): p. pp. 38-51.
7. E.Stringa, A.T., C.S. Regazzoni, *A classical morphological approach to color image filtering based on space filling curves*. 1997.
8. Serra, J. and L. Vincent, *Lecture notes on morphological filtering*. 1989: Centre de Morphologie Mathématique.
9. Tek, F.B., *Computerised diagnosis of malaria*. 2007, University of Westminster.
10. Goyal, A., A. Bijalwan, and K. Chowdhury, *A Comprehensive Review of Image Smoothing Techniques*. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology, 2012. **1**(4): p. 315-319.
11. Andrews, H.C., *Computer Techniques in Image Processing*. 1970: New York.
12. Gómez, G., *Local Smoothness in Terms of Variance: The Adaptive Gaussian Filter*, in *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2000, BMVC 2000*. 2000: Bristol, UK.
13. Chen, K., *Adaptive Smoothing via Contextual and Local Discontinuities*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005. **27**(10): p. 1552-1567.
14. S. Paris, P.K., J. Tumblin, F. Durand *Bilateral Filtering: Theory and Applications*. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2009. **4**(1): p. 1-73.
15. D. Pilkinton, I.B., R.M. Summers, S. Campbell, J.R. Choi, P.J., *The Effect of Edge-Preserving Image Smoothing on Automatic Colonic Polyp Detection for CT Colonography*. Medical Imaging, 2006. **Vol. 6143**.

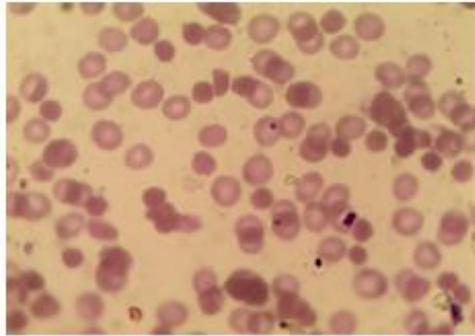
16. Tomasi, C. and R. Manduchi. *Bilateral Filtering for Gray and Color Images*. in *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 1998. Bombay, India.
17. González, R.C. and R.E. Woods, eds. *Digital Image Processing*. 2nd Edition ed. 2002, Prentice Hall: New Jersey.
18. F. Zahedi, R.T., *A Maximum Homogeneity Based Median Filter*. IEE Institution of Electrical Engineering, 1993: p. pp. 7/1-7/5.
19. S. Kumar, P.K., M. Gupta, A. Kumar-Nagawat *Performance Comparison of Median and Wiener Filter in Image De-noising*. International Journal of Computer Applications, 2010. **12**(4): p. 27-31.
20. Huang, Y., et al., *Research on K-means Median Filter*. Journal of Information & Computational Science 2011. **8**(6): p. 961–968.
21. Xu, L., et al., *Image Smoothing via L0 Gradient Minimization*. ACM Trans. Graph, 2011. **30**(6).
22. P. Meer, R.H.P., and K. Cho *Multiresolution adaptive image smoothing*. Graphical Models and Image Processing, 1994. **56**(2): p. 140-148.
23. Malik, P.P.a.J., *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990. **12**(7): p. 629-639.
24. Gil, D., et al., *"Structure-preserving Smoothing of Biomedical Images"*. Pattern Recognition, 2011. **44**: p. 1842-1851.
25. Russ, J.C., *The image processing handbook*. 2002: Boca Ratón, Florida, EEUU.
26. Mark A. Schulze, J.A.P., *Linear combinations of Morphological operators: the midrange, pseudomedian and LOCO filters*. 1993.
27. Pei, S.-C. and C.-L. Lai, *An Efficient Class of Alternating Sequential Filters in Morphology*. GRAPHICAL MODELS AND IMAGE PROCESSING, 1997. **29**(2): p. 109–116.
28. Vincent, L., *Grayscale area openings and closings, their efficient implementation and applications*. Xerox Imaging Systems, 1993.
29. Vincent, L., *Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms*. IEEE Transactions on Image Processing, 1993. **2**(2): p. 176-201.
30. S.ZLi, Y.H., J.SFu, K.LChan, *Edge-Preserving Smoothing by Convex Minimization*. Computer Vision (ACCV'98), , 1997.
31. Walliander, M., et al., *Automated segmentation of blood cells in Giemsa stained digitized thin blood films*, in *11th European Congress on Telepathology and 5th International Congress on Virtual Microscopy*. 2012: Venice, Italy.

32. Anggraini, D., et al., *Automated Status Identification of Microscopic Images Obtained from Malaria Thin Blood Smears*, in *International Conference on Electrical Engineering and Informatics*. 2011: Bandung, Indonesia.
33. L. Yunda, A.A., and J. Millán *Automated Image Analysis Method for p-vivax Malaria Parasite Detection in Thick Film Blood Images*. S&T, 2011. **10**(20): p. 9-25.
34. A.S.Abdul Nasir, M.Y.M., Z.Mohamed, *Segmentation Based Approach for Detection of Malaria Parasites Using Moving K-Means Clustering*. IEEE EMBS International Conference on Biomedical Engineering and Sciences |, 2012.
35. S. Moon, S.L., H. Kim, L.H. Freitas-Junior, M. Kang, L. Ayong, M.A.E. Hansen *An Image Analysis Algorithm for Malaria Parasite Stage Classification and Viability Quantification*. 2013.
36. Abdul-Nasir, A.S., M.Y. Mashor, and Z. Mohamed, *Segmentation Based Approach for Detection of Malaria Parasites Using Moving K-Means Clustering*, in *2012 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Engineering and Sciences*. 2012: Langkawi. p. pp. 653-658.
37. C. You, Y.L., B. Zhao, S. Yang *A Novel Quality Metric for Image Fusion Based on Mutual Information and Structural Similarity*. Journal of Computational Information Systems, 2014. **10**(4): p. 1651-1657.
38. Wang, Z., E.P. Simoncell, and A.C. Bovik, *Multi-Scale Structural Similarity For Image Quality Assessment*, in *Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers*. 2003: Pacific Grove, CA.
39. A. Liu, W.L., M. Narwaria *Image Quality Assessment Based on Gradient Similarity*. IEEE Transactions on Image Processing, 2012. **21**(4): p. 1500-1512.
40. A. Shnayderman, A.G., A.M. Eskicioglu, *An SVD-Based Gray-Scale Image Quality Measure for Local and Global Assessment*. IEEE Transactions on Image Processing, 2006. **15**(2).
41. Wang, Z., E.P. Simoncell, and A.C. Bovik, *Multi-Scale Structural Similarity For Image Quality Assessment*, in *Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers*. 2004: Pacific Grove, CA.
42. S. Silwal, H.W., and D. Maldonado *Assessment of random-noise contamination in digital images via testing on wavelet coefficients*. Statistics and Its Interface, 2013. **6**: p. 117-135.
43. Aja-Fernández, S., et al. *Image Quality Assessment based on Local Variance*. in *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*. 2006. New York City, USA.
44. Dijk, J., et al., *A new measure for the effect of sharpening and smoothing filters on images*, in *SCIA'99, Proc. 11th Scandinavian Conference on Image Analysis, Pattern Recognition Society of Denmark*. 1999: Lyngby.

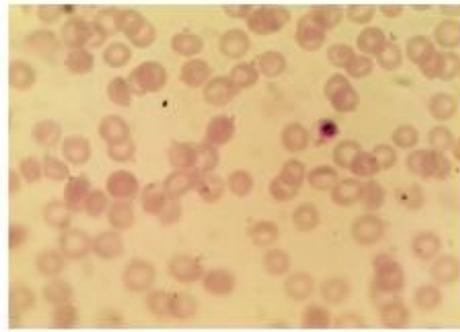
45. S. Rahman, S.M.N., A. Al Farooq, M. Islam *Performance of PCA Based Semi-supervised Learning in Face Recognition Using MPEG-7 Edge Histogram Descriptor*. *Journal of Multimedia*, 2011. **6**(5): p. 404-415.
46. Choi, J.H., S.H. Park, and S.J. Park, *Design and Implementation of a Concept-based Image Retrieval System with Edge Description Templates*. *Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004*,, 2004. **5307**.
47. Sakuldee, R. and S. Udomhunsakul, *Objective Performance of Compressed Image Quality Assessments*. *Proceedings of World Academy of Science, Engineering And Technology (PWASET)*, 2007. **26**: p. 434-443.
48. Krishnamoorthy, S. and K.P. Soman, *Implementation and Comparative Study of Image Fusion Algorithms*. *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, 2010. **9**(2): p. 25-35.
49. Youssif, A.A.A., A.A. Darwish, and A.M.M. Madbouly, *Adaptive Algorithm for Image Denoising Based on Curvelet Threshold*. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 2010. **10**(1): p. 322-328.

ANEXOS

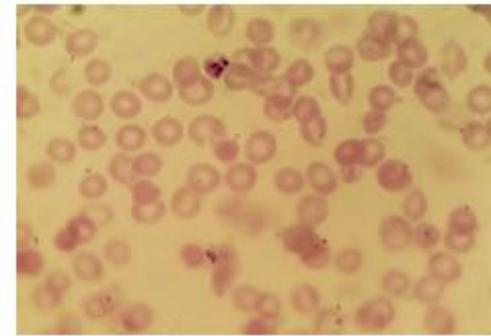
Anexo I Imágenes originales que se utilizaron para evaluar los filtros.



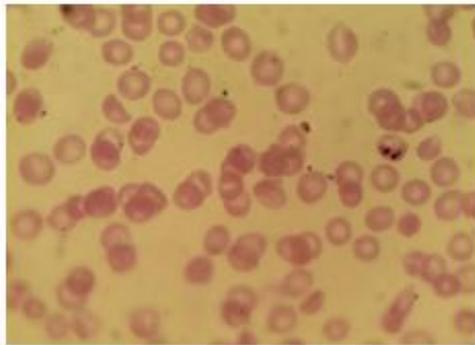
Malaria01



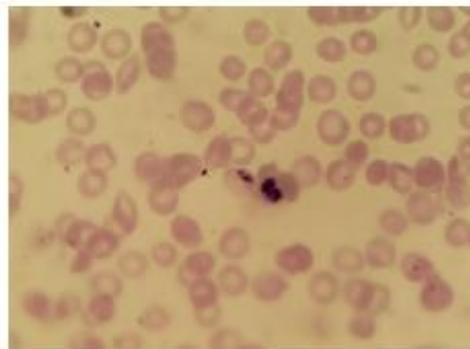
Malaria04



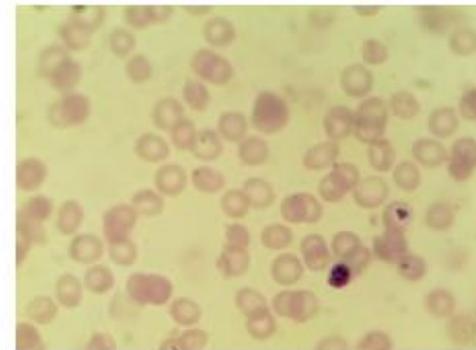
Malaria 05



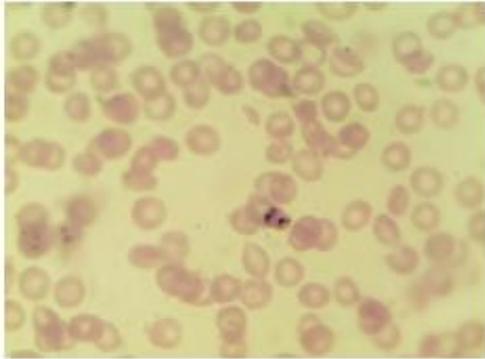
Malaria06



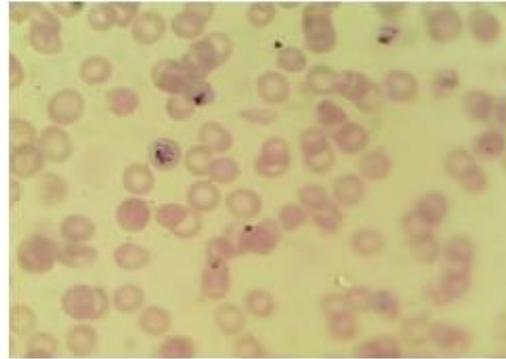
Malaria07



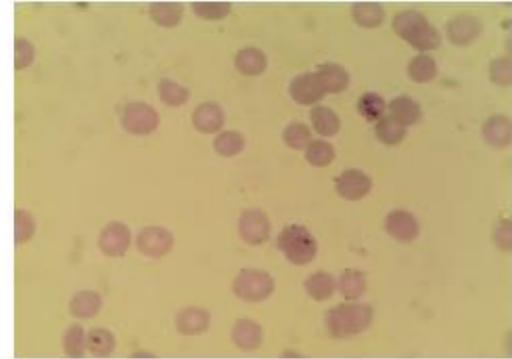
Malaria08



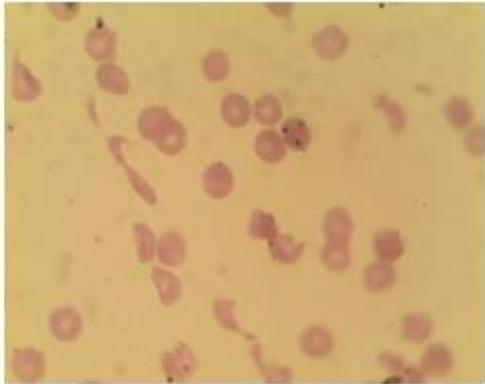
Malaria10



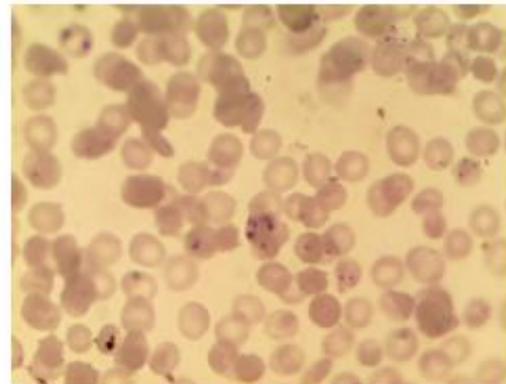
Malaria13



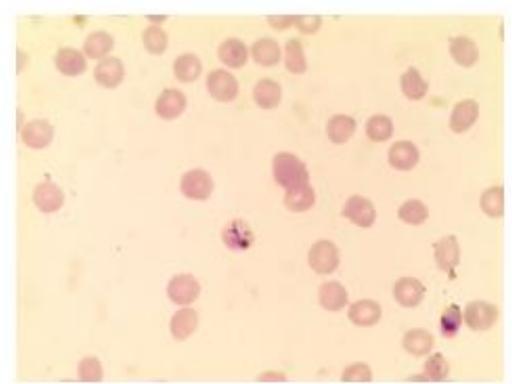
Malaria 25



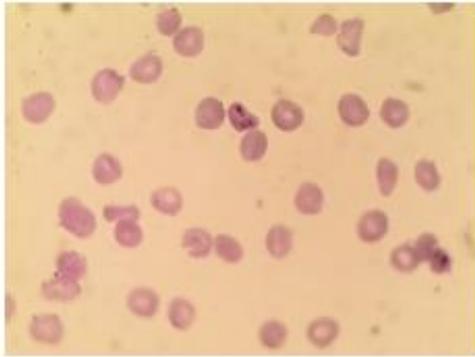
Malaria26



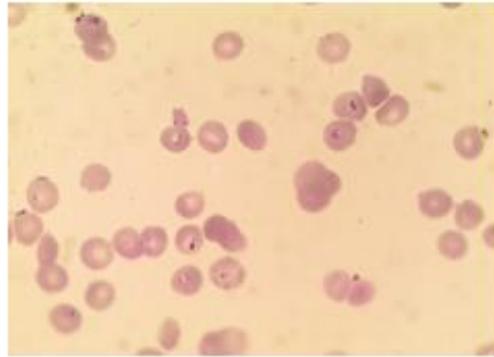
Malaria27



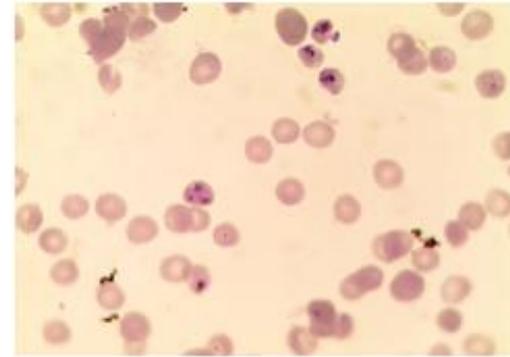
Malaria42



Malaria43



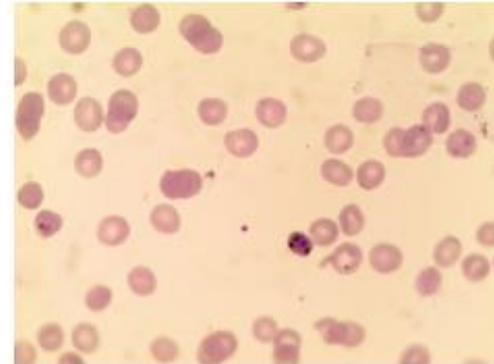
Malaria44



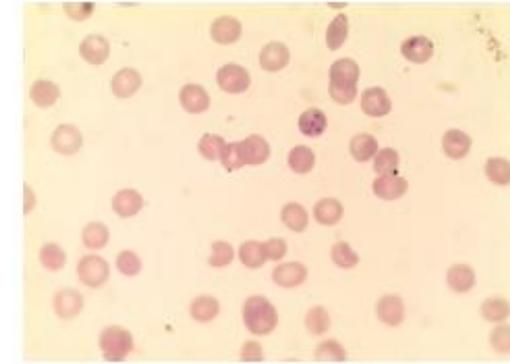
Malaria45



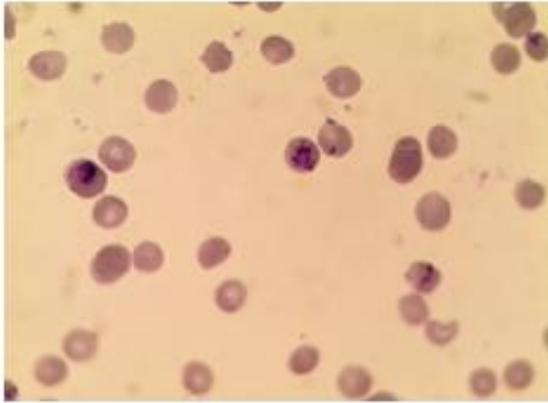
Malaria46



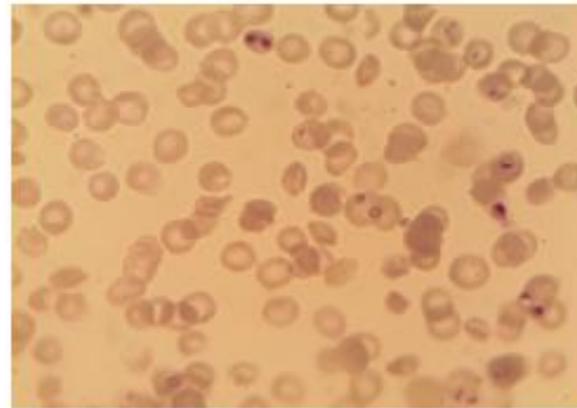
Malaria47



Malaria48



Malaria49



Malaria55

Anexo II **Imágenes original, suavizada con 4 variantes de filtros morfológicos y Fila central de ambas.**

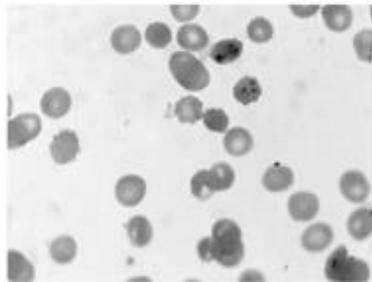


Imagen Original

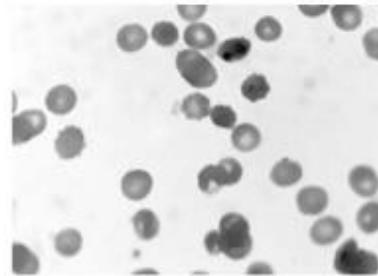
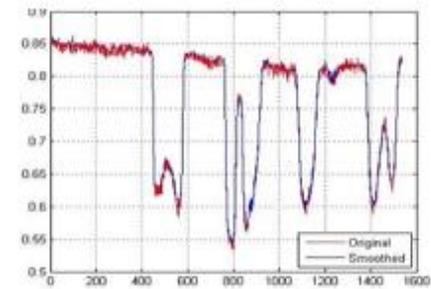


Imagen suavizada (MAASF4)



Fila Central

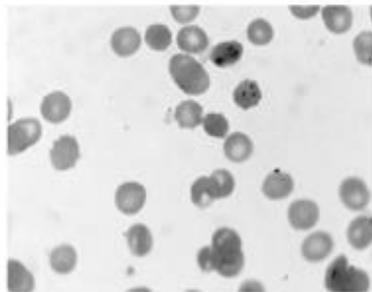


Imagen Original

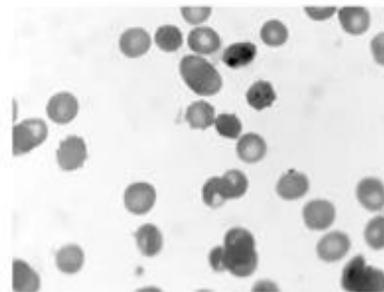
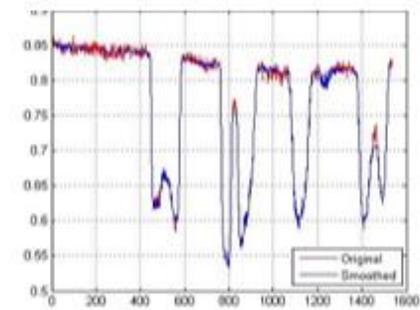


Imagen suavizada (MERDR3)



Fila central

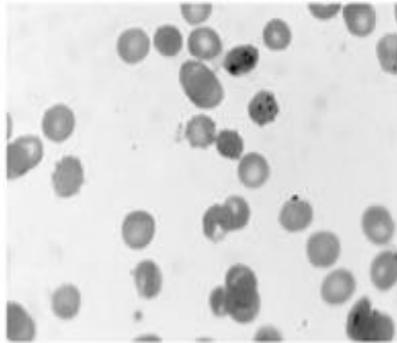


Imagen original

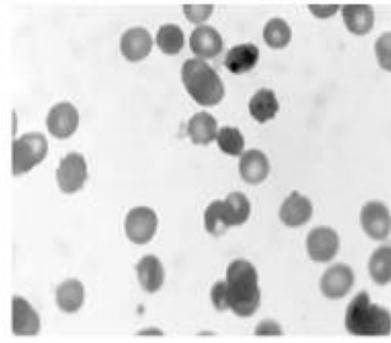
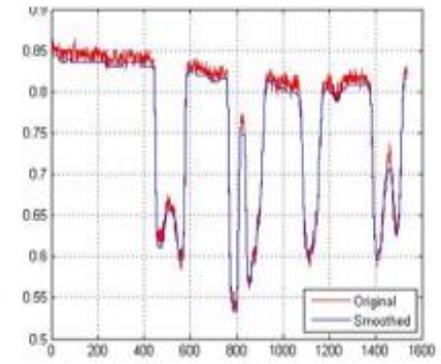


Imagen suavizada (MOC3)



Fila central

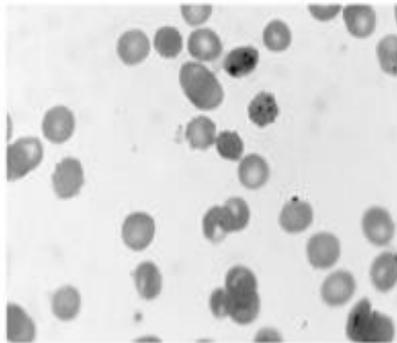


Imagen original

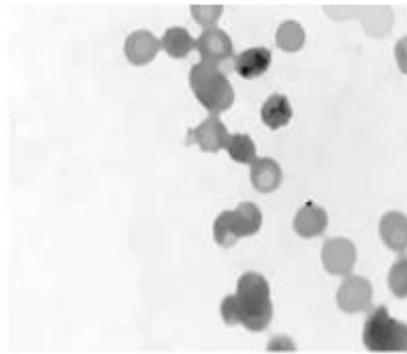
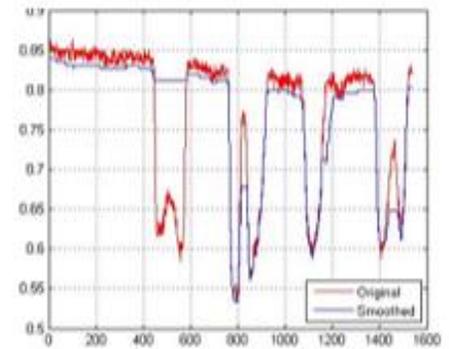


Imagen suavizada



Fila central

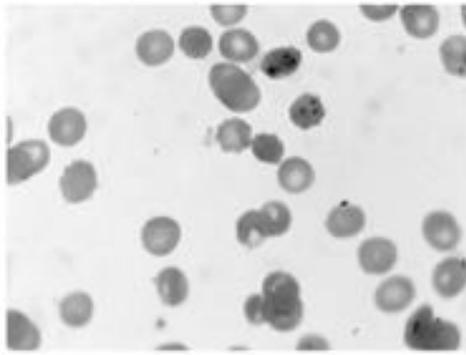
Anexo III Comparación entre Filtros BF y ANDF

Imagen original

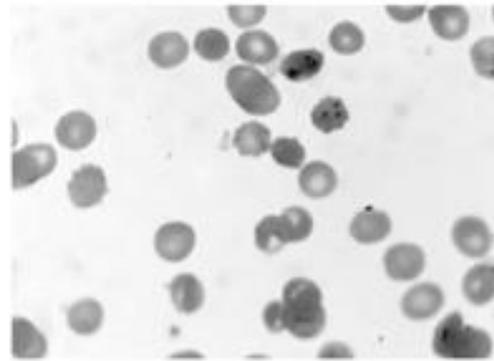


Imagen suavizada (ANDF6)

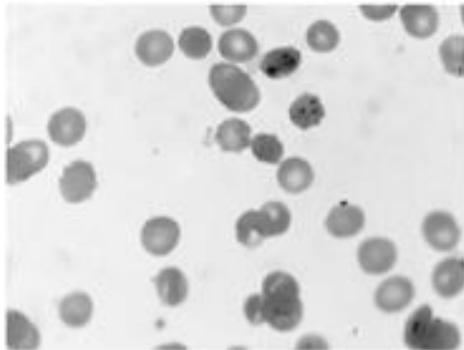


Imagen Original

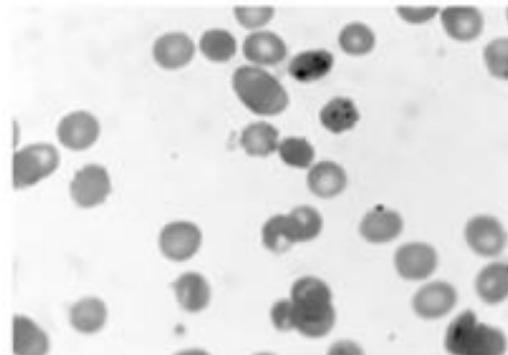


Imagen suavizada (BF1)

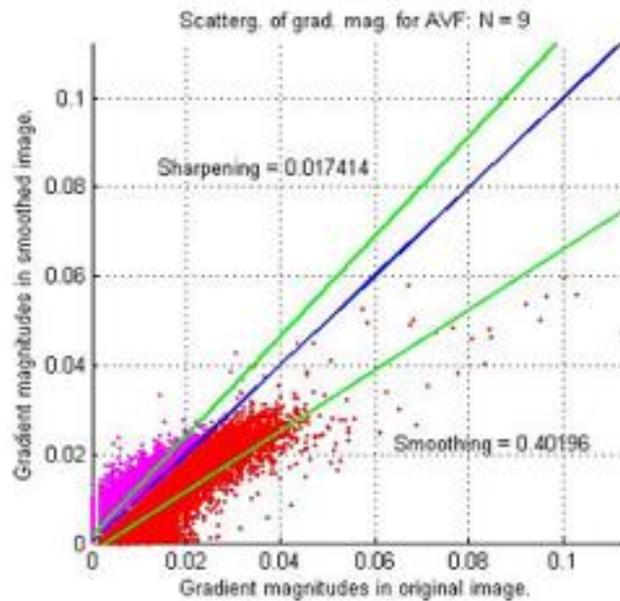
Anexo IV Diagramas de dispersión de filtros clásicos (AVF) y adaptativos (WAF).

Diagrama de dispersión (AVF2)

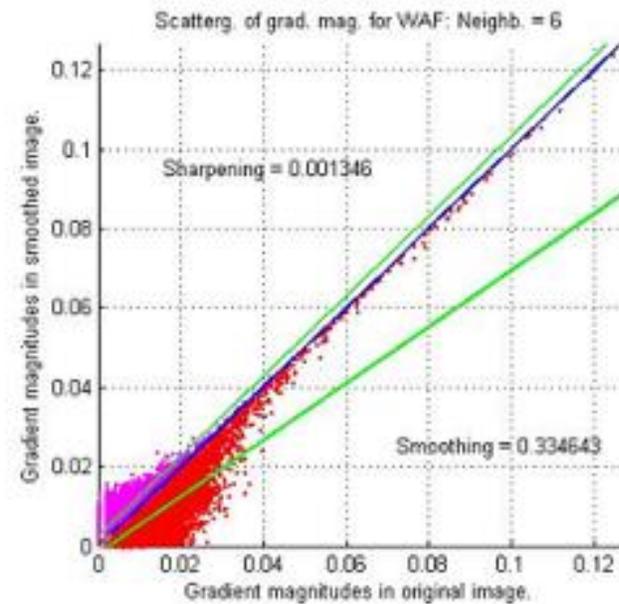
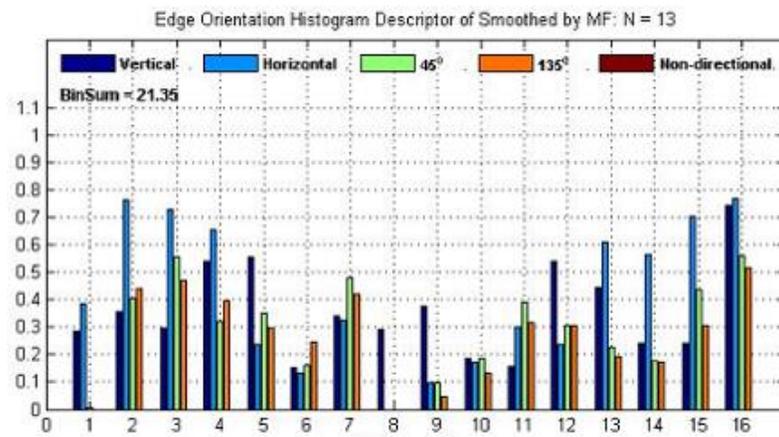
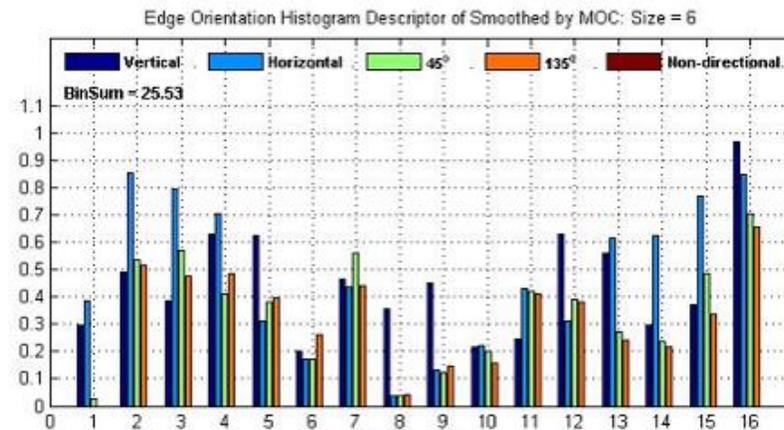


Diagrama de dispersión (WAF2)

Anexo V Histogramas descriptores de bordes



Histograma descriptor de bordes (MF3)



Histograma descriptor de bordes (MOC2)

Anexo VI Códigos en Matlab

%% Programa para adquirir la imagen de un grupo

% Ic por ejemplo

```
case 46,      Ic = imread('Malaria46.tif');

cform = makecform('srgb2lab');
I = applycform(Ic, cform); I = im2double(I(:,:,1));
I = I(193:end-192, 257:end-256); % cut a piece
figure(1); set(gcf, 'Toolbar', 'none')
imshow(I, []); truesize(1, [310 400])
title(['Original grayscale image No.: ', mat2str(ImageNumber)]); axis off
```

%% Función del filtro Promediador (AVF)

```
I_AVF = fsmooth_AVF(I, Neigh)
ha = fspecial('average', Neigh);
I_AVF = imfilter(I, ha, 'replicate');
```

%% Función del Filtro paso bajo gaussiano (GLPF)

```
I_GLPF = fsmooth_GLPF(I, hsize, sigma)
hg = fspecial('gaussian', hsize, sigma);
I_GLPF = imfilter(I, hg, 'replicate');
```

%% Función del filtro de mediana (MF)

```
I_MF = fsmooth_MF(I, Neigh)
I_MF = medfilt2(I, [Neigh Neigh]);
```

%% Función de los filtros alternantes secuenciales (MAASF)

```
function [I_MAASF1, I_MAASF2, I_MAASF3, I_MAASF4, I_MAASF5, I_MAASF6, I_MAASF7, I_MAASF8] =
...
    fsmooth_MAASF(I, NumOfLevels, StrelOrigRadio)
%% Strel construction
E1 = strel('disk', StrelOrigRadio, 0); % 1st level strel
E1h = getnhood(E1);

RadioTotal = StrelOrigRadio*(NumOfLevels+1);
nE = strel('disk', RadioTotal, 0); % n level strel.
nEh = getnhood(nE);

%% Type I MorphAdjunct-ASF
I_MAASF1 = I;
E1 = E1h;
for k = 1:NumOfLevels
    I_MAASF1 = imclose(imopen(I_MAASF1, E1), E1);
    E1 = imdilate(padarray(E1, [StrelOrigRadio StrelOrigRadio]), E1);
end

%% Type II MorphAdjunct-ASF
I_MAASF2 = I;
```

```

Et2 = E1h;
for k = 1:NumOfLevels
    I_MAASF2 = imopen(imclose(I_MAASF2, Et2), Et2);
    Et2 = imdilate(padarray(Et2, [StrelOrigRadio StrelOrigRadio]), E1);
end

%% Type III MorphAdjunct-ASF
I_MAASF3 = imopen(I_MAASF1, nE);

%% Type IV MorphAdjunct-ASF
I_MAASF4 = imclose(I_MAASF2, nE);

%% Type V MorphAdjunct-ASF
I_MAASF5 = I;
Et5 = E1h;
for k = 1:NumOfLevels
    if rem(k, 2) ~= 0,
        I_MAASF5 = imclose(imopen(I_MAASF5, Et5), Et5);
    else
        I_MAASF5 = imopen(imclose(I_MAASF5, Et5), Et5);
    end
    Et5 = imdilate(padarray(Et5, [StrelOrigRadio StrelOrigRadio]), E1);
end

%% Type VI MorphAdjunct-ASF
I_MAASF6 = I;
Et6 = E1h;
for k = 1:NumOfLevels
    if rem(k, 2) ~= 0,
        I_MAASF6 = imopen(imclose(I_MAASF6, Et6), Et6);
    else
        I_MAASF5 = imclose(imopen(I_MAASF6, Et6), Et6);
    end
    Et6 = imdilate(padarray(Et6, [StrelOrigRadio StrelOrigRadio]), E1);
end

%% Type VII MorphAdjunct-ASF
I_MAASF7 = imopen(I_MAASF5, nE);

%% Type VIII MorphAdjunct-ASF
I_MAASF8 = imclose(I_MAASF6, nE);

```

%% Función de los filtros de erosión-reconstrucción-dilatación-reconstrucción (MERDR)

```

function I_MERDR = fsmooth_MERDR(I, Size)
% Size = 30; % Adjustable parameter from 10 to 40 (recom. 30).
se = strel('disk', Size);
Ie = imerode(I, se);
Iobr = imreconstruct(Ie, I);
Iobrd = imdilate(Iobr, se);
Iobrchr = imreconstruct(imcomplement(Iobrd), imcomplement(Iobr));
I_MERDR = imcomplement(Iobrchr);

```

%% Función de los filtros de apertura y cierre (MOC)

```

function I_MOC = fsmooth_MOC(I, Size)
% Size = 15; % Adjustable parameter from 5 to 30 (recom. 15).
se = strel('disk', Size);
Io = imopen(I, se);
I_MOC = imclose(Io, se);

```

%% Función de los filtros de reconstrucción geodésica (MGR)

```

function I_MGR = fsmooth_MGR(I, Size)
I = im2uint8(I);

```

```
s = strel('disk', Size);
I2 = imdilate(imcomplement(I), s);
I3 = I; I3(~(im2bw(I2, 0.5))) = 0;
I4 = imcomplement(imreconstruct(I3, I2));
I_MGR = im2double(imdilate(I4, s));
```

%% Función de los filtros bilaterales (BF)

```
function I_BF = fsmooth_BF(I, w, sigma_d, sigma_r)

% Pre-compute Gaussian distance weights.
[X,Y] = meshgrid(-w:w, -w:w);
G = exp(-(X.^2 + Y.^2)/(2*sigma_d^2));

% Apply bilateral filter.
dim = size(I);
I_BF = zeros(dim);
for i = 1:dim(1)
    for j = 1:dim(2)
        % Extract local region.
        iMin = max(i-w, 1);
        iMax = min(i+w, dim(1));
        jMin = max(j-w, 1);
        jMax = min(j+w, dim(2));
        It = I(iMin:iMax, jMin:jMax);

        % Compute Gaussian intensity weights.
        H = exp(-(It - I(i,j)).^2/(2*sigma_r^2));

        % Calculate bilateral filter response.
        F = H.*G((iMin:iMax) - i + w + 1, (jMin:jMax) - j + w + 1);
        I_BF(i,j) = sum(F(:).*It(:))/sum(F(:));
    end
end
```

%% Función de los filtros de difusión anisotrópica (ANDF)

```
function I_ANDF = fsmooth_ANDF(I, method, iterat, kappa, dt, sigma2)

if ~exist('iterat')
    iterat = 1;
end
if ~exist('kappa')
    kappa = 1;
end
if ~exist('dt')
    dt = 0.2;
end
if ~exist('sigma2')
    sigma2 = 0;
end

[Ny, Nx] = size(I);

for i = 1:iterat;
    % gaussian filter with kernel 5x5 [CLMC92].
    if (sigma2>0)
        Jo = I;
        I = mygauss(I, 5, sigma2);
    end

    % calculate gradient in all directions (N,S,E,W).
    In = [I(1, :); I(1:Ny-1, :)] - I;
    Is = [I(2:Ny, :); I(Ny, :)] - I;
    Ie = [I(:, 2:Nx) I(:, Nx)] - I;
    Iw = [I(:, 1) I(:, 1:Nx-1)] - I;
```

```

% calculate diffusion coefficients in all directions according to method.
if strcmp(method, 'lin')
    Cn = kappa; Cs = kappa; Ce = kappa; Cw = kappa;
elseif strcmp(method, 'pm1')
    Cn = exp(-(abs(In)/kappa).^2);
    Cs = exp(-(abs(Is)/kappa).^2);
    Ce = exp(-(abs(Ie)/kappa).^2);
    Cw = exp(-(abs(Iw)/kappa).^2);
elseif strcmp(method, 'pm2')
    Cn = 1./(1+(abs(In)/kappa).^2);
    Cs = 1./(1+(abs(Is)/kappa).^2);
    Ce = 1./(1+(abs(Ie)/kappa).^2);
    Cw = 1./(1+(abs(Iw)/kappa).^2);
elseif strcmp(method, 'rmp') % complex - ramp preserving
    k = kappa(1); theta=kappa(2); j=sqrt(-1);
    Cn = exp(j*theta)./(1+(imag(In)/(k*theta)).^2);
    Cs = exp(j*theta)./(1+(imag(Is)/(k*theta)).^2);
    Ce = exp(j*theta)./(1+(imag(Ie)/(k*theta)).^2);
    Cw = exp(j*theta)./(1+(imag(Iw)/(k*theta)).^2);
else
    error(['Unknown method "' method '"']);
end

if (sigma2>0) % calculate real gradiants (not smoothed)
    In = [Jo(1,:); Jo(1:Ny-1, :)] - Jo;
    Is = [Jo(2:Ny, :); Jo(Ny, :)] - Jo;
    Ie = [Jo(:, 2:Nx) Jo(:, Nx)] - Jo;
    Iw = [Jo(:, 1) Jo(:, 1:Nx-1)] - Jo;
    I = Jo;
end
I = I + dt*(Cn.*In + Cs.*Is + Ce.*Ie + Cw.*Iw);
end

I_ANDF = I;

```

%% Función de los filtros de Wiener (WAF)

```

function I_WAF = fsmooth_WAF(I, Neigh)
I_WAF = wiener2(I, [Neigh Neigh]);

```

%% Función de los filtros de minimización del gradiente (LOGM)

```

function I_LOGM = fsmooth_LOGM(I, lambda, kappa)

if ~exist('kappa','var')
    kappa = 2.0;
end
if ~exist('lambda','var')
    lambda = 2e-2;
end
I_LOGM = im2double(I);
betamax = 1e5;
fx = [1, -1]; fy = [1; -1];
[N,M,D] = size(I);
sizeI2D = [N,M];
otfFx = psf2otf(fx, sizeI2D);
otfFy = psf2otf(fy, sizeI2D);
Normin1 = fft2(I_LOGM);
Denormin2 = abs(otfFx).^2 + abs(otfFy).^2;
if D>1
    Denormin2 = repmat(Denormin2, [1, 1, D]);
end
beta = 2*lambda;
while beta < betamax
    Denormin = 1 + beta*Denormin2;

```

```
% h-v subproblem
h = [diff(I_LOGM, 1, 2), I_LOGM(:, 1, :) - I_LOGM(:, end, :)];
v = [diff(I_LOGM, 1, 1); I_LOGM(1, :, :) - I_LOGM(end, :, :)];
if D==1
    t = (h.^2 + v.^2)<lambda/beta;
else
    t = sum((h.^2 + v.^2),3)<lambda/beta;
    t = repmat(t, [1, 1, D]);
end
h(t)=0; v(t)=0;
% I_LOGM subproblem
Normin2 = [h(:, end, :) - h(:, 1, :), -diff(h, 1, 2)];
Normin2 = Normin2 + [v(end, :, :) - v(1, :, :); -diff(v, 1, 1)];
FS = (Normin1 + beta*fft2(Normin2))./Denormin;
I_LOGM = real(ifft2(FS));
beta = beta*kappa;
end
end
```