

**MEJORA DE CONTRASTE UTILIZANDO MORFOLOGÍA
MATEMÁTICA MULTIESCALA PARA IMÁGENES EN ESCALA
DE GRISES E IMÁGENES EN COLOR**

Julio César Mello Román

Orientadores: Prof. Horacio Legal Ayala, Dr.

Prof. José Luis Vázquez Noguera, M.Sc.

Tesis presentada a la Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción,
como requisito para la obtención del Grado de Máster en Ciencias de la
Computación.

ASUNCIÓN - PARAGUAY

Agosto - 2017

**MEJORA DE CONTRASTE UTILIZANDO MORFOLOGÍA
MATEMÁTICA MULTIESCALA PARA IMÁGENES EN ESCALA
DE GRISES E IMÁGENES EN COLOR**

Julio César Mello Román

Aprobado en Agosto de 2017 por:

Prof. Miguel García Torres, Dr.

Prof. Diego Pinto Roa, Dr.

Prof. Diego Stalder, D.Sc.

Prof. Horacio Legal Ayala, Dr.

Prof. José Luis Vázquez Noguera, M.Sc.

Datos internacionales de Catalogación en la Publicación (CIP)
DE BIBLIOTECA CENTRAL DE LA UNA

Mello Román, Julio César

Mejora de contraste utilizando morfología matemática multiescala para imágenes en escala de grises e imágenes en color/ Julio César Mello Román.
– Asunción, 2017.

53 p. : il.

Tesis (Maestría en Ciencias de la Computación) – Facultad Politécnica,
2017.

Bibliografía.

1. Mejora de contraste. 2. Morfología matemática. 3. Transformada de top-hat multiescala. I. Título.

CDD 519.4

Dedicado a mi esposa Maura Soledad y a mis hijos Julio, Maira y Melisa.

Ustedes son el motor que me empuja hacia adelante.

Los amo.

Dedicado a mis padres Lino y María Egberta Ester.

Gracias por brindarme en esta vida su apoyo incondicional.

Julio César

Agradecimientos

Agradezco profundamente a Dios y a la Virgen María por todas las gracias que me han brindado, entre ellas mi gran familia, amigos, orientadores, profesores y colaboradores que hicieron posible este trabajo.

Agradezco al NIDTEC por brindarme la oportunidad.

Agradezco al CONACYT por la beca otorgada.

**MEJORA DE CONTRASTE UTILIZANDO MORFOLOGÍA
MATEMÁTICA MULTIESCALA PARA IMÁGENES EN ESCALA
DE GRISES E IMÁGENES EN COLOR**

Autor: Julio César Mello Román
Orientadores: Horacio Legal Ayala, Dr.
José Luis Vázquez Noguera,
M.Sc.

RESUMEN

La mejora del contraste se utiliza como un preprocesamiento de otros algoritmos como la segmentación de imágenes, fusión de imágenes, entre otros. La mejora del contraste es de suma importancia, ya que una imagen con bajo contraste haría que estos algoritmos arrojen resultados indeseados. El bajo contraste de las imágenes puede darse por varios factores, como la iluminación deficiente o fallas con el medio de adquisición. El problema del bajo contraste se soluciona utilizando una técnica que realza la calidad visual de la imagen. La morfología matemática es una de las técnicas que mejora las imágenes con bajo contraste, y ha demostrado eficiencia en la mejora de la calidad de las imágenes en escala de grises. Para su aplicación en imágenes en color es necesario adoptar un espacio de color y determinar un orden para los componentes de los vectores de la imagen en color. Aplicaciones de diferentes áreas, como las ciencias médicas, ingenierías y geociencias, aplican la mejora del contraste en etapas de preprocesamiento.

En este trabajo se presenta un algoritmo que mejora la calidad visual de imágenes en escala de grises e imágenes en color. El algoritmo propuesto extrae características de la imagen en escalas múltiples utilizando la morfología matemática. La validación de la propuesta se realizó utilizando 200 imágenes en color de una base de datos pública. El tamaño de las imágenes en color son de 481×321 y de 321×481 . La comparación se realizó con algoritmos que modifican el histograma y otra que utiliza la transformada de top-hat multiescala. La valoración de los resultados experimentales se realizaron con métricas que evalúan el contraste local y global. El algoritmo propuesto obtuvo mejores valoraciones numéricas y visuales para todos los casos probados, tanto para imágenes en escala de grises e imágenes en color.

**CONTRAST ENHANCEMENT USING MULTISCALE
MATHEMATICAL MORFOLOGY FOR GRAYSCALE IMAGES
AND COLOR IMAGES**

Author: Julio César Mello Román

Advisors: Horacio Legal Ayala, Dr.

José Luis Vázquez Noguera,
M.Sc.

SUMMARY

Contrast enhancement is used as a preprocessing of other algorithms such as image segmentation, image fusion, among others. Contrast enhancement is of utmost importance, since a low-contrast image would cause these algorithms to present undesired results. The low contrast of the images may be due to several factors, such as poor lighting or faults with the acquisition medium. The problem of low contrast is solved using a technique that enhances the visual quality of the image. Mathematical morphology is one of the techniques that improves images with low contrast, and has demonstrated efficiency in improving the quality of grayscale images. For its application in color images, it is necessary to adopt a color space and to determine an order for the components of the vectors of the color image. Applications of different areas, such as medical sciences, engineering and geosciences, use contrast enhancement in preprocessing stages.

This work presents an algorithm that improves the visual quality of grayscale images and color images. The proposed algorithm extracts image characteristics in multiple scales using mathematical morphology. The validation of the proposal was done using 200 color images from a public database. The size of the color images are 481×321 and 321×481 . The comparison was performed with algorithms that modify the histogram and another that uses the multiscale top-hat transform. The evaluation of the experimental results was done with metrics that evaluate the local and global contrast. The proposed algorithm obtained better numerical and visual evaluations for all cases tested, both for grayscale images and color images.

ÍNDICE GENERAL

LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABLAS	xiii
LISTA DE SÍMBOLOS	xiv
LISTA DE ABREVIATURAS	xvi
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Objetivos	2
1.1.1 Objetivo General	2
1.1.2 Objetivos específicos	2
1.2 Estructura de la tesis	3
2 MARCO TEÓRICO	4
2.1 Imagen digital	4
2.2 Histograma	5
2.3 Contraste de una imagen	5
2.4 Espacios de color	7
2.4.1 Espacio de color RGB	7
2.4.2 Familia de espacios de color HSI	8
2.5 Morfología matemática	10
2.5.1 Elemento estructurante	10
2.5.2 Dilatación y Erosión	11
2.5.3 Apertura y cierre	11
2.5.4 Transformada de top-hat	13
2.5.5 Mejora de contraste de una imagen basado en la transformada de top-hat	13
2.6 Morfología matemática en color	14
2.6.1 Tratamiento de las imágenes en color	14

2.6.2	Métodos de ordenamiento	15
2.7	Resumen	18
3	PROPUESTA	19
3.1	Algoritmo MMCE	19
3.1.1	Primera etapa	20
3.1.2	Segunda etapa	21
3.1.3	Tercera etapa	22
3.1.4	Etapas final	23
3.2	Algoritmo propuesto	23
3.2.1	Diferencia entre algoritmo propuesto y el algoritmo MMCE	23
3.2.2	Segunda etapa	23
3.3	Visualización de los resultados de los algoritmos multiescalas . . .	24
3.4	Resumen	28
4	RESULTADOS	29
4.1	Experimento 1 - Imágenes en escala de grises	29
4.1.1	Métricas de evaluación	30
4.1.2	Resultados experimentales	30
4.1.3	Discusión	34
4.2	Experimento 2 - imágenes en color	35
4.2.1	Métricas de evaluación	36
4.2.2	Resultados experimentales	36
4.2.3	Discusión	42
5	CONCLUSIONES Y TRABAJOS	
	FUTUROS	44
5.1	Trabajos futuros	45
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	46
A	Resultados extendidos	50
B	Algoritmos que modifican el histograma	52

LISTA DE FIGURAS

2.1	Imagen en color de <i>Lenna</i>	4
2.2	Imágenes de lenna del componente R con su respectivo histograma.	5
2.3	Imágenes de lenna del componente G con su respectivo histograma.	6
2.4	Imágenes de lenna del componente B con su respectivo histograma.	6
2.5	Imagen con bajo contraste con su respectivo histograma. Donde (a) es la imagen con bajo contraste y (b) es el histograma de la imagen con bajo contraste.	7
2.6	Imagen con alto contraste con su respectivo histograma. Donde (a) es la imagen con alto contraste y (b) es el histograma de la imagen con alto contraste.	7
2.7	Espacio de color RGB.	8
2.8	(a) Espacio de color HSI y (b) espacio de color HSV.	9
2.9	Ejemplo de formas básicas de elementos estructurantes planos.	10
2.10	Elemento estructurante cuadrado y plano de 3×3 . El origen se sitúa en el centro.	11
2.11	Operaciones morfológicas de erosión y dilatación. Donde (a) es la imagen <i>388067</i> , (b) es la imagen erosionada y (c) la imagen dilatada con un elemento estructurante cuadrado g de 3×3	12
2.12	Operaciones morfológicas de apertura y cierre. Donde (a) es la imagen <i>388067</i> , (b) es apertura morfológica y (c) es el cierre morfológico de la imagen <i>388067</i> con un elemento estructurante cuadrado g de 3×3	12
2.13	Transformada de top-hat por apertura y cierre.	13
2.14	Esquema de mejora de contraste basado en la transformada de top-hat.	14
2.15	(a) Esquema de tratamiento marginal y (b) esquema de tratamiento vectorial.	15

2.16	Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento TPSA.	16
2.17	Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento JLVN.	17
2.18	Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento IHS.	17
3.1	Esquema del algoritmo MMCE.	19
3.2	Elementos estructurantes en escalas múltiples.	20
3.3	Esquema del algoritmo propuesto.	25
3.4	Visualización de mejora de contraste en la imagen en escala de grises obtenidos con los algoritmos multiescalas.	25
3.5	(a) Histograma de la imagen original <i>209021</i> en escala de grises, (b) histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto.	26
3.6	Mejora de contraste de la imagen original <i>209021</i> en color.	26
3.7	Histogramas del canal R de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal R de la imagen original <i>209021</i> en color, (b) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.	27
3.8	Histogramas del canal G de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal G de la imagen original <i>209021</i> en color, (b) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.	27
3.9	Histogramas del canal B de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal B de la imagen original <i>209021</i> en color, (b) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.	27

4.1	(a) Imagen original <i>164046</i> en escala de grises, (b) imagen mejorada con el algoritmo HE, (c) imagen mejorada con el algoritmo CLAHE, (d) imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (e) imagen mejorada con el algoritmo propuesto.	31
4.2	Zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE.	32
4.3	Zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto.	32
4.4	(a) Imagen <i>49024</i> en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo HE de manera marginal, (c) imagen mejorada con el algoritmo CLAHE de manera marginal, (d) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden JLVN y (e) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden JLVN.	37
4.5	(a) Imagen <i>164046</i> en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden TPSA y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden TPSA.	38
4.6	(a) Imagen <i>268074</i> en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden IHS y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden IHS.	40
4.7	(a) Imagen <i>70090</i> en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden VHS y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden VHS.	41
4.8	Zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo MMCE. . .	41
4.9	Zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo propuesto. .	42

LISTA DE TABLAS

4.1	Promedio de las 200 imágenes con mejora de contraste de acuerdo con las métricas C y CIR para imágenes en escala de grises. . . .	33
4.2	Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica C para las imágenes en escala de grises	33
4.3	Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica CIR para las imágenes en escala de grises.	34
4.4	Promedios de los tiempos de procesamiento de las imágenes en escala de grises para cada iteración.	34
4.5	Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CEF	38
4.6	Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CIR	39
4.7	Promedio de las 200 imágenes en color con mejora de contraste de acuerdo con las métricas CEF y CIR.	39
4.8	Porcentajes de cantidad de las 200 imágenes en color mejoradas con los algoritmos multiescalas, teniendo en cuenta la métrica CEF y los métodos de ordenamientos.	40
4.9	Promedios de los tiempos de procesamiento de las imágenes en color para cada iteración.	42
A.1	Promedios de los tiempos de ejecución de algoritmo HE para las imágenes en escala de grises.	50
A.2	Promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo MMCE para las imágenes en escala de grises.	51
A.3	Promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo propuesto para las imágenes en escala de grises.	51

LISTA DE SÍMBOLOS

f	Imagen original	4
\mathbb{Z}	Conjunto de números enteros	4
\mathbb{R}	Conjunto de números racionales	4
m	Valor asociado a un píxel dentro de un espacio de color	4
c	Componentes del valor asociado a un píxel	4
j	Nivel de intensidad	5
f_k	Componentes de f	5
L	Máximo nivel de intensidad de una imagen	5
$h_{f_k}(j)$	Histograma del canal f_k	5
n_j	Cantidad de ocurrencia de la intensidad j en f_k	5
g	Elemento estructurante	10
(u,v)	Coordenada espacial que representa un píxel de la imagen	11
(s,t)	Coordenada espacial del elemento estructurante	11
$(f \oplus g)$	Dilatación de la imagen original f por un elemento estructurante g	11
$(f \ominus g)$	Erosión de la imagen original f por un elemento estructurante g	11
$(f \circ g)$	Apertura de la imagen original f por un elemento estructurante g	11
$(f \bullet g)$	Cierre de la imagen original f por un elemento estructurante g	11
WTH	Transformada de top-hat por apertura	13
BTH	Transformada de top-hat por cierre	13
f_E	Imagen con mejora de contraste	14
f_1	Componente R de f	16
f_2	Componente G de f	16
f_3	Componente B de f	16
w	Función de pesos	16
T	Transformada escalar de una imagen	16
n	Número de iteraciones	20
i	Índice de iteraciones	20

WTH_i	i -escalas de brillos	20
BTH_i	i -escalas de oscuridad	21
WTH_{i-1}^S	$(i - 1)$ -diferencias en cascada de las escalas de brillo	21
BTH_{i-1}^S	$(i - 1)$ -diferencias en cascada de las escalas de oscuridad	21
WTH_M	Valores máximos de todas las escalas de brillos	22
BTH_M	Valores máximos de todas las escalas de oscuridad	22
WTH_M^S	Valores máximos de todas las escalas de brillos por sustracción	22
BTH_M^S	Valores máximos de todas las escalas de oscuridad por sustracción	22
$E(f)$	Intensidad media de la imagen f	30
$P(j)$	Probabilidad de ocurrencia del valor j	30
ρ	Valor del pixel central dentro de una ventana	30
ι	Valor medio de los vecinos de ρ	30
ω	Contraste local	30
D	Dominio de una imagen	30
γ	Diferencia entre los canales f_1 y f_2 de una imagen	36
β	Diferencia entre un medio de $(f_1 + f_2)$ y f_3	36
σ_γ	Desviación estándar de γ	36
σ_β	Desviación estándar de β	36
μ_γ	Media aritmética de γ	36
μ_β	Media aritmética de β	36

LISTA DE ABREVIATURAS

RGB: Espacio de color RGB.

HSI: Espacio de color HSI.

HSV: Espacio de color HSV.

HE: *Histogram Equalization*.

CLAHE: *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization*.

MMCE: *Multiscale Morphological Contrast Enhancement*.

C: *Contrast*.

CIR: *Contrast Improvement Ratio*.

CEF: *Color Enhancement Factor*.

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

La formación de la imagen digital de un objeto implica varios pasos intermedios, tales como la obtención de la imagen, su digitalización, su transmisión o su almacenamiento. Un objeto no se puede replicar exactamente en una imagen si ésta presenta degradaciones. Por ejemplo, una iluminación deficiente al fotografiar genera una imagen con bajo contraste. El contraste se define a menudo como la diferencia en luminancia media entre un objeto y su entorno [WWCX03]. A mayor contraste, mejor es la diferenciación entre el fondo y el objeto. Para mejorar la imagen con bajo contraste, se realza el contraste entre las regiones brillantes y oscuras de la imagen. La mejora del contraste permite que las imágenes sean más adecuadas a la percepción visual humana y su posterior procesamiento digital. La mejora del contraste es importante por sus aplicaciones en diferentes áreas de la ciencia, como la medicina [MSL⁺08, BP97, SRR05], la ingeniería [YH97, TKL⁺09] y geociencia [YLL⁺08].

En la literatura existen diferentes tipos de algoritmos que mejoran el contraste de una imagen. Están los algoritmos basados en histogramas, lógica difusa, transformada de wavelet, matemática morfológica, entre otros. Los algoritmos basados en histogramas [WS07, GMG11] son ampliamente utilizados y son eficientes en mejorar las regiones brillantes de las imágenes. Los algoritmos basados en lógica difusa se utilizan en imágenes borrosas o con ruido. La lógica difusa es una herramienta adecuada para mejorar imágenes multiespectrales o imágenes en general [YLL⁺08, CK97]. Algoritmos en el dominio de frecuencia [GAA00, APG01, GA04] o en el dominio wavelet [YH97, MSL⁺08] también funcionan bien en muchos casos para las imágenes médicas. La morfología matemática [Ser82, DCC06, BZX12], especialmente la transformada de top-hat [JWR04], es un método importante para el procesamiento de imágenes. Con la transformada de top-hat se obtienen las regiones brillantes y oscuras

de las imágenes [Soi13, MC00, BZX12, DCC06], entonces se mejora la imagen añadiendo regiones brillantes y quitando las oscuras a la imagen original. El proceso de múltiples escalas se aplica a la morfología matemática para obtener diferentes escalas de regiones brillantes y oscuras para realizar la mejora del contraste [BZX12, MC00, DCC06]. La morfología matemática de múltiples escalas ha demostrado eficiencia en mejorar el contraste en imágenes en escala de grises [BZX12, MC00]. Los algoritmos multiescala propuestos por Bai et. al. [BZX12] y propuestos por Mukhopadhyay et. al. [MC00] sólo fueron experimentados para imágenes en escala de grises.

En este trabajo de maestría se presenta un nuevo algoritmo que permite mejorar el contraste de las imágenes en escala de grises e imágenes en color. Éste algoritmo es una variación del algoritmo presentado por Bai et. al. [BZX12] para imágenes en escala de grises. El proceso de obtención de las regiones brillantes y oscuras se realiza extrayendo las características de la imagen en múltiples escalas mediante la transformada de top-hat. La propuesta se aplicó a imágenes en escala de grises e imágenes en color. Para su aplicación a imágenes en color se presenta una dificultad, el color no tiene un orden natural y cada color puede ser representado por un vector n -dimensional [OZ02] en un espacio de color. En estos espacios adoptamos estrategias de órdenes para operar con los componentes de sus vectores. En este trabajo se utilizan los espacios de color RGB, HSI y HSV. El algoritmo propuesto se compara con algoritmos que modifican el histograma en forma local y global, y con un algoritmo que utiliza la transformada de top-hat en escalas múltiples.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo General

Desarrollar un algoritmo de mejora de contraste para imágenes en escala de grises e imágenes en color que utiliza la matemática morfológica multiescala.

1.1.2 Objetivos específicos

- Proponer un nuevo algoritmo que utiliza matemática morfológica multiescala para la mejora del contraste de imágenes en escala de grises e imágenes en color.
- Comparar el algoritmo propuesto con algoritmos que modifican el histograma,

tanto local como global, en imágenes en escala de grises.

- Comparar el algoritmo propuesto con un algoritmo que utiliza la transformada de top-hat en escalas múltiples en imágenes en escala de grises.
- Establecer relaciones de orden en los espacios de color RGB, HSI y HSV, de tal forma que el algoritmo propuesto sea aplicable a imágenes en color.
- Comparar el algoritmo propuesto con algoritmos que modifican el histograma, tanto local como global, en imágenes en color.
- Comparar el algoritmo propuesto con un algoritmo que utiliza la transformada de top-hat en escalas múltiples en imágenes en color.
- Comparar los tiempos de computo del algoritmo propuesto con un algoritmo que utiliza la transformada de top-hat en escalas múltiples.

1.2 Estructura de la tesis

El trabajo está organizado de la siguiente manera: en el capítulo 2 se presentan los conceptos teóricos. En el capítulo 3 se presenta el algoritmo propuesto. En el capítulo 4 se muestran los resultados experimentales y en el capítulo 5 las conclusiones y trabajos futuros.

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presentan los principales conceptos teóricos de la morfología matemática y su extensión para imágenes en color.

2.1 Imagen digital

Una imagen digital f está definida por una función bidimensional cuyo valor es n -dimensional $f : \mathbb{Z}^2 \mapsto \mathbb{R}^n$, donde cada píxel $(u, v) \in \mathbb{Z}^2$ tiene un valor asociado $m = (c_1, c_2, \dots, c_n)$. Si $n = 1$ la imagen es binaria o en escala de grises, por tanto los rangos de valores del componente c van entre 0 y 1, o entre 0 y 255. Si $n > 1$ la imagen es en color y los rangos de valores de cada componente c_k dependen del espacio de color elegido para su representación. Los espacios de color son varios, como el RGB, HSI, HSV, entre otros [OZ02, GW07]. En la Figura 2.1 se visualiza una imagen en color de *Lenna*.

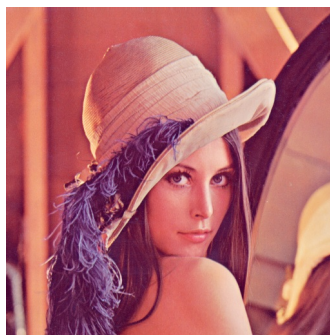


Figura 2.1: Imagen en color de *Lenna*.

2.2 Histograma

Los histogramas son distribuciones de frecuencia, describen la frecuencia de los valores de intensidad que se producen en una imagen. Sea la imagen $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)$. El histograma, del k -ésimo componente de la imagen f_k con $k = 1, 2, \dots, n$, es una función discreta que se define como:

$$h_{f_k}(j) = n_j, \quad (2.1)$$

donde j representa j -ésimo nivel de intensidad en un rango de $[0, L-1]$ de f_k , n_j es la cantidad de ocurrencia de la intensidad j en f_k . L es el máximo nivel de intensidad, teniendo en cuenta una configuración de 8 bits por cada componente de f tendremos que $L = 2^8 = 256$.

En las Figuras 2.2, 2.3 y 2.4 se muestran las imágenes de *Lenna* por cada componente R, G y B con sus respectivos histogramas.

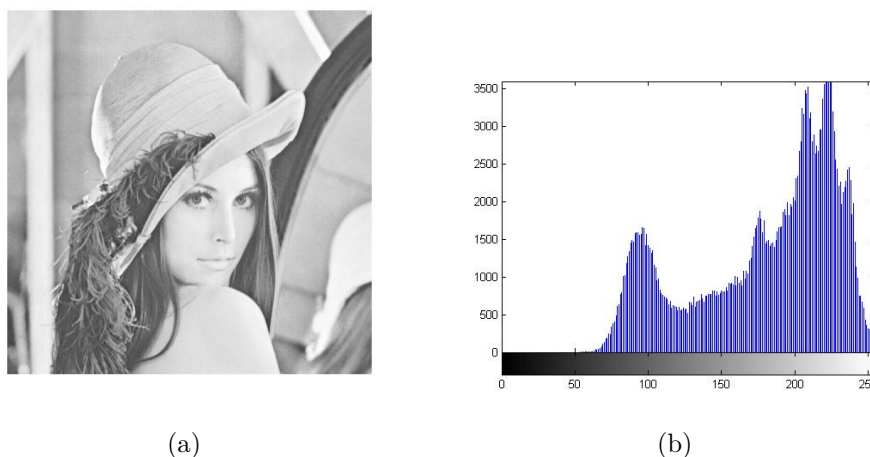


Figura 2.2: Imágenes de lenna del componente R con su respectivo histograma.

Los histogramas se utilizan a menudo para determinar si una imagen está haciendo un uso efectivo de su rango de intensidad examinando el tamaño y la uniformidad de la distribución del histograma, así también nos permite detectar problemas que se originan durante la adquisición de la imagen, como los que implican el contraste y rango dinámico.

2.3 Contraste de una imagen

El contraste se entiende como una combinación del intervalo de valores de intensidad efectivamente utilizados dentro de una imagen dada y la diferencia entre los

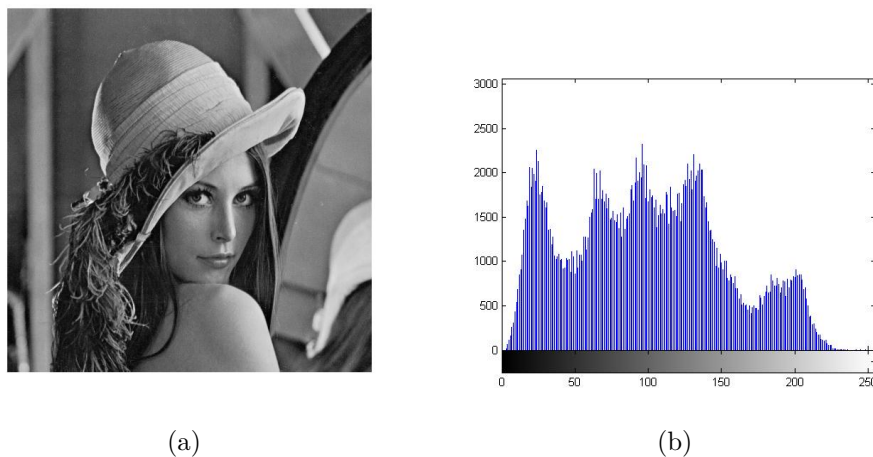


Figura 2.3: Imágenes de lenna del componente G con su respectivo histograma.

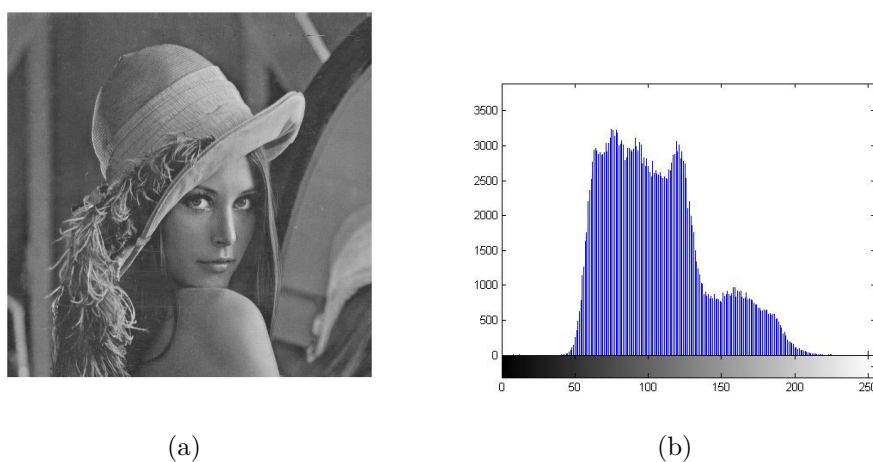


Figura 2.4: Imágenes de lenna del componente B con su respectivo histograma.

valores de píxel máximo y mínimo de la imagen [BB16], esta diferencia nos permite distinguir los objetos del fondo de una imagen. Cuando una imagen posee un alto contraste, las zonas claras se diferencian mejor de las zonas oscuras. En la Figura 2.5 podemos ver una imagen con un bajo contraste donde el auto se visualiza deficientemente porque los niveles de grises son muy semejantes, por tal motivo el histograma se encuentra concentrado en una sección.

En la Figura 2.6 podemos ver una imagen con un alto contraste donde el auto se visualiza mucho mejor y el histograma nos muestra que las intensidades de gris se distribuyen en todo el rango.

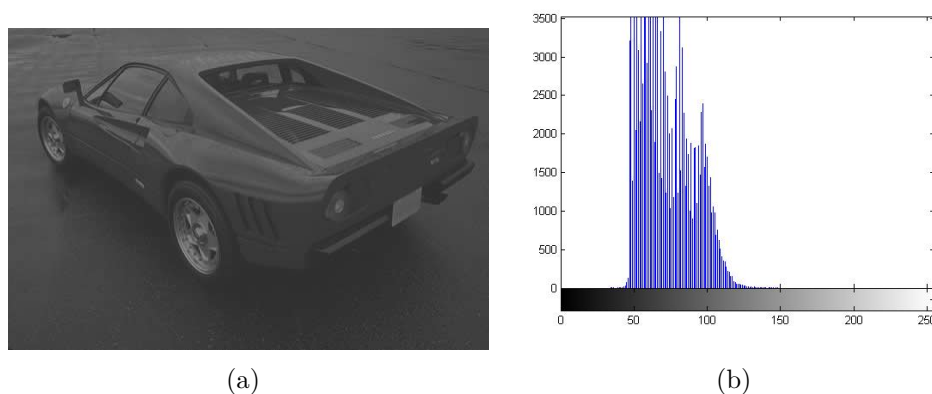


Figura 2.5: Imagen con bajo contraste con su respectivo histograma. Donde (a) es la imagen con bajo contraste y (b) es el histograma de la imagen con bajo contraste.

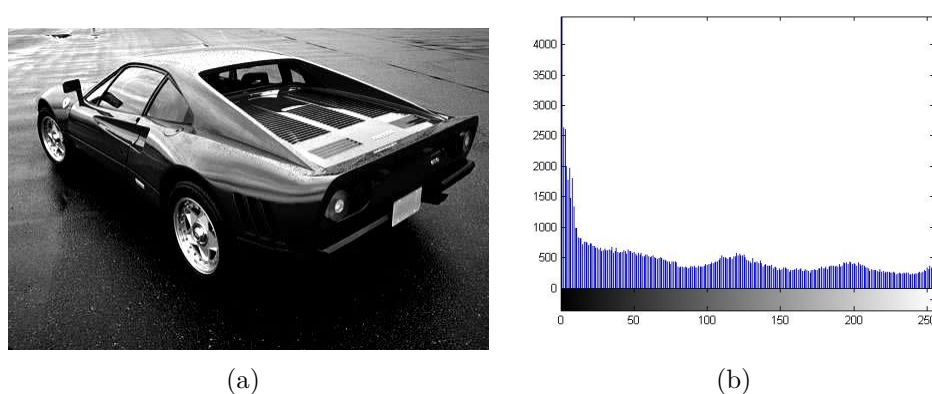


Figura 2.6: Imagen con alto contraste con su respectivo histograma. Donde (a) es la imagen con alto contraste y (b) es el histograma de la imagen con alto contraste.

2.4 Espacios de color

Los espacios de color son arreglos tridimensionales de sensaciones de color. Los colores se especifican por puntos en estos espacios. En este trabajo se utilizan el espacio de color RGB, por estar orientado al hardware, y los espacios de color HSI y HSV, por estar orientados al usuario.

2.4.1 Espacio de color RGB

En el espacio de color RGB los colores se codifican como combinaciones de los tres colores primarios: rojo (R), verde (G) y azul (B). Este esquema es ampliamente utilizado para la transmisión, representación y almacenamiento de imágenes en

color tanto en dispositivos analógicos como televisores y dispositivos digitales como ordenadores, cámaras digitales y escáneres. Por tal motivo, muchos programas de procesamiento de imágenes y gráficos utilizan el esquema RGB como su representación interna para las imágenes en color.

RGB es un sistema de color aditivo, lo que significa que todos los colores comienzan con negro y se crean mediante la adición de los colores primarios. Para crear diferentes colores, se modifican la intensidad de cada uno de estos colores independientemente. La intensidad distinta de cada color primario controla la sombra y el brillo del color resultante. Los colores gris y blanco se crean mezclando los tres colores primarios con la misma intensidad.

El espacio de color RGB se puede visualizar como un cubo de unidad tridimensional en el que los tres colores primarios forman el eje de coordenadas [BB16].

En la Figura 2.7 se muestra el espacio de color RGB.

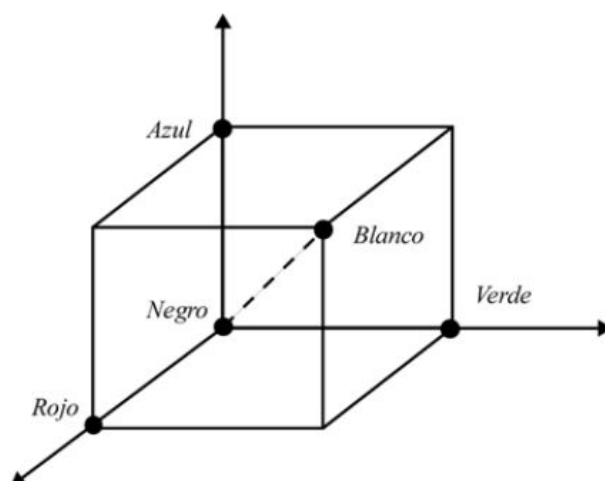


Figura 2.7: Espacio de color RGB.

2.4.2 Familia de espacios de color HSI

El ojo del ser humano no reconoce un color por tener una cantidad de componente roja, verde o azul. El ojo del ser humano emplea atributos perceptuales de luminancia o intensidad (I, V o L), saturación (S) y matiz (M). Los modelos espacios de color HSI, HSV y sus variantes, codifican el color con los atributos de luminancia o intensidad, saturación y matiz, y se definen como espacios intuitivos u orientados a usuario, pues son los óptimos para interacción humana. El matiz H representa la impresión relacionada con la longitud de onda dominante del estímulo de color. La saturación corresponde a la pureza relativa del color y en el caso de un color puro es igual al 100%. Los colores con saturación cero son

los niveles de gris. La luminancia o intensidad máxima se detecta como blanco puro, la luminancia o intensidad mínima como negro puro [SH12].

Una transformación de coordenadas hace posible que la familia de espacios HSI se derive del espacio de color RGB. Mediante la transformación el cubo RGB pasa a tener forma cilíndrica. Los espacios de la familia HSI están compuestos por los espacios HSI, HSV y HLS; estos espacios poseen aspecto cilíndrico, de forma que la saturación se corresponde con un valor de distancia radial, mientras que el matiz es función de ángulo en el sistema de coordenadas polar. La intensidad es la distancia a lo largo del eje perpendicular al plano de coordenadas polares. Para un estudio más profundo de estos espacios de color el lector puede ver [OZ02, GW07].

En la Figura 2.8 se muestran (a) el espacio de color HSI y (b) el espacio de color HSV.

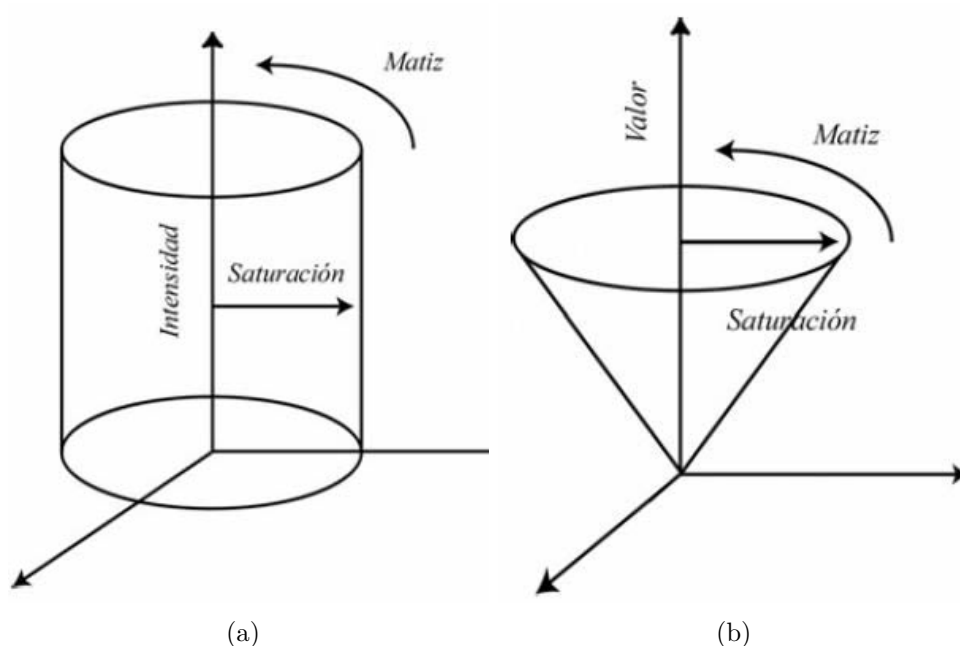


Figura 2.8: (a) Espacio de color HSI y (b) espacio de color HSV.

La utilización de un espacio de color dentro de una aplicación, en el procesamiento de imágenes, depende de la elección que se realice. Ésta elección depende a su vez de las propiedades del modelo como de las características de la aplicación. En las siguientes secciones trataremos sobre la morfología matemática para imágenes en escala de grises y su extensión para imágenes en color mediante la selección de un orden dentro de un espacio de color.

2.5 Morfología matemática

La morfología matemática es una potente herramienta para diversas aplicaciones de procesamiento de imágenes y visión por computador. La morfología se ha utilizado para realizar mejora del contraste, supresión de ruido, análisis de texturas, análisis de formas, detección de bordes, esqueletización y filtrado multiescalar para aplicaciones tales como imágenes médicas, procesamiento de imágenes geológicas, inspección industrial automatizada, compresión de imágenes, análisis de señales, entre otros [Ser82, OZ02, SH12].

La morfología en escala de grises es una generalización de la morfología binaria y los procedimientos diseñados son válidos para ésta [BB16]. La morfología matemática se sustenta sobre dos transformaciones morfológicas básicas que son la erosión (minimización) y la dilatación (maximización). Las transformaciones morfológicas tienen como objetivo extraer estructuras geométricas en los conjuntos sobre los que se opera (imagen), ésto lo realiza utilizando otro conjunto conocido denominado elemento estructurante. El tamaño y la forma del elemento estructurante se elige de acuerdo a la forma que se quiere obtener del conjunto y sobre el cual se va a interaccionar.

2.5.1 Elemento estructurante

La imagen se transforma por otro conjunto, conocido como elemento estructurante. La forma y el tamaño del elemento estructurante determinan la imagen resultante. El elemento estructurante g se define como [BB16]:

$$g(s, t) \in \mathbb{R}, \text{ para } (s, t) \in \mathbb{Z}^2,$$

y sus valores pueden ser positivos, negativos o cero. En la Figura 2.9 se muestra un ejemplo de formas básicas de elementos estructurantes planos y en la Figura 2.10 se muestra la representación matricial de un elemento estructurante cuadrado y plano de 3×3 .



Figura 2.9: Ejemplo de formas básicas de elementos estructurantes planos.

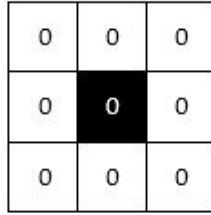


Figura 2.10: Elemento estructurante cuadrado y plano de 3×3 . El origen se sitúa en el centro.

2.5.2 Dilatación y Erosión

Sea la imagen f cuyo píxel está representado por las coordenadas espaciales (u, v) y un elemento estructurante g cuya coordenada espacial está representado por (s, t) . La dilatación $(f \oplus g)$ y la erosión $(f \ominus g)$ de la imagen f por g se define como [BB16]:

$$(f \oplus g)(u, v) = \max_{(s,t) \in g} \{f(u + s, v + t) + g(s, t)\}, \quad (2.2)$$

$$(f \ominus g)(u, v) = \min_{(s,t) \in g} \{f(u + s, v + t) - g(s, t)\}. \quad (2.3)$$

En la Figura 2.11 visualizamos las operaciones morfológicas de erosión y dilatación de la imagen *388067* por un elemento estructurante cuadrado g de 3×3 . Los detalles claros y oscuros de la imagen se reducen con las operaciones de erosión y dilatación.

Con los operadores de dilatación y erosión puede extenderse toda la matemática morfológica.

2.5.3 Apertura y cierre

La apertura $(f \circ g)$ y el cierre $(f \bullet g)$ de f por g se definen a partir de los conceptos de dilatación y erosión como sigue [GW07]:

$$f \circ g = (f \ominus g) \oplus g, \quad (2.4)$$

$$f \bullet g = (f \oplus g) \ominus g. \quad (2.5)$$

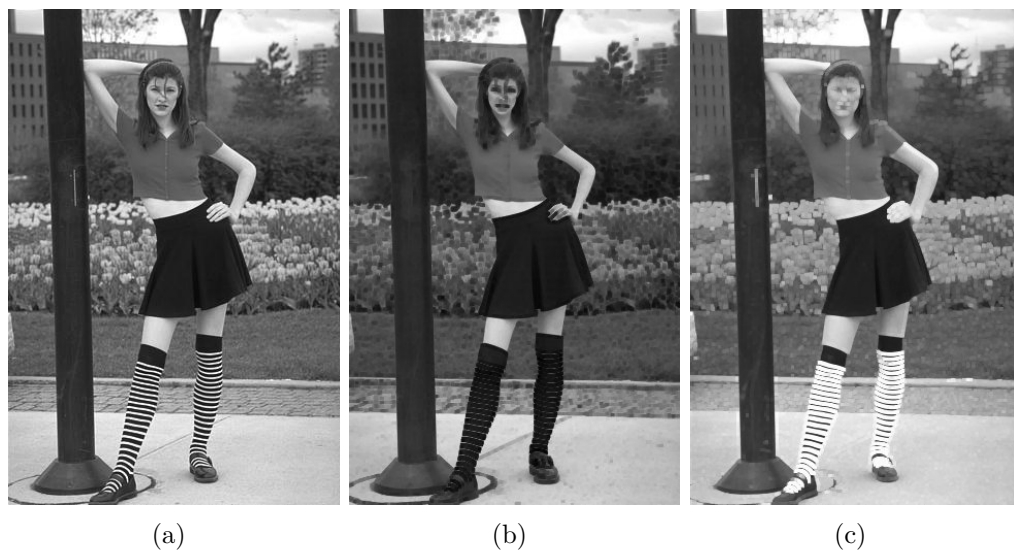


Figura 2.11: Operaciones morfológicas de erosión y dilatación. Donde (a) es la imagen *388067*, (b) es la imagen erosionada y (c) la imagen dilatada con un elemento estructurante cuadrado g de 3×3 .

En la Figura 2.12 visualizamos las operaciones morfológicas de apertura y cierre de la imagen *388067* por un elemento estructurante cuadrado g de 3×3 . La apertura morfológica se utiliza para borrar detalles claros y el cierre morfológico se utiliza para borrar detalles oscuros, que sean pequeños en comparación con el elemento estructurante.

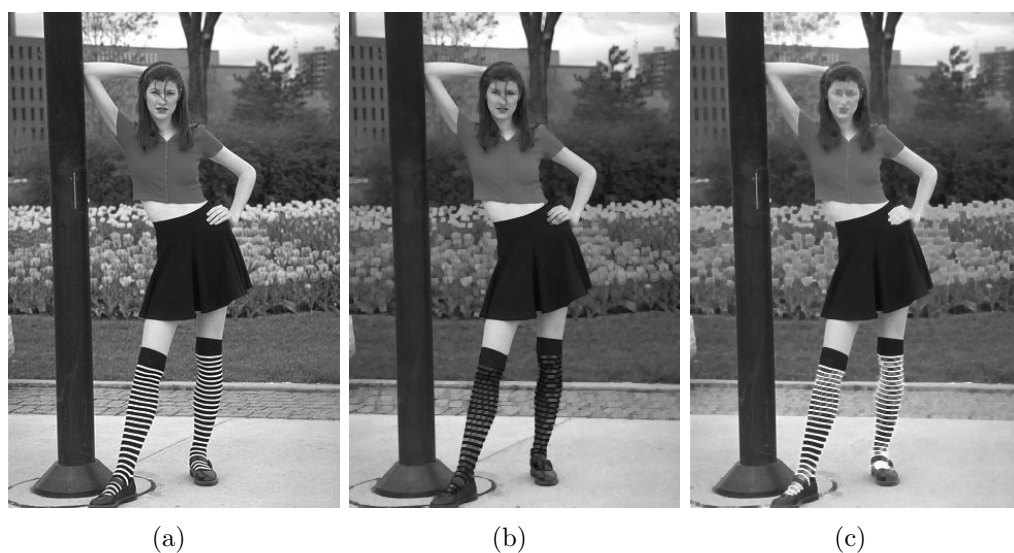


Figura 2.12: Operaciones morfológicas de apertura y cierre. Donde (a) es la imagen *388067*, (b) es apertura morfológica y (c) es el cierre morfológico de la imagen *388067* con un elemento estructurante cuadrado g de 3×3 .

2.5.4 Transformada de top-hat

A partir de la apertura y el cierre se define la transformada de top-hat por apertura WTH y la transformada de top-hat por cierre BTH de la imagen f como sigue [GW07]:

$$WTH = f - f \circ g, \quad (2.6)$$

$$BTH = f \bullet g - f. \quad (2.7)$$

En la Figura 2.13 visualizamos las operaciones de la transformada de top-hat por apertura y cierre de la imagen *388067* con un elemento estructurante cuadrado g de 3×3 .

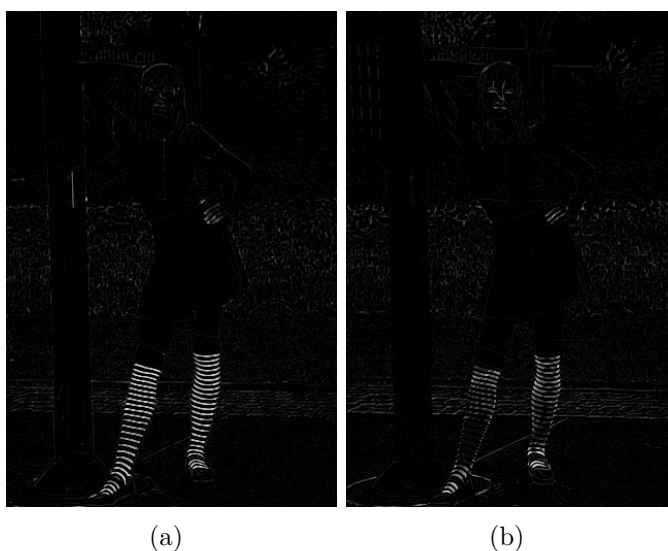


Figura 2.13: Transformada de top-hat por apertura y cierre.

En la apertura y el cierre las regiones brillantes y oscuras de la imagen se atenúan. Luego, con WTH se obtienen las regiones brillantes y con BTH se obtienen las regiones oscuras de la imagen.

2.5.5 Mejora de contraste de una imagen basado en la transformada de top-hat

La mejora del contraste de la imagen f basado en la transformada de top-hat consiste en añadir regiones brillantes y sustraer regiones oscuras a la imagen f

como sigue [Soi13]:

$$f_E = f + WTH - BTH, \quad (2.8)$$

donde f_E es la imagen resultante con mejora de contraste.

En la Figura 2.14 se muestra el esquema de mejora de contraste basado en la transformada de top-hat.

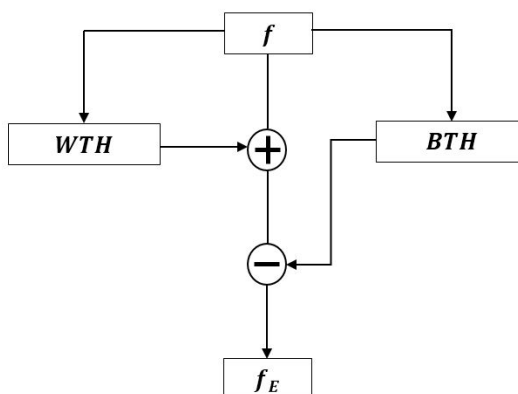


Figura 2.14: Esquema de mejora de contraste basado en la transformada de top-hat.

2.6 Morfología matemática en color

La morfología matemática en color es una extensión de la morfología en escala de grises. Serra et. al. [Ser88] discute la generalización de la morfología a sus elementos más básicos mediante una relación de orden, un supremo y un ínfimo que pertenece a un orden y la posibilidad de admitir una infinidad de operaciones.

En las imágenes en color, el color se representa de manera vectorial y no existe un orden natural para ordenar dos o más colores, por tal motivo la extensión de la matemática morfológica en color no es trivial. Para obtener el máximo y mínimo por medio de las operaciones de dilatación y erosión es necesario ordenar los componentes de los vectores de la imagen en color.

2.6.1 Tratamiento de las imágenes en color

Las imágenes en color pueden ser tratadas en forma marginal o vectorial. Si las operaciones de escala de grises se aplican individualmente a cada canal del color en RGB, el tratamiento es marginal. Para el tratamiento vectorial de las imágenes en color se requiere del establecimiento de un orden entre todos los píxeles de las

imágenes sobre el cual se realizan las operaciones [OZ02] sea el espacio de color que se elija.

En la Figura 2.15 se muestran los esquemas de tratamiento de las imágenes en color.

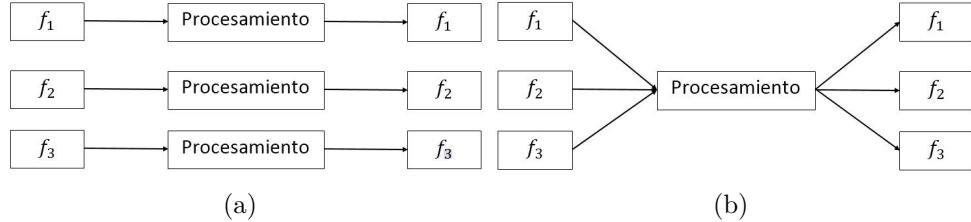


Figura 2.15: (a) Esquema de tratamiento marginal y (b) esquema de tratamiento vectorial.

2.6.2 Métodos de ordenamiento

El ordenamiento de los componentes de los vectores se puede realizar de varias maneras, por un componente, distancia euclidiana, orden canónico, orden lexicográfico, entre otros [OZ02]. En este trabajo se utilizaron estrategias de orden total, para garantizar la unicidad del ínfimo y el supremo, dentro de los espacios de color RGB, HSI y HSV. Cabe destacar que cada ordenamiento arrojará resultados diferentes. A continuación describiremos los métodos de ordenamientos utilizados para los experimentos de este trabajo.

Método de ordenamiento propuesto por Tobar et. al. [TPSA06] (TPSA)

Este método propone no dar mayor peso a ninguno de los componentes del espacio de color RGB, utilizando un orden total [TPSA06]. Donde dados dos píxeles p y q con sus valores asociados $m_1 = (r_1, g_1, b_1)$ y $m_2 = (r_2, g_2, b_2)$, donde $a_1 = r_1 + g_1 + b_1$, $d_1 = r_2 + g_2 + b_2$, $a_2 = g_1 + b_1$, $d_2 = g_2 + b_2$, $a_3 = b_1$ y $d_3 = b_2$, la ecuación se define como:

$$p \leq q \equiv \begin{cases} a_1 < d_1 & (1) \\ o \\ a_1 = d_1 \wedge a_2 < d_2 & (2) \\ o \\ a_1 = d_1 \wedge a_2 = d_2 \wedge a_3 \leq d_3 & (3) \end{cases} \quad (2.9)$$

En la Figura 2.16 se muestran (a) la imagen original *16068* en color, (b) la imagen dilatada y (c) la imagen erosionada con un elemento estructurante g

cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento TPSA.

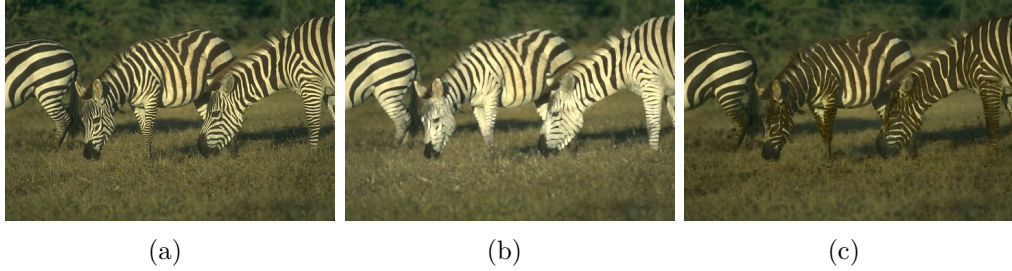


Figura 2.16: Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento TPSA.

Método de ordenamiento propuesto por Vazquez et. al [NASF14] (JLVN)

Este método propuesto por Vazquez et. al. [NASF14], permite evitar dar mayor importancia a uno de los componentes de la imagen. Introduce un nuevo valor en el primer lugar de la cascada lexicográfica. Sea la imagen f con sus respectivos canales,

$$f_k = (f_1, f_2, f_3) \forall_k = 1 : k \wedge k = 3,$$

donde la función de pesos w que adoptaremos para el experimento se define como:

$$w_k(f_k) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} (u, v)_k \forall_k = 1 : k. \quad (2.10)$$

La transformada $T(f)$ es el nuevo valor que se introduce en el primer lugar de la cascada lexicográfica se define como:

$$T(f)(u, v) = \sum_{k=1}^3 w_k \times f_k(u, v), \quad (2.11)$$

por tanto el orden lexicográfico queda definido como:

$$p \leq q \Leftrightarrow [T(f), p_1, p_2, p_3] \leq [T(f_E), q_1, q_2, q_3], \quad (2.12)$$

donde el píxel $p \in f$ y $q \in f_E$.

El ordenamiento lexicográfico que utilizaremos para las pruebas en el espacio de color RGB será $T \rightarrow R \rightarrow G \rightarrow B$.

En la Figura 2.17 se muestran (a) la imagen original *16068* en color, (b) la imagen dilatada y (c) la imagen erosionada con un elemento estructurante g cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento JLVN.



Figura 2.17: Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento JLVN.

Método de ordenamiento lexicográfico

En los espacios de color HSI y HSV utilizaremos el método de ordenamiento lexicográfico, que consiste en la asignación de prioridades de los componentes del vector, para que unos posean más importancias que otros. Los ordenamientos seleccionados son el IHS ($I \rightarrow H \rightarrow S$) y el VHS ($V \rightarrow H \rightarrow S$). Estos ordenamientos serán adecuado para preservar los contornos de los objetos de la imagen [OZ02].

En la Figura 2.18 se muestran (a) la imagen original *16068* en color, (b) la imagen dilatada y (c) la imagen erosionada con un elemento estructurante g cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento IHS.



Figura 2.18: Dilatación y erosión de la imagen con un elemento estructurante cuadrado de 3×3 , teniendo en cuenta el método de ordenamiento IHS.

2.7 Resumen

Este capítulo presentó una introducción a las imágenes en color y a los conceptos de las operaciones de la morfología matemática. La extensión de la morfología matemática en color se realizó mediante la adopción de métodos de ordenamiento para poder operar con los componentes de los vectores de la imagen en color.

En el siguiente capítulo se presentará el algoritmo propuesto para realizar la mejora del contraste en imágenes en escala de grises e imágenes en color.

Capítulo 3

PROPUESTA

En este capítulo se presenta el algoritmo propuesto. Éste es una variación del algoritmo propuesto por Bai et. al. [BZX12] denominado *Multiscale Morphological Contrast Enhancement* (MMCE). Para la aplicación de estos algoritmos a imágenes en color es necesario extender la morfología matemática en escala de grises para imágenes en color. Esta extensión es posible adoptando métodos de ordenamiento en espacios de color como el RGB, HSI, HSV, entre otros.

3.1 Algoritmo MMCE

El algoritmo MMCE realiza la mejora del contraste en imágenes en escala de grises. Éste realiza la extracción de las características en escalas múltiples de brillo y oscuridad utilizando la transformada de top-hat. En la Figura 3.1 se muestra el esquema del algoritmo MMCE.

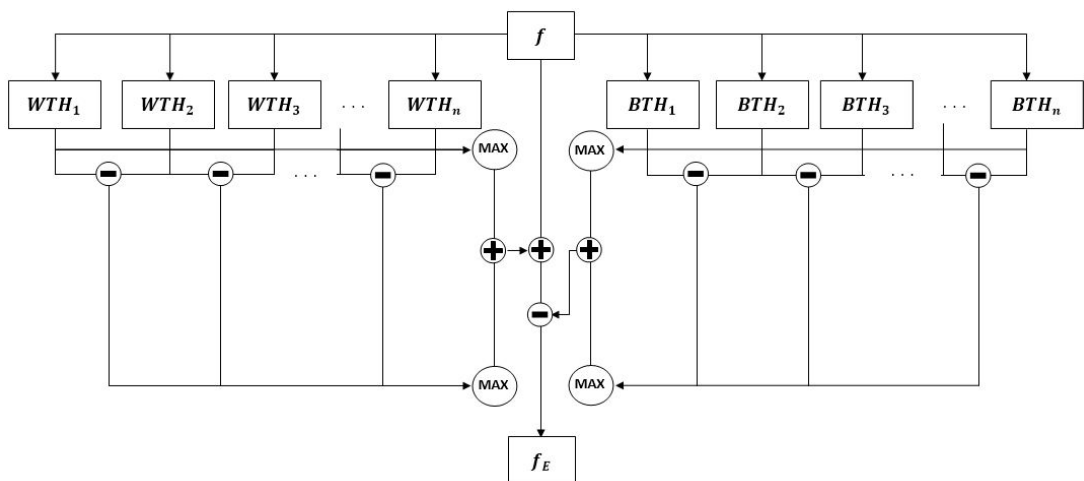


Figura 3.1: Esquema del algoritmo MMCE.

A continuación hacemos una descripción detallada del algoritmo MMCE. Se tiene la imagen original f , el número de iteraciones n donde en cada iteración el elemento estructurante g , cuyas características son cuadrado y plano, se dilata por sí mismo en un rango $i = 1, 2, \dots, n$ de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 g_1 &= g_1 \\
 g_2 &= g_1 \oplus g_1 \\
 g_3 &= g_2 \oplus g_1 = g_1 \oplus g_1 \oplus g_1 \\
 &\vdots \\
 g_n &= g_{n-1} \oplus g_1 = \underbrace{g_1 \oplus g_1 \oplus g_1 \oplus \dots \oplus g_1}_{\text{dilatación } n-1 \text{ veces}}
 \end{aligned}$$

Por ejemplo, si $n = 1$ entonces g es 3×3 , si $n = 2$ entonces g es de 5×5 , si $n = 3$ entonces g es de 7×7 , si $n = i$ entonces g es de $(2 \times i + 1) \times (2 \times i + 1)$.

En la Figura 3.2 podemos visualizar la forma en que se generan los elementos estructurantes en escalas múltiples. En negrita está resaltado el píxel central.

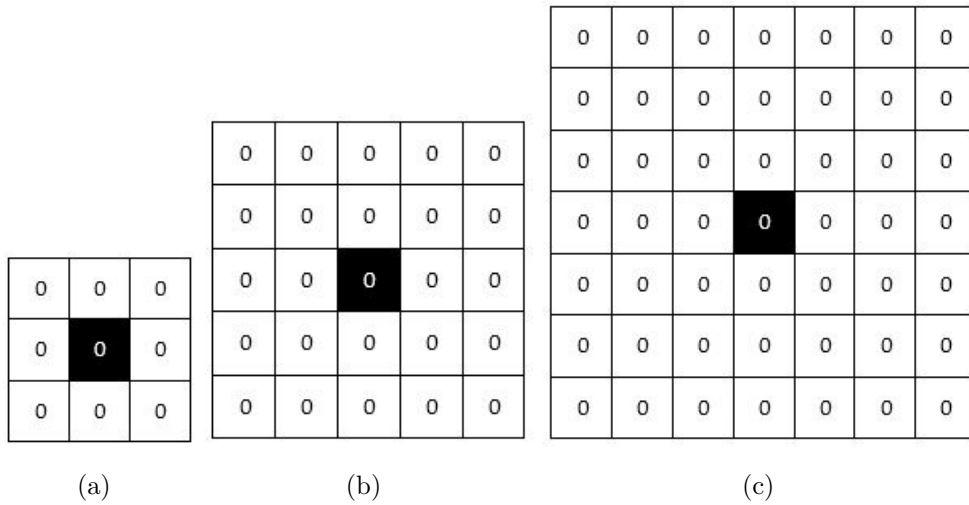


Figura 3.2: Elementos estructurantes en escalas múltiples.

3.1.1 Primera etapa

En una primera etapa se obtienen las múltiples escalas de las regiones brillantes de la imagen, extraídas por WTH de la siguiente forma [BZX12]:

$$WTH_i = f - f \circ g_i, \quad (3.1)$$

donde WTH_i son las i -escalas de brillos que se extrae de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de las regiones brillantes de la imagen

de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$\begin{aligned} WTH_1 &= f - f \circ g_1, \\ WTH_2 &= f - f \circ g_2, \\ &\dots \\ WTH_n &= f - f \circ g_n. \end{aligned}$$

Análogamente se obtienen regiones oscuras de la imagen en múltiples escalas de la siguiente forma [BZX12]:

$$BTH_i = f \bullet g_i - f, \quad (3.2)$$

donde BTH_i son las i -escalas de oscuridad que se extrae de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de las regiones oscuras de la imagen de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$\begin{aligned} BTH_1 &= f \bullet g_1 - f, \\ BTH_2 &= f \bullet g_2 - f, \\ &\dots \\ BTH_n &= f \bullet g_n - f. \end{aligned}$$

3.1.2 Segunda etapa

En la segunda etapa se obtienen las sustracciones de las múltiples escalas de las regiones brillantes de la siguiente forma [BZX12]:

$$WTH_{i-1}^S = WTH_i - WTH_{i-1}, \quad (3.3)$$

donde WTH_{i-1}^S son las $(i-1)$ -diferencias en cascada de las escalas de brillo obtenidos de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de diferencias de las regiones brillantes de la imagen de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$\begin{aligned} WTH_1^S &= WTH_2 - WTH_1, \\ WTH_2^S &= WTH_3 - WTH_2, \\ &\dots \end{aligned}$$

$$WTH_{n-1}^S = WTH_n - WTH_{n-1}.$$

Análogamente se obtienen las sustracciones de las regiones oscuras en múltiples escalas de la siguiente forma:

$$BTH_{i-1}^S = BTH_i - BTH_{i-1}, \quad (3.4)$$

donde BTH_{i-1}^S son las $(i - 1)$ -diferencias en cascada de las escalas de oscuridad obtenidos de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de diferencias de las regiones oscuras de la imagen de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$BTH_1^S = BTH_2 - BTH_1,$$

$$BTH_1^S = BTH_2 - BTH_1,$$

...

$$BTH_{n-1}^S = BTH_n - BTH_{n-1}.$$

3.1.3 Tercera etapa

En la tercera etapa se calculan los máximos valores entre todas las múltiples escalas que se obtuvieron por etapas [BZX12]:

Los valores máximos de todas las escalas de brillos extraídas de la imagen, se define como:

$$WTH_M = \max_{[1,n]} WTH_i. \quad (3.5)$$

Los valores máximos de todas las escalas de oscuridad extraídas de la imagen, se define como:

$$BTH_M = \max_{[1,n]} BTH_i. \quad (3.6)$$

Los valores máximos de todas las escalas de brillos extraídas de la imagen mediante las sustracciones en cascada, se define como:

$$WTH_M^S = \max_{[1,n-1]} WTH_{i-1}^S. \quad (3.7)$$

Los valores máximos de todas las escalas de oscuridad extraídas de la imagen mediante las sustracciones en cascada, se define como:

$$BTH_M^S = \max_{[1,n-1]} BTH_{i-1}^S. \quad (3.8)$$

3.1.4 Etapa final

En la etapa final se obtiene el aumento del contraste de la imagen de la siguiente forma:

$$f_E = f + (WTH_M + WTH_M^S) - (BTH_M + BTH_M^S), \quad (3.9)$$

donde f_E es la imagen resultante con mejora de contraste.

3.2 Algoritmo propuesto

El algoritmo propuesto es una variación del algoritmo MMCE. Éste realiza la extracción de las características en escalas múltiples de brillo y oscuridad, de una imagen en escala de grises y de una imagen en color, utilizando la transformada de top-hat.

3.2.1 Diferencia entre algoritmo propuesto y el algoritmo MMCE

La diferencia entre el algoritmo propuesto y el algoritmo MMCE radica en la segunda etapa. La principal diferencia radica en el cálculo de las sustracciones de las escalas obtenidas mediante la transformada de top-hat. O sea, la ecuación 3.3 se reemplazó con la ecuación 3.10 y la ecuación 3.4 se reemplazó con la ecuación 3.11. Las primera, tercera y la etapa final del algoritmo propuesto es idéntico al algoritmo MMCE.

3.2.2 Segunda etapa

En esta etapa se incluyen las modificaciones propuestas en este trabajo. En la segunda etapa se obtienen las sustracciones de las múltiples escalas de las regiones brillantes de la siguiente forma [MRLAVN16]:

$$WTH_{i-1}^S = \begin{cases} WTH_i - WTH_{i-1}, & \text{para } i = 2 \\ WTH_i - WTH_{i-2}^S, & \text{para } i > 2 \end{cases} \quad (3.10)$$

donde WTH_{i-1}^S son las $(i - 1)$ -diferencias en cascada de las escalas de brillo obtenidos de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de diferencias de las regiones brillantes de la imagen de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$\begin{aligned}
WTH_1^S &= WTH_2 - WTH_1, \\
WTH_2^S &= WTH_3 - WTH_1^S, \\
WTH_3^S &= WTH_4 - WTH_2^S, \\
&\dots \\
WTH_{n-1}^S &= WTH_n - WTH_{n-2}^S.
\end{aligned}$$

Análogamente se obtienen las sustracciones de las regiones oscuras en múltiples escalas de la siguiente forma [MRLAVN16]:

$$BTH_{i-1}^S = \begin{cases} BTH_i - BTH_{i-1}, & \text{para } i = 2 \\ BTH_i - BTH_{i-2}^S, & \text{para } i > 2 \end{cases} \quad (3.11)$$

donde BTH_{i-1}^S son las $(i - 1)$ -diferencias en cascada de las escalas de oscuridad obtenidos de la imagen.

A continuación, las múltiples escalas de diferencias de las regiones oscuras de la imagen de 1 a n se pueden expresar como sigue:

$$\begin{aligned}
BTH_1^S &= BTH_2 - BTH_1, \\
BTH_2^S &= BTH_3 - BTH_1^S, \\
BTH_3^S &= BTH_4 - BTH_2^S, \\
&\dots \\
BTH_{n-1}^S &= BTH_n - BTH_{n-2}^S.
\end{aligned}$$

En la Figura 3.3 se muestra el esquema del algoritmo propuesto en este trabajo.

3.3 Visualización de los resultados de los algoritmos multiescalas

Para las pruebas se utilizaron el elemento estructurante inicial g_1 cuadrado plano de 3×3 y el número de iteraciones $n = 7$. Estos valores se utilizaron en la implementación del algoritmo MMCE [BZX12].

En la Figura 3.4 se muestran (a) la imagen original *209021* en escala de grises, (b) la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE y (c) la imagen

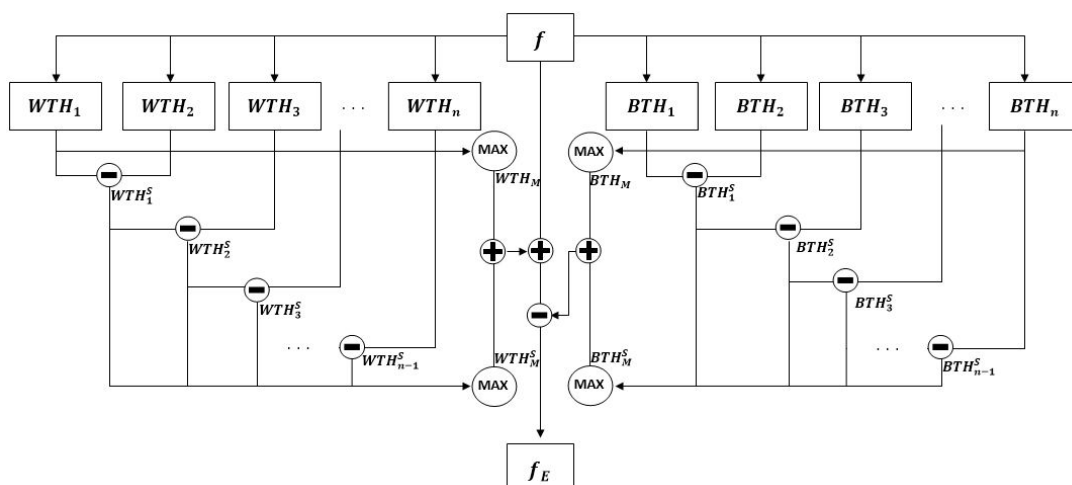


Figura 3.3: Esquema del algoritmo propuesto.

en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto.



(a) Imagen 209021 en escala de grises. (b) Imagen mejorada con el algoritmo MMCE. (c) Imagen mejorada con el algoritmo propuesto.

Figura 3.4: Visualización de mejora de contraste en la imagen en escala de grises obtenidos con los algoritmos multiescalas.

La imagen mejorada con el algoritmo propuesto presenta un realce del contraste y mayor definición en los detalles respecto de la imagen original.

En la Figura 3.5 se muestra (a) el histograma de la imagen original 209021 en escala de grises, (b) el histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE y (c) el histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto. El histograma de la imagen mejorada con el algoritmo propuesto es más uniforme que el histograma de la imagen mejorada con el algoritmo MMCE.

En la Figura 3.6 se muestran (a) la imagen original 209021 en color, (b) la imagen en color con mejora de contraste obtenida por el algoritmo MMCE y (c) la imagen en color con mejora de contraste obtenida por el algoritmo propuesto. Los resultados visuales se obtuvieron aplicando la morfología matemática en color, utilizando el espacio de color RGB con el ordenamiento JLVN, en los algoritmos

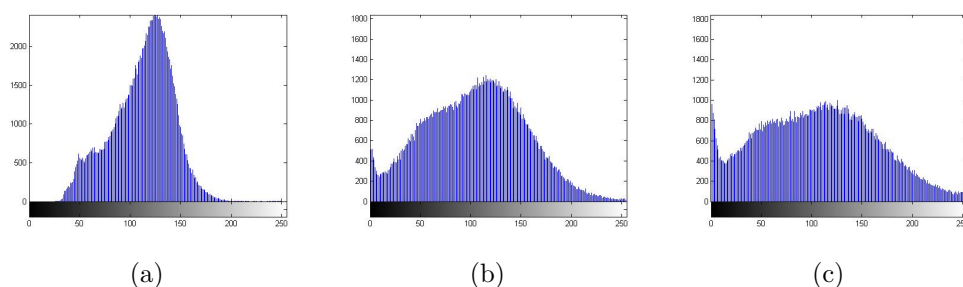


Figura 3.5: (a) Histograma de la imagen original *209021* en escala de grises, (b) histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto.

multiescalas.



(a) Imagen original *209021* en color (b) Imagen en color obtenida por el algoritmo MMCE (c) Imagen en color obtenida por el algoritmo propuesto

Figura 3.6: Mejora de contraste de la imagen original *209021* en color.

La imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto, presenta un realce en el contraste, mayor colorido y riqueza en los detalles.

En la Figura 3.7 se muestran los histogramas del canal R donde (a) es el histograma de canal R de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

En la Figura 3.8 se muestran los histogramas del canal G donde (a) es el histograma de canal G de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

En la Figura 3.9 se muestran los histogramas del canal B donde (a) es el histograma de canal B de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

Los histogramas de los componentes de la imagen en color obtenidos por el algoritmo propuesto presenta más uniformidad, con respecto a los histogramas

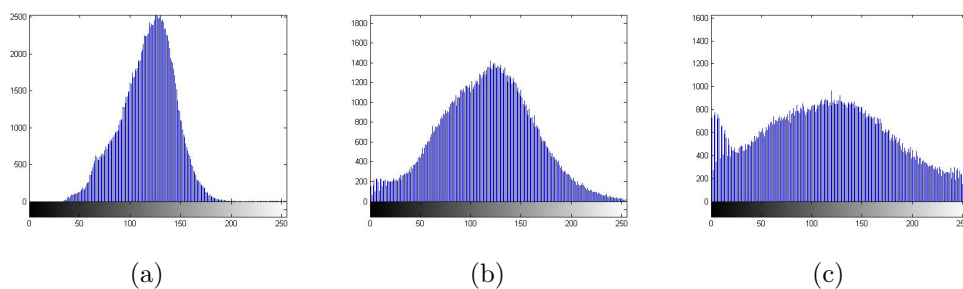


Figura 3.7: Histogramas del canal R de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal R de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal R de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

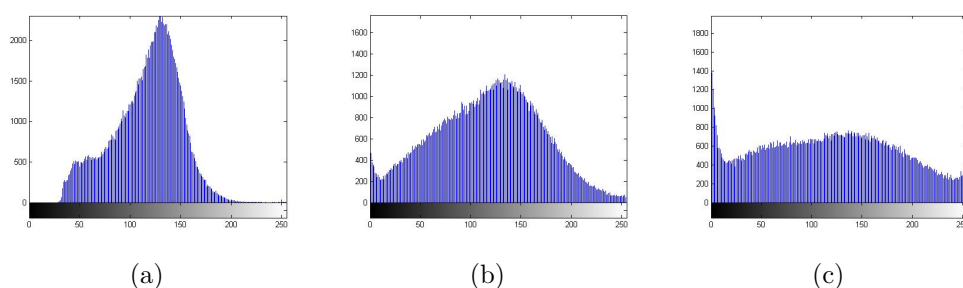


Figura 3.8: Histogramas del canal G de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal G de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal G de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

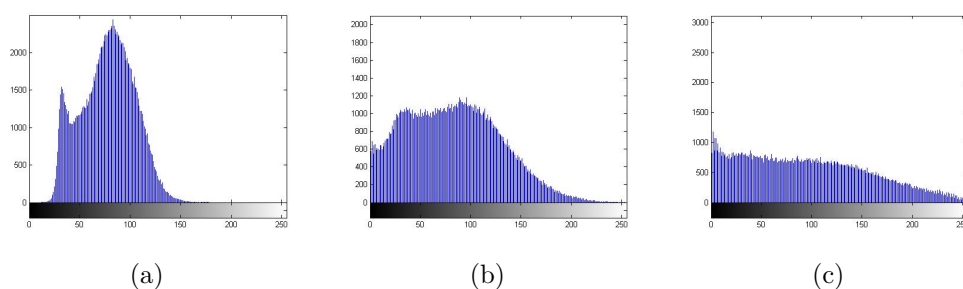


Figura 3.9: Histogramas del canal B de las imágenes en color. Donde (a) es el histograma de canal B de la imagen original *209021* en color, (b) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo MMCE y (c) histograma de canal B de la imagen en color mejorada con el algoritmo propuesto.

de los componentes de la imagen en color obtenidos por el algoritmo MMCE.

3.4 Resumen

Este capítulo presentó un nuevo algoritmo de mejora de contraste utilizando la morfología matemática multiescala; en el mismo se detalla cada uno de los pasos llevados a cabo para lograr la mejora del contraste para las imágenes. En el siguiente capítulo veremos los resultados experimentales obtenidos de comparar el algoritmo propuesto con otros algoritmos de mejora de contraste.

Capítulo 4

RESULTADOS

En este apartado se exponen los resultados experimentales para las imágenes en escala de grises y las imágenes en color, además de las métricas de mejora del contraste utilizados para medir la calidad de la imagen resultante. La cuantificación de la mejora del contraste es difícil, no existe una medida específica que mide el rendimiento del algoritmo de mejora [GR84, WWCX03].

Para la comparación se utilizan algoritmos de mejora de contraste que modifican el histograma, los cuales son *Histogram Equalization* (HE) [HWW06] que realiza una mejora global, *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) [Zui94] que realiza una mejora local. También se comparó con el algoritmo MMCE que utiliza la transformada de top-hat en escalas múltiples. Los algoritmos HE y CLAHE fueron seleccionados para la comparación porque se utilizaron en la propuesta de Bai. et. al. [BZX12]. Y se comparó con el algoritmo MMCE porque fue el que modificamos en este trabajo.

Para el experimento se utilizaron 200 diferentes imágenes en color de una base de datos pública [AFM07]. El tamaño de las imágenes en color son de 481×321 y de 321×481 . Los algoritmos propuesto y MMCE se ejecutaron en un ordenador que posee un procesador Intel Core i5-4570 de doble núcleo con una velocidad de 3.20GHz, una memoria RAM de 8GB, un disco duro de 1TB. El sistema operativo del ordenador es Windows 8.1 pro de 64 bits.

4.1 Experimento 1 - Imágenes en escala de grises

En este apartado se muestra el experimento realizado con imágenes en escala de grises. Para validar las mejoras en la imagen se utilizaron dos métricas; una que evalúa la mejora del contraste global y otra que evalúa la mejora del contraste local.

4.1.1 Métricas de evaluación

La métrica *Contrast* (C)[MKG90] se utilizó para cuantificar el contraste global de las imágenes en escala de grises, se define como:

$$C(f) = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - E(f))^2 \times P(j)}, \quad (4.1)$$

donde j representa el valor del píxel (u, v) de la imagen f , L son los niveles de grises, $E(f)$ representa la intensidad media de la imagen y $P(j)$ es la probabilidad de ocurrencia del valor j . El valor $C(f_E)$ de la imagen resultante debe ser mayor al valor $C(f)$ de la imagen original para suponer mejora.

La métrica adoptada para evaluar la mejora del contraste local de la imagen en escala de grises se denomina *Contrast Improvement Ratio* (CIR).

El contraste local se define como la diferencia de los valores medios en dos ventanas rectangulares centradas en un píxel [GR84]. Específicamente, el contraste local $\omega(u, v)$ se define como:

$$\omega(u, v) = \frac{|\rho - \iota|}{|\rho + \iota|}, \quad (4.2)$$

donde ρ y ι son los valores de los niveles de grises del píxel central y la media del los vecinos dentro de una ventana de 3×3 . Da la medida de contraste en el rango $[0,1]$.

El CIR se define como la relación de la imagen mejorada y la imagen original dentro de la región de interés f , es decir [WWCX03]:

$$CIR(f, f_E) = \frac{\sum_{(u,v) \in D} |\omega(u, v) - \tilde{\omega}(u, v)|^2}{\sum_{(u,v) \in D} \omega(u, v)^2}, \quad (4.3)$$

donde ω y $\tilde{\omega}$ son los valores de contraste locales de las imágenes original y realizada, respectivamente. En nuestros experimentos, asumimos que f es toda la imagen y D es todo su dominio.

4.1.2 Resultados experimentales

Las 200 imágenes en color se convirtieron en imágenes en escala de grises de 8 bits utilizando el framework ImageJ [SRE12]. Dentro del experimento los valores para los algoritmos HE y CLAHE fueron por defecto. Las pruebas con estos algoritmos se realizaron con el programa MATLAB [Zui94]. Los algoritmos MMCE y el propuesto fueron implementados con el framework ImageJ [SRE12], los parámetros de

entrada fueron la imagen original en escala de grises f , el número de iteraciones $n = 7$ y el elemento estructurante inicial g_1 cuadrado de 3×3 .

En la Figura 4.1 se muestra (a) la imagen original *164046*, (b) la imagen mejorada con el algoritmo HE, (c) la imagen mejorada con el algoritmo CLAHE, (d) la imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (e) la imagen mejorada con el algoritmo propuesto. Los algoritmos HE, CLAHE, MMCE y el propuesto mejoran el contraste de las imágenes en escala de grises. El aporte de la mejora numérica del algoritmo propuesto se puede notar en las evaluaciones de las imágenes realizadas con las métricas utilizadas.

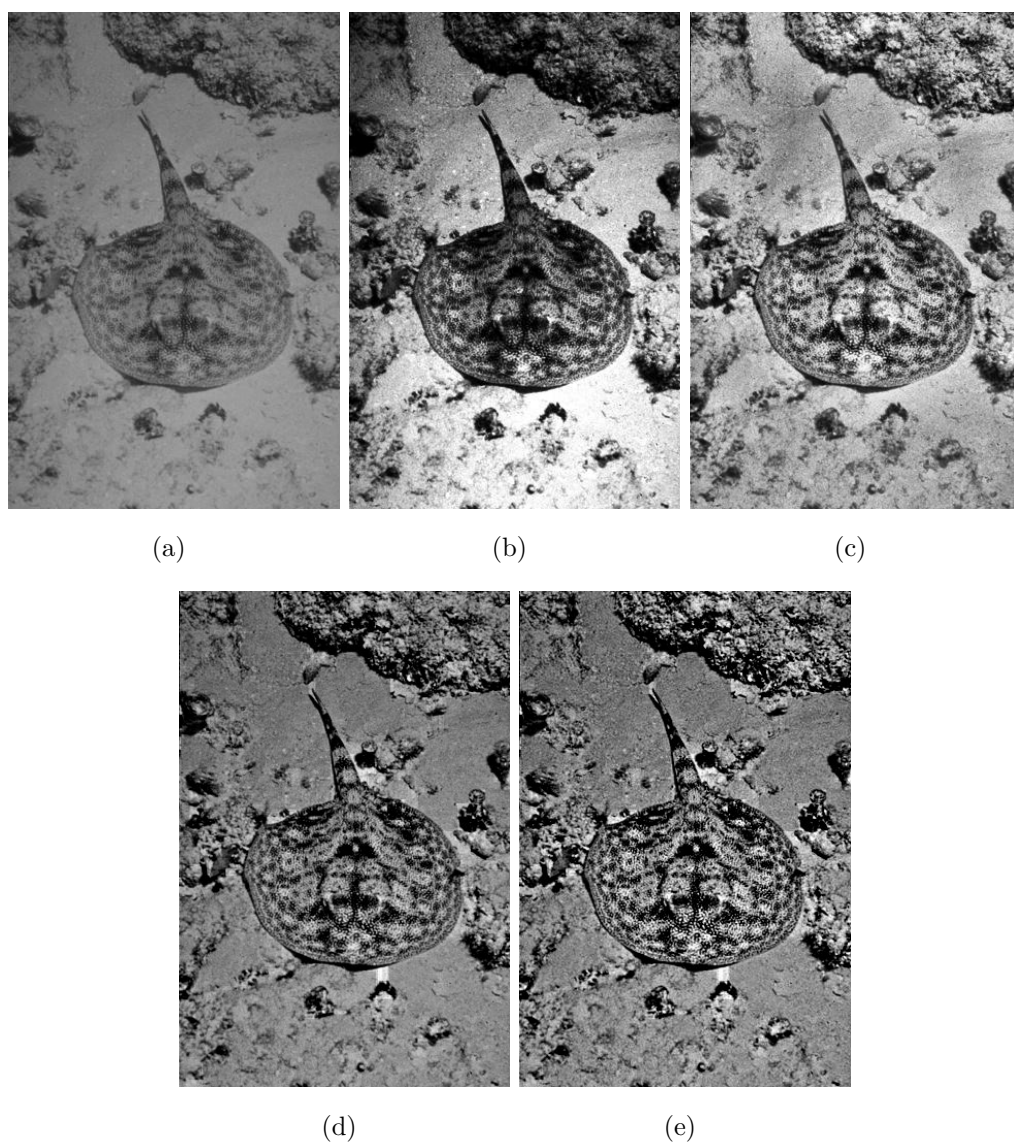


Figura 4.1: (a) Imagen original *164046* en escala de grises, (b) imagen mejorada con el algoritmo HE, (c) imagen mejorada con el algoritmo CLAHE, (d) imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (e) imagen mejorada con el algoritmo propuesto.

En las Figuras 4.2, 4.3 se muestran el zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE y el zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto. La diferencia visual entre las figuras es que la imagen mejorada con el algoritmo propuesto presenta una mejor diferenciación de los detalles oscuros y claros de la imagen.

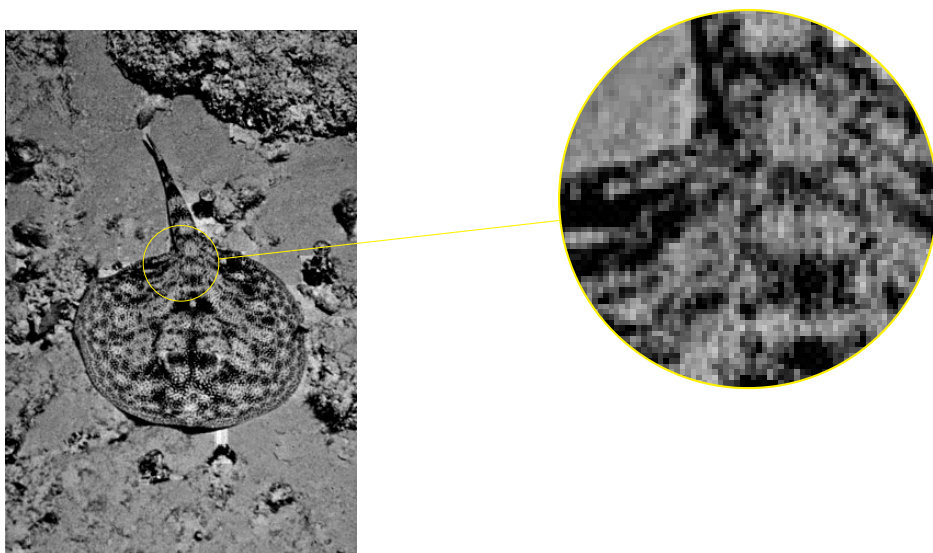


Figura 4.2: Zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo MMCE.

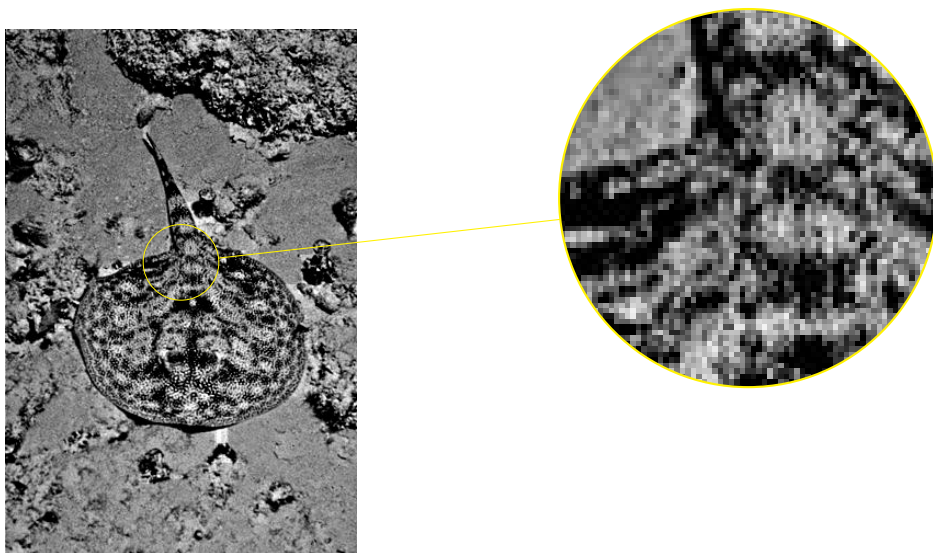


Figura 4.3: Zoom de la imagen en escala de grises mejorada con el algoritmo propuesto.

En la Tabla 4.1 se puede observar la cuantificación de la mejora de contraste de acuerdo con las métricas C y CIR para imágenes en escala de grises. Además

se muestran las desviaciones típicas σ de los algoritmos. La imagen original f tiene $C = 50,856$ y $\sigma = \pm 13,913$.

Tabla 4.1: Promedio de las 200 imágenes con mejora de contraste de acuerdo con las métricas C y CIR para imágenes en escala de grises.

Mét.	HE	$\sigma(\pm)$	CLAHE	$\sigma(\pm)$	MMCE	$\sigma(\pm)$	Prop.	$\sigma(\pm)$
C	74,919	1,029	62,458	8,059	70,462	14,023	76,124	13,706
CIR	5,117	5,490	2,106	1,626	14,011	7,088	22,066	12,304

En la Tabla 4.2 se puede observar los promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica C para las imágenes en escala de grises. Además se muestran las desviaciones típicas $\sigma(\pm)$ de los algoritmos para la métrica C por cada iteración y los porcentajes de mejoras con respecto a la imagen original. La imagen original f tiene $C = 50,856$ y $\sigma = \pm 13,913$.

Tabla 4.2: Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica C para las imágenes en escala de grises

Iter. (n)	MMCE			Propuesta			% de ganancia
	C	$\sigma(\pm)$	%	C	$\sigma(\pm)$	%	
1	56,758	13,649	12,964	56,758	13,649	12,964	0
2	63,984	13,615	29,001	63,984	13,615	29,001	0
3	65,529	13,694	32,292	69,371	13,739	40,944	8,652
4	67,014	13,788	35,435	69,634	13,720	41,373	5,938
5	68,286	13,845	38,123	73,354	13,720	49,592	11,470
6	69,469	13,976	40,587	73,224	13,800	49,104	8,517
7	70,462	14,023	42,655	76,124	13,706	55,512	12,857
Promedio	65,929	13,799	33,008	68,921	13,707	39,784	6,776

En la Tabla 4.3 se puede observar los promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica CIR para las imágenes en escala de grises. Además se muestran las desviaciones típicas $\sigma(\pm)$ de la métrica CIR de los algoritmos.

Tabla 4.3: Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos MMCE y el propuesto, teniendo en cuenta la métrica CIR para las imágenes en escala de grises.

Iter.(n)	MMCE		Propuesta	
	CIR	$\sigma(\pm)$	CIR	$\sigma(\pm)$
1	2,374	0,590	2,374	0,590
2	8,145	2,907	8,145	2,907
3	9,369	3,712	14,611	6,165
4	10,662	4,538	13,730	6,423
5	11,870	5,421	19,035	9,542
6	13,009	6,254	17,352	9,370
7	14,011	7,088	22,066	12,304
Promedio	9,920	4,359	13,902	6,757

En la Tabla 4.4 se puede observar los promedios de los tiempos (t), medidos en milisegundos (ms), de procesamiento de cada imagen en escala de grises para cada iteración. Éstos tiempos son para los algoritmos propuesto y MMCE. Para la medición de los tiempos de ejecución los algoritmos multiescala se ejecutaron 5 veces para las 200 imágenes por cada iteración.

Tabla 4.4: Promedios de los tiempos de procesamiento de las imágenes en escala de grises para cada iteración.

Iter. (n)	MMCE	Propuesta
	t(ms)	t(ms)
1	63	63
2	170	169
3	332	331
4	570	572
5	977	973
6	1458	1465
7	2036	2043

4.1.3 Discusión

En las imágenes en escala de grises con mejora de contraste, visualmente podemos observar que los algoritmos de multiescala distribuyen la intensidad de brillo en forma más homogénea que los algoritmos clásicos.

En promedio para la métrica C, el algoritmo propuesto mejora en un 6,776% las imágenes en escala de grises con respecto al algoritmo MMCE. Además para $n = 7$ supera numéricamente al algoritmo HE y para $n = 2$ supera numéricamente al algoritmo CLAHE. En promedio la desviación típica obtenida por el algoritmo propuesto para la métrica C es menor que la obtenida por el algoritmo MMCE.

Para la métrica CIR, el algoritmo propuesto obtuvo en la 3ra iteración similares resultados al que obtuvo el algoritmo MMCE en la 7ma iteración para las imágenes en escala de grises. Para $n = 2$ el algoritmo propuesto obtuvo mejores resultados que los algoritmos HE y CLAHE. En promedio la desviación típica obtenida por el algoritmo propuesto para la métrica CIR es mayor que la obtenida por el algoritmo MMCE.

Los tiempos de ejecución de los algoritmos multiescala para cada iteración son muy similares. Si el algoritmo propuesto obtiene mejores resultados en menos iteraciones con respecto al algoritmo MMCE, entonces podemos decir que el tiempo de procesamiento de las imágenes en escala de grises de la propuesta es mejor.

El algoritmo propuesto mejora las imágenes en escala de grises local y globalmente. El algoritmo propuesto y el algoritmo MMCE arrojan los mismos resultados para las iteraciones 1 y 2. Para resaltar los mejores resultados numéricos se muestran en negrita. A partir de la 3ra iteración el algoritmo propuesto con respecto al algoritmo MMCE da mejores resultados numéricos para las imágenes en escala de grises.

4.2 Experimento 2 - imágenes en color

A continuación se listan los códigos utilizados para abreviar los nombres de los métodos de ordenamiento que fueron objeto de experimentación:

- TPSA: Se utiliza el ordenamiento total en RGB para ordenar los colores.
- JLVN: Se utiliza el ordenamiento lexicográfico $T \rightarrow R \rightarrow G \rightarrow B$ en RGB para ordenar los colores.
- IHS: Se utiliza el ordenamiento lexicográfico $I \rightarrow H \rightarrow S$ en HSI para ordenar los colores.
- VHS: Se utiliza el ordenamiento lexicográfico $V \rightarrow H \rightarrow S$ en HSV para ordenar los colores.

En el experimento 2 se muestran los resultados obtenidos para las imágenes en color. Para validar las mejoras en la imagen se utilizaron dos métricas. Uno

que evalúa la mejora del contraste global y otro que evalúa la mejora del contraste local.

4.2.1 Métricas de evaluación

La métrica que se utilizó para evaluar la mejora del color global de una imagen se denomina *Color Enhancement Factor*. Esta métrica cuantifica el nivel de la mejora del color de una imagen como se menciona en [SW03], aplicado a la imagen f esta basado en la media y la desviación estándar de dos ejes de una sencilla representación de color contrario con $\gamma = f_1 - f_2$ y $\beta = \frac{1}{2}(f_1 + f_2) - f_3$, donde f_1 representa el canal R , f_2 representa el canal G y f_3 representa el canal B del espacio de color RGB. La ecuación 4.4 representa el nivel del color de la imagen f de la siguiente forma:

$$CM(f) = \sqrt{\sigma_\gamma^2 + \sigma_\beta^2} + 0.3\sqrt{\mu_\gamma^2 + \mu_\beta^2}, \quad (4.4)$$

donde σ_γ y σ_β corresponden a la desviación estándar de γ y β respectivamente. De manera similar, μ_γ y μ_β corresponde a la media respectivamente.

Entonces el *CEF* se calcula por medio del cociente entre los valores de $CM(f_E)$ y $CM(f)$:

$$CEF(f, f_E) = \frac{CM(f_E)}{CM(f)}, \quad (4.5)$$

donde $CM(f_E)$ es el valor obtenido de la imagen contrastada f_E producto de aplicar la ecuación 4.4 y $CM(f)$ representa el resultado de aplicar la ecuación 4.4 a la imagen original f . Si el resultado del cociente es mayor a uno, entonces la métrica de la ecuación 4.5 indica una mejora del color global, de lo contrario no hay una mejora.

En el experimento anterior *CIR* se adopto para evaluar la mejora del contraste local de las imágenes en escala de grises. Para su aplicación en imágenes en color se realiza promediando el *CIR* de los canales RGB de la imagen. Es decir:

$$CIR_{RGB}(f, f_E) = \frac{CIR_R + CIR_G + CIR_B}{3}. \quad (4.6)$$

4.2.2 Resultados experimentales

Para de los algoritmos HE y CLAHE se aplicaron a las imágenes en color de manera marginal. Estos algoritmos fueron implementados en MATLAB [Zui94]. Los algoritmos MMCE y el propuesto fueron implementados en con framework

ImageJ [SRE12]. Los parámetros de entrada fueron la imagen original en color f , el número de iteraciones $n = 7$ y el elemento estructurante inicial g cuadrado de 3×3 .

En la Figura 4.4 se muestran (a) la imagen original 49024 en color, (b) la imagen mejorada con el algoritmo HE, (c) la imagen mejorada con el algoritmo CLAHE, (d) la imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (e) la imagen mejorada con el algoritmo propuesto.



Figura 4.4: (a) Imagen 49024 en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo HE de manera marginal, (c) imagen mejorada con el algoritmo CLAHE de manera marginal, (d) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden JLVN y (e) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden JLVN.

En la Tabla 4.5 se puede observar los promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CEF y los ordenamientos para las imágenes en color.

Tabla 4.5: Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CEF

Iter. (n)	MMCE				Propuesta			
	JLVN	TPSA	IHS	VHS	JLVN	TPSA	IHS	VHS
	CEF	CEF	CEF	CEF	CEF	CEF	CEF	CEF
1	1,019	1,019	1,046	1,031	1,019	1,019	1,046	1,031
2	1,065	1,065	1,101	1,085	1,065	1,065	1,101	1,085
3	1,112	1,111	1,157	1,139	1,255	1,252	1,344	1,311
4	1,158	1,155	1,208	1,192	1,335	1,330	1,430	1,401
5	1,198	1,191	1,250	1,237	1,402	1,388	1,495	1,472
6	1,235	1,225	1,288	1,279	1,464	1,448	1,557	1,543
7	1,268	1,257	1,321	1,315	1,512	1,496	1,605	1,593
Promedio	1,151	1,146	1,196	1,183	1,293	1,285	1,368	1,348

En la Figura 4.5 se muestran (a) la imagen original *164046* en color, (c) la imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (d) la imagen mejorada con el algoritmo propuesto.

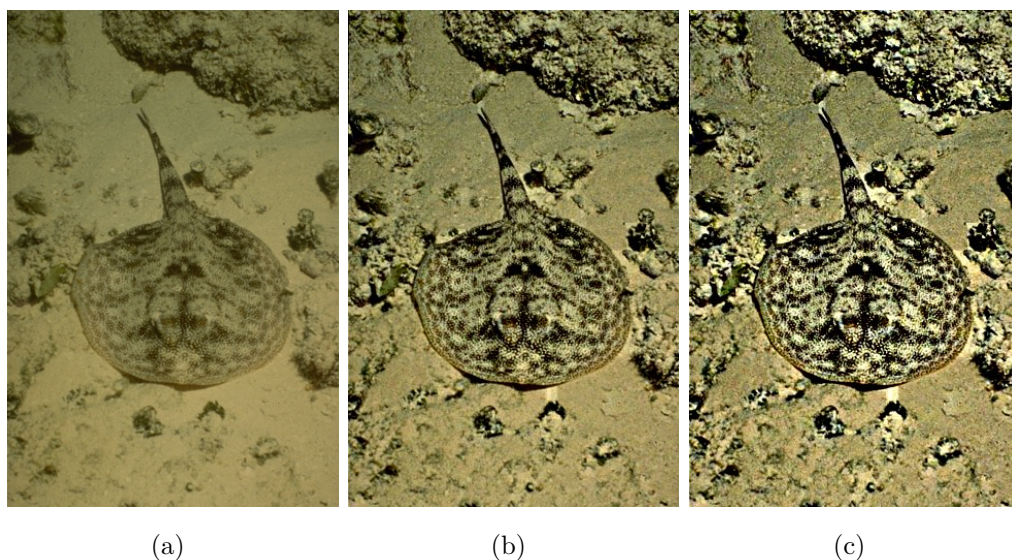


Figura 4.5: (a) Imagen *164046* en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden TPSA y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden TPSA.

En la Tabla 4.6 se puede observar los promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CIR y los ordenamientos para las imágenes en color.

Tabla 4.6: Promedios obtenidos por cada iteración de los algoritmos propuesto y MMCE, teniendo en cuenta la métrica CIR

Iter. (n)	MMCE				Propuesta			
	JLVN	TPSA	IHS	VHS	JLVN	TPSA	IHS	VHS
	CIR	CIR	CIR	CIR	CIR	CIR	CIR	CIR
1	2,082	2,086	1,784	2,337	2,082	2,086	1,784	2,337
2	4,299	4,302	3,711	4,691	4,299	4,302	3,711	4,691
3	6,259	6,255	5,454	6,726	15,929	15,916	13,744	16,826
4	7,917	7,904	6,919	8,450	18,806	18,771	16,346	19,785
5	9,379	9,358	8,203	9,958	20,965	20,914	18,318	21,986
6	10,626	10,599	9,296	11,233	22,659	22,610	19,885	23,688
7	11,742	11,709	10,269	12,346	24,084	24,027	21,162	25,076
Promedio	7,472	7,459	6,520	7,963	15,546	15,518	13,564	16,341

En la Tabla 4.7 se puede observar la cuantificación de la mejora de contraste de acuerdo con las métricas CEF, CIR de los mejores resultados obtenidos para imágenes en color. Además se muestran las desviaciones típicas σ de los algoritmos. El algoritmo propuesto obtuvo mejores resultados para la métrica CEF con los valores $n = 7$ y el método de ordenamiento IHS, para la métrica CIR con los valores $n = 7$ y el método de ordenamiento VHS. El algoritmo MMCE obtuvo mejores resultados para la métrica CEF y CIR con los valores $n = 7$ y el método de ordenamiento VHS.

Tabla 4.7: Promedio de las 200 imágenes en color con mejora de contraste de acuerdo con las métricas CEF y CIR.

Mét.	HE	$\sigma(\pm)$	CLAHE	$\sigma(\pm)$	MMCE	$\sigma(\pm)$	Propuesta	$\sigma(\pm)$
CEF	1,426	2,186	1,0489	1,110	1,315	0,424	1,605	0,773
CIR	5,151	5,941	2,381	1,935	12,346	6,479	25,076	16,797

En la Figura 4.6 se muestran (a) la imagen original *268074* en color, (c) la imagen mejorada con el algoritmo MMCE y (d) la imagen mejorada con el algoritmo propuesto.

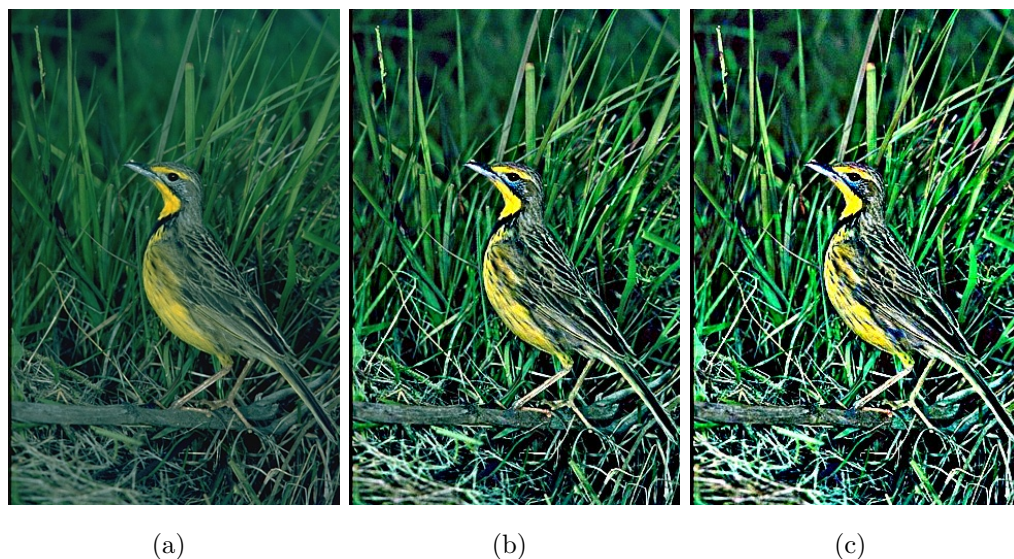


Figura 4.6: (a) Imagen 268074 en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden IHS y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden IHS.

En la Tabla 4.8 se puede observar los porcentajes de las 200 imágenes en color mejoradas con los algoritmos multiescalas, teniendo en cuenta la métrica CEF y los métodos de ordenamientos. El método de ordenamiento VHS, para este experimento, dio mejores resultados en cuanto el porcentaje de cantidad de imágenes mejoradas. El algoritmo HE mejoró las imágenes en color en un 45,5% y el algoritmo CLAHE en un 33%.

Tabla 4.8: Porcentajes de cantidad de las 200 imágenes en color mejoradas con los algoritmos multiescalas, teniendo en cuenta la métrica CEF y los métodos de ordenamientos.

Iter. (n)	JLVN		TPSA		IHS		VHS	
	MMCE	Prop.	MMCE	Prop.	MMCE	Prop.	MMCE	Prop.
	%	%	%	%	%	%	%	%
1	53	53	53	53	78,5	78,5	62	62
2	77,5	77,5	77	77	89	89	87	87
3	84,5	91	86	92,5	93	99	96,5	99,5
4	91,5	95,5	92,5	96	96	99,5	99	100
5	94	96,5	95	97,5	97	99,5	99,5	100
6	95	97,5	96	98	97,5	99,5	99,5	100
7	96,5	98	97	98,5	97,5	99,5	100	100

En la Figura 4.7 se muestran (a) la imagen 70090 en color, (c) la imagen

mejorada con el algoritmo MMCE y (d) la imagen mejorada con el algoritmo propuesto.

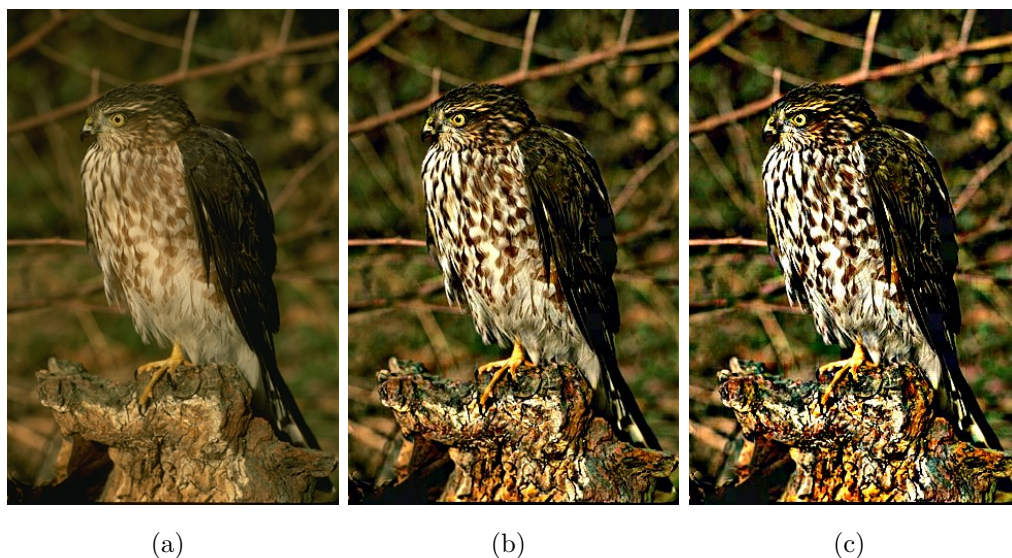


Figura 4.7: (a)Imagen 70090 en color, (b) imagen mejorada con el algoritmo MMCE con orden VHS y (c) imagen mejorada con el algoritmo propuesto con orden VHS.

En las Figuras 4.8 y 4.9 se muestran el zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo MMCE y el zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo propuesto. La diferencia visual que se puede notar es que la imagen obtenida con el algoritmo propuesto realiza una mejor diferenciación de los colores de las plumas.

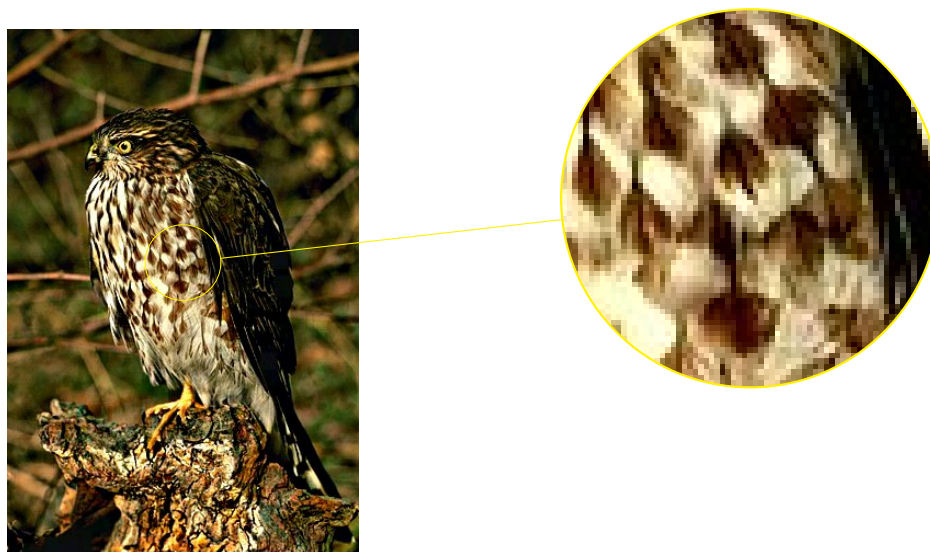


Figura 4.8: Zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo MMCE.

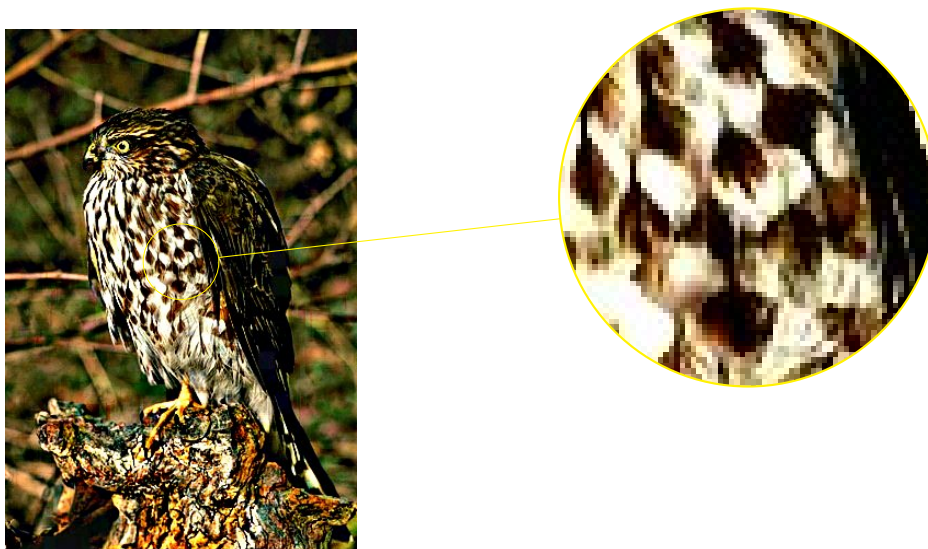


Figura 4.9: Zoom de la imagen en color obtenido por el algoritmo propuesto.

En la Tabla 4.9 se puede observar los promedios de los tiempos (t), medidos en milisegundos (ms), de procesamiento de cada imagen en color para cada iteración. Estos tiempos son para los algoritmos propuesto y MMCE. Para la medición de los tiempos de ejecución los algoritmos multiescala se ejecutaron 5 veces para las 200 imágenes en color por cada iteración.

Tabla 4.9: Promedios de los tiempos de procesamiento de las imágenes en color para cada iteración.

Iter. (n)	MMCE	Propuesta
	t(ms)	t(ms)
1	737	729
2	2057	2046
3	3249	3220
4	4519	4517
5	6088	6109
6	7819	7865
7	9946	10021

4.2.3 Discusión

Los resultados visuales muestran que la propuesta mejora el contraste de las imágenes en color.

Para la métrica CEF y,

- para $n = 7$ y el orden JLVN, la propuesta mejoro las imágenes en color en un 51,2%, el algoritmo MMCE en un 26,8%, el algoritmo HE en un 42,6% y el algoritmo CLAHE en un 4,9%.
- para $n = 7$ y el orden TPSA, la propuesta mejoro las imágenes en color en un 49,6% y el algoritmo MMCE en un 25,7%.
- para $n = 7$ y el orden IHS, la propuesta mejoro las imágenes en color en un 60,5% y el algoritmo MMCE en un 32,1%.
- para $n = 7$ y el orden VHS, la propuesta mejoro las imágenes en color en un 59,3% y el algoritmo MMCE en un 31,5%.

Para la métrica CIR y para el orden JLVN, la propuesta en la 3ra iteración supera los resultados obtenidos por el algoritmo MMCE en la 7ma iteración. Y en la 3ra iteración supera numéricamente a los algoritmos HE y CLAHE. En general, para los demás ordenamientos, el algoritmo propuesto supera en la 3ra iteración los resultados numéricos obtenidos por el algoritmo MMCE en la 7ma iteración.

Los tiempos de ejecución de los algoritmos, propuesto y MMCE, para cada iteración son muy similares. Pero el algoritmo propuesto obtiene mejores resultados en menos iteraciones con respecto al algoritmo MMCE.

El algoritmo propuesto mejora las imágenes en color local y globalmente. Los algoritmos propuesto y MMCE, arrojan los mismos resultados para las primera y segunda iteraciones. A partir de la 3ra iteración el algoritmo propuesto con respecto al algoritmo MMCE da mejores resultados numéricos para las imágenes en color. Para resaltar los mejores resultados numéricos se muestran en **negrita**.

En el siguiente capítulo realizaremos una breve conclusión de todo el trabajo realizado.

Capítulo 5

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este trabajo se presentó un algoritmo que utiliza la morfología matemática multiescala, para mejorar el contraste de una imagen en escala de grises e imágenes en color. Este algoritmo es una variación de la propuesta hecha por Bai et. al. [BZX12] denominado *Multiscale Morphological Contrast Enhancement* (MMCE). La principal diferencia del algoritmo propuesto y MMCE radica en el cálculo de las sustracciones de las múltiples escalas de top-hat obtenidas.

El algoritmo propuesto y el algoritmo MMCE se implementaron para imágenes en escala de grises e imágenes en color. La implementación de los algoritmos multiescalas para imágenes en color se realizó mediante la extensión de la morfología matemática para imágenes en color. Ésta extensión se realizó a través de la adopción de métodos de ordenamientos en los espacios de color RGB, HSI y HSV.

El algoritmo propuesto se comparó con otros algoritmos que mejoran el contraste de las imágenes en escala de grises e imágenes en color, los cuales fueron *Histogram Equalization* (HE), *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) y MMCE.

La evaluación de la mejora en imágenes en escala de grises se realizó utilizando las métricas *Contrast* (C), que evalúa la mejora del contraste global, y *Contrast Improvement Ratio* (CIR), que evalúa la mejora del contraste local. Los algoritmos propuesto, HE, CLAHE y MMCE, mejoran el 100% de las imágenes en escala de grises, pero la propuesta consigue mejores resultados numéricos en las métricas.

La evaluación de la mejora de las imágenes en color se realizó utilizando las métricas *Color Enhancement Factor* (CEF), que evalúa la mejora del color, y CIR. Con la métrica CEF, el algoritmo propuesto mejoró, mediante el método de

ordenamiento lexicográfico $V \rightarrow H \rightarrow S$, en un 100% las imágenes en color a partir de la 4ta iteración. El algoritmo MMCE mejoró, mediante el método de ordenamiento lexicográfico $V \rightarrow H \rightarrow S$, en un 100% las imágenes en color a partir de la 7ta iteración. El algoritmo HE mejoró las imágenes en color en un 45,5% y el algoritmo CLAHE en un 33%. En la métrica CIR, el algoritmo propuesto obtiene mejores resultados a partir de la 3ra iteración.

Los tiempos de ejecución de los algoritmos propuesto y MMCE son similares, pero el algoritmo propuesto obtiene, en la 3ra o 4ta iteración, resultados numéricos que el algoritmo MMCE obtiene en la 6ta o 7ma iteración.

La propuesta obtiene mejoras en las imágenes en escala de grises e imágenes en color, constituyéndose por lo tanto en una buena alternativa para realizar mejoras a imágenes con bajo contraste, tanto para imágenes en escala de grises como para imágenes en color.

5.1 Trabajos futuros

Con base en los resultados obtenidos, se presentan a continuación algunos trabajos futuros que han sido identificados.

- Aplicar el algoritmo propuesto en otros tipos de imágenes, como las médicas, satelitales, astronómicas, infrarrojas, entre otros.
- Utilizar el algoritmo propuesto como un proceso previo de otras aplicaciones, como la segmentación de imágenes, fusión de imágenes, detección de objetos, entre otros.
- Determinar el mejor ordenamiento y el mejor espacio de color para la mejora de imágenes en color, mediante pruebas exhaustivas con diferentes ordenamientos del estado del arte.
- Determinar el elemento estructurante ideal para la mejora del contraste de imágenes, mediante pruebas exhaustivas con diferentes tipos de elementos estructurantes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [AFM07] Pablo Arbelaez, Charless Fowlkes, and David Martin. The berkeley segmentation dataset and benchmark. *see <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds>*, 2007.
- [APG01] Sos S Aghaian, Karen Panetta, and Artyom M Grigoryan. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(3):367–382, 2001.
- [BB16] Wilhelm Burger and Mark J Burge. *Digital image processing: an algorithmic introduction using Java*. Springer, 2016.
- [BP97] Giuseppe Boccignone and Antonio Picariello. Multiscale contrast enhancement of medical images. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1997. ICASSP-97., 1997 IEEE International Conference on*, volume 4, pages 2789–2792. IEEE, 1997.
- [BZX12] Xiangzhi Bai, Fugen Zhou, and Bindang Xue. Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Optics & Laser Technology*, 44(2):328–336, 2012.
- [CK97] Young Sik Choi and Raghu Krishnapuram. A robust approach to image enhancement based on fuzzy logic. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(6):808–825, 1997.
- [DCC06] Ishita De, Bhabatosh Chanda, and Buddhajyoti Chattopadhyay. Enhancing effective depth-of-field by image fusion using mathematical morphology. *Image and Vision Computing*, 24(12):1278–1287, 2006.
- [GA04] Artyom M Grigoryan and Sos S Aghaian. Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 130:165–242, 2004.
- [GAA00] Hayit Greenspan, Charles H Anderson, and Sofia Akber. Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(6):1035–1048, 2000.

- [GMG11] Rajesh Garg, Bhawna Mittal, and Sheetal Garg. Histogram equalization techniques for image enhancement. *Int. J. Electron. Commun. Technol*, 2:107–111, 2011.
- [GR84] Richard Gordon and Rangaraj M Rangayyan. Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods. *Applied optics*, 23(4):560–564, 1984.
- [GW07] Rafael C Gonzalez and Richard E Woods. Image processing. *Digital image processing*, 2, 2007.
- [HWW06] Kai-Qi Huang, Qiao Wang, and Zhen-Yang Wu. Natural color image enhancement and evaluation algorithm based on human visual system. *Computer Vision and Image Understanding*, 103(1):52–63, 2006.
- [JWR04] Andrei C Jalba, Michael HF Wilkinson, and Jos BTM Roerdink. Morphological hat-transform scale spaces and their use in pattern classification. *Pattern Recognition*, 37(5):901–915, 2004.
- [MC00] Susanta Mukhopadhyay and Bhabatosh Chanda. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement. *Signal Processing*, 80(4):685–696, 2000.
- [MKG90] Bernard Moulden, Fred Kingdom, and Linda F Gatley. The standard deviation of luminance as a metric for contrast in random-dot images. *Perception*, 19(1):79–101, 1990.
- [MRLAVN16] Julio César Mello Román, Horacio Legal-Ayala, and José Luis Vázquez Noguera. Image color contrast enhancement using multiscale morphology. see http://www.epacis.net/ccis2016/papers/paper_101.pdf, 2016.
- [MSL⁺08] Arianna Mencattini, Marcello Salmeri, Roberto Lojacono, Manuela Frigerio, and Federica Caselli. Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 57(7):1422–1430, 2008.
- [NASF14] José Luis Vázquez Noguera, Horacio Legal Ayala, Christian E Schaerer, and Jacques Facon. A color morphological ordering method based on additive and subtractive spaces. In *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on*, pages 674–678, 2014.

- [OZ02] Francisco Gabriel Ortiz Zamora. *Procesamiento morfológico de imágenes en color: aplicación a la reconstrucción geodésica*. see <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/10053>, 2002.
- [Ser82] Jean Serra. *Image analysis and mathematical morphology, v. 1*. Academic press, 1982.
- [Ser88] J Serra. *Image analysis and mathematical morphology: Theoretical advances, image analysis and mathematical morphology*, 1988.
- [SH12] Stephen J Sangwine and Robin EN Horne. *The colour image processing handbook*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [Soi13] Pierre Soille. *Morphological image analysis: principles and applications*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [SRE12] Caroline A Schneider, Wayne S Rasband, and Kevin W Eliceiri. Nih image to imagej: 25 years of image analysis. *Nature methods*, 9(7):671, 2012.
- [SRR05] Tomklav StojiC, Irini Reljin, and Branimir Reljin. Local contrast enhancement in digital mammography by using mathematical morphology. In *Signals, Circuits and Systems, 2005. ISSCS 2005. International Symposium on*, volume 2, pages 609–612, 2005.
- [SW03] Sabine E Susstrunk and Stefan Winkler. Color image quality on the internet. In *Electronic Imaging 2004*, pages 118–131. International Society for Optics and Photonics, 2003.
- [TKL⁺09] Phan TH Truc, Md AU Khan, Young-Koo Lee, Sungyoung Lee, and Tae-Seong Kim. Vessel enhancement filter using directional filter bank. *Computer Vision and Image Understanding*, 113(1):101–112, 2009.
- [TPSA06] MC Tobar, C Platero, J Sanguino, and G Asensio. Estudio comparativo de órdenes en los espacios de color para su aplicación en morfología matemática. *XXVII Jornadas de Automática, Almería*, 2006.
- [WS07] Yi Wan and Dongbin Shi. Joint exact histogram specification and image enhancement through the wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(9):2245–2250, 2007.

- [WWCX03] Yu-Ping Wang, Qiang Wu, Kenneth R Castleman, and Zixiang Xiong. Chromosome image enhancement using multiscale differential operators. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(5):685–693, 2003.
- [YH97] Guang-Zhong Yang and David M Hansell. Ct image enhancement with wavelet analysis for the detection of small airways disease. *IEEE Transactions on medical imaging*, 16(6):953–961, 1997.
- [YLL⁺08] Chen Yang, Laijun Lu, Heping Lin, Renchu Guan, Xiaohu Shi, and Yanchun Liang. A fuzzy-statistics-based principal component analysis (fs-pca) method for multispectral image enhancement and display. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(11):3937–3947, 2008.
- [Zui94] Karel Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics gems IV*, pages 474–485. Academic Press Professional, Inc., 1994.

APENDICE A

Resultados extendidos

Los resultados de este apartado son los promedios de los tiempos de ejecución, de los algoritmos *Histogram Equalization* (HE), *Multiscale Morphological Contrast Enhancement* (MMCE) y el algoritmo propuesto, para las 200 imágenes en escala de grises. Los algoritmos se implementaron con el framework ImageJ y se hizo ejecutar 5 veces los experimentos. En la Tabla A.1 se muestran los promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo HE para las imágenes en escala de grises.

Tabla A.1: Promedios de los tiempos de ejecución de algoritmo HE para las imágenes en escala de grises.

Nº de ejecución	t (ms)
1	1,145
2	0,945
3	0,97
4	0,925
5	0,95
Promedio	0.987

En la Tabla A.2 se muestran los promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo MMCE para las imágenes en escala de grises.

Tabla A.2: Promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo MMCE para las imágenes en escala de grises.

Iter. (n)	Nº de ejecuciones para el algoritmo MMCE					Promedios t(ms)
	1	2	3	4	5	
1	64,265	62,625	61,61	62,285	62,295	62,616
2	165,805	171,24	169,655	170,515	170,295	169,502
3	327,975	334,19	334,75	332,045	333,275	332,447
4	564,035	574,15	571,185	573,45	568,735	570,311
5	975,845	972,035	979,205	968,975	986,805	976,573
6	1454,415	1471,145	1449,78	1452,97	1463,74	1458,41
7	2037,11	2032,775	2041,54	2029,07	2038,735	2035,846

En la Tabla A.3 se muestran los promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo propuesto para las imágenes en escala de grises.

Tabla A.3: Promedios de los tiempos de ejecución del algoritmo propuesto para las imágenes en escala de grises.

Iter. (n)	Nº de ejecuciones para el algoritmo propuesto					Promedios t(ms)
	1	2	3	4	5	
1	62,105	63,055	61,99	62,445	62,955	62,51
2	166,74	169,645	168,34	168,435	169,34	168,5
3	327,175	332,58	331,765	332,755	331,52	331,159
4	565,245	576,84	574,47	573,6	572,15	572,461
5	976,57	973,22	968,35	970,245	975,26	972,729
6	1463,175	1474,82	1458,765	1459,83	1470,06	1465,33
7	2047,435	2040,82	2041,915	2039,95	2044,16	2042,856

APENDICE B

Algoritmos que modifican el histograma

Histogram Equalization (HE)

El algoritmo HE es el método más popular para mejorar el contraste de la imagen. El procedimiento estándar de la ecualización del histograma consiste en reasignar las escalas de grises de la imagen de entrada de modo que el histograma de la imagen de salida se aproxime al de la distribución uniforme, dando como resultado la mejora de la calidad subjetiva para la imagen de salida.

El algoritmo HE mejora el contraste de la imagen mediante la transformación de los valores de intensidad de la imagen, que se dan por la siguiente ecuación:

$$T(k) = (L - 1) \sum_{i=0}^k p(i), \forall k = 0, 1, \dots, (L - 1),$$

donde $p(i)$ es la probabilidad de ocurrencia del i -ésimo nivel de intensidad.

El algoritmo HE toma en cuenta el histograma de la imagen completa, por tanto es un proceso global. La desventaja de este proceso es que no considera la información local de la imagen pudiendo existir bajo contraste en zonas pequeñas.

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

El CLAHE permite evitar los inconvenientes causados en el procesamiento de la imagen mediante el algoritmo HE. El CLAHE tiene dos parámetros claves: tamaño de la subimagen o bloque y el límite de ajuste. Estos parámetros se utilizan para controlar la calidad de la imagen y son seleccionados por el usuario.

En una primera etapa: El CLAHE divide la imagen en subimágenes o bloques, las zonas homogéneas de una subimagen generan picos en el histograma. Luego recorta una parte del pico redistribuyendo uniformemente, los valores recortados, sobre todo el histograma de la subimagen. Posteriormente se calcula la función de transformación sobre el histograma recortado y guardar las funciones

de transformación de cada bloque. En una segunda etapa: El CLAHE identifica la subimagen a que región corresponde a partir de un punto de referencia y realiza la interpolación bilineal de cada píxel de cada subimagen. La mejora del contraste de la imagen se realiza de manera local con el algoritmo CLAHE, evitando los efectos visuales inadecuados obtenidos por el algoritmo HE.